

Rapport de signal

Nicolas Delcombel, Lylia Fauvel

Décembre 2018

Table des matières

| | | |
|----------|------------------------------------------------|-----------|
| 1 | Introduction | 2 |
| 2 | But du projet | 2 |
| 3 | Analyse temps-fréquence | 3 |
| 4 | Analyse temporelle | 4 |
| 4.1 | Detrended Fluctuation Analysis (DFA) | 5 |
| 4.2 | Detrended Moving Average (DMA) | 8 |
| 4.3 | Comparaison des méthodes | 11 |
| 5 | Application à des signaux EEG réels | 11 |
| 5.1 | But de l'expérience | 11 |
| 5.2 | Résultats et discussions | 12 |
| 6 | Conclusion | 15 |

1 Introduction

Lorsqu'un individu utilise un outil, divers paramètres influent sur sa compréhension de l'outil et son aisance lors de l'utilisation. En effet, l'état physiologique d'un individu est un facteur important influençant ses performances. Cette variabilité a une place majeure notamment lors de situations de crise. C'est pourquoi il est essentiel de comprendre ce qui influence l'état physiologique d'un être humain. Afin d'atteindre cet objectif, il faut pouvoir avoir des mesures quantitatives de l'état actuel d'un individu afin de comprendre comment il va réagir. Ainsi, il est nécessaire de pouvoir interpréter les signaux physiologiques d'un individu, reflet de son état interne actuel. Pour cela il faut utiliser des capteurs pour avoir des mesures sur le sujet observée. Les résultats de ces capteurs nécessitent d'être traités.

Nous allons en particulier nous intéresser à la charge mentale d'un individu au cours d'une tâche. Pour cela, des mesures EEG ont été effectuées chez cinq individus au cours d'une tâche mémorielle. Nous nous sommes intéressés ici à la régularité des signaux EEG.

Afin de comprendre la méthode employée à cette étude, nous allons tout d'abord focaliser notre étude sur des signaux de régularité connue : le bruit blanc. Cette étude sera ensuite appliquée aux signaux EEG.

2 But du projet

Dans le cadre de notre projet, nous allons étudier la régularité de différents signaux. Cette étude va nous permettre de comparer des signaux obtenus via des tâches différentes. Ici, une régularité plus forte par rapport à l'autre tâche sera le reflet d'une charge cognitive plus importante. Le traitement du signal a été effectué sous Matlab.

3 Analyse temps-fréquence

Avant d'étudier les signaux EEG, nous allons nous intéresser à des signaux de régularité connue : les bruits blancs qui vont nous permettre d'évaluer le bon fonctionnement des méthodes de traitement du signal appliquées. Les bruits blancs étant des signaux aléatoires, leur régularité se situe autour de 0,5.

Nous allons tout d'abord regarder la richesse fréquentielle de ces signaux. Le bruit blanc n'étant pas stationnaire par définition, nous allons effectuer une analyse temps-fréquence via étude du spectrogramme.

Voici sur la figure 1 le spectrogramme obtenu pour un bruit blanc de moyenne 5 et de variance 4.

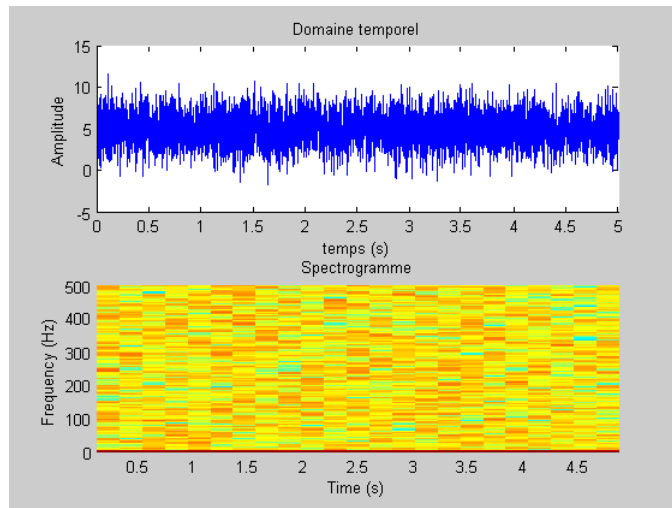


FIGURE 1 – Spectrogramme d'un Bruit Blanc de moyenne 5 et de variance 4

Le spectrogramme a été réalisé grâce à la fonction `spectrogram(y, tfen, toverlap, tfft, fech)` sous Matlab.

Les valeurs utilisées pour réaliser le spectrogramme ont été choisies comme suit : $t_{fen} = t_{fft} = 256$ car avoir un nombre de points égal à une puissance de 2 permet d'utiliser la version optimisée de la transformée de Fourier (fft). La fréquence d'échantillonnage est de 1000 Hz et respecte le théorème de Shannon. On a choisi un taux de recouvrement $t_{overlap}$ de 50%.

4 Analyse temporelle

Nous allons maintenant essayer d'évaluer la régularité du bruit blanc ci-dessous (figure 2) à l'aide de deux méthodes différentes : detrended fluctuation analysis (DFA) et detrended moving average (DMA).

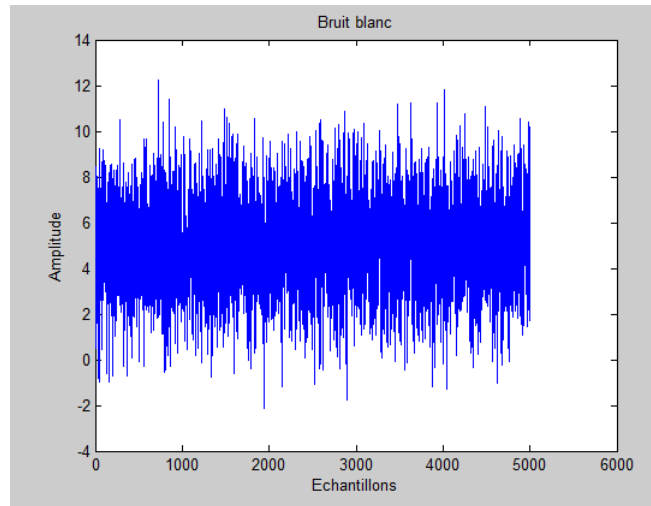


FIGURE 2 – Représentation graphique d'un Bruit Blanc de moyenne 5 et de variance 4

4.1 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Afin de faciliter les analyses, il faut tout d'abord intégrer le signal pour en déduire son profil

$$y_{int}(m) = \sum_{i=1}^m (y_i - \mu_y). \quad (1)$$

Où μ est la moyenne du bruit blanc. Voici ce que l'on obtient sous Matlab :

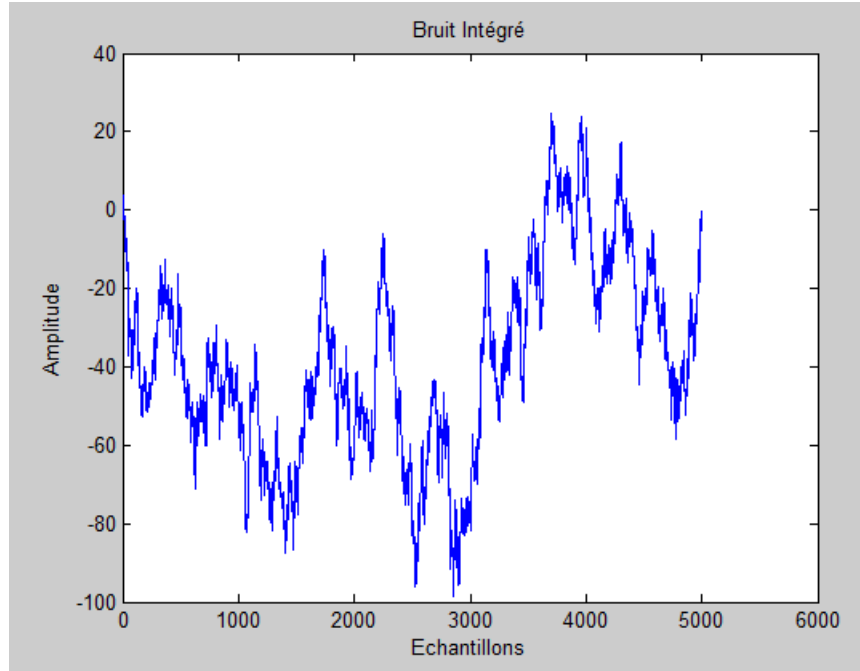


FIGURE 3 – Bruit Intégré

Une fois le bruit intégré, nous allons calculer via Matlab les tendances locales pour des tailles de fenêtres données : [11,13,17,21,27,35,47,59,77,101]. Ces tendances locales vont permettre de calculer une tendance globale du signal, qui va nous permettre d'évaluer facilement la régularité en obtenant la puissance des résidus. Les tendances locales sont obtenues via calcul de la pente de régression pour chaque fenêtre. Les tendances locales sont obtenues via calcul de la pente de régression pour chaque fenêtre.

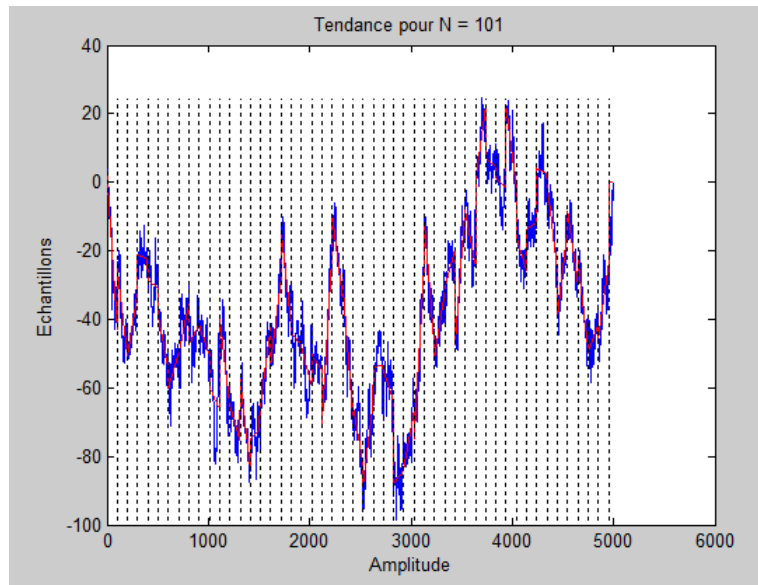


FIGURE 4 – Tendence du signal pour une taille de fenêtre de 101

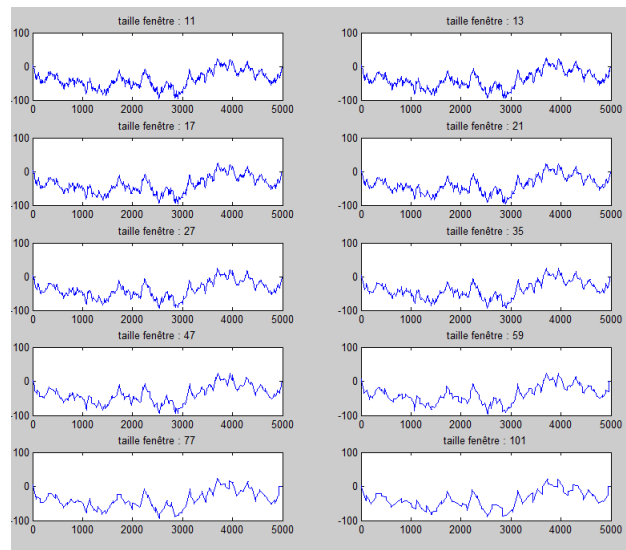


FIGURE 5 – Tendence du signal pour chaque taille de fenêtre

Comme la régularité correspond à la pente de la droite obtenue via la représentation de la racine carrée de la puissance des résidus en fonction de N sur une échelle log-log, nous avons calculé sous Matlab la puissance des résidus (les résidus sont d'ailleurs obtenus en retranchant la tendance au signal). Nous avons ensuite représenté les grandeurs énoncées précédemment sur une échelle logarithmique, et obtenu le graphique suivant suite à une régression linéaire :

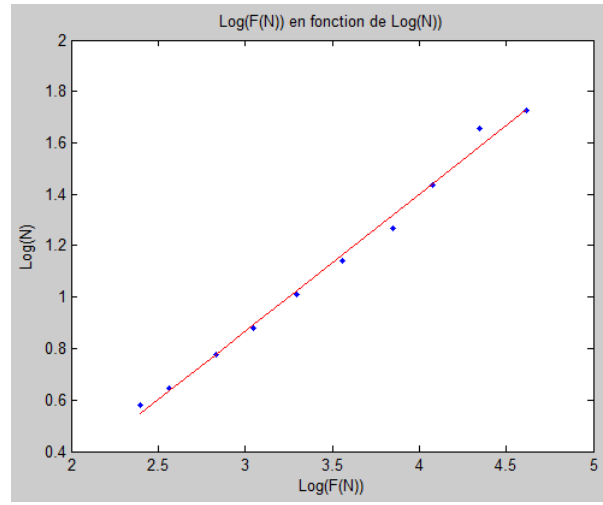


FIGURE 6 – Tendence du signal pour chaque taille de fenêtre

Le alpha que nous cherchons est le coefficient directeur de cette droite.

4.2 Detrended Moving Average (DMA)

La méthode DMA se base sur la méthode DFA, à la différence qu'on filtre le signal avant de calculer les tendances.

Comme pour la méthode DFA, une première étape consiste à intégrer le signal (voir figure 3).

Pour l'étape de filtrage, on choisit un filtre h_{dma} ayant pour réponse impulsionnelle $h_{dma} = \frac{1}{N}$. On choisit un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) nous permettant de faciliter les calculs sous Matlab. Comme le filtre est RIF, cela implique qu'il est stable. De plus, on remarque que le filtre ne dépend que des états présents et passés, donc qu'il est causal.

Afin d'avoir une meilleure idée de la réponse produite par le filtre, un calcul simple permet de déterminer la fonction de transfert H_z .

$$H_z = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(n) * z^{-n} \quad (2)$$

Après calcul, on obtient finalement :

$$H_z = \frac{1}{N} * \frac{1 - z^N}{1 - z^{-1}} \quad (3)$$

ce qui va nous permettre d'étudier les pôles et les zéros.

Nous avons étudié le filtre avec une longueur $N = 3$ pour rendre les graphiques plus lisibles. Mais lors de l'analyse DMA le filtre est de la taille des fenêtres.

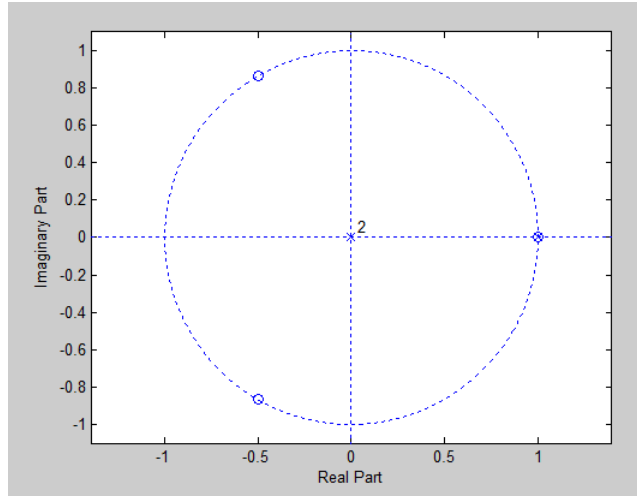


FIGURE 7 – Cercle unitaire complexe. Les pôles sont représentés par une croix, les zéros par un rond.

On peut voir que deux des trois zéros sont à l'intérieur du cercle. Le troisième est sur le cercle, mais au même endroit qu'un zéro, donc le filtre est bien stable.

Nous allons maintenant étudier plus en détail le gain et la phase du filtre.

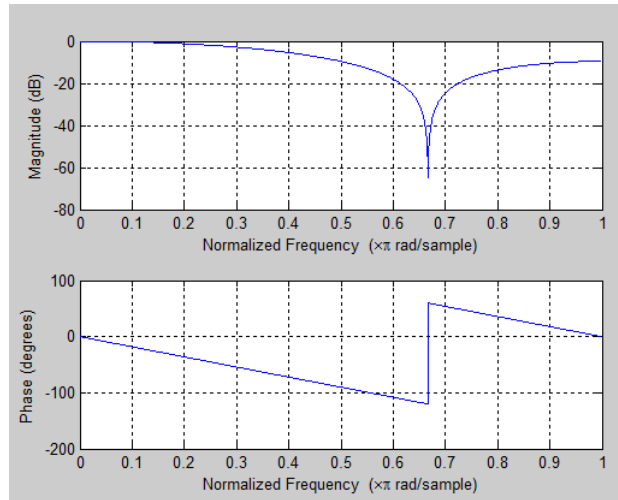


FIGURE 8 – Représentation du gain et de la fréquence du bruit blanc filtré et intégré

L'étude du gain montre que le filtre est un passe bas. L'étude de la phase montre qu'il y a un décalage linéaire (elle a un comportement linéaire pour une bande passante donnée), ce qui implique donc que le filtre produit un retard de groupe, c'est à dire que le décalage est constant pour tout le signal. On peut le voir sur le décalage pour une fenêtre de taille 101.

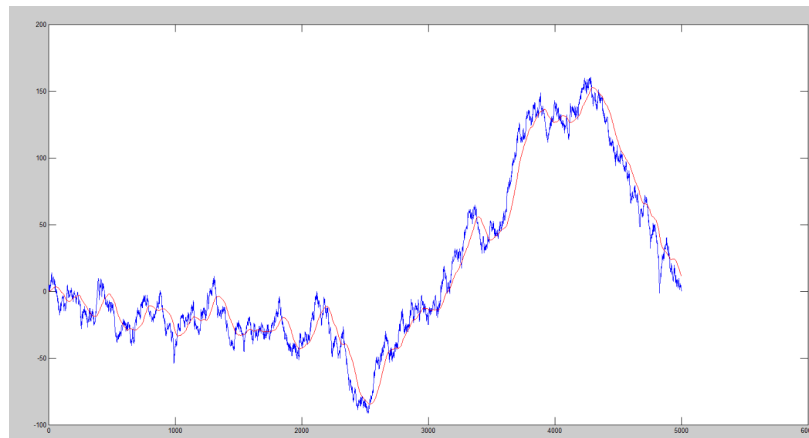


FIGURE 9 – Représentation de la tendance globale en bleu et du signal filtré en rouge

Le décalage change pour chaque taille de fenêtre, il est égal à : $\delta_T = \frac{N-1}{2}$, avec N impair, la taille de la fenêtre. Comme il est linéaire , il suffit d'enlever les n premières valeurs à la tendance pour supprimer le retard.

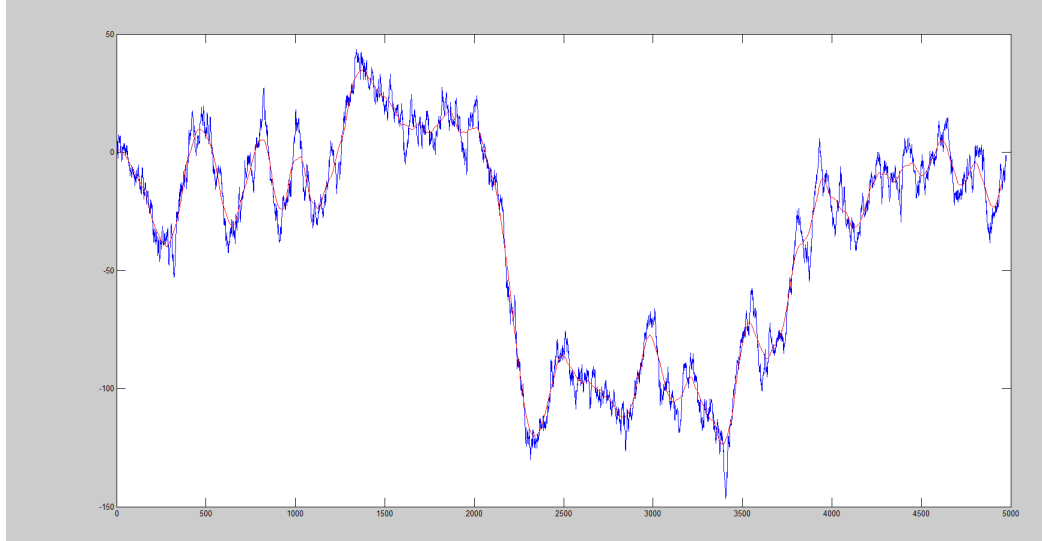


FIGURE 10 – Représentation de la tendance globale en bleu et du signal filtré recalé en rouge

Comme pour le DFA, on soustrait la tendance au profil, puis on calcule la puissance de chaque résidu avant de passer sur une échelle logarithmique :

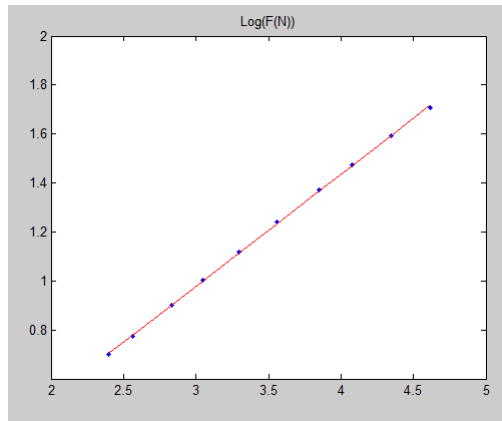


FIGURE 11 – Valeur du logarithme de la puissance des résidus en fonction de N

4.3 Comparaison des méthodes

Nous avons effectué des analyses DFA et DMA sur 50 bruits blancs afin de les comparer. Les résultats obtenus sont ci-dessous :

| | DFA | DMA |
|----------|------------------------|------------------------|
| Moyenne | 0.5093 | 0.4818 |
| Variance | $4.5263 \cdot 10^{-4}$ | $4.0130 \cdot 10^{-4}$ |

On peut voir que la moyenne des analyses DFA est plus proche de 0.5, mais que leur variance est plus importante que celles des analyses DMA. Le choix de l'une ou l'autre méthode repose donc sur une évaluation du contexte d'utilisation.

5 Application à des signaux EEG réels

5.1 But de l'expérience

Si l'on considère deux tâches mémorielles, une formelle (encapsulation peu profonde) et une sémantique (encapsulation profonde), on peut supposer que la régularité des signaux du cerveau sera plus élevée pour la 2ème tâche. Le but de l'expérience est donc d'étudier la régularité des signaux EEG captés par deux électrodes en fonction de la tâche. Cela va nous permettre de déterminer si pour l'une de ces deux tâches la charge cognitive est plus importante.

5.2 Résultats et discussions

Notre étude porte sur les signaux de deux électrodes lors des deux phases sur cinq sujets. La première phase sera représentée en bleu et la seconde en rouge.

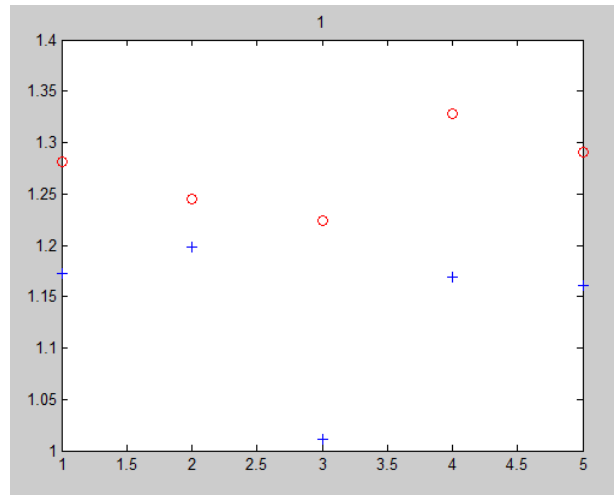


FIGURE 12 – Mesures de la première électrode

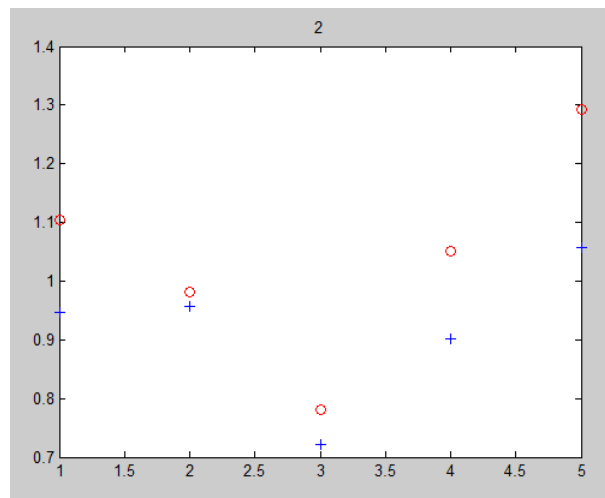


FIGURE 13 – Mesures de la seconde électrode

Ces figures nous montre qu'il y a une grande variabilité entre les sujets : les valeurs ne sont pas les mêmes pour une même phase. En revanche, pour un sujet, la phase 2 entraine systématiquement une augmentation de la régularité alpha. Il n'est donc pas possible de faire des mesures intra-sujet, c'est-à-dire mesurer la régularité alpha d'un sujet, afin d'en déduire la phase à laquelle appartiennent ses signaux EEG. En revanche, il est possible de faire des analyses inter-sujets, afin de déterminer les "zones" correspondant à chacune des phases.

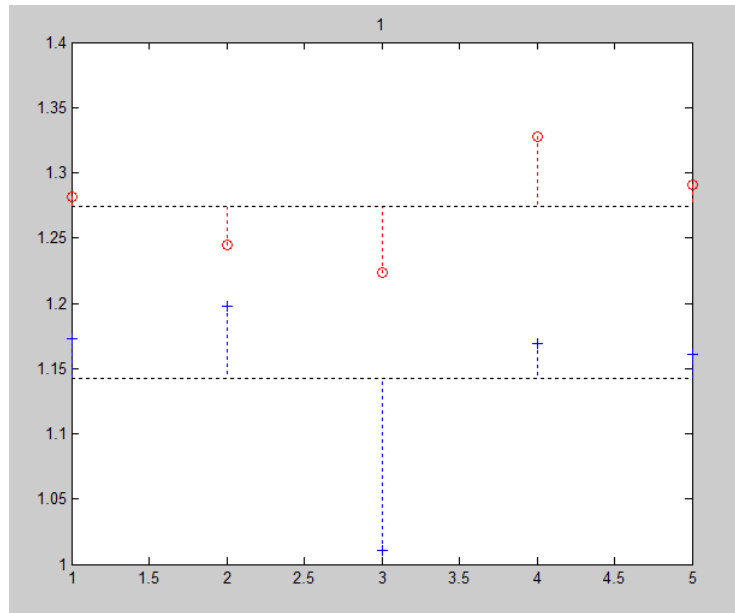


FIGURE 14 – Moyenne et écart à la moyenne de la première électrode

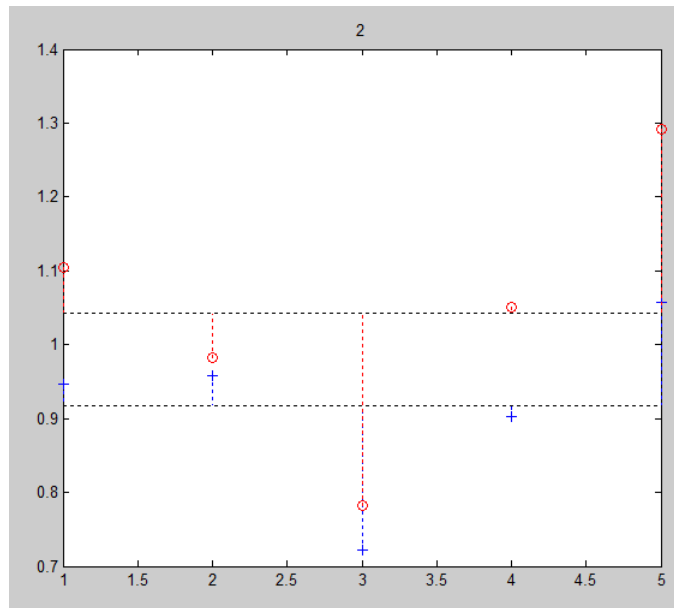


FIGURE 15 – Moyenne et écart à la moyenne de la seconde électrode

En affichant les moyennes des mesures de chaque phase, on peut en déduire les "zones" des phases. Cependant on peut observer des artefacts pour le troisième et le cinquième sujet de la seconde électrode : le résultat d'une phase est plus proche de la moyenne de l'autre phase. La seconde électrode peut donc être défectueuse.

6 Conclusion

Il existe plusieurs méthodes afin de mener des analyses temporelles. Notre étude nous a amenés à utiliser les méthodes DFA et DMA. La comparaison des deux méthodes nous a montré que la méthode DMA est plus judicieuse lorsqu'on souhaite une faible variabilité des coefficients de régularité obtenus. Le DFA permet d'avoir une moyenne plus proche de la réalité des coefficients de régularité. Nous avons donc choisi d'utiliser le DFA pour l'étude des signaux EEG.

Concernant l'étude des signaux EEG, il existe une nette différence entre la phase 1 d'encodage mémoriel formel et la phase 2 d'encodage mémoriel sémantique, et ce pour les cinq sujets de l'étude. Il existe donc une corrélation entre la régularité des signaux et la profondeur de l'encodage mémoriel. De plus, les coefficients de régularité étant plus hauts que ceux de la phase 1, on peut en déduire que la charge cognitive est plus importante pour la phase 2 que pour la phase 1.

Enfin, il est possible d'aller plus loin dans l'analyse en faisant une étude de l'entropie, qui permettrait de déterminer les faux positifs lors de l'étude des données des électrodes.