

La dimension d'activation de l'EEG : une approche pertinente de la dynamique cérébrale au moyen d'un algorithme de calcul en temps réel

Activation dimension of EEG :
a cue tool with a real time algorithm

P. Guillemant, C. Abid, M. Rey

I.U.S.T.I. Université de Provence, 5 rue Enrico Fermi 13453 Marseille cedex 13
Service de Neurophysiologie Clinique CHU Timone AP-HM 13385 Marseille cedex 5

Auteur correspondant : C. Abid, email : cherifa.abid@polytech.univ-mrs.fr

Manuscrit reçu le 16 Avril 2004

Résumé et mots clés

Cet article présente une nouvelle méthode de quantification directe de l'activité cérébrale enregistrée par électroencéphalographie (EEG), qui présente l'avantage d'être à la fois rapide et bien adaptée à la dynamique de l'EEG. Nous introduisons la notion de dimension d'activation dont le calcul commence comme celui de la dimension de corrélation D2. Les résultats de calcul obtenus pour différents états d'activation pendant une tâche cognitive, un état de sommeil ou une anesthésie montrent que la dimension d'activation, que nous allons introduire, est alors un bon estimateur de l'activité cérébrale.

Dimension d'activation, EEG, Dynamique non linéaire.

Abstract and key words

This article presents a fast, robust and practical method for direct quantification of brain activity computed on scalp electroencephalogram (EEG) data. This new indicator called Activation Dimension (DA) is based on the well-known correlation dimension D2. The results of DA calculation from several EEG corroborate our claim in the study of activation of EEG by cognitive task, desactivation of EEG during sleep wake cycles and during anesthesia.

Activation Dimension, EEG, Non linear Dynamics.

1. Introduction

Le signal électroencéphalographique (EEG) est un signal complexe qui traduit l'activité de vastes ensembles neuronaux dont le fonctionnement est plus ou moins synchronisé selon la quantité d'information que peut traiter le sujet à un moment donné. La composition fréquentielle et l'amplitude de ce signal varient en fonction de l'activité du sujet : pendant les tâches cognitives par exemple, l'EEG est caractérisé par une phase de haute fréquence et de faible amplitude. Dans l'évaluation de la neurosédation en réanimation ou au bloc opératoire, les anesthésistes ont besoin d'un paramètre global issu du signal EEG pour suivre la profondeur de l'anesthésie c'est-à-dire en partie le niveau de désactivation corticale. De nombreux paramètres ont ainsi été proposés [1](Billard et Constant 2001). Ces paramètres ont été calculés à partir de l'analyse spectrale comme le Spectral Edge Frequency 95 (SEF95: fréquence au dessous de laquelle se trouve 95 % de la puissance du spectre), de l'analyse bispectrale ou encore de l'analyse non linéaire comme l'entropie [2](Sleigh et Donovan 1999). Cependant aucun des paramètres proposés actuellement ne fait l'objet d'un consensus car les problèmes à évaluer sont probablement sous la dépendance des différents ensembles neuronaux, dont certains n'appartiennent pas au cortex cérébral mais à des structures sous-jacentes dont l'activité n'apparaît pas dans le signal EEG.

Parallèlement à l'EEG, diverses méthodes d'imagerie fonctionnelle cérébrale sont apparues: Tomographie d'Émission de Positron (TEP), Tomographie d'Émission Mono Photonique (SPECT), Imagerie en Résonance Magnétique Nucléaire Fonctionnelle (IRMf). Elles évaluent le niveau d'activité d'une région cérébrale à partir d'indices débitométriques (débit sanguin cérébral régional) ou métaboliques (consommation régionale cérébrale de glucose). Plus une région cérébrale est active, plus le débit sanguin et la consommation de glucose sont élevés au niveau de cette région. Ces indices permettent une bonne analyse topographique du niveau de fonctionnement cérébral mais ils ne permettent pas de suivre l'évolution temporelle du niveau d'activité. Par ailleurs ils ne reflètent qu'indirectement le niveau d'activité des neurones alors que l'EEG en est le reflet direct. Il semble donc important de mettre au point un indice EEG global permettant de quantifier ce niveau d'activation, de suivre son évolution en temps réel et de comparer cet indice à ceux décrits dans les autres méthodes d'imagerie fonctionnelle.

Comme le signal EEG reflète la dynamique des niveaux d'activité du cerveau, plusieurs chercheurs [3] ont travaillé sur des estimateurs dynamiques basés sur un calcul à fenêtre glissante d'une variable dynamique. Ces estimateurs présentent deux inconvénients : ils sont lourds à calculer et mettent difficilement en évidence les transitions d'état du signal. La principale difficulté de toute approche dynamique réside en effet dans le caractère instationnaire des enregistrements EEG qui rend difficile la quantification d'une grandeur pertinente dans une fenêtre d'observation, étant donné la durée finie de cette fenêtre et l'appari-

tion possible de plusieurs dynamiques ou « attracteurs » à l'intérieur de cette fenêtre. C'est ainsi que le calcul classique de la dimension de corrélation D2 d'un signal EEG (ou dimension fractale) présente un certain nombre d'inconvénients qui ont largement été relevés dans la littérature [4] [5]

À partir de ces observations, nous définissons dans cet article une nouvelle grandeur, la Dimension d'Activation DA, qui peut traiter des signaux à dynamique non stationnaire et dont les variations temporelles sont pertinentes car peu sensibles au bruit détecté aux basses échelles. Cet estimateur dynamique, calculé à partir d'une distribution de corrélations entre tous les segments temporels d'une fenêtre d'EEG, est capable de classifier des états cérébraux et en particulier leurs transitions.

L'estimateur dynamique DA est basé sur la notion de dimension ponctuelle. En effet, dans le cas d'un attracteur instationnaire, une première quantité facile à obtenir est la dimension ponctuelle [6]. La définition de la dimension ponctuelle est différente de la dimension fractale. Dans un espace de dimension d , la mesure d'une portion d'ensemble non fractal de dimension topologique dt incluse dans une sphère de rayon R centrée en un point donné de cet ensemble varie comme R^{dt} , ce qui s'étend facilement à R^{df} pour un ensemble fractal de dimension fractale df . Dans ce contexte, on obtiendra visiblement le poids statistique de la portion d'attracteur considérée. Ce traitement basé sur une approche progressive dans le temps permet de rendre compte de la dynamique du système et de sa complexité.

Par ailleurs, le caractère local et non global de cette approche qui consiste à traiter des signaux de dynamiques différentes et donc de fréquences différentes, rend compte de l'évolution temporelle ou de l'activité du système; de ce fait seules les fréquences dont l'amplitude s'impose sont actives et vont pouvoir générer des patterns corrélables. De ce point de vue la dimension d'activation exposée ici revêt un aspect complémentaire à une approche spectrale: l'analyse donne un résultat qui permet d'évaluer plus finement une activité relative aux pics de plus grandes amplitudes.

Après avoir décrit en détail la technique de calcul de cet estimateur nous montrerons au travers de 3 exemples d'analyse électroencéphalographique que cet estimateur répond bien au problème à traiter c'est-à-dire donne un indice pertinent du niveau d'activation cérébrale.

2. Calcul de la dimension d'activation

Le calcul de la DA que nous décrivons a des similarités avec le calcul de la dimension de corrélation D2. Ces deux calculs utilisent d'une part le plongement de la série numérique temporelle que constitue l'EEG dans l'espace des phases, d'autre part le calcul de l'intégrale de corrélation $C(r)$.

Premièrement, l'EEG est plongé dans un espace de haute dimension \mathbb{R}^d . Soit $\{x_i\}$ les valeurs du potentiel à l'instant i correspondant au signal EEG, nous construisons une série de vecteurs dans l'espace \mathbb{R}^d en utilisant la méthode du retard pour la détermination de leurs coordonnées :

$$s_i = (x_1, x_{i+t}, x_{i+2t}, \dots, x_{i+(d-1)t})$$

où d est la dimension de l'espace des phases et τ est le retard. Dans le cas de la D2, le paramètre τ est le plus souvent la première annulation de la fonction d'autocorrélation.

Dans le cas de la DA, nous avons choisi τ constant et égal à la fréquence d'échantillonnage considérée comme minimale pour l'analyse du signal EEG soit 1/64 secondes, et d égal à 20.

La 2^{ème} étape est le calcul de l'intégrale de corrélation

$$C_n(r) = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i < j} \Theta(r - \|s_i - s_j\|)$$

où n est le nombre de vecteur s_i utilisés dans le calcul et r la distance euclidienne entre 2 vecteurs. Θ est la fonction de Heavyside, $\Theta = 1$ si sa valeur est non négative et 0 dans les autres cas. $C_n(r)$ représente la probabilité qu'une paire de vecteur (s_i, s_j) choisie au hasard soit séparée par une distance inférieure à r .

Dans le cas d'un attracteur homogène et en utilisant le calcul de la D2, la variation de $C_n(r)$ est linéaire et la pente de $\text{Log } C_n(r) / \text{Log}(r)$ correspond à la dimension de corrélation.

Dans le cas de l'EEG, l'attracteur n'est pas homogène et un traitement global comme le calcul de la D2 n'est pas adapté. Aussi nous avons réalisé une analyse locale pour introduire la dimension d'activation qui est basé sur le calcul de $C_n(r)$ sur une fenêtre glissante.

$$S_k = [s_i]_{i=k, k+n-1}$$

$$S_k = \begin{pmatrix} x_k & x_{k+1} & \dots & x_{k+n-1} \\ x_{k+2} & x_{k+2} & \dots & x_{k+n} \\ \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot \\ x_{k+d-1} & x_{k+d} & \dots & x_{k+n+d-2} \end{pmatrix}$$

$$D_k = \{\delta_{ij}\}_{i=k, k+n-2}^{j=i+1, k+n-1}$$

$$D_k = \left\{ \begin{array}{l} \delta_{k, k+1} \quad \delta_{k, k+2} \quad \dots \quad \delta_{k, k+n-3} \quad \delta_{k, k+n-2} \quad \delta_{k, k+n-1} \\ \delta_{k+1, k+2} \quad \delta_{k+1, k+3} \quad \dots \quad \delta_{k+1, k+n-2} \quad \delta_{k+1, k+n-1} \\ \delta_{k+2, k+3} \quad \delta_{k+2, k+4} \quad \dots \quad \delta_{k+2, k+n-1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \delta_{k+n-3, k+n-2} \quad \delta_{k+n-2, k+n-1} \\ \delta_{k+n-2, k+n-1} \end{array} \right\} \begin{array}{l} \text{ligne (1)} \quad n-1 \quad \text{éléments} \\ \text{ligne (2)} \quad n-2 \quad \text{éléments} \\ \text{ligne (3)} \quad n-3 \quad \text{éléments} \\ \\ \\ \text{ligne (n-2)} \quad 2 \quad \text{éléments} \\ \text{ligne (n-1)} \quad 1 \quad \text{éléments} \end{array}$$

Pour l'étude de la dynamique du signal EEG, cette fenêtre glissante doit être aussi brève que possible pour pouvoir détecter les transitions rapides dans l'activité cérébrale. Cependant un nombre suffisant de points est nécessaire pour avoir une bonne analyse statistique de $C_n(r)$. Pour optimiser la durée de la fenêtre glissante, nous avons fait varier cette dernière et choisi la durée pour laquelle la DA restait assez stable. Nous avons ainsi retenu un nombre de points égal à 1000 ce qui correspond pour un retard τ de 1/64 secondes à une durée de 15 secondes pour la fenêtre de calcul de $C_n(r)$.

Soit k , la $k^{\text{ème}}$ fenêtre (k varie de 0 à M , M étant le nombre total de points contenus dans le signal, le premier point de la fenêtre a pour coordonnées : $s_k(x_k, x_{k+\tau}, x_{k+2\tau}, \dots, x_{k+\tau(d-1)})$, que nous pouvons écrire $s_k(x_k, x_{k+1}, x_{k+2}, \dots, x_{k+d-1})$ du fait que τ est constant et que nous pouvons donc pour la notation le considérer comme égal à 1.

En pratique, la fenêtre est déplacée le long des données en supprimant le premier point de la fenêtre s_k et en ajoutant le point suivant le dernier s_{k+n} . Pour chaque nouvelle fenêtre $S_k = \{s_k, s_{k+1}, \dots, s_{k+n-1}\}$, nous devons calculer les distances δ_{ij} entre les n points de l'hyperespace \mathbb{R}^d : $\delta_{ij} = \|s_i - s_j\|$ où i varie de k à $k+n-2$ et j varie de $i+1$ à $k+n-1$. Pour le k -ième déplacement nous travaillons avec la matrice suivante (voir en bas de page).

L'algorithme présenté ici a pour principal intérêt de pouvoir être exécuté en temps réel c'est-à-dire directement en sortie du signal EEG. Cette propriété « temps réel » est due aux trois procédés algorithmiques qui suivent.

Le premier procédé permettant de diminuer le temps de calcul est le suivant :

$$\delta_{i+1, j+1} = \delta_{i, j} + |x_{i+d+1} - x_{j+d+1}| - |x_i - x_j| \quad (1)$$

Pour la première fenêtre ($k = 0$), toutes les distances $\delta_{i,j}$ doivent être calculées :

- (i) $\delta_{i,j}$ avec $0 < j < n$, ce qui correspond à $d(n - 1)$ sommes de distances entre des nombres réels,
- (ii) $\delta_{i,j}$ avec $0 < i < n - 1$ et $i < j < n$, ce qui du fait de (1) correspond à $2(n - 1)(n - 2)/2$ sommes.

Ainsi ce premier procédé nécessite approximativement n^2 sommes de distances entre des nombres réels au lieu de dn^2 dans l'algorithme de base.

Les séries D_0 sont alors changées en histogrammes (H_0) qui représentent le nombre de $\delta_{i,j}$ appartenant à des intervalles géométriques, c'est-à-dire que l'axe des abscisses de H_0 est en coordonnées logarithmiques. Cette transformation est réalisée facilement en exprimant $\delta_{i,j}$ en virgule flottante. Ainsi le temps de calcul est réduit par l'avantage que donne le format IEEE des nombres réels au format 32 bits avec 8 bits d'exposant. De cette façon nous avons un accès direct à l'échelle de distance $\delta_{i,j}$ (0 à 255) en évitant un calcul logarithmique. Ceci constitue notre deuxième procédé d'obtention d'un gain sur le temps de calcul. Puis les fenêtres sont déplacées le long des données EEG, point par point et les étapes de calcul suivantes sont réalisées :

1. les coordonnées du nouveau point de la fenêtre sont ajoutées comme dernière colonne de S_k ,
2. la nouvelle distance $\delta_{i,j}$ correspondant au nouveau s-vecteur est calculée et ajoutée à D_k . Utilisant la représentation de D_k donnée ci-dessus, un nouvel élément ($\delta_{k+i,k+n}$) est ajouté à chaque ligne i sauf pour la première de D_k , et une ligne avec un élément ($\delta_{k+n-1,k+n}$) est créée. Il est à noter qu'avec l'aide de (1), cette opération nécessite seulement $2(n - 1)$ sommes de distances entre des nombres réels. Par ce troisième procédé, le temps de calcul est à nouveau fortement réduit, et il faut noter que le calcul de la DA est alors pratiquement indépendant de la dimension de plongement d .
3. k est incrémenté.
4. H_k est modifié: la contribution de la première ligne de D_k est supprimée et la contribution du nouvel élément est ajoutée.
5. la première colonne de S_k et la première ligne de D_k sont détruites.

Le calcul de l'intégrale de corrélation est réalisé tous les 20 points, pour ne pas affecter les gains réalisés sur le temps de calcul. Ce calcul ainsi réalisé en temps réel. $C_n(r)$ est alors exprimé en intégrant H_k , normalisé par $2/(n(n - 1))$ facteur et tracé en coordonnées logarithmiques (figure 1).

Pour le calcul de la DA, nous étudions les propriétés statistiques de $C_n(r)$ tous les 20 pas de temps. Il n'est pas nécessaire de calculer la DA à chaque étape mais il est plus pertinent d'analyser ses variations tous les 20 pas, ce qui correspond à la plus basse fréquence du système.

Pour le signal EEG, la variation de $C_n(r)$ n'est généralement pas une fonction linéaire comme lors des attracteurs homogènes, aussi le calcul de la D2 n'est pas pertinent. Aussi, nous proposons une autre méthode pour extraire un paramètre pertinent de l'intégrale de corrélation pour estimer la dynamique du

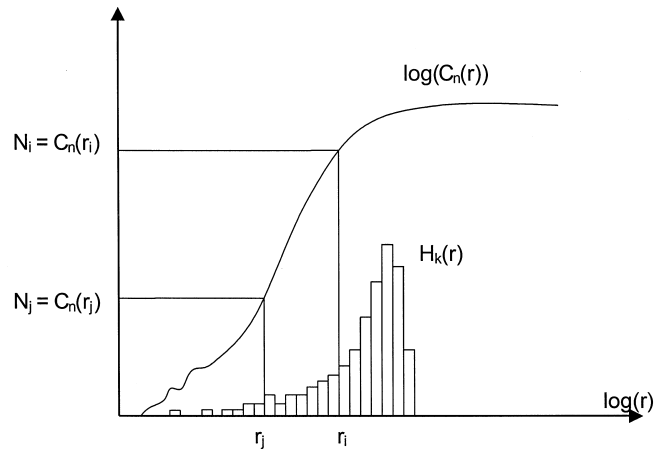


Figure 1. Évolution de $\log(N_i)$ en fonction de $\log(C_n(r_i))$.

système. Cette méthode est basée sur une pondération par des coefficients $w_{i,j} P_{i,j}$:

$$P_{i,j} = \frac{N_i - N_j}{i - j} \text{ et } w_{i,j} = F_{i,j} G_i$$

$$\text{où } F_{i,j} = N_i - N_j \text{ et } G_i = N_i^2$$

$P_{i,j}$ correspond à la vitesse de croissance de $C_n(r)$. Cette grandeur est altérée par deux facteurs, qui sont (1) le bruit présent aux basses échelles lié au bruit contenu dans le signal et à un nombre de points réduit, et (2) la saturation de $C_n(r)$, car la vitesse de croissance de $C_n(r)$ est limitée aux hautes échelles, tout signal physique étant borné. Nous avons introduit ces facteurs de pondération $F_{i,j}$ et G_i pour augmenter l'importance de la partie de $C_n(r)$ qui n'est pas affectée par ces 2 biais :

1. G_i est une estimation du biais lié au bruit aux basses échelles : Le nombre de points des valeurs de l'histogramme de corrélation H_i et H_j pour les valeurs de i et j les plus basses est particulièrement faible (statistique insuffisante) ce qui engendre des fluctuations très importantes dans les pentes $P_{i,j}$, qui doivent être assimilées à du bruit. Pour tenir compte de cet effet biaisant d'un tel bruit sur la moyenne nous avons introduit une pondération de ces pentes par un facteur $G_i = N_i^2$.

2. $F_{i,j}$ est une estimation du biais lié à la saturation à haute échelle :

À haute échelle les valeurs de N_i tendent à se stabiliser selon l'effet d'une saturation de la statistique haute échelle due à l'existence d'un maximum d'amplitude du signal EEG. Une bonne mesure de pondération à haute échelle tenant compte de cet effet est la différence $F_{i,j} = N_i - N_j$.

Selon que l'on se situe à hautes ou basses échelles l'une de ces pondérations impose son effet dans le produit des deux facteurs, c'est pourquoi nous avons empiriquement choisi leur produit comme facteur de pondération global. $W_{i,j}$ permet donc la prise

en compte simultanée de ces deux biais. La DA correspond alors à la moyenne pondérée des $P_{i,j}$ à travers toutes les combinaisons des échelles i et j :

$$DA = \frac{\sum_{i < j} w_{i,j} P_{i,j}}{\sum_{i < j} w_{i,j}}$$

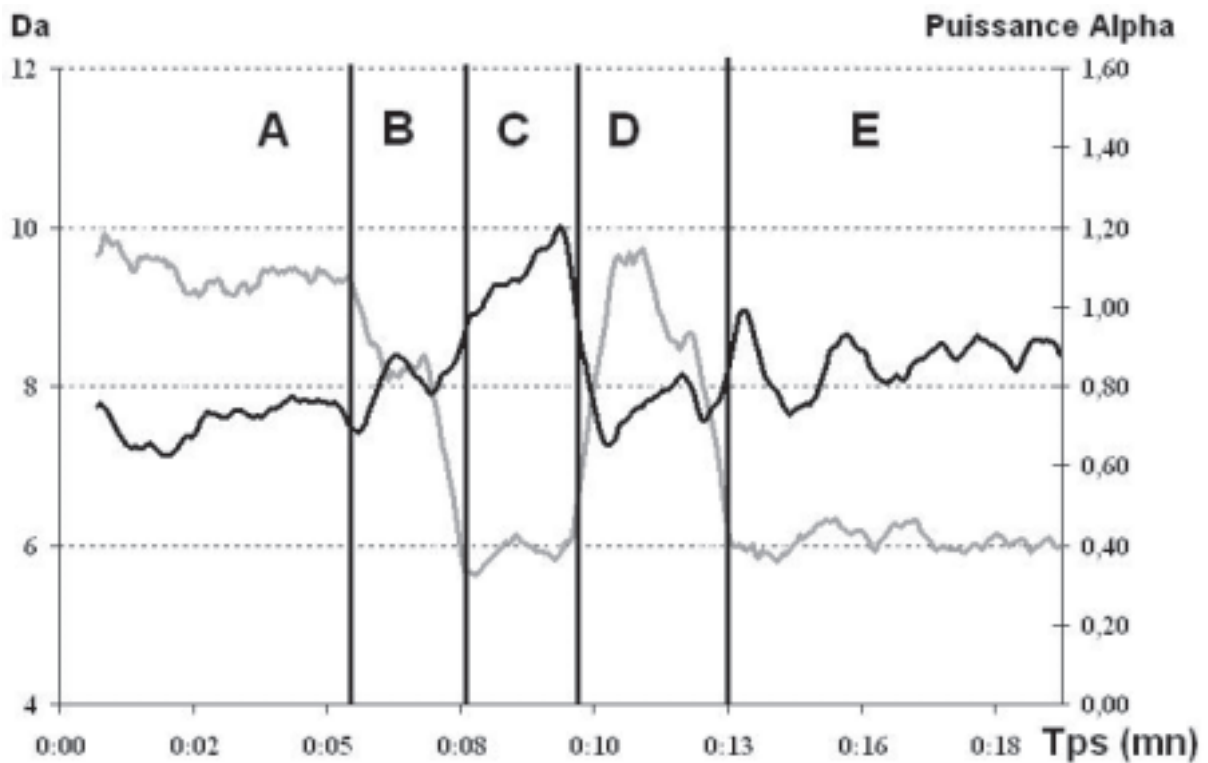
Remarquons que le facteur $w_{i,j}$ joue un rôle essentiel pour atténuer le rôle négatif des biais que nous venons de recenser sur la variation temporelle de la DA.

Ce calcul de la DA est particulièrement utile pour améliorer la pertinence des variations dynamiques du signal EEG car la pon-

dération permet d'obtenir un résultat stable peu sensible au bruit contenu dans le signal et aux changements d'amplitude.

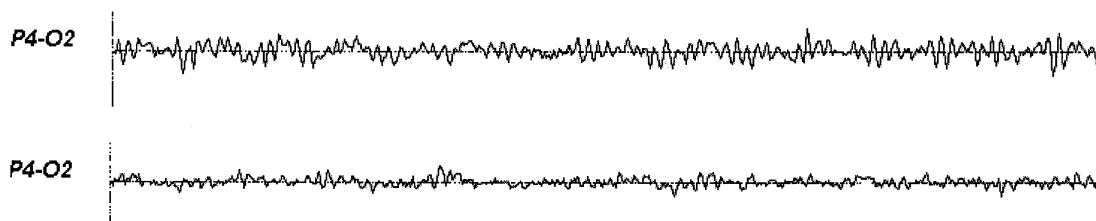
3. Résultats et discussion

L'estimateur DA a été déterminé sur des enregistrements EEG de durées variables (20 minutes à plus de 8 heures) réalisés au



(a)

Tracé EEG de 10 secondes dans la situation A et dans la situation C :



(b)

Figure 2. a) Évolution de la DA (courbe noire) et de la puissance alpha (courbe grise) au cours d'une tâche cognitive.

A: repos yeux fermés, B: Ouverture des yeux, C: lecture, D: repos yeux fermés, E: repos yeux ouverts.

b) Enregistrement EEG de la région pariéto-occipitale droite au cours d'une tâche de lecture.

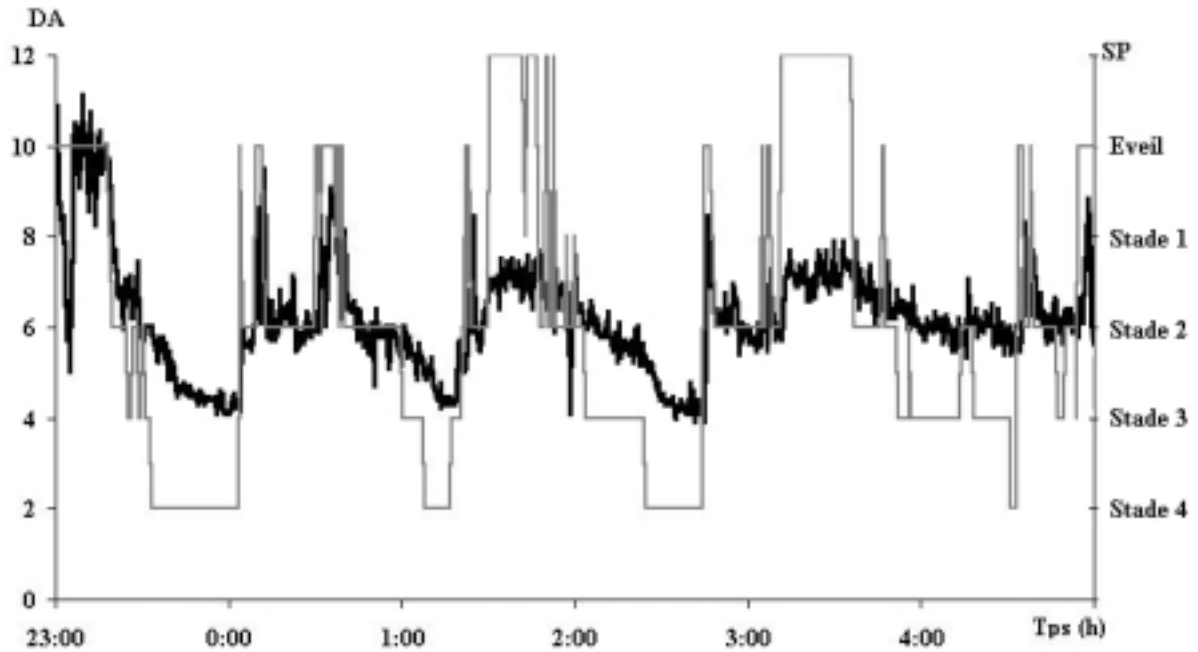


Figure 3. Enregistrement d'une nuit de sommeil de 8 heures au niveau de la dérivation centrale droite (C4) avec référence au niveau de la mastoïde. Courbe grise : stades de sommeil tels qu'ils ont été définis par l'analyse visuelle. Courbe noire : valeur de la DA correspondante.

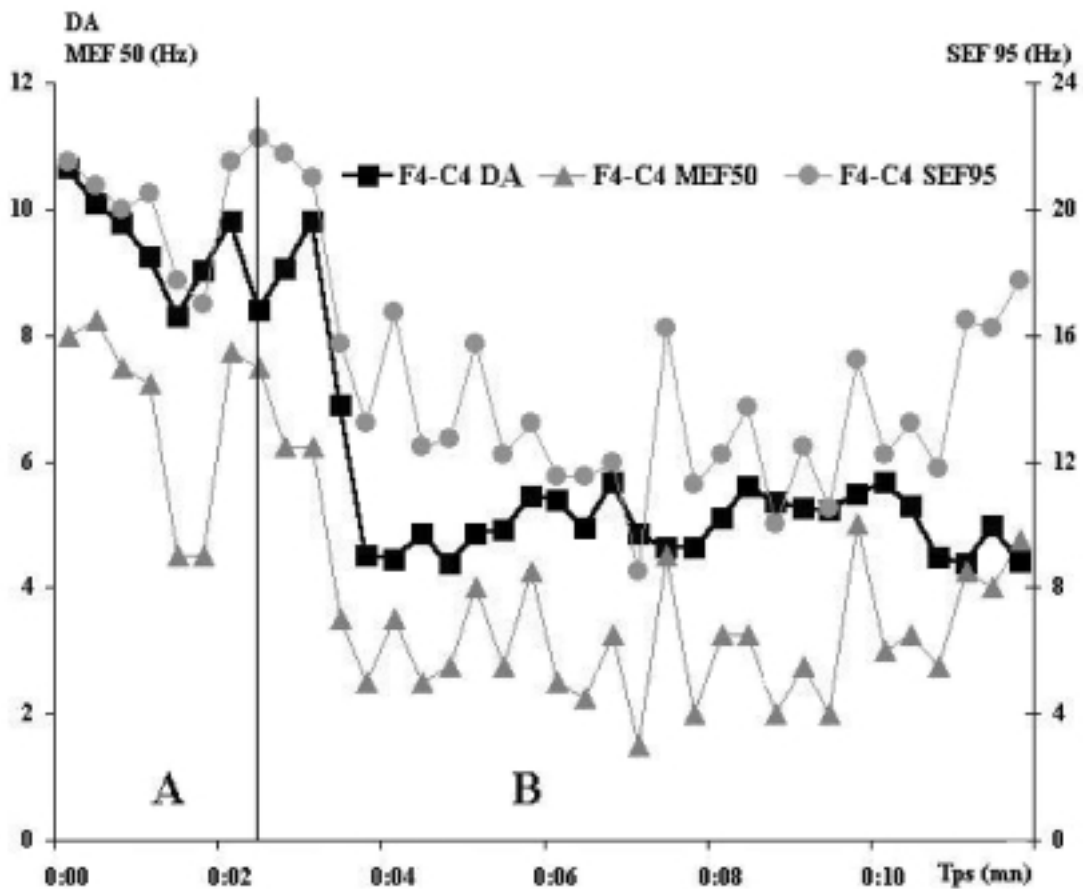


Figure 4. Enregistrement EEG de la région fronto-centrale droite (F4-C4) au cours d'une anesthésie. Variation de la DA (■), de la MEF 50 (▲) et de la SEF 95 (●). A : avant l'injection d'éthomidate, B : après injection d'éthomidate.

centre du sommeil de l'Hôpital de la Timone. L'acquisition des signaux EEG a été réalisée sur polygraphe numérique Micromed : le signal a été échantillonné à 128 Hz, amplifié puis filtré entre 0.5 et 30 Hz. La DA a été calculée en prenant 64 points par seconde ($\tau = 1/64$). Une analyse spectrale a été parallèlement réalisée par FFT, un spectre étant calculé toutes les 4 secondes. Nous avons considéré trois situations dans lesquelles le niveau d'activité cérébrale évolue selon une séquence connue : une tâche de lecture, une nuit de sommeil et une anesthésie générale.

3.1. Variation de la DA lors d'une tâche de lecture

Il a été demandé à une patiente ne parlant pas la langue française de lire un texte rédigé en français à haute voix. Les électrodes ont été positionnées au niveau de la région pariéto-occipitale droite car cette région cérébrale est activée par cette tâche. La figure 2 décrit l'évolution de la DA et de la puissance alpha au cours de 3 situations successives : au repos les yeux fermés, en activité au cours de la tâche de lecture et au repos les yeux ouverts.

On observe lors de l'ouverture des yeux une disparition de l'activité alpha et une augmentation progressive de la DA au cours de la lecture. Lors de l'arrêt de la lecture, la DA rejoint presque instantanément sa valeur antérieure (valeur de repos), avec réapparition de l'activité alpha. Lors de l'ouverture simple des yeux, en situation de repos, l'alpha disparaît et la puissance alpha revient à un niveau comparable à celle observée lors de la tâche de lecture, malgré la moindre activation cérébrale que lors de la lecture. En effet dans cette situation (yeux ouverts au repos) la DA augmente légèrement mais moins que lors de la lecture. Cela montre que la DA peut dans certaines situations mieux caractériser un état activé que la puissance alpha.

3.2. Variation de la DA au cours d'une nuit de sommeil

Un sujet a été enregistré au cours d'une nuit de sommeil et l'hypnogramme a été réalisé par analyse visuelle du tracé polysomnographique selon les critères de Rechtschaffen et Kales [7]. La figure 3 présente le résultat du calcul de la DA au niveau de la dérivation C4-A1 utilisée pour déterminer les stades du sommeil.

La superposition entre l'hypnogramme issu de l'analyse visuelle et l'évolution au cours de la nuit de la DA montre une très bonne correspondance de ces 2 courbes : lors de la veille la DA est élevée, puis elle chute au cours du sommeil lent d'autant plus que le sommeil s'approfondit. Son niveau le plus bas est atteint pour le stade 4 du sommeil lent profond. Lors du passage en sommeil REM, la DA s'élève à des valeurs comprises entre les valeurs de la veille et celles du sommeil lent léger. Ces résultats sont en accord avec les résultats rapportés par de nombreux auteurs, Rey et Guillemant 1997 [8] et plus récemment

par Shen *et al.* 2003 [9] avec la dimension de complexité. La valeur de la DA reflète donc bien les différents stades du sommeil tels qu'ils ont été définis par l'analyse visuelle.

3.3. Variation de la DA au cours d'une induction anesthésique

L'enregistrement de la dérivation fronto-centrale droite (F4-C4) au cours d'une anesthésie (Figure 4) montre que la DA chute de 10 à 4 lorsque le sujet perd connaissance du fait de l'induction anesthésique. Cette chute s'associe à l'apparition d'activité lente sur l'EEG, comme en témoigne la chute concomitante de la SEF 95 et de la MEF 50 (fréquences au dessous desquelles respectivement 95 et 50 % de la puissance totale du spectre sont situées). Les modifications de la composition fréquentielle de l'EEG lors de l'induction rejoignent les données rapportées dans [1] (Billard et Constant 2001). Il faut noter une fluctuation plus importante de ces paramètres par rapport à la DA, fluctuations rapportées par Brhun *et al.* 2002 [10].

La DA est donc un très bon descripteur de l'état d'anesthésie, caractérisé par une décroissance rapide de DA, l'évolution de cette dernière restant stable au cours du temps.

4. Conclusion

La Dimension d'Activation DA telle que nous l'avons définie permet de mesurer dans les situations exposées un niveau d'activité du cerveau :

- plus important lors de la veille active que lors du sommeil lent ou du sommeil anesthésique,
 - plus important lors de tâches visuelles que lors d'une situation « les yeux fermés »,
 - dont le module décrit bien les différents états du sommeil, et plus généralement le niveau d'éveil de l'activité cérébrale,
 - dont les transitions reflètent bien les changements d'activité.
- En outre, la DA est une grandeur relativement stable ; ses fluctuations sont faibles.

Les variations de l'état d'activation du cerveau dans ces différentes situations sont également conformes aux variations du débit sanguin cérébral et du métabolisme cérébral rapporté par les études en SPECT ou en TEP [11][12].

Le paramètre DA permet cependant de tenir compte de l'ensemble des composantes fréquentielles contenues dans le signal EEG et de leurs relations de phase. Il donne des résultats proches de la dimension de complexité telle que rapportés par Shen *et al.* 2003, avec cependant les avantages suivants :

- très grande rapidité de calcul dont l'algorithme glissant évite des répétitions d'opérations redondantes,
- bonne stabilité due à la pondération statistique des couples de valeurs de la distribution de corrélation,
- aucune hypothèse *a priori* sur le cadre théorique (stochastique ou non linéaire de l'EEG) ou sur la stationnarité du signal EEG.

En conclusion, la DA telle que définie plus haut possède un caractère global et pragmatique et donne un indice très utile pour comparer les évaluations de « l'activation » cérébrale par l'EEG et par les techniques d'imagerie cérébrale fonctionnelle.

Références

- [1] V. BILLARD, I. CONSTANT, « Analyse automatique de l'électroencephalogramme: quel intérêt en l'an 2000 dans le monitoring de la profondeur de l'anesthésie », *Ann. Fr. Anesth. Réanim.* Vol. 20, 2001, p. 763-785.
- [2] J.W. SLEIGH, J. DONOVAN, « Comparison of bispectral index, 95 % spectral edge frequency and approximate entropy of the EEG, with changes in heart rate variability during induction of general anesthesia », *Br. J. Anaesth.* Vol. 82, 1999, p. 666-671.
- [3] W.S. PRITCHARD, D.W. DUKE, « Measuring chaos in the brain: a tutorial review of EEG dimension estimation », *Brain and Cognition* Vol. 27, 1995, p. 353-397.
- [4] J. THEILER, « Spurious dimension from correlation algorithms applied to a limited time series data », *Phys. Rev. A* Vol. 34, 1986, p. 2427-2432.
- [5] J. THEILER, P.E. RAPP, « Re-examination of the evidence for low-dimensional, non-linear structure in the human electroencephalogram », *Electroenceph. clin. Neurophysiol.* Vol. 99, 1996, p. 213-222.
- [6] P. MANNEVILLE, « Structures dissipatives, chaos et turbulence » Editions Aléa-Saclay, 1991.
- [7] A. RECHTSCHAFFEN, A. KALES, « A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages of human subjects », NIH Publication, no. 204. Washington, DC: Public Health Services, NIH, 1968.
- [8] M. REY, P. GUILLEMANT, « Apport des mathématiques non-linéaires (théorie du chaos) à l'analyse de l'EEG », *Neurophysiologie Clinique* Vol. 27, 1997, p. 406-428.
- [9] Y. SHEN, E. OLBRICH, P. ACHERMANN, P.F. MEIER, « Dimensional complexity and spectral properties of human sleep EEG », *Clinical Neurophysiology* Vol. 114, 2003, p. 199-209.
- [10] J. BRUHN, T.W. BOUILLON, A. HOEFT, S.L. SHAFER « Artifact robustness, inter and intra individual baseline stability, and rational EEG parameter selection », *Anesthesiology* Vol. 96, 2002, p. 54-59.
- [11] M.T. ALKIRE, C.J. POMFRET, R.J. HAIR, « Functional brain imaging during anesthesia in humans: effects of halothane on global and regional cerebral glucose metabolism », *Anesthesiology* Vol. 90, 1999, p. 701-709.
- [12] P. MAQUET, « Positron emission tomography studies of sleep and sleep disorders », *J. Neurol.* Vol. 244, Supp 1, 1997, p. 23-28.



Philippe Guillemant

Philippe Guillemant est Ingénieur Centrale Paris et Chercheur au CNRS au laboratoire IUSTI Marseille (UMR 6595) dont il dirige le Groupe de Vision Artificielle. Il s'intéresse aux méthodes de traitement du signal et de l'image intervenant dans le génie de la perception, et à ce titre il collabore avec plusieurs services hospitaliers de recherche dans le but de réaliser de nouveaux instruments d'exploration EEG, ORL et IRM. Il est l'inventeur de plusieurs procédés brevetés d'analyse temps réel des signaux ou images ayant abouti à la création d'entreprises innovantes licenciées par le CNRS: Synapsys, pour un appareil d'exploration médicale des vertiges utilisant un procédé de tracking de l'oeil, et Uratek, pour des logiciels de vision artificielle utilisant le procédé du plongement fractal.



Marc Rey

Marc Rey est Maître de Conférences des Universités Praticien Hospitalier. Il est neurologue neurophysiologiste, responsable du centre du sommeil, unité fonctionnelle du service de Neurophysiologie clinique de l'hôpital de la Timone à l'assistance publique des hôpitaux de Marseille. Il s'intéresse aux méthodes de traitement du signal électroencephalographique et à leurs applications à une meilleure caractérisation des différents états de fonctionnement du cortex cérébral, tels qu'ils peuvent être observés soit au cours du sommeil physiologique, soit au cours du sommeil anesthésique.



Cherifa Abid

Chérifa Abid est maître de conférences à l'Université Aix-Marseille I. Elle est enseignante à l'École Polytechnique Universitaire de Marseille, département Mécanique-Energétique et effectue sa recherche au laboratoire IUSTI, UMR CNRS N°6595. L'essentiel de ses activités de recherche se situe dans le domaine des instabilités thermoconvectives où des phénomènes avec des dynamiques complexes peuvent être observés.