

## Détection Temps-Échelle d'évènements paroxystiques intercritiques en électroencéphalogramme

---

### *Time-Scale Based Detection of Interictal Paroxystic Events in Electroencephalography*

par L. SENHADJI, J.J. BELLANGER, G. GARRAULT

Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image,  
INSERM – Université de Rennes I  
Bât. 22, Campus de Beaulieu F-35042 Rennes cedex

#### Résumé

Les signaux électro-encéphalographiques observés à partir de capteurs de surface et de profondeur sont, en épilepsie, les éléments fondamentaux de toute analyse spatio-temporelle des processus paroxystiques. Ceux-ci se caractérisent dans les périodes inter-critiques par des décharges rapides qu'il est important de détecter. Ces décharges correspondent à des signaux transitoires non prédictibles qui se superposent à une activité de fond pouvant elle-même être un mélange très complexe. Cet article propose un détecteur, basé sur une Transformée en Ondelettes, dont l'objectif est de mettre en évidence ces transitoires. Il comporte deux niveaux : le premier cherche à détecter tous les transitoires (artefacts inclus); le second a pour rôle de séparer au mieux les événements utiles des impulsions transitoires parasites. Une large place est laissée à la description du réglage adaptatif des seuils de décision associés à chacun des étages du détecteur. Les performances sont évaluées et comparées, sur signaux synthétiques et réels, à un détecteur proposé récemment dans la littérature.

**Mots clés :** Détection, Structure de décision, Transformée en ondelettes, Probabilité de fausse alarme, EEG.

#### Abstract

*The electroencephalographic signals recorded from surface and depth electrodes are, in epilepsy, the basic elements for the spatiotemporal analysis of paroxystic processes. These signals can be characterized in the interictal periods by fast discharges that must be detected. These non predictable transients are superposed to a background activity which is itself a complex mixture of signals. This paper describes a detector based on Wavelet Transform whose aim is to detect these events. A two stage structure is proposed : the first level carries out the detection of all the transients (including the artifacts); the second level achieves the discrimination between the events of interest and the artifactual waveforms. The decision criteria associated to the stages of the detector are reported and their adaptive fitting is emphasized. The resulting performances are evaluated on simulated and real data and they are compared to another detection scheme which has been recently proposed.*

**Key words :** Detection, Decision structure, Wavelet transforms, False alarm probability, EEG signals.

## 1. Introduction

Les signaux électro-encéphalographiques observés à partir de capteurs de surface (ou EEG) et de profondeur (ou SEEG) sont, pour l'étude de l'épilepsie, les éléments fondamentaux de toute analyse spatio-temporelle de processus dits paroxystiques. Ceux-ci se caractérisent dans les périodes critiques (i.e. les crises) par un envahissement massif des structures cérébrales, et entre les crises (ou périodes inter-critiques) par des décharges rapides. Ces dernières, encore appelées « Événements Paroxystiques Inter-Critiques » (EPIC) [1], se traduisent au niveau des capteurs par des signaux transitoires non prédictibles qui se superposent à une activité de fond pouvant elle-même être un mélange très complexe incluant une composante impulsionnelle parasite. Ces transitoires, par leur caractère localisé dans l'espace, dans le temps et en fréquence, peuvent être riches d'enseignement sur

les structures anatomiques du cerveau mises en jeu et les modes de propagation. La compréhension des mécanismes sous-jacents dépendra donc en premier lieu d'une bonne identification des segments temporels porteurs de ces informations. La difficulté est de repérer le plus possible de transitoires utiles sans les confondre avec les impulsions parasites dont la majorité correspond à ce que l'on appelle des artefacts. Ce problème a fait l'objet de nombreuses études mais ne peut pas être considéré comme bien résolu à l'heure actuelle. Certains travaux exploitent les morphologies spécifiques aux événements inter-critiques et débouchent sur des méthodes heuristiques, inspirées de l'analyse visuelle des cliniciens. Plusieurs paramètres décisionnels caractérisant les formes des transitoires sont calculés et comparés à des seuils fixes ou adaptatifs [2] [3] [4]. Pour améliorer les performances de ces détecteurs, la nature contextuelle du signal à moyen terme a été intégrée (l'état de vigilance du patient par exemple) dans [5] et [6]. Dans [6], le caractère vectoriel du signal (apparition simul-

tanée sur plusieurs capteurs) a été de plus pris en compte. Parallèlement à ces approches heuristiques, d'autres méthodes ont été développées, qui s'appuient sur une modélisation paramétrique du signal EEG (modèle AR et ARMA) [7] [8] ou relevant de l'intelligence artificielle [9], [10]. Compte tenu des caractéristiques recherchées dans les enregistrements des signaux, la Transformée en Ondelettes (TO), dont l'intérêt a par ailleurs été souligné en analyse de la parole [11] et de signaux électrocardiographiques [12] [13], permet de construire des statistiques bien adaptées à leur détection. En dehors de toute application biomédicale, certains auteurs [14] [15] [16] ont étudié la possibilité de détecter des signaux transitoires de formes incertaines en construisant des statistiques avant seuil ne dépendant des échantillons de l'observation que par l'intermédiaire d'une transformée en ondelettes ou d'une transformée temps-fréquence. Ayant d'autre part pratiqué, sur une quantité relativement importante de signaux EEG, des décompositions temps-échelle pour différentes familles d'ondelettes, [17], nous avons constaté expérimentalement que dans l'espace transformé, les ondes transitoires utiles et les artefacts influaient sur certain niveau de la décomposition de manière significative. Nous avons ainsi été amenés à construire le détecteur que nous présentons dans cet article. Il est basé sur une transformée en ondelettes complexes et son objectif est de mettre en évidence les transitoires tels que les pointes, les pointes ondes et les ondes aiguës noyées dans l'activité de fond.

Notre présentation est organisée comme suit : le second paragraphe formule le problème posé du point de vue du traitement du signal en introduisant une modélisation des différentes composantes des observations EEG et SEEG. Le troisième paragraphe décrit la structure de décision proposée. Elle comporte deux étages, le premier a pour objectif la détection des transitoires présents dans le signal (artefacts inclus) et le second leur classification en deux groupes afin de rejeter ceux qui sont physiologiquement non significatifs. Cette structure utilise une transformée en ondelettes de l'observation pour construire des statistiques associées à chacun des étages de décision. Quelques propriétés de la transformée en ondelettes et le choix de la fonction analysante utilisée sont également commentés dans cette section. Le quatrième paragraphe analyse la relation entre les caractéristiques de détection de chacun des étages et celles de l'ensemble, puis décrit la méthode utilisée pour déterminer les seuils de décision. Enfin, le paragraphe 5 est consacrée à la description des résultats expérimentaux obtenus en traitant des signaux synthétiques et des signaux réels.

## 2. Position du problème

### 2.1. DESCRIPTION DES COMPOSANTES DE L'OBSERVATION

Les signaux observés sur un intervalle temporel peuvent être décrits, après échantillonnage de pas  $\theta_e$  constant, par un processus

aléatoire  $X(k)$  de la forme :

$$X(k) = F(k) + \sum_{i=1}^{n_p} P_i(k - \theta_{P_i}) + \sum_{j=1}^{n_a} A_j(k - \theta_{A_j}) + B(k) \quad (1)$$

$$k \in \{0, 1, \dots, T\}$$

Cette relation modélise l'ensemble des activités significatives (ondes élémentaires, tracé de fond, bruits, artefacts...) qui constituent le signal (Figure 1).  $F(k)$  peut être considéré comme un signal stationnaire par morceau présent soit par intermittence, soit pendant toute la durée de l'observation; pour tout  $i$ ,  $P_i$  correspond à un potentiel de durée brève, qui survient à l'instant  $\theta_{P_i}$ , et qui est lié à une décharge neuronale anormale; les termes  $A_j$  peuvent être assimilés à des artefacts apparaissant aux instants  $\theta_{A_j}$ ; enfin, les bruits de mesure liés à l'instrumentation, stationnaires sur l'intervalle d'observation, sont regroupés dans le terme  $B(k)$ ; les quantités  $n_p$  et  $n_a$  représentent respectivement les nombres (aléatoires) d'occurrences temporelles, sur l'intervalle d'observation, des événements brefs utiles et des signaux transitoires parasites.

L'activité cérébrale de fond, représentée ici par  $F(k)$ , englobe les rythmes de base (Alpha, Bêta...) ainsi que certaines périodes critiques stationnaires (phase de recrutement d'une crise d'épilepsie par exemple). La distinction entre les  $A_j$  et les  $P_i$  dépend des objectifs de l'étude : dans notre cas, les événements épileptiques à détecter sont décrits par les  $P_i$ ; en revanche, des ondes de nature transitoire associées au sommeil ou d'autres comme les complexes  $K$  (réponse à une stimulation sensorielle durant le sommeil spontané, le coma ou la narcose) et les pointes-vertex (réponse à l'état de veille, à une stimulation auditive), font partie de la classe des artefacts. Dans tous les cas, et ceci indépendamment de l'application, il y a aussi présence de transitoires (représentés également par des termes  $A_j$ ) générés par les mouvements oculaires.

Les hypothèses faites ici sur les composantes de (1) sont les suivantes :

- $B$  est un bruit stationnaire, large bande, de puissance inconnue, que l'on peut considérer comme étant de loi approximativement gaussienne.
- $F$  est un processus aléatoire, dont la covariance  $C_F$ , inconnue, est stationnaire sur des tranches temporelles d'une durée variable et peut présenter des transitions lentes ou brutales sur les bords de ces tranches.  $F$  peut être considéré comme un processus gaussien (cette hypothèse n'étant qu'une approximation).
- Les signaux transitoires parasites  $A_j$  sont d'une durée (longueur du support) courte devant le temps de corrélation de  $F$ . Ils sont de forme inconnue, variable avec  $j$ , mais ne présentent généralement qu'un faible nombre d'extrema (souvent moins de trois). Leurs dates d'occurrence sont imprédictibles et leur distribution temporelle peut être assimilée à un processus de poisson d'intensité  $\lambda_a$  telle que  $1/\lambda_a$  est très grand devant la durée moyenne des  $A_j$ .

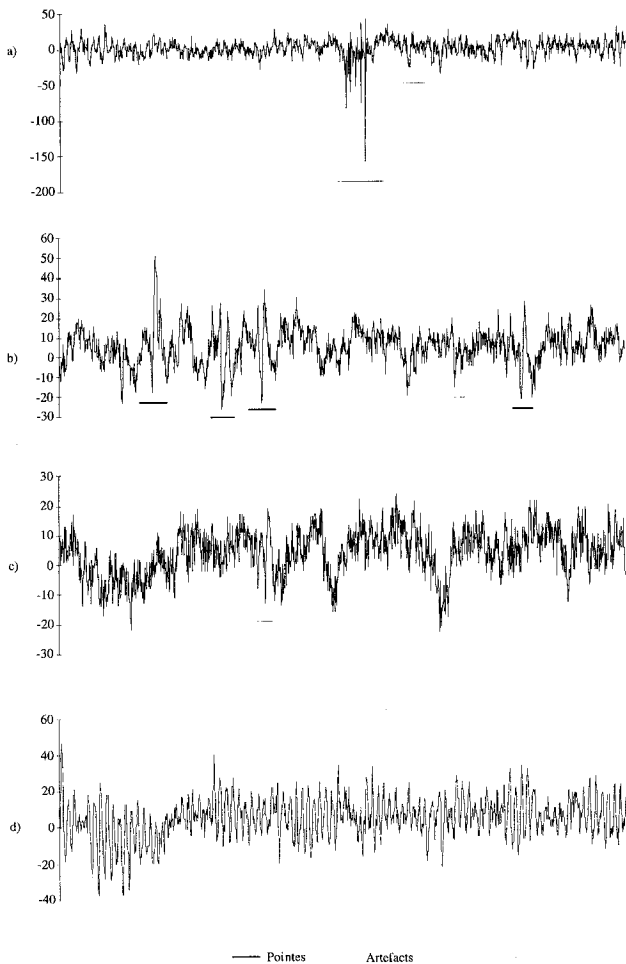


Figure 1. – Quatre exemples de tracé EEG (10 secondes chacun) a) deux types d'artefacts, b) et c) transitoires mélangés à des activités de fonds variables, d) activité de fond seul (rythme alpha).

- Les signaux utiles  $P_i$  présentent des caractéristiques semblables à celles des  $A_j$  avec une durée (longueur du support) sensiblement plus longue. Leurs instants d'apparition sont également imprédictibles, avec une fréquence moyenne d'apparition très petite devant l'inverse de leur durée moyenne.
- $B$ ,  $F$ , les  $A_j$  et les  $P_i$  sont considérés statistiquement indépendants.
- En notant  $\mathcal{S}_{P_i}$  et  $\mathcal{S}_{A_j}$  les supports des  $P_i$  et  $A_j$ , on suppose que les transitoires dans l'observation ne se superposent jamais :

$$\begin{cases} \forall (i, j) : \mathcal{S}_{P_i} \cap \mathcal{S}_{A_j} = \emptyset \\ i \neq j \Rightarrow \mathcal{S}_{P_i} \cap \mathcal{S}_{P_j} = \emptyset ; \mathcal{S}_{A_i} \cap \mathcal{S}_{A_j} = \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

## 2.2. PROBLÈME POSÉ

Le but que l'on se fixe ici est de construire un système effectuant un travail semblable à celui d'un expert qui analyse l'information

$X$  pour localiser les signaux  $P_i$ . Ce dernier repère dans  $X$  des « paquets d'échantillons » correspondant pour lui à des groupes d'instant d'échantillonnage approximant les supports des  $P_i$ . Ceci peut se formaliser en considérant qu'il prend un ensemble de décisions sous la forme d'une suite d'intervalles  $D_n, n = 1 \dots$  dont les longueurs ne doivent pas être a priori supérieures à celles du plus long des signaux  $P_i$  envisageables.

A chacun de ces  $D_n$  correspond :

- une bonne détection dans le cas où :  $\exists i : \mathcal{S}_{P_i} \cap D_n \neq \emptyset$
- une fausse alarme dans le cas contraire.

On peut alors définir le problème posé comme étant celui de la recherche d'un algorithme de construction des  $D_n$  qui :

- 1) limite la quantité de fausses alarmes à une valeur prédéterminée,
- 2) présente une probabilité de bonne détection plus élevée que celle obtenue par des systèmes existants pour un même niveau de fausse alarme,

Dans cet objectif, deux constatations peuvent être exploitées :

- i) la loi de probabilité du terme  $F + B$  dans (1), est inconnue mais susceptible d'être apprise à partir de  $X(k)$  avec une précision correcte car les termes  $A_j$  et  $P_i$  ne sont présents a priori que sur une petite partie du support de l'observation,
- ii) bien que les signaux utiles  $P_i$  et les artefacts  $A_j$  puissent être en principe modélisés comme des signaux aléatoires, on ne peut envisager d'apprendre leurs lois à partir de la seule observation  $X(k)$  qui n'en recèle par hypothèse qu'un petit nombre, superposés au bruit et en des endroits non connus. Une telle procédure d'estimation devrait en fait passer par une étape de détection relativement fiable d'un nombre suffisant de signaux transitoires « forts » (en situation de rapport signal à bruit favorable) en utilisant peu d'information à leur sujet. Ceci supposerait que le problème de départ serait déjà en partie résolu.

La construction de notre système de détection a donc été guidée par deux idées :

- 1) procéder, si nécessaire, à l'estimation de certains paramètres liés à la loi de  $F + B$  à partir de l'observation  $X(k)$ ,
- 2) n'utiliser sur les transitoires que des informations non dépendantes de l'observation particulière  $X(k)$  traitée.

Deux types d'algorithmes peuvent être envisagés a priori : « en ligne » ou « hors ligne ». On s'autorise ici l'approche hors ligne qui consiste en un traitement global de  $X(k)$ , sans contrainte de séquentialité, et qui permet de suivre au mieux l'idée 1) ci-dessus. Quant à l'idée 2) nous avons choisi de l'exploiter (comme indiqué dans l'introduction) d'une manière rappelant certaines approches de la littérature traitant de la détection d'un signal transitoire d'instant d'arrivée éventuellement non connu dans un bruit blanc gaussien [14] [15] [16]. Ce problème a été

abordé dans ces références dans le cas où le signal à détecter, après une transformation linéaire bien adaptée à son caractère transitoire, peut-être correctement approximé dans le domaine transformé par un vecteur ne comportant qu'un nombre restreint de composantes. Ces travaux illustrent en particulier l'usage d'une transformation de Gabor et de transformations temps-fréquence et en ondelettes pour détecter des signaux admettant une définition analytique impliquant une meilleure localisation dans l'espace temps-échelle et/ou temps-fréquence que dans l'espace initial des signaux temporels. D'autre part, pour de nombreux signaux EEG réels correspondant à des activités de fond différentes et comportant des transitoires utiles, l'examen de la décomposition, au moyen de différents types d'ondelettes, a fait apparaître que la représentation temps-échelle méritait d'être envisagée dans le cadre du problème posé [17]. Nous nous sommes donc intéressés à la construction d'une structure de décision passant par une représentation en ondelettes de l'observation  $X(k)$ . Les résultats obtenus dans [14] [15] n'étaient évidemment pas directement transposables ici puisque le bruit n'est pas blanc, qu'il comporte une composante impulsionnelle et que le nombre de transitoires présents dans l'observation est inconnu.

En résumé, pour extraire les  $P_i$  de l'observation (1) on se donne pour objectif de générer hors ligne des intervalles temporels  $D_n$  qui les localisent, d'utiliser des statistiques de décision ne dépendant que d'une transformation en ondelettes de l'observation et de s'adapter par apprentissage à la loi de probabilité de  $B + F$  pour les paramètres de la structure qui l'exigent.

## 3. Présentation de la structure de détection

### 3.1. IDÉE GÉNÉRALE DE LA MÉTHODE DE DÉTECTION ADOPTÉE

Le problème est de détecter un nombre inconnu de signaux transitoires de formes mal définies dans un bruit comportant, en plus d'une composante localement stationnaire et approximativement gaussienne, une composante de nature impulsionnelle. On propose classiquement [18] une solution sous optimale à ce problème en le ramenant à une suite de problèmes de détection plus élémentaires, chacun visant à détecter un seul transitoire sur une fenêtre d'observation courte recouvrant son support. On procède dans ce cas à une suite de tests du même type effectués sur une suite d'intervalles d'observation, de longueur constante, et dont l'union recouvre l'intervalle d'observation global.

On suppose pour cela que la durée maximale  $L_{\max}$  des signaux transitoires à détecter est connue, on se fixe une dimension de vecteur d'observation  $L$  supérieure ou égale à  $L_{\max}$  et on introduit la suite des vecteurs d'observation :

$$\mathbf{X}(k) = [X(k-L+1), \dots, X(k)]^t, \quad k \in \{L-1, \dots, T\} \quad (3)$$

A chacun de ces vecteurs on peut associer des tests identiques  $T_k$  pour décider de la présence ou de l'absence d'un transitoire utile dans  $\mathbf{X}(k)$ . Pour formaliser cela, considérons les deux composantes du signal d'observation correspondant d'une part aux transitoires utiles et d'autre part aux transitoires parasites :

$$\begin{aligned} Tr_1(k) &= \sum_{i=1}^{n_p} P_i(k - \theta_{p_i}); \\ Tr_2(k) &= \sum_{j=1}^{n_a} A_j(k - \theta_{a_j}) \end{aligned} \quad (4)$$

et les suites de vecteurs extraits correspondantes :

$$\begin{aligned} \mathbf{Tr}_1(k) &= [Tr_1(k-L+1), \dots, Tr_1(k)]^t \\ \mathbf{Tr}_2(k) &= [Tr_2(k-L+1), \dots, Tr_2(k)]^t \end{aligned} \quad (5)$$

de manière analogue, on introduit :

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(k) &= [F(k-L+1), \dots, F(k)]^t; \\ \mathbf{B}(k) &= [B(k-L+1), \dots, B(k)]^t \end{aligned} \quad (6)$$

Les vecteurs  $\mathbf{X}(k)$  s'écrivent en conséquence :

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k) + \mathbf{Tr}_1(k) + \mathbf{Tr}_2(k) + \mathbf{B}(k).$$

En tenant compte de la relation (2), pour chaque  $k$ , une et une seule des trois hypothèses suivantes doit être réalisée :

- 1) hypothèse  $H_{1,k}$  :  $\mathbf{Tr}_1(k) \neq \mathbf{0}$  où  $\mathbf{0}$  désigne le vecteur nul de  $R^L$ , (présence d'un  $P_i$ )
- 2) hypothèse  $H'_{0,k}$  :  $\mathbf{Tr}_1(k) = \mathbf{Tr}_2(k) = \mathbf{0}$  (aucun transitoire présent),
- 3) hypothèse  $H''_{0,k}$  :  $\mathbf{Tr}_2(k) \neq \mathbf{0}$  (présence d'un artefact).

On peut regrouper les deux hypothèses incompatibles  $H'_{0,k}$  et  $H''_{0,k}$  en une seule hypothèse :

$$H_{0,k} = (H'_{0,k} \text{ ou } H''_{0,k}).$$

On remarque que si on suppose que la loi de probabilité de  $\mathbf{B}(k) + \mathbf{F}(k)$  est connue, l'hypothèse  $H'_{0,k}$  est une hypothèse simple mais les hypothèses  $H_{1,k}$  et  $H''_{0,k}$  sont composites en raison de l'incertitude de forme et de position pour tous les  $P_i$  et  $A_j$ .

Pour chaque  $k$ ,  $T_k$  sera alors un test devant décider entre les hypothèses  $H_{1,k}$  et  $H_{0,k}$ . Pour aboutir au résultat recherché qui est de construire la suite des  $D_n$ , une possibilité est de considérer l'ensemble des instants  $k$  de  $\{L-1, \dots, T\}$  ayant mené à l'acceptation de  $H_{1,k}$  et d'en extraire des intervalles disjoints de longueur maximale imposée. La construction de  $T_k$  suivant la technique traditionnelle de Rapport de Vraisemblance Généralisé (RVG), bien qu'ici envisageable, est rendue difficile par le caractère composite du bruit ( $\mathbf{F}(k) + \mathbf{Tr}_2(k) + \mathbf{B}(k)$ ). La solution que nous proposons pour éviter une construction directe de  $T_k$  s'appuie sur l'idée que pour décider entre  $H_{1,k}$  et  $H_{0,k}$  on peut, de manière sous optimale, agir en deux étapes :

- décider, par un premier test  $T_{1,k}$  et pour chaque  $k = L - 1, \dots, T$ , entre les hypothèses  $H_{1,k}$  et  $H'_{0,k}$ ,  $T_{1,k}$  étant construit en ignorant la possibilité  $H''_{0,k}$
- considérer les  $H_{1,k}$  acceptées dans la première étape et utiliser un deuxième test noté  $T_2$ , pour les valider en les comparant aux hypothèses  $H''_{0,k}$ .

Intuitivement, il est clair que le fait d'ignorer  $H''_{0,k}$  dans la première étape a l'inconvénient d'augmenter le taux de fausse alarme de  $T_1$ . En effet, si un transitoire  $A_j$  se trouve présent en tout ou en partie dans  $X_k$ , il risque d'être assimilé à un  $P_i$  puisque  $T_1$  « ignore » la possibilité  $H''_{0,k}$ . La deuxième étape doit donc être introduite pour réduire ce type d'erreur. La construction de  $T_{1,k}$  étant plus simple que celle de  $T_k$ , cette manière de faire est intéressante si on peut construire facilement un test  $T_2$  tel que la paire  $(T_{1,k}, T_2)$  offre des performances satisfaisantes. Nous proposons plus loin pour  $T_2$  un type de test qui a donné de bon résultat.

### 3.2. DESCRIPTION DE LA STRUCTURE ADOPTÉE

Pour générer la suite des  $D_n$  on s'est donc imposé la structure décrite par la Figure 2. L'information est présentée sur son entrée sous la forme de la suite des vecteurs d'observation  $X(k)$ . On distingue deux niveaux  $N_1$  et  $N_2$  dont on peut résumer les rôles respectifs comme suit :

- $N_1$  a pour fonction, en utilisant un sous ensemble de coefficients issus d'une décomposition en ondelettes de l'observation  $X(k)$ , de générer une suite de vecteurs  $Y(k)$  auxquels on applique un même test d'hypothèse, d'en déduire une suite d'intervalles  $\Delta_q$  qui s'interprètent comme susceptibles de correspondre à des situations du type  $X(k) = F(k) + Tr_1(k) + B(k)$  ou bien  $X(k) = F(k) + Tr_2(k) + B(k)$  (alors que les  $D_n$  s'interprètent comme ne correspondant qu'au premier type de situation). Les  $\Delta_q$  sont, en quelque sorte, candidats pour être des  $D_n$ .
- $N_2$  reprend sur son entrée, pour chaque  $q$ , les vecteurs  $Y_l$  pour les seuls indices  $l$  dans  $\Delta_q$ . Son but est d'éliminer les  $\Delta_q$  construits par  $N_1$  du fait de la présence d'un artefact et de ne retenir que ceux liés à la présence d'un signal transitoire utile. Nous allons maintenant décrire plus précisément  $N_1$  et  $N_2$ .

#### 3.2.1. Description de $N_1$

Pour construire la suite  $(\Delta_q)$ , le niveau  $N_1$  met en œuvre une suite  $(T_{1,k})$  de tests identiques appliqués aux vecteurs  $X(k)$ . A chaque instant  $k$  et suivant l'idée exposée plus haut,  $T_{1,k}$  choisit entre les hypothèses  $H_{1,k}$  et  $H'_{0,k}$  sans prendre en considération la possibilité  $H''_{0,k}$ . Il est construit au moyen d'une statistique  $S_{1,k} = S_1(X(k))$ , (où  $S_1$  est une fonction scalaire de l'observation), que l'on compare à un seuil  $\lambda_1$ . Ce dernier est déterminé de manière adaptative au moyen d'un algorithme  $\mathcal{A}1$  (décrit dans le paragraphe 4) à partir de la suite  $S_{1,k}$ . Une fois tous les tests  $T_{1,k}$ ,  $k = L - 1, L, \dots, T$ , effectués, on dispose de l'ensemble

d'indices  $\{m \in \{L - 1, \dots, T\} : S_{1,m} > \lambda_1$  qui peut être partitionné en intervalles  $\Delta_q = [\delta_q, \delta_q + 1, \dots, \delta_q + N_q - 1]$ ,  $q = 1, 2, \dots$ , correspond chacun à  $N_q$  dépassements successifs des  $S_{1,m}$  au-dessus de  $\lambda_1$  et donc formellement définis par :

$$\begin{aligned} \delta_1 &= \min\{m ; S_{1,m} > \lambda_1\} \\ \delta_q &= \min\{m ; m \geq \delta_{q-1} + N_{q-1}, S_{1,m} > \lambda_1\} \\ &\text{pour } q \geq 2 \\ \delta_q + N_q - 1 &= \min\{m ; m \geq \delta_q, S_{1,m} > \lambda_1, S_{1,m+1} \leq \lambda_1\} \\ &\text{pour } q \geq 1 \end{aligned} \quad (7)$$

#### 3.2.1.1. Construction de $T_{1,k}$

##### a) Structure de $T_{1,k}$

La forme que nous avons retenue pour  $T_{1,k}$  est basée sur une discrimination énergétique entre les deux hypothèses concernées. Elle s'appuie sur un filtrage, une élévation au carré, une sommation et une comparaison du résultat à un seuil  $\lambda_1$ . Le filtrage est réalisé sous la forme  $Y(k) = \mathcal{F}X(k)$  où  $\mathcal{F} = [F_1^t, F_2^t, \dots, F_M^t]^t$  est une matrice comportant  $M$  lignes et  $L$  colonnes. Chaque ligne correspond à un filtre discret  $F_i$  comportant  $L$  coordonnées. L'élévation au carré et la sommation se traduisent par le calcul d'une norme euclidienne et on a :

$$S_{1,k} = \|Y(k)\|^2 = \sum_{i=1}^M Y^2(k, i) \quad (8)$$

où  $Y(k, i)$  est la  $i$ ème coordonnée de  $Y(k)$ . Le test est alors :

$$\begin{aligned} - H'_{0,k} &\text{ acceptée si } S_{1,k} < \lambda_1 \text{ où } S_{1,k} = \|Y(k)\|^2 \\ - H_{1,k} &\text{ acceptée sinon.} \end{aligned} \quad (9)$$

La détermination de  $\mathcal{F}$  correspondrait, dans le cas général, à celle de  $M \cdot L$  paramètres. Ce choix est simplifié ici car on s'est imposé, dans l'esprit de ce qui a été dit plus haut, de faire correspondre les  $F_i$  aux versions échantillonnées de  $M$  fonctions prélevées dans une famille d'ondelettes à support borné pour  $M$  valeurs distinctes du facteur d'échelle. La détermination de ces paramètres ne dépend pas de la réalisation particulière  $X$  observée et est donc non adaptative. Dans le paragraphe suivant nous discutons du choix d'une ondelette adaptée à notre utilisation.

##### b) Choix d'une transformée en ondelettes et détermination de $\mathcal{F}$ .

La transformation par ondelettes d'un signal  $X(t)$  correspond à sa décomposition linéaire suivant une famille de fonctions obtenues par dilatations et translations d'une ondelette analysante notée  $\Psi$ , qui vérifie des conditions dites d'admissibilité [19]. Les coefficients déduits de cette décomposition sont (\* désignant le

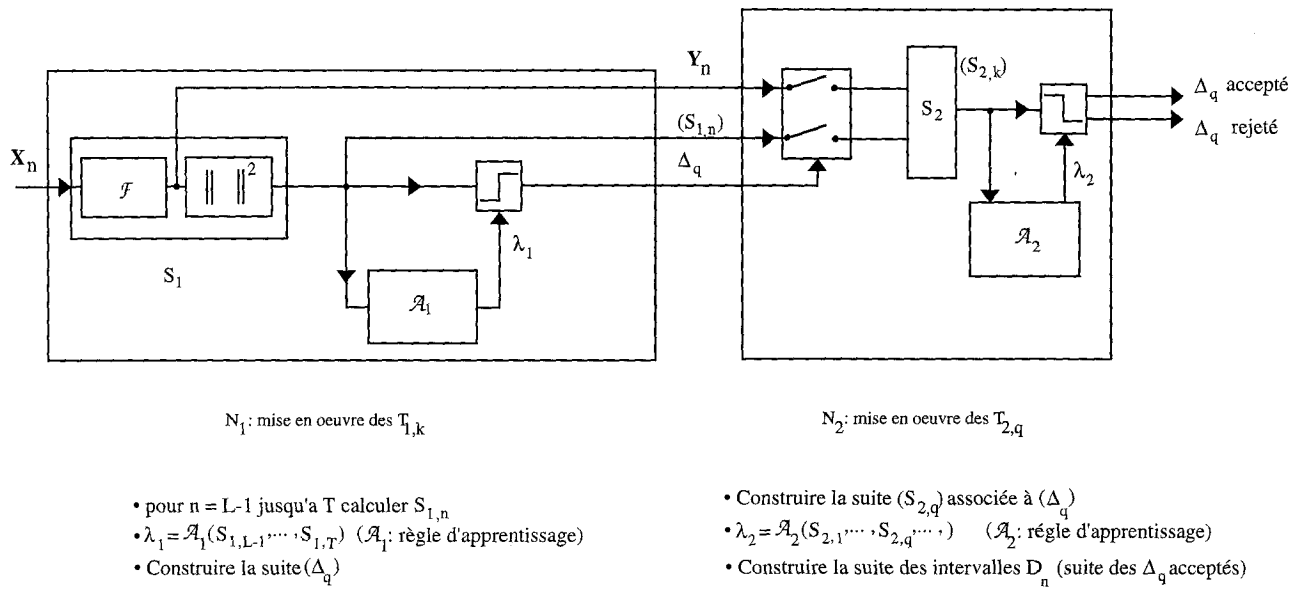


Figure 2. – Schéma de la structure de décision proposée et sa forme algorithmique.

complexe conjugué) :

$$D_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt; \quad (10)$$

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right); \quad a \neq 0, b \in R$$

L'ensemble des  $(D_{a,b})$ ,  $a$  non nul,  $a$  et  $b$  réels, constitue la transformée en ondelettes continue.

En posant :

$$\tilde{\Psi}_a(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi^*\left(-\frac{t}{a}\right),$$

$D_{a,b}$  s'écrit :

$$D_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \tilde{\Psi}_a(b-t) dt$$

et correspond alors à la sortie observée à l'instant  $b$ , d'un filtre de réponse impulsionnelle  $\tilde{\Psi}_a(t)$  et d'entrée  $X(t)$ . L'application de ces formules à un signal discret est possible en remplaçant les intégrales par leurs approximations de Riemann. Le paramètre d'échelle  $a$  permet d'ajuster simultanément la fréquence centrale et la largeur de la bande passante. Cette transformation agit sur le signal comme une batterie de filtres de caractéristiques fréquentielles liées à  $\Psi$  et au facteur de dilatation  $a$ . Dans le cadre du problème posé et à partir de connaissances a priori et de données d'apprentissage, nous avons cherché une fonction  $\Psi$  et un sous-ensemble de paramètres d'échelle tel que la collection correspondante des  $D_{a,b}$  permette de construire une statistique adaptée à la mise en évidence des signaux utiles.

Dans un premier temps, notre démarche a été de sélectionner, à partir d'une analyse descriptive, une ondelette analysante convenant au problème posé [20]. Nous avons pour cela cherché à faire le lien entre les événements  $P_i$  à détecter (identifiés comme tels par un spécialiste) et leurs projections sur les niveaux de décomposition. En s'appuyant sur la décomposition expérimentale de nombreuses portions d'EEG, trois familles d'ondelettes ont été confrontées : la première conduit à une base orthonormée à support compact [21], la seconde est une famille d'ondelettes spline cubique non-orthogonales, génératrice de  $L^2(R)$  [22], la dernière, qui ne permet pas de construire de base d'ondelettes pour  $L^2(R)$ , s'écrit :

$$\Psi(t) = C \cdot (1 + \cos 2\pi f_0 t) \cdot e^{2i\pi k_0 f_0 t}, \quad (11)$$

$$|t| \leq \left(\frac{1}{2f_0}\right), \quad k_0 \text{ entier } \notin \{-1, 0, 1\}$$

où  $k_0$  fixe le nombre d'oscillations de la partie complexe (les conditions d'admissibilité sont vérifiées pour  $k_0$  autre que  $-1$ ,  $0$  et  $1$ ),  $f_0$  est la fréquence normalisée et  $C$ , une constante de normalisation ( $\|\Psi\| = 1$ ).

L'approche basée sur l'ondelette complexe (eq. 11) a été retenue. Elle offre la possibilité de choisir librement les facteurs d'échelle  $a_i$  en fonction des objectifs recherchés (contrairement aux approches dyadiques qui imposent une dichotomie). La redondance de ces niveaux et leurs relations mutuelles, telles que l'évolution des maxima d'une résolution à une autre en fonction du contenu du signal, le comportement des maxima aux échelles d'analyse les plus fines (donc hautes fréquences) et leur capacité à rendre compte de la régularité locale du signal analysé sont de plus des atouts de la décomposition complexe [20].

Les lignes  $F_i$  de la matrice  $\mathcal{F}$  et les vecteurs  $Y_{(k)}$ , introduits dans le paragraphe précédent, sont alors pris de la forme :

$F_i = \left[ \Psi \left( \frac{-N\theta_\varepsilon}{a_i} \right), \Psi \left( \frac{(1-N)\theta_\varepsilon}{a_i} \right), \dots, \Psi \left( \frac{(N-\varepsilon)\theta_\varepsilon}{a_i} \right) \right]^t$  où  $N$  est la partie entière de  $L/2$ ,  $\varepsilon$  vaut 1 ou 0 selon la parité de  $L$  et  $Y(k) = [Y(1, k), Y(2, k), \dots, Y(M, k)]^t$  où les  $Y(l, k)$ ,  $1 \leq l \leq M$  sont les approximations de Riemann des coefficients  $D_{a_l, k\theta_\varepsilon}$ .

### 3.2.2. Description de $N_2$

$N_2$  met en œuvre, pour chaque  $\Delta_q$  retenu au niveau  $N_1$ , un test  $T_{2,q}$  pour ne retenir qu'une des deux hypothèses suivantes :

- $H_{0,\Delta_q} : \exists m \in \Delta_q / H_{0,m}'$  vraie
- $H_{1,\Delta_q} : \exists m \in \Delta_q / H_{1,m}$  vraie

Autrement dit  $T_{2,q}$  intervient pour décider si l'intervalle  $\Delta_q$ , construit par  $N_1$ , est dû à la présence d'un artefact ou à celle d'un signal utile (implicitement, à ce deuxième niveau de décision, les hypothèses  $H_{0,m}'$  sont ignorées pour  $m$  pris dans  $\Delta_q$ ). Dans ce dernier cas, l'intervalle  $\Delta_q$  est ajouté à la liste des  $D_n$ .

#### 3.2.2.1. Construction de $T_{2,q}$

Le test  $T_{2,q}$  retenu pour chaque  $k$  est de la forme :

- $H_{1,\Delta_q}$  acceptée si  $S_{2,q} = S_2(\{Y_m : m \in \Delta_q\}) < \lambda_2$  où  $S_{2,q}$  est un réel et où la fonction  $S_2$  ne dépend pas de la réalisation observée
- $H_{1,\Delta_q}$  rejetée sinon.

Le seuil  $\lambda_2$  est déterminé en fonction de la suite des  $S_{2,q}$  (et dépend donc, par l'intermédiaire de ces quantités, de la réalisation  $X$  de l'observation) suivant une méthode explicitée en 5.2.2.

L'application  $S_2$  est définie par les relations :

$$\begin{cases} g_m = \frac{\sum_{i=1}^M (1/a_i) |Y(i,m)|^2}{\sum_{i=1}^M |Y(i,m)|^2}, m \in \Delta_q \\ S_{2,q} = \frac{1}{N_q} \sum_{m \in \Delta_q} g_m, N_q = \text{card}(\Delta_q) \end{cases} \quad (13)$$

où  $g_m$  correspond au barycentre des  $1/a_i$  ( $i = 1 \dots M$ ) retenus, pondérés par les énergies  $|Y(i, m)|^2 = |D_{a_i, m}|^2$  des composantes de  $Y(m)$ .  $S_{2,q}$  s'interprète en conséquence comme un paramètre décisionnel prenant une valeur d'autant plus élevée que les énergies des  $X(m)$  ( $m$  dans  $\Delta_q$ ), sont dans leur ensemble concentrées (dans le domaine des échelles) en des valeurs  $a_i$  plus petites. La justification de cette procédure est liée à :

- la constatation expérimentale qualitative suivante : à énergie équivalente, en moyenne, les  $P_i$  se distinguent des  $A_j$  par une

occupation énergétique plus importante des niveaux correspondant aux valeurs  $a_i$  les plus élevées (c'est à dire correspondant à des fréquences plus basses),

- l'absence d'information précise sur les  $A_j$  et les  $P_i$  (statistique, modèles paramétriques,...).

## 4. Caractérisation des performances et construction des seuils

Pour un choix donné de la matrice  $\mathcal{F}$ , il suffit pour compléter la structure de décision proposée, de définir les algorithmes  $\mathcal{A}_1$  et  $\mathcal{A}_2$  d'évaluation des deux seuils  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ . L'approche classique est de rechercher à maximaliser une probabilité de détection pour un taux de fausse alarme réglé par l'utilisateur. Ici le taux de fausse alarme est noté  $\overline{NFA}$  et est défini par le nombre moyen, par unité de temps, d'intervalles  $D_n$  tels que  $\forall i S_{P_i} \cap D_n = \emptyset$ . La probabilité de détection, notée  $PD$ , est la probabilité pour qu'à un  $P_i$  présent dans l'observation soit associé la création d'un intervalle  $D_n$  tel que  $S_{P_i} \cap D_n \neq \emptyset$ . La structure de décision étant composée de deux sous structures, la deuxième s'appuyant sur les décisions de la première, il est clair que les performances en termes de taux de fausses alarmes et de probabilité de détection sont fonction de paramètres du même type définis localement pour  $N_1$  et  $N_2$  et qui dépendent de  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$ . Nous allons donner les expressions  $\overline{NFA}$  et  $PD$ , en fonction de ces deux seuils, dans 4.3 en définissant auparavant en 4.1 et 4.2 les quantités intermédiaires.

### 4.1. PARAMÈTRES CARACTÉRISANT LE COMPORTEMENT DE $N_1$

On introduit les quantités suivantes :

- taux de fausse alarme pour  $N_1$ , noté  $\tau_1$  et défini par le nombre moyen d'intervalles  $\Delta_q$  créés par unité de temps en absence de tout transitoire,
- probabilité de détection d'un artefact, notée  $PDA1$  et correspondant à la probabilité pour qu'à un  $A_j$  corresponde la création d'un  $\Delta_k$  tel que  $S_{A_j} \cap \Delta_q \neq \emptyset$ . Ce type de décision correspond en fait, pour  $N_1$ , à une fausse alarme due à un artefact.
- probabilité de détection d'une onde utile notée  $PDP1$ , définie par la probabilité pour qu'à un signal utile  $P_i$  soit associé un  $\Delta_q$  tel que  $S_{P_i} \cap \Delta_q \neq \emptyset$ .

Pour une loi de probabilité donnée de la composante  $B + F$  de l'observation on remarque que  $\tau_1$  ne dépend que de  $\lambda_1$ ,  $PDA1$  et  $PDP1$  dépendent non seulement de  $\lambda_1$  mais également de la forme des transitoires dans la mesure où ces derniers ne sont pas probabilisés.  $PDA1$  et  $PDP1$  sont évidemment des fonctions décroissantes de  $\lambda_1$ .

## 4.2. PARAMÈTRES CARACTÉRISANT LE COMPORTEMENT DE $N_2$

On considère les deux probabilités de fausse alarme :

–  $PFA2B$  : probabilité pour que  $S_{2,q} < \lambda_2$  conditionnellement à ce que l'intervalle  $\Delta_q$  soit tel que :

$$\forall i, j \mathcal{S}_{P_i} \cap \Delta_q = \emptyset \text{ et } \mathcal{S}_{A_j} \cap \Delta_q = \emptyset$$

(fausse alarme due au fond seul),

–  $PFA2A$  : probabilité pour que  $S_{2,q} < \lambda_2$  conditionnellement à ce que l'intervalle  $\Delta_q$  soit tel que :

$$\forall i \mathcal{S}_{P_i} \cap \Delta_q = \emptyset \text{ et } \exists j \mathcal{S}_{A_j} \cap \Delta_q \neq \emptyset$$

(fausse alarme due à un artefact),

et la probabilité de détection correcte :

–  $PD2$  : probabilité pour que  $S_{2,q} < \lambda_2$  conditionnellement à ce que :  $\mathcal{S}_{P_i} \cap \Delta_q \neq \emptyset$

## 4.3. EXPRESSION DU TAUX DE FAUSSE ALARME GLOBAL ET DE LA PROBABILITÉ DE DÉTECTION

On comptabilise une fausse alarme pour chaque  $\Delta_q$  créé par  $N_1$  en l'absence de tout  $P_i$  dans son voisinage et accepté par  $N_2$  comme un  $D_n$ . Ceci pouvant se produire en l'absence de tout artefact ou du fait de la présence de l'un d'entre eux dans le voisinage de  $\Delta_q$ , le taux de fausse alarme global  $\overline{NFA}$  peut être approché par la formule suivante, dans laquelle on a explicité l'influence des seuils  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  :

$$\overline{NFA}(\lambda_1, \lambda_2) = \tau_1(\lambda_1) PFA2B(\lambda_2) + \lambda_A PDA1(\lambda_1) PFA2A(\lambda_1, \lambda_2) \quad (14)$$

où  $\lambda_A$  est le nombre moyen d'artefacts par unité de temps. D'autre part, on a une bonne détection d'une onde  $P_i$  si et seulement si, dans son voisinage, un intervalle  $\Delta_q$  est créé par  $N_1$  et que celui-ci est accepté par  $N_2$  comme un  $D_n$ . On aboutit donc à :

$$PD(\lambda_1, \lambda_2) = PDP1(\lambda_1) PD2(\lambda_1, \lambda_2) \quad (15)$$

## 4.4. DÉTERMINATION DES SEUILS $\lambda_1$ et $\lambda_2$

Même en supposant  $\lambda_A$  et la loi de  $F + B$  connus, l'utilisation rationnelle des relations (14) et (15) pour choisir  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  adaptativement en cherchant à optimiser le comportement global de la structure de décision comporte des difficultés sérieuses : i) la paire  $(\lambda_1, \lambda_2)$  assurant une valeur donnée pour  $\overline{NFA}$  n'est pas

unique et dépend d'informations non disponibles sur les  $A_j$ , ii) la densité de population  $\lambda_A$  des  $A_j$ , est inconnue, iii)  $\tau_1$  est difficile à évaluer en fonction de  $\lambda_1$ , que ce soit par le calcul ou par la mesure.

On propose ici une solution sous-optimale simple consistant à choisir  $\lambda_1$  de manière classique en imposant la probabilité de fausse alarme dans les tests  $T_{1,k}$  puis à choisir  $\lambda_2$  pour assurer une valeur minimale à  $PD2$ . En conséquence les seuils  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  sont construits l'un après l'autre au moyen de deux algorithmes  $A1$  et  $A2$  tels que :

- $A1$  calcule  $\lambda_1$   
pour avoir  $Pr\{S_{1,k} > \lambda_1/H'_{0,k}\} = PFA1(\lambda_1) < PFA1_0$
- $A2$  calcule  $\lambda_2$   
pour avoir  $PD2(\lambda_1, \lambda_2) > PD2_0$  à  $\lambda_1$  fixé.

(16)

où  $PFA1_0$  et  $PD2_0$  sont des valeurs imposées par l'utilisateur. Cette manière de faire peut se justifier comme suit :  $PFA1(\lambda_1)$  peut être calculée à partir de la connaissance de la seule distribution de probabilité de  $S_{1,k}$  ce qui n'est pas le cas de  $\tau_1(\lambda_1)$ ; en évaluant  $PFA1(\lambda_1)$  par la formule  $\tau_1(\lambda_1)C(\lambda_1)\theta_e$  où  $C(\lambda_1)$  est le cardinal moyen des intervalles  $\Delta_q$  et où  $\theta_e$  la période d'échantillonnage, exprimée en secondes, utilisé pour construire la suite  $X(k)$ , on peut donc toujours utiliser, puisque tout  $\Delta_q$  contient au moins un élément, la majoration  $\tau_1(\lambda_1) \leq \frac{PFA1(\lambda_1)}{\theta_e}$ .

### 4.4.1. Détermination adaptative de $\lambda_1$

$A1$  doit fournir, à partir des réalisations  $S_{1,k}, k = L-1, L, \dots, T$ , une valeur de  $\lambda_1$  telle que, sous  $H'_0$ ,

$$\int_{\lambda_1}^{+\infty} P_{S_1}(x) dx \cong PFA1_0.$$

Pour cela, une méthode est de déterminer  $\lambda_1$  tel que

$$\int_{\lambda_1}^{+\infty} \widehat{P}_{S_1}(x) dx = PFA1_0,$$

en s'appuyant sur une estimation  $\widehat{P}_{S_1}$  de la densité  $P_{S_1}$  sous  $H'_0$ . On a choisi une approche paramétrique : sous  $H'_0$ , la statistique  $S_{1,k}$  étant une forme quadratique de  $2M$  variables aléatoires gaussiennes, on identifie la densité de probabilité  $P_{S_1}$  à une loi du type chi-deux à  $N$  degrés de liberté en posant  $S_{1,k} = \sigma^2 \chi_{2,N}$  (où  $\chi_{2,N}$  désigne une variable aléatoire dont la loi est du type chi-deux à  $N$  degrés de liberté) [23]. Des estimations de  $\widehat{N}$  et  $\widehat{\sigma}$  des paramètres  $\sigma$  et  $N$  peuvent être obtenues par la méthode des moments en calculant la moyenne et la variance empiriques,  $\widehat{\mu}$  et  $Var(\widehat{S}_{1,k})$ , et en utilisant les relations

$$\widehat{N} = Ar \left[ \frac{2\widehat{\mu}^2}{Var(\widehat{S}_{1,k})} \right] \text{ et } \widehat{\sigma}^2 = \frac{Var(\widehat{S}_{1,k})}{2\widehat{\mu}}$$



où  $Ar[x]$  désigne l'entier le plus proche de  $x$ .

La difficulté pour cette méthode est de disposer d'un sous ensemble  $I_a$  de  $\{L - 1, l, \dots, T\}$  tel que les  $S_{1,k}$ ,  $k$  pris dans  $I_a$ , puissent être considérés conditionnellement à l'hypothèse  $H'_0$ . En prenant  $I_a = \{L - 1, L, \dots, T\}$ , on introduit donc un biais sur  $\hat{N}$  et  $\hat{\sigma}$  qui sera cependant peu important si le nombre de transitoires présents dans l'observation est relativement faible, ce qui est supposé ici. On propose en 5.2 une modification de  $\mathcal{A}1$  développée pour atténuer le biais ainsi introduit sur  $\lambda_1$ .

### 4.4.2. Détermination adaptative de $\lambda_2$

Pour construire l'algorithme  $\mathcal{A}2$ , la densité  $P_{S_2}$  des variables aléatoires  $S_{2,q}$  est cette fois considérée; en supposant qu'elle suit une loi de mélange intégrant essentiellement deux composantes,  $P_{S_2/A}$  correspond à la présence d'un artefact et l'autre,  $P_{S_2/P}$ , à la présence d'un transitoire utile on a :

$$P_{S_2}(x) \approx \alpha P_{S_2/P}(x) + (1 - \alpha) P_{S_2/A}(x).$$

Puisque  $PD(\lambda_2) = \int_{-\infty}^{\lambda_2} P_{S_2/P}(x) dx$  le réglage de  $\lambda_2$  pour contrôler  $PD2$  nécessite donc en principe la connaissance de  $P_{S_2/P}$ . On a choisi d'utiliser une estimation  $\widehat{P_{S_2/P}}$  obtenue, en postulant la nature gaussienne de  $P_{S_2/P}$ , par identification des paramètres  $m$  et  $\sigma$  de cette loi. L'hypothèse gaussienne, bien qu'évidemment quelque peu arbitraire si on considère la définition de  $S_{2,q}$  (eq. 13), a cependant été retenue pour la simplicité des calculs qu'elle autorise. Sous l'hypothèse que  $P_{S_2/P}$  et  $P_{S_2/A}$  présentent des modes suffisamment séparés, on a retenu pour  $\mathcal{A}2$  l'algorithme suivant :

- 1)  $\text{Log}(P_{S_2}(x))$  est modélisé, pour  $x$  pris dans  $[0, x_a]$ , par  $\text{Log}(\alpha) - \text{Log}(\sqrt{2\pi}\sigma) - \frac{1}{2\sigma^2}(x - m)^2$  où  $x_a$  est une valeur telle que  $\widehat{F_{S_2}}(x_a) = 0,5$  et  $\widehat{F}$  désigne la fonction de répartition empirique (on élimine ainsi les valeurs de  $x$  pour lesquelles  $P_{S_2}$  peut être notablement distincte de  $\alpha \widehat{P_{S_2/P}}$ ),
- 2) cette expression correspond à un trinôme  $ax^2 + bx + c$  pour  $x$  dans  $[0, x_a]$ , que l'on ajuste à  $\text{Log}(\widehat{P_{S_2}})$  par une méthode standard en utilisant une estimation  $\widehat{P_{S_2}}$  évaluée sur les  $\Delta_q$  sélectionnés par  $\lambda_1$ ,
- 3)  $\lambda_2$  est calculé en fonction de  $\hat{\sigma} = \sqrt{|\frac{1}{2a}|}$  et  $\hat{m} = \frac{-b}{2a}$  pour obtenir la valeur  $PD2$  désirée, l'influence de  $\alpha$  étant ainsi écartée.

## 5. Expérimentation

La validation d'une méthode de détection comme celle qui vient d'être décrite est très difficile pour plusieurs raisons qu'il convient tout d'abord d'explicitier afin de comprendre la démarche retenue. L'expérimentation suppose en particulier :

- 1) de disposer d'ensembles d'observations représentatifs des situations rencontrées en pratique : il faut savoir que les enregistrements sont effectués sur plusieurs jours à partir d'un nombre de capteurs pouvant dépasser la centaine dès lors que SEEG et EEG sont combinés et que les signaux sont dépendants de la position des capteurs relativement aux structures cérébrales. Par ailleurs, les expressions des processus épileptiques d'un patient à l'autre, voire d'un même patient à des périodes différentes sont extrêmement variables. Ces conditions limitent sévèrement tout effort de complétude dans la construction d'une base de données de référence.
- 2) d'étiqueter les mélanges constituant les signaux : il s'agit de repérer les transitoires présents dans l'observation et de les faire valider par plusieurs spécialistes. Soulignons d'autre part que cette « référence — observateurs » reste elle-même subjective et qu'elle peut ignorer des transitoires qui auraient pu être retenus en d'autres circonstances et/ou par d'autres spécialistes,
- 3) d'explorer les degrés de liberté implicitement présents dans l'architecture du détecteur proposé (influence de l'apprentissage, validité des modèles statistiques, choix des paramètres etc... ). Une telle étude, indispensable à long terme, dépasse le cadre de cet article et notre souci a été dans un premier temps de (i) guider certains choix par une large expérimentation sur données réelles (ainsi un compromis raisonnable pour l'ondelette analysante a été établi avec  $M = 4$ ,  $k_0 = 2$ ,  $f_0 = 0,0064$  et  $a_i = 1/i$  pour  $i = 5, 6, 7$  et  $8$ ); (ii) évaluer le comportement du détecteur sur signaux simulés de manière réaliste; (iii) quantifier les performances du détecteur sur signaux réels étiquetés par un spécialiste en les comparant à un algorithme existant [4].

Deux types de résultats expérimentaux sont présentés : sur données simulées d'abord et sur données réelles ensuite. L'expérimentation sur données simulées a eu pour objet d'étudier :

- le comportement de  $\mathcal{A}1$  pour une observation ne comportant pas de transitoire (5.1),
- l'effet, sur le fonctionnement de  $\mathcal{A}1$ , de la présence de transitoires dans l'observation,
- le comportement d'une version de  $\mathcal{A}1$  modifiée (5.2.1)
- d'évaluer  $PF\mathcal{A}2A$  et  $PD2$  pour l'algorithme  $\mathcal{A}2$  retenu (5.2.2).

L'expérimentation sur données réelles présente les performances obtenues globalement sur un volume important d'enregistrements correspondant à des statistiques très variées pour  $F + B$ . Un sous ensemble de ces données a ensuite été utilisé pour illustrer l'efficacité de notre système par rapport à celle d'un détecteur proposé dans la littérature, du point de vue de l'élimination des artefacts.

La technique de simulation a été la suivante :

- les signaux de fond ont été générés à partir de modèles autorégressifs gaussiens identifiés sur des tranches quasi-stationnaires de signaux réels. Au total 24 modèles distincts

$\{M_i, i = 1, \dots, 24\}$  ont été estimés présentant des ordres, évalués par des critères classiques [24], variant de 3 à 7.

– les transitoires ont été sélectionnés manuellement sur des tracés de sujets épileptiques et en des endroits présentant une faible activité de fond. Il s'agissait de signaux impulsionsnels étiquetés de manière sûre : pointes, pointe-ondes, ondes aiguës et artefacts. Ces transitoires ont ensuite été superposés aléatoirement aux signaux de fond simulés (Figure 3 à titre d'exemple).

## 5.1. EXPÉRIMENTATION SUR DONNÉES SIMULÉES SANS TRANSITOIRES

### 5.1.1. Étude de la statistique $S_{1,k}$

On a pour chacun des modèles  $M_i$  simulés, identifié la variable aléatoire  $S_{1,k}$  à une variable aléatoire  $\sigma_i^2 \chi_{2, N_i}$  en utilisant les relations données en 4.4.1 pour les estimateurs de  $\sigma_i$  et  $N_i$ . La valeur de  $N_i$  obtenue s'est avérée varier de 1,7 à 2,6 avec une moyenne très proche de 2. L'application du test de conformité de Kolmogorov [25] à l'ensemble des cas étudiés a permis de conclure à un ajustement très correct pour les cas où  $\widehat{N}_i$  était proche de 2 et à un ajustement moins satisfaisant pour les cas où la valeur de  $\widehat{N}_i$  s'en éloignait.

### 5.1.2. Réglage de $\lambda_1$

On a retenu la valeur  $\widehat{N} = 2$  pour l'ensemble des signaux de fond simulés de tous les modèles  $M_i$  et calculé à partir de là et pour chaque cas, la quantité  $\sigma_i^2$ . En déterminant par le calcul la valeur  $t_{\alpha, i}$  telle que  $Pr\{\sigma_i^2 \chi_{2,2} > t_{\alpha, i}\} = \alpha$ , pour chaque  $i$  et pour différentes valeurs de  $\alpha$ , on a ensuite, en utilisant ces valeurs de seuil sur 24 fichiers de 2048 points (chacun associé à un modèle  $M_i$  distinct), obtenu les probabilités expérimentales de dépassement reportées dans le tableau I.

Fausse alarme désirée PFA1 <sub>0</sub>	90%	10%	5%	2,5%	1%	0,5%	0,1%
Fausse alarme expérimentale obtenue PFA1	92%	11%	6%	3%	1,2%	0,5%	0,11%

Tableau 1. – Estimation du taux de fausse alarme pour des valeurs de  $\lambda_1$  théoriques prédéfinies (fond seul).

## 5.2. EXPÉRIMENTATION SUR DONNÉES SIMULÉES CONTENANT DES TRANSITOIRES

### 5.2.1. Réglage modifié de $\lambda_1$

En notant  $\overline{H'_{0,k}}$  la présence d'un transitoire dans  $X(k)$  et lorsqu'on étudie expérimentalement la distribution statistique de  $S_{1,k}$  pour les  $k$  correspondant à la réalisation de  $\overline{H'_{0,k}}$ , l'identification à une loi du type  $\chi_{2,N}$  mène à une valeur estimée  $\widehat{N}$  inférieure à un et le

test de Kolmogorov conduit alors à un mauvais ajustement entre la distribution expérimentale et la distribution théorique estimée. On constate que la réalisation de  $\overline{H'_{0,k}}$  décale la valeur qu'aurait  $S_{1,k}$  en l'absence de transitoire, vers une valeur notablement plus élevée (puisque les  $S_{1,k}$  rehaussent les transitoires). Cette dernière remarque nous a menés à construire  $\lambda_1$ , dans le cas où les signaux transitoires sont présents dans l'observation, de la manière suivante : on considère la loi de mélange pour  $S_{1,k}$  :

$$Pr\{S_{1,k} < x\} = p_1 Pr\{S_{1,k} < x/\overline{H'_{0,k}}\} + (1 - p_1) Pr\{S_{1,k} < x/H'_{0,k}\}$$

où  $p_1$  représente la probabilité d'apparition d'un transitoire. En faisant l'hypothèse que  $Pr\{S_{1,k} < A/\overline{H'_{0,k}}\} \approx 0$  pour une certaine valeur  $A$  et que  $p_1$  est petite devant 1 (étant donné le caractère a priori rare des transitoires) on a :

$$Pr\{S_{1,k} < x\} \approx Pr\{S_{1,k} < x/\overline{H'_{0,k}}\}$$

pour tout  $x \leq A$ . On constate expérimentalement que cette condition est remplie en prenant pour  $A$  la valeur de l'abscisse pour laquelle la fonction de répartition empirique des  $S_{1,k}$  observés franchit la valeur 1/3. Étant dans l'hypothèse où  $S_{1,k}$  est de la forme  $\sigma^2 \chi_{2,2}$  sous  $H'_{0,k}$  et en définissant  $t_\alpha$  par  $Pr\{\chi_{2,2} > t_\alpha\} = \alpha$ , la version modifiée de  $\mathcal{A}1$  détermine  $\lambda_1$  pour que  $Pr\{\sigma^2 \chi_{2,2} > \lambda_1\} = Pr\{\chi_{2,2} > \frac{\lambda_1}{\sigma^2}\} = \alpha$ . Pour obtenir  $PFA1(\lambda_1) = \alpha$ , on fait donc  $\lambda_1 = \sigma^2 t_\alpha$ ,  $A$  étant déterminée expérimentalement pour que  $Pr\{\sigma^2 \chi_{2,2} > A\} \cong \frac{2}{3}$  on a  $\frac{A}{\sigma^2} = t_{2/3}$ . On prend finalement :

$$\lambda_1 = A \frac{t_\alpha}{t_{2/3}} \quad (17)$$

Le tableau II permet de comparer les probabilités expérimentales de fausse alarme et les probabilités théoriques  $\alpha$  désirées. Il montre que (pour un nombre moyen de transitoires par unité de temps faible) la probabilité de fausse alarme peut être sensiblement ajustée à une valeur prédéfinie.

Fausse alarme désirée PFA1 <sub>0</sub>	5%	1%	0,5%	0,1%
Fausse alarme expérimentale obtenue PFA1	4,4%	0,9%	0,43%	0,07%

Tableau 2. – Estimation du taux de fausse alarme pour des valeurs de  $\lambda_1$  théoriques prédéfinies (transitoires présents).

### 5.2.2. Réglage de $\lambda_2$ et mesure de PD2

En calculant  $\widehat{\sigma}$  et  $\widehat{m}$  à partir des relations du paragraphe 4.4.2 et des  $S_{2,q}$  obtenues avec des données simulées comportant des transitoires et en prenant  $\lambda_2 = \widehat{m} + 5\widehat{\sigma}$ , on a obtenu expérimentalement un rejet de 98% des artefacts ayant mené à la création d'un  $\Delta_q$  (ce qui revient à un résultat expérimental de 2% seulement pour PFA2A). La valeur de PD2 (acceptation des ondes utiles) est de pratiquement 100% (tous modèles confondus).

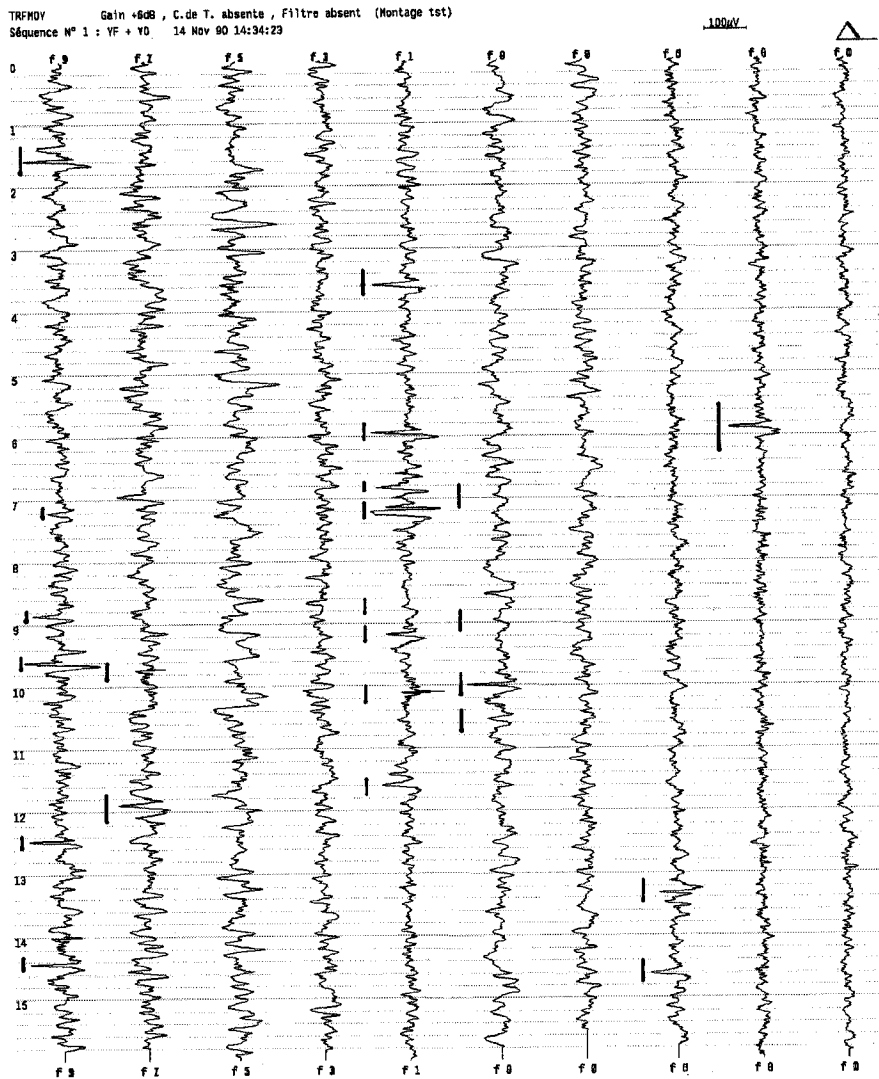


Figure 3. – Exemple de signaux EEG simulés à partir d'un apprentissage sur un signal réel. Les transitoires sont soulignés.

### 5.3. EXPÉRIMENTATION SUR SIGNAUX RÉELS

Les données utilisées ont été prélevées, en surface, chez un sujet épileptique à l'aide d'un montage standard (le standard 10/20) sur 18 voies synchrones échantillonnées à 200 Hz (la durée de la séquence traitée est de 10 mn). L'examen par le clinicien montre que des épisodes intercritiques incluant des pointes et des pointes-ondes (isolées ou sous forme de bouffées) apparaissent sur la région temporale droite et se propagent à la région frontale.

Le comportement de  $S_{1,k}$  sur des segments d'allure stationnaire et celui de  $S_{2,q}$  ont été examinés pour les portions comportant les transitoires repérés à l'issue d'une lecture visuelle effectuée par un clinicien. Cette lecture a abouti à l'étiquetage de 982 ondes utiles et de 206 transitoires parasites. Les caractéristiques, précédemment constatées en simulation, de la loi de  $S_{1,k}$  (et du

nombre de degré de liberté associé) et de celle de  $S_{2,q}$  ont été globalement confirmées sur les données réelles (cf. Figure 4a (resp. 4b) pour la distribution de probabilité empirique de  $S_{1,k}$  (resp.  $S_{2,q}$ )). Les seuils  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  ont été ajustés adaptativement au moyen des relations décrites dans les paragraphes 4.4.1 et 5.4.2 avec  $PFA1_0 = 5.10^{-4}$  et  $PD2_0 = 0,9999$ . Un exemple de détection est illustré Figure 5. Une pointe (repérée  $P$ ) et un artefact (noté  $A$ ) y sont tous deux détectés au premier niveau du détecteur, mais seule la pointe est conservée après comparaison au second seuil.

L'analyse des performances du détecteur proposé a fait apparaître les résultats suivants (présentés dans le tableau III) :

- Un nombre important d'ondes utiles a été localisé par le premier niveau : 862 sur les 982 reconnues par le clinicien ce qui correspond à  $PDP1$  à peu près égale à 88%.

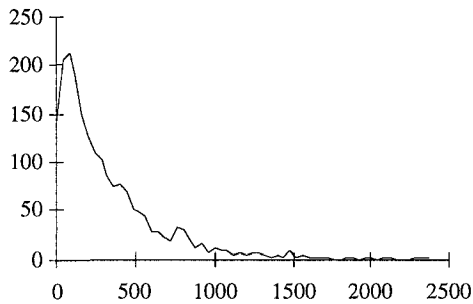


Figure 4a. – Exemple d'histogramme de  $S_{1,k}$  en l'absence de transitoires.

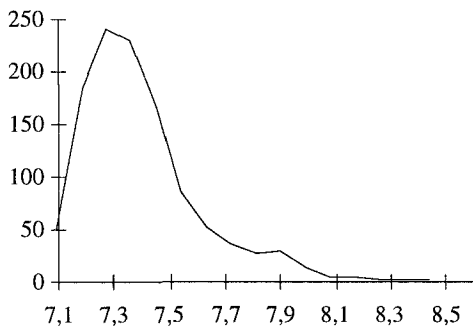


Figure 4b. – Exemple d'histogramme de la quantité décisionnelle  $S_{2,k}$ .

- De nombreux artefacts ainsi que 46 événements transitoires paroxystiques, considérés comme non significatifs car ils ne participent pas au diagnostic, ont été mis en évidence par le premier niveau. Aucune fausse alarme due au fond seul n'a été relevée, ce qui est en accord avec la valeur de  $PFA1_0$  imposée.
- Le second niveau a permis de rejeter un nombre important des transitoires parasites (147 sur 206 i.e. 68% ce qui correspond à  $PFA2A$  à peu près égale à 32%) et seules quelques ondes utiles (22 sur 982 i.e. 2,5%) ont été classées comme artefacts, ce qui correspond à  $PD2$  d'environ 97,5%. Il est à noter qu'étaient inclus dans les fichiers utilisés pour ces résultats, des tranches d'observation présentant un fond  $F$  de type Alpha qui a la particularité de produire, chez un sujet épileptique, des ondes « pointues » semblables aux  $P_i$  recherchés.
- La structure de détection proposée permet de mettre en évidence des événements épileptiques de faible amplitude. Ce résultat est important car ces événements présentent une grande valeur diagnostique : concernant une plus faible population de neurones, ils permettent de mieux localiser spatialement leurs décharges tandis que les pointes de plus fortes amplitudes représentent souvent la sommation de plusieurs foyers d'activité.
- Pour toutes les ondes oubliées (120 sur 982 i.e. 12%), une détection a toujours été constatée sur au moins une voie adjacente; d'autre part, ces non détections sont situées sur des portions de l'observation où surgissent des décharges rapides de pointes dont une bonne partie est correctement mis en évidence. Les transitoires non détectés n'affectent alors pas globalement la localisation des voies les plus actives. On pourrait penser que la

nature spatiale du signal devrait être prise en compte. En effet, les événements utiles peuvent apparaître très souvent de manière simultanée ou avec de légers décalages sur plusieurs capteurs. Cependant, une détection vectorielle, prenant en compte des relations (spatio-temporelles) possibles entre voies, devrait implicitement les identifier à partir de données d'apprentissage a priori non disponibles.

- Lorsque beaucoup de transitoires sont présents dans la partie de l'observation utilisée pour calculer adaptativement  $\lambda_1$ , ce dernier se trouve biaisé vers des valeurs plus élevées (l'approximation sur  $p_1$  n'étant plus valable (Cf. 5.2.1)). On peut alors envisager de modifier la règle de calcul de  $\lambda_1$  sur chaque intervalle d'apprentissage, conditionnellement au taux de détection qui y aura été obtenu, en réajustant à la baisse la valeur d'abord calculée lorsque ce taux est élevé. Cette démarche, appliquée a posteriori au signal étudié, a permis de réduire le taux de non-détection de 14% à 3%, sur la voie la plus active, sans modification notable du taux de fausse alarme observé en pratique (voisin de 2%). Il reste cependant à l'automatiser.

	fausse alarme	bonne détection
premier étage $N_1$	$PFA1 = x$	$PDP1 = 88\%$
deuxième étage $N_2$	$PFA2A = 31,8 \%$	$PD2 = 97,7\%$
global $N_1+N_2$	$x$	$PD = 86\%$

Tableau 3. – Performance du détecteur proposé sur signaux réels ( $x$  : non calculé, le nombre total d'artefacts présents est difficile à évaluer).

La structure de détection proposée a été comparée, sur les trois voies les plus actives (qui ne comportaient pas d'ondes Alpha) des données étudiées, au détecteur décrit dans [4]. Son principe est basé sur un filtrage passe-bande, tendant à ne conserver que le signal utile, suivi d'une transformation non linéaire (multiplication de l'échantillon à l'instant  $k$  par l'échantillon à l'instant  $k - 2$ ), destinée à rehausser les transitoires utiles, et d'une comparaison à un seuil, ajusté adaptativement de façon à contrôler la fausse alarme, pour la prise de décision. Sous l'hypothèse fond seul, les auteurs ont calculé le seuil de décision en postulant que la statistique construite suit une loi du type  $\chi_{2,3}$ . Le critère de conformité de Kolmogorov [25] que nous avons appliqué sur nos données, a montré qu'un nombre de degrés de liberté égal à 3 est peu vraisemblable et que  $N = 1$  est plus adapté. En adoptant cette modification et en imposant une même valeur de fausse alarme théorique à  $N_1$  et à ce deuxième détecteur, la comparaison des deux systèmes, appliqués à un fichier comportant beaucoup de transitoires, fait apparaître la supériorité de la structure proposée (tableau IV). En effet, une meilleure probabilité de détection (84,9% contre 74,5%) et un plus faible nombre de fausses alarmes (10 contre 87) sont observés pour notre détecteur.

D'autres algorithmes (non paramétriques) de détection ont été également décrits dans la littérature, mais leur mise en œuvre

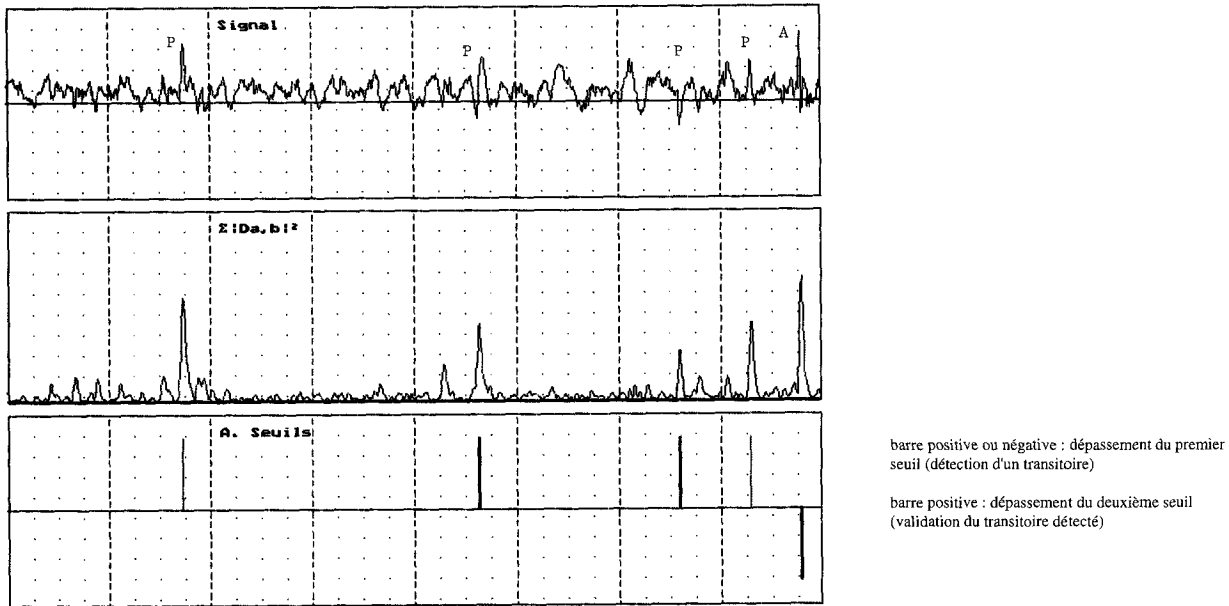


Figure 5. – Exemple de comportement de la statistique  $S_{1,k}$  avant seuil et de résultat de détection de transitoires (A : artefact, P : pointe). Barre positive ou négative : détection d'un transitoire, barre positive : validation du transitoire détecté.

	NFA (fausses alarmes)	PD
détecteur (a)	10	84,9%
détecteur (b)	87	74,5%

Tableau 4. – Comparaison sur données réelles entre le détecteur (a) proposé et le détecteur (b) décrit en [4].

nécessite le réglage de plusieurs paramètres, dont des seuils de décision [3] [5], en s'appuyant sur des connaissances a priori et non pas sur des critères statistiques (tel que le contrôle de la fausse alarme sous l'hypothèse fond seul). Une comparaison objective avec ces approches n'a donc pas été envisagée pour l'instant. Il existe également des méthodes paramétriques qui consistent à identifier un modèle linéaire (souvent AR) et à construire, sur la base de l'innovation, une statistique de décision. Le principal inconvénient de ces approches, révélé par de nombreux auteurs [4] [26] et que nous avons vérifié sur les données exploitées ici, est leur sensibilité aux bruits transitoires et aux artefacts présents dans le signal.

## 6. Conclusion

Une structure multi-niveaux — basée sur la représentation temps-échelle et élaborée pour détecter des transitoires rapides dans un signal électroencéphalographique — a été décrite. Les difficultés résidaient dans la morphologie variable des signaux utiles, dans la méconnaissance de la loi d'apparition des événements et dans le caractère non stationnaire et impulsionnel du bruit superposé

au signal. L'approche ondelette retenue utilise une décomposition non orthogonale, plus souple au niveau des choix des échelles de détails, et une structure décisionnelle comportant deux étages. Le premier cherche à séparer les transitoires de l'activité de fond en tenant compte de la répartition de l'énergie du signal donnée par l'analyse en ondelettes. La décision pour ce premier étage s'effectue par comparaison à un seuil ajusté adaptativement de façon à contrôler la probabilité de fausse alarme sous l'hypothèse d'absence de transitoire. Le second niveau permet de rejeter des artefacts voisins du signal utile en fréquence. Un paramètre décisionnel, calculé sur les coefficients de décomposition au moyen d'une fonction non linéaire et après comparaison à un seuil, permet de confirmer ou d'infirmer la décision prise par le premier niveau. Le seuil est ajusté, là encore de manière adaptative, de façon à garantir un taux minimal de bonne détection.

Les tests entrepris sur les signaux simulés, reproduisant des situations cliniques réelles, ont montré la validité de la démarche que nous avons adoptée pour le réglage des seuils de décision. Les résultats obtenus sur signaux réels ont permis également de conforter les hypothèses faites et ont montré qu'à partir de la transformée en ondelettes on peut construire une structure de décision avec contrôle adaptatif des seuils conduisant à des performances satisfaisantes du point de vue des utilisateurs.

Outre la nécessité d'aller vers une validation à plus grande échelle, dont les difficultés ont été soulignées, cette étude peut être l'objet de nombreux prolongements : l'examen des variantes de  $S_{1,k}$  (choix optimal des  $a_i$  et de leur nombre  $M$ , utilisation d'une norme pondérée, utilisation d'un test du maximum vraisemblance, ...) et de leurs distributions par généralisation des lois  $\chi_{2,N}$  ( $N$  non entier), l'extension du schéma de détection aux représentations par

paquet d'ondelettes [21] en mettant à profit les algorithmes rapides de décomposition qui leur sont associés, un contrôle plus précis du taux de fausses alarmes. Il paraîtrait aussi intéressant d'intégrer dans la structure du détecteur des relations spatio-temporelles (entre les signaux issus des différents capteurs) susceptibles d'être formulées par des spécialistes et pour un patient donné.

### Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier MM P. Chauvel, P. Marquis et J.M. Badier (de l'Unité d'Épileptologie Cliniques du CHRU Pontchaillou) pour leur participation à l'analyse des signaux et à la validation des algorithmes.

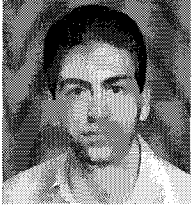
### BIBLIOGRAPHIE

- [1] P. Chauvel, P. Buser, J.M. Badier, C. Liegeois-Chauvel, P. Marquis, J. Bancaud, « La « zone épileptogène » chez l'Homme : représentation des événements intercritiques par cartes spatio-temporelles », *Rev. Neurol.*, 1987, pp. 443-450.
- [2] A. Gevins, J. Blackburn, M. Debon, « Very accurate computer recognition of three per second generalized spike-and-wave discharges », J.A. WADA and J.K. PENRY (Eds), *Advances in Epileptology : The Xth Epilepsy Int. Sym.* Raven Press, New York, 1980, pp. 121-128.
- [3] J. Gotman, P. Gloor, « Automatic recognition and quantification of interictal epileptic activity in the human scalp EEG », *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, Vol. 41, 1976, pp. 513-529.
- [4] J. Qian, J.S. Barlow, M.P. Beddoes, « A simplified arithmetic detector for EEG sharp transients — Preliminary results », *IEEE Trans. BME.*, Vol. 35, 1988, pp. 11-17.
- [5] J. Gotman, L.Y. Wang, « State-dependent spike detection : concepts and preliminary results », *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, Vol. 79, 1991, pp. 11-19.
- [6] A.A. Dingle, R.D. Jones, G.J. Carroll, W.R. Fright, « A multistage system to detect epileptiform activity in the EEG », *IEEE Trans. BME.*, Vol. 40, 1993, pp. 1260-1268.
- [7] E. Niedermeyer, F.L. Da Silva, « *Electroencephalography : basic principles, clinical applications and related fields* », Second edition Urban&Schwarzenberg Edt., Baltimore-Munich 1987.
- [8] S.V. Narasimhan, « Pole-zero spectral modeling of EEG », *Signal Processing*, Vol. 18, 1989, pp. 17-32.
- [9] R.J. Glover, N. Raghavam, P.Y. Ktonas, J.D. Frost, « Context-based automated detection of epileptogenic sharp transient in the EEG : elimination of false positives », *IEEE Trans. BME.*, Vol. 36, 1989, pp. 519-527.
- [10] B.H. Jansen, B.M. Dawant, « Knowledge-based approach to sleep EEG analysis — A feasibility study », *IEEE Trans. BME.*, Vol. 36, 1989, pp. 510-518.
- [11] S. Kadambe, G.F. Boudreaux-Bartels, « Application of the wavelet transform for pitch detection of speech signals », *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. 38, 1992, pp. 917-924.
- [12] C. Doncarli, L. Goerig, F. Auger, « Detection of late potentials in ECG by means of adaptive smoother and wavelet transforms », *Proceedings EUSIPCO, Barcelona, Spain, 1990*, pp. 437-440.
- [13] O. Meste, H. Rix, R. Jane, P. Caminal, N.V. Thakor, « Ventricular late potentials characterization in time-frequency domain by means of wavelet transform », *IEEE Trans. BME.*, Vol. 41, 1994, pp. 625-633.
- [14] M. Frisch, H. Messer, « The use of wavelet transform in the detection of an unknown transient signal », *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. 38, 1992, pp. 892-897.
- [15] B. Friedlander, B. Porat, « Adaptive detection of transient signals », *IEEE Trans. ASSP*, Vol. 34, 1986, pp. 1410-1418.
- [16] B. Friedlander, B. Porat, « Performance analysis of transient detectors based on a class of linear data transforms », *IEEE Trans. Information Theory*, Vol. 38, 1992, pp. 665-673.
- [17] L. Senhadji, G. Carrault, J.J. Bellanger, J.P. Vignial, « Multiscale EEG mapping of epileptic events », *Proceedings IEEE EMBS, 1991*, pp. 439-440.
- [18] P.Y. Arquès, « *Décision en traitement du signal* », Collection CNET/ENST, Ed. Masson, 1979.
- [19] R.K. Martinet, J. Morlet, A. Grossmann, « Analysis of sound patterns through wavelet transform », *Jou. Pat. Recog. and Art. Intel.*, Vol. 1, 1987, pp. 273-301.
- [20] L. Senhadji, « *Approche multirésolution pour l'analyse des signaux non stationnaires* », Thèse de Doctorat de l'Université de Rennes I, Fev. 1993.
- [21] I. Daubechies, « Orthonormal bases of compactly supported wavelets », *Com. Pure Appl. Math.*, Vol. 41, 1988, pp. 909-996.
- [22] S.G. Mallat, S. Zhong, « Characterization of signals from multiscale edges », *IEEE Trans. PAMI.*, Vol. 14, 1992, pp. 710-732.
- [23] J.S. Bendat, A.L. Piersol, « *Random data : Analysis and Measurement Procedures* », Wiley-InterScience, 1971.
- [24] S.L. Marpel, « *Digital spectral analysis with applications* », Prentice hall, A.V. Oppenheim, Series Editor 1987.
- [25] H. Ventsel, « *Théorie des probabilités* », Edition MIR Moscou, 1973.
- [26] J. Gotman, « Automatic recognition of interictal spikes », J. GOTMAN, R.J. IVES, P. GLOOR (Eds.), *Long-term monitoring in epilepsy*, *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, Suppl 37, Elsevier Amsterdam, 1985, pp. 93-114.
- [27] M.V. Wickerhauser, « *INRIA Lectures on wavelet packet algorithms* », Numerical Algorithms Research Group, Department of Mathematics, Yale University, New Haven, Connecticut 1991.

*Manuscrit reçu le 11 Mai 1995.*

## LES AUTEURS

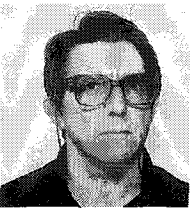
### Lotfi SENHADJI



Lotfi Senhadji est né le 10 Novembre 1966 à Rabat, Maroc. Il a reçu le Diplôme Maîtrise en Électronique Électrotechnique et Automatique in 1988, le Diplôme d'Études Approfondies et la Thèse de Doctorat de Université de Rennes I en Traitement du Signal et Télécommunication en 1989 and 1993 respectivement. Depuis 1989, son travail de recherche se déroule au Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image de l'Université de Rennes I, dans les domaines temps-

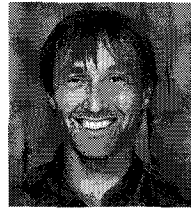
fréquence et temps-échelle avec des applications aux signaux électrophysiologiques. Lotfi Senhadji peut être contacté au Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image (L.T.S.I) Bat. 22, Université de Rennes I, 35042 Rennes Cedex France. (e-mail : lotfi@ltsi.univ-rennes1.fr)

### Jean-Jacques BELLANGER



Jean-Jacques Bellanger est diplômé de l'École Nationale d'Ingénieur de Brest (1971) et a obtenu le Diplôme d'Études Approfondies en Traitement du Signal à l'Université de Rennes I en 1973. Sa recherche est effectuée au L.T.S.I. et est orientée vers la détection et l'estimation adaptatives, les méthodes de représentation et la validation statistique d'algorithmes de traitement du signal dans le contexte biomédical. Il peut être contacté par e-mail : bellange@ltsi.univ-rennes1.fr

### Guy CARRAULT



Guy Carrault est Maître de Conférences à l'Université de Rennes I. Ces travaux portent essentiellement sur le traitement et l'analyse des signaux électrophysiologiques et sont effectués au L.T.S.I. Il travaille aussi avec l'équipe instrumentation du L.T.S.I. pour la mise en œuvre d'algorithmes de traitement du signal dans un contexte de monitoring en ECG. Il peut être contacté par e-mail : carrault@ltsi.univ-rennes1.fr

Les auteurs sont membres du GdR TdSI.