

Traitement de signaux biomédicaux pour l'évaluation de la charge mentale



BRES Raphaël - TRISCOS Margot

21 décembre 2018

1 Introduction et contexte

L'objectif de ce TP est d'apprendre à étudier les signaux biomédicaux, plus précisément électroencéphalographiques (EEG), et d'en tirer des conclusions concernant l'état mental des sujets concernés. Ce TP permettra notamment d'appliquer les connaissances acquises en traitement de signal en signaux biomédicaux au cours de la deuxième année à l'ENSC. La finalité de ce TP est de comprendre l'importance de l'étude des signaux biomédicaux en tant que futurs ingénieurs cogniticiens, puisque nous rencontrerons potentiellement à nouveau ce type de signal.

Afin de vérifier le bon fonctionnement de notre programme Matlab, nous avons tout d'abord réalisé des études préliminaires sur un bruit blanc, dont nous connaissons les caractéristiques. Nous pourrons ensuite utiliser les méthodes testées sur un signal connu afin d'étudier les signaux EEG.

Le lien vers notre repo Github comprenant le code de ce projet :

<https://github.com/anoxil/ProjetSignalChargeMentale>

2 Analyse temporelle et fréquentielle d'un bruit blanc

Pour commencer, nous observons deux bruits blancs (moyenne nulle, puis non nulle) dans les domaines temporel et fréquentiel, à l'aide d'une représentation temps-fréquence. Cela permet de mettre en valeur la manière dont la richesse fréquentielle évolue au cours du temps. Les bruits blancs sont générées sous Matlab grâce à la fonction suivante :

```
1 bruit = sqrt(var) * randn(1,M) + moy;
```

où *var* et *moy* sont respectivement la variance et la moyenne du signal.

Les différentes étapes du tracé de la représentation temps-fréquence sont les suivantes :

- Séparer le signal en différentes fenêtres ;
- Calculer la transformée de Fourier du signal sur chacune des fenêtres. On obtient alors une représentation de l'intensité de présence/la puissance des fréquences sur chaque fenêtre. C'est le spectre de puissance ;
- Représenter la puissance de chaque fréquence en fonction du temps : par une couleur dans la case fréquence-temps associée. C'est la représentation temps-fréquence, ou le spectrogramme ;

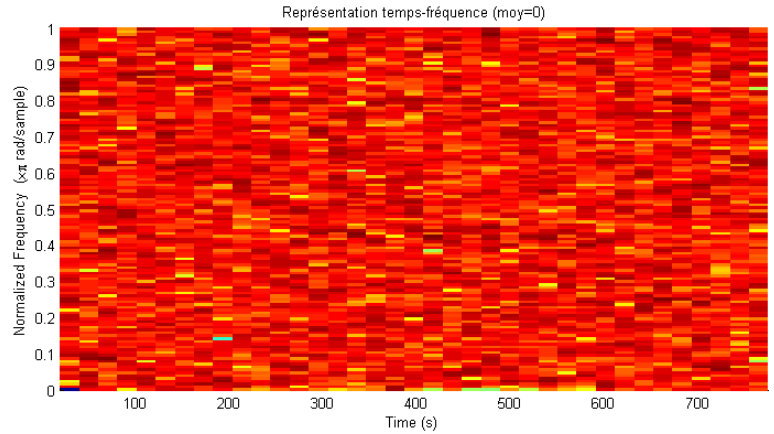
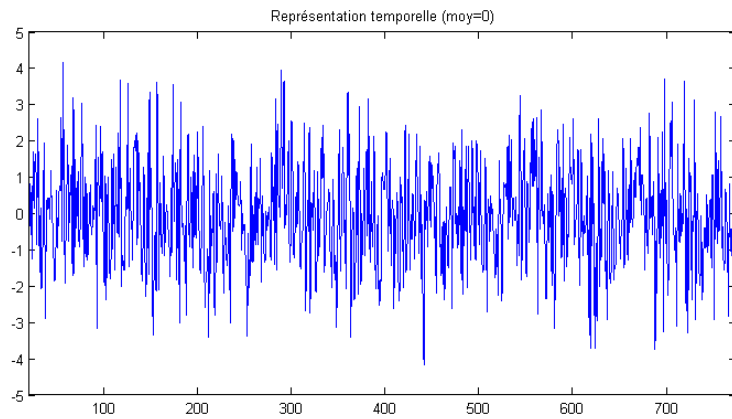
Sur Matlab, nous utilisons la fonction *spectrogram*, qui effectue automatiquement les différentes étapes.

1. **Choix des fenêtres** : il est nécessaire d'utiliser des fenêtres de puissance de 2 car la fonction *spectrogram* effectue une analyse fréquentielle de la fenêtre en utilisant une FFT (qui nécessite ce format). Plus un signal est considéré sur le long terme (fenêtres larges), plus la richesse fréquentielle est importante (accès aux basses fréquences) et le contenu temporel faible (peu de fenêtres). Avec des fenêtres étroites, on observe le phénomène inverse. L'objectif est de trouver un équilibre entre richesses temporelle et fréquentielle. On choisit 256 échantillons par fenêtre.
2. **Taux de recouvrement** : Le recouvrement évite les discontinuités : il permet d'analyser l'évolution du signal progressivement. On choisit un taux de recouvrement de 50%, qui permet un lissage optimal (soit un décalage de 128 valeurs).
3. **Nombre de points pour le calcul de la Transformée de Fourier** : on choisit le même nombre de points que celui choisi pour la fenêtre.

Dans le domaine temporel, lorsqu'un signal a une période T_0 , cela se traduit dans le domaine fréquentiel par un pic au niveau de la fréquence $f_0 = \frac{1}{T_0}$, dont la hauteur dépend de l'amplitude de la période T_0 .

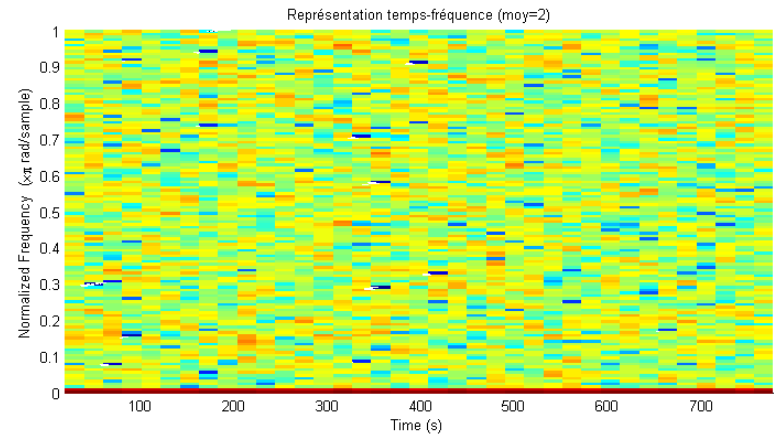
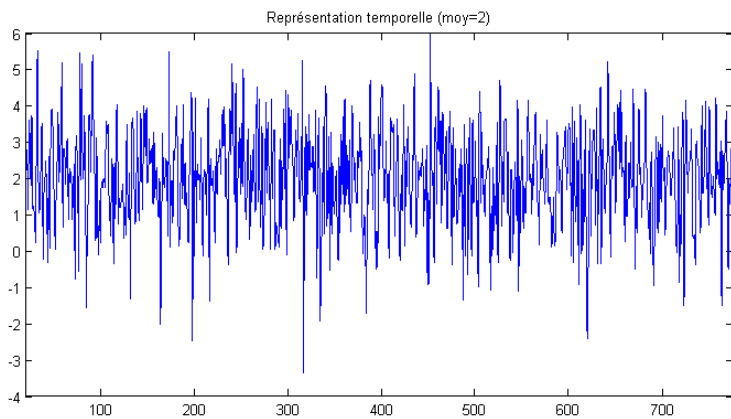
Sur un bruit blanc gaussien centré (de moyenne nulle) :

Dans le domaine temporel, ce type de signal est assimilable à une signal qui possède toutes les périodicités. Dans le domaine fréquentiel, cela se traduit par une série de pics de hauteurs relativement similaires, à des fréquences différentes. On remarque une double homogénéité sur la représentation temps-fréquence. L'homogénéité fréquentielle traduit que la fenêtre que l'on considère porte la même puissance sur toutes les fréquences (plusieurs pics de hauteurs similaires) : c'est la définition du bruit blanc centré. L'homogénéité temporelle indique que le contenu fréquentiel du signal ne varie pas au cours du temps : le signal est donc stationnaire, ce qui caractérise le bruit blanc.



Pour un bruit blanc gaussien non centré :

Dans le domaine temporel, ce type de signal correspond à la somme d'un bruit blanc de moyenne nulle, et d'un signal constant (de périodicité infinie). Or lorsque la période T_0 tend vers l'infini, la fréquence $f_0 = \frac{1}{T_0}$ tend vers 0. Cela ajoute un très grand pic (dû à une très grande amplitude périodique) à la fréquence 0 sur la représentation fréquentielle. On perd donc l'homogénéité temporelle : il y a une valeur plus élevée que les autres dans la première case de chaque fenêtre (grand pic à la fréquence 0). Cependant, on conserve bien une l'homogénéité fréquentielle.



3 Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

L'analyse DFA permet d'étudier la régularité du signal. Les étapes sont les suivantes :

- Intégrer le signal et le centrer ;
- Séparer le signal temporel en fenêtres ;
- Calculer la tendance locale du signal sur chaque fenêtre (en faisant une régression linéaire du signal sur la fenêtre) ;
- Calculer l'écart de la tendance à la courbe sur chaque fenêtre : c'est le résidu ;

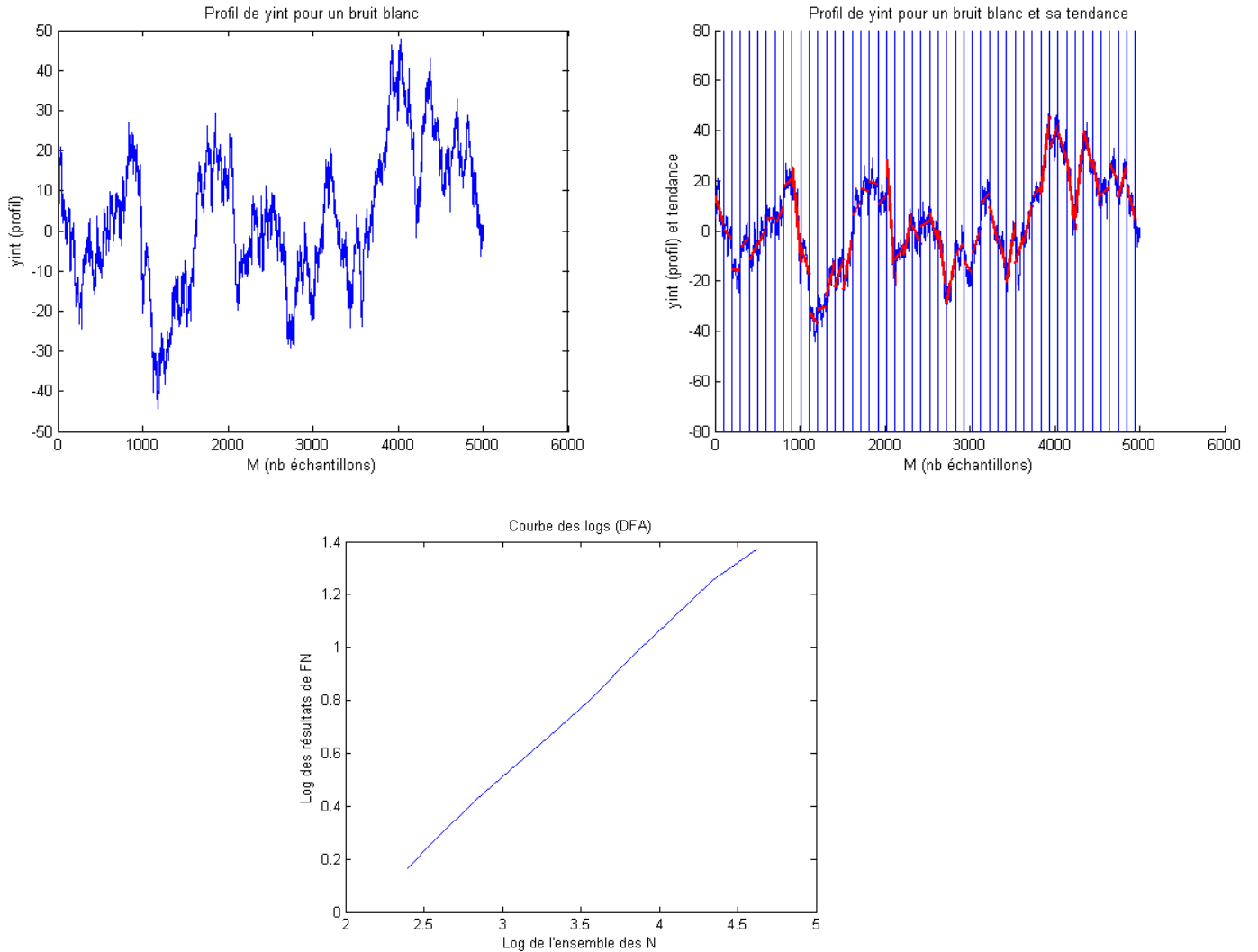
— En déduire la racine carré de la puissance du résidu $F(N)$:

$$F(N) = \sqrt{\frac{1}{LN} \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^N (y_{int}((l-1)N + n) - x_l(n))^2} \quad (1)$$

- Répéter ces étapes pour différentes valeurs de N ;
- Représenter les résultats dans le plan $(\log(F(N)), \log(N))$;
- Faire une régression linéaire sur la représentation log-log ;
- Récupérer la valeur de la pente de la droite de régression. C'est cette valeur qui caractérise la régularité du signal.

Sur Matlab, pour effectuer la régression linéaire et obtenir la pente on utilise la fonction *polyfit*. Elle retourne les coefficients et de la droite de régression linéaire $y = \alpha x + \beta$.

En appliquant l'analyse DFA, on cherche des invariances de comportement à même échelle (la reproduction d'un motif) : il s'agit de l'analyse fractale. Un bruit blanc n'a aucune mémoire, son paramètre vaut 0.5. Afin de tester le bon fonctionnement de la méthode DFA, on la teste donc sur un bruit blanc.



Afin d'avoir un effet plus significatif, nous avons répété ces opérations sur 50 bruits blancs générés aléatoirement. On obtient un α moyen de **0.5065** et une variance de **3.6691e-04**. Ce résultat est cohérent avec la nature du signal. L'analyse DFA est donc correcte.

4 Detrending Moving Average (DMA)

L'analyse DMA permet également de récupérer la valeur de α . Cependant, elle se différencie de la DFA en terme de tendance : la DFA effectue une tendance locale (sur des fenêtres) et la DMA une tendance globale (sur tout le signal).

Les différentes étapes de l'analyse DMA sont :

- intégrer le signal et le centrer ;
- filtrer le signal ;
- le signal obtenu est déphasé. Il faut le rephaser en supprimant les premières valeurs ;
- calculer la tendance du signal filtré ;
- la soustraire au profil du signal. On obtient les résidus ;
- en déduire la racine carré de la puissance des résidus $F(N)$:

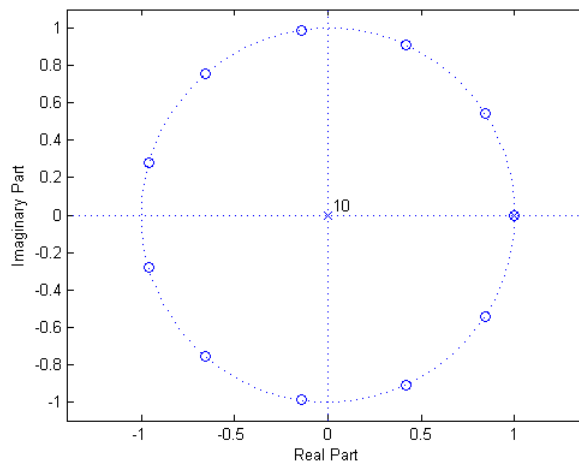
$$F(N) = \sqrt{\frac{1}{M - \left(\frac{N-1}{2}\right)} \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^N (y_{int}((l-1)N + n) - x_l(n))^2} \quad (2)$$

- effectuer les mêmes démarches que l'analyse DFA afin d'obtenir une représentation log-log, et le de la droite de régression.

1. Nous appliquons la méthode appelée "Backward Moving Average", pour laquelle nous utilisons le filtre de réponse impulsionnelle $h_{DMA}(n) = \frac{1}{N}$, pour n allant de 1 à $N-1$. Il s'agit donc d'un filtre à Réponse Impulsionnelle Finie. (La somme des $h_{DMA}(n)$ est finie). Ce filtre est donc par définition causal et stable (la sortie ne dépend que de l'état présent, et est une combinaison linéaire d'un nombre fini d'entrées).
2. La fonction de transfert du filtre est :

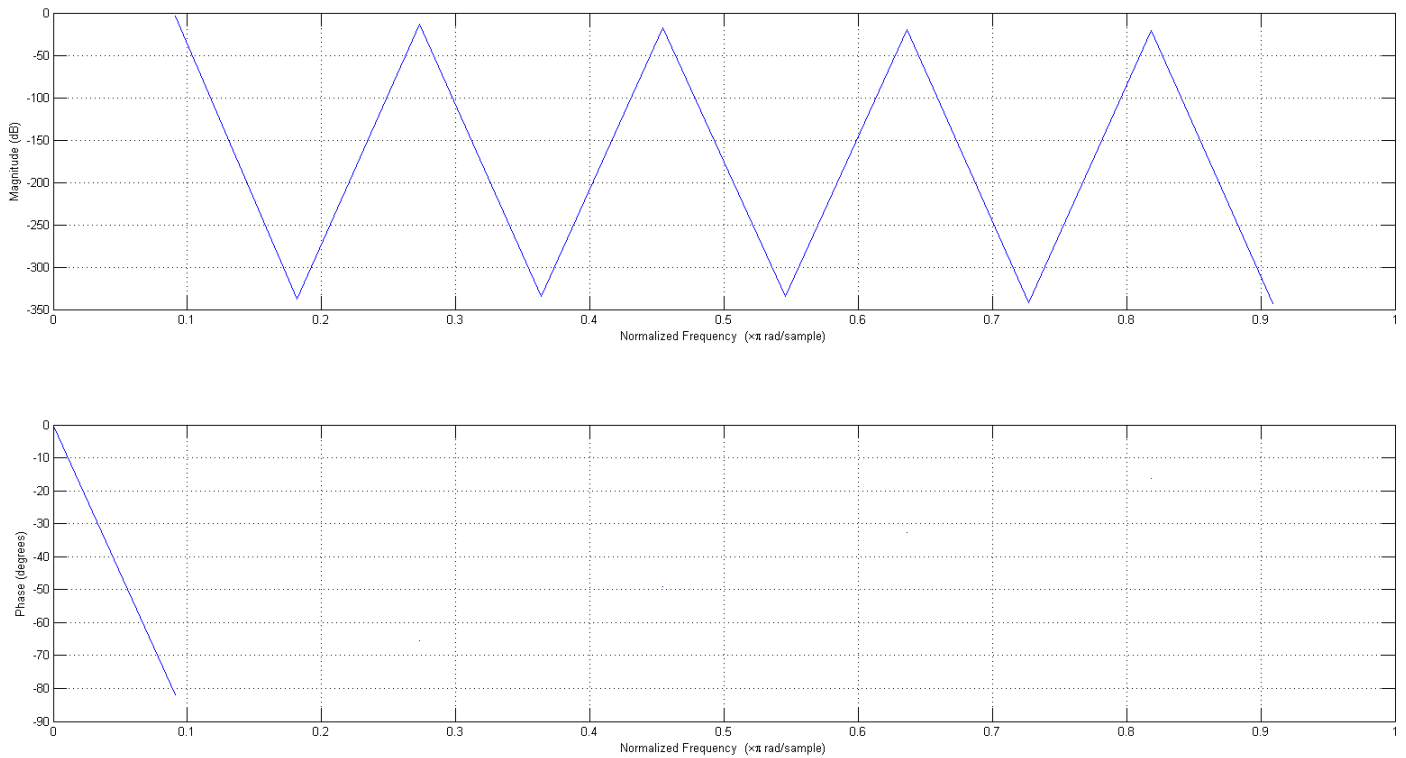
$$H(z) = \frac{1}{N} \times \left(\frac{1 - z^{-N}}{1 - z^{-1}} \right) = \frac{1}{N} \times \frac{z^N - 1}{z^{N-1} \times (z - 1)} \quad (3)$$

. Les pôles de la fonction de Transfert (qui annulent le numérateur) sont 0 et 1. Les zéros (qui annulent le dénominateur) sont les racines N -ièmes de l'unité. Ce sont les $e^{\frac{2i\pi k}{N}}$ avec k entre 0 et $N-1$. Sur Matlab, on utilise la fonction `zplane` afin de représenter les pôles et les zéros sur un cercle trigonométrique, et de confirmer nos calculs. On utilise une petite valeur de N ($N=11$), dans un soucis de clarté.



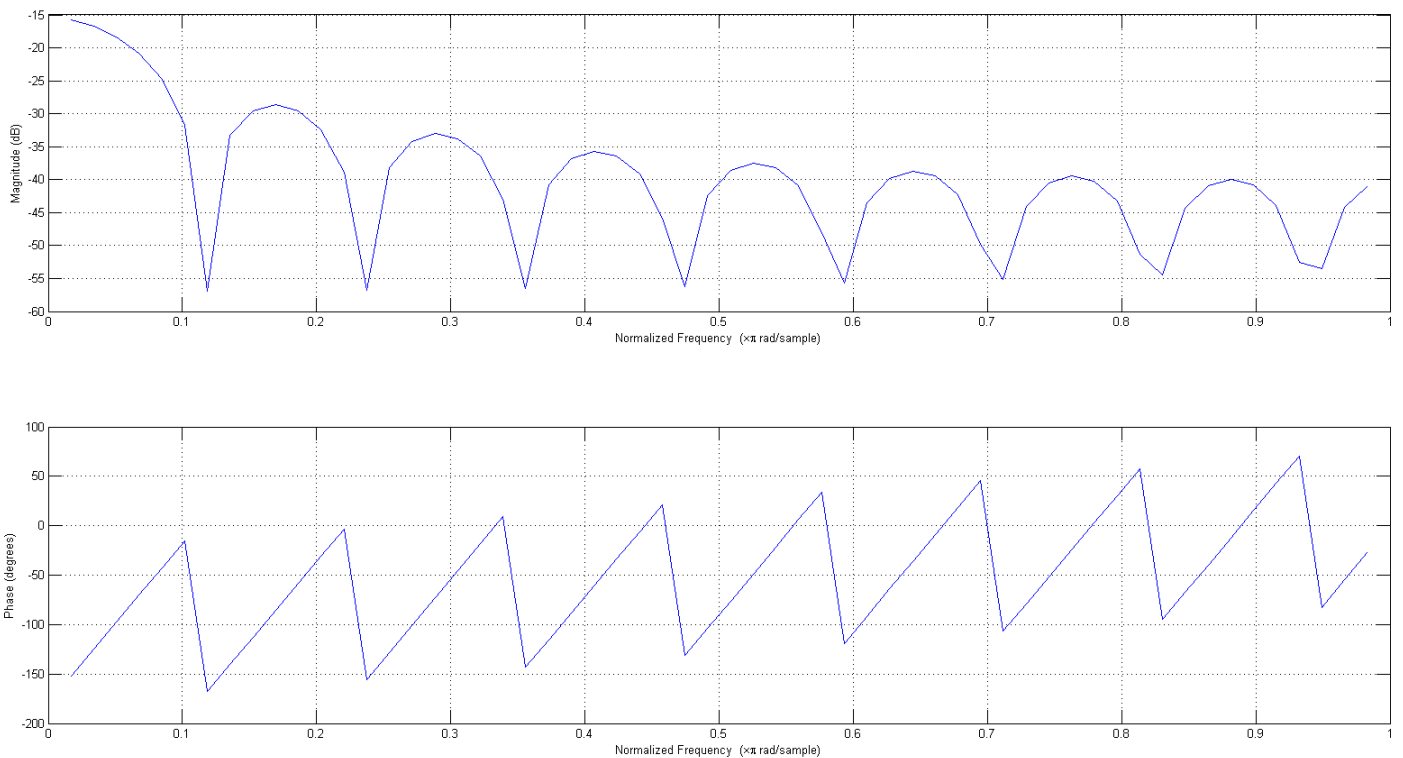
Les zéros sont représentés par les ronds : ce sont bien les racines 11-ième de l'unité, pour $N = 11$. Les deux pôles sont représentés par les croix : 0 et 1. La condition de stabilité : tous les pôles sont dans le cercle unité. C'est le cas pour le pôle 0. Si un pôle est en limite du cercle de stabilité, le pôle est stable si un zéro est également en ce point : c'est le cas pour le pôle 1. Cette représentation confirme donc la stabilité du filtre.

3. Sur Matlab, afin de visualiser la phase et l'amplitude, on utilise la fonction *freqz*. Nous avons choisi $N = 11$ pour la représentation.



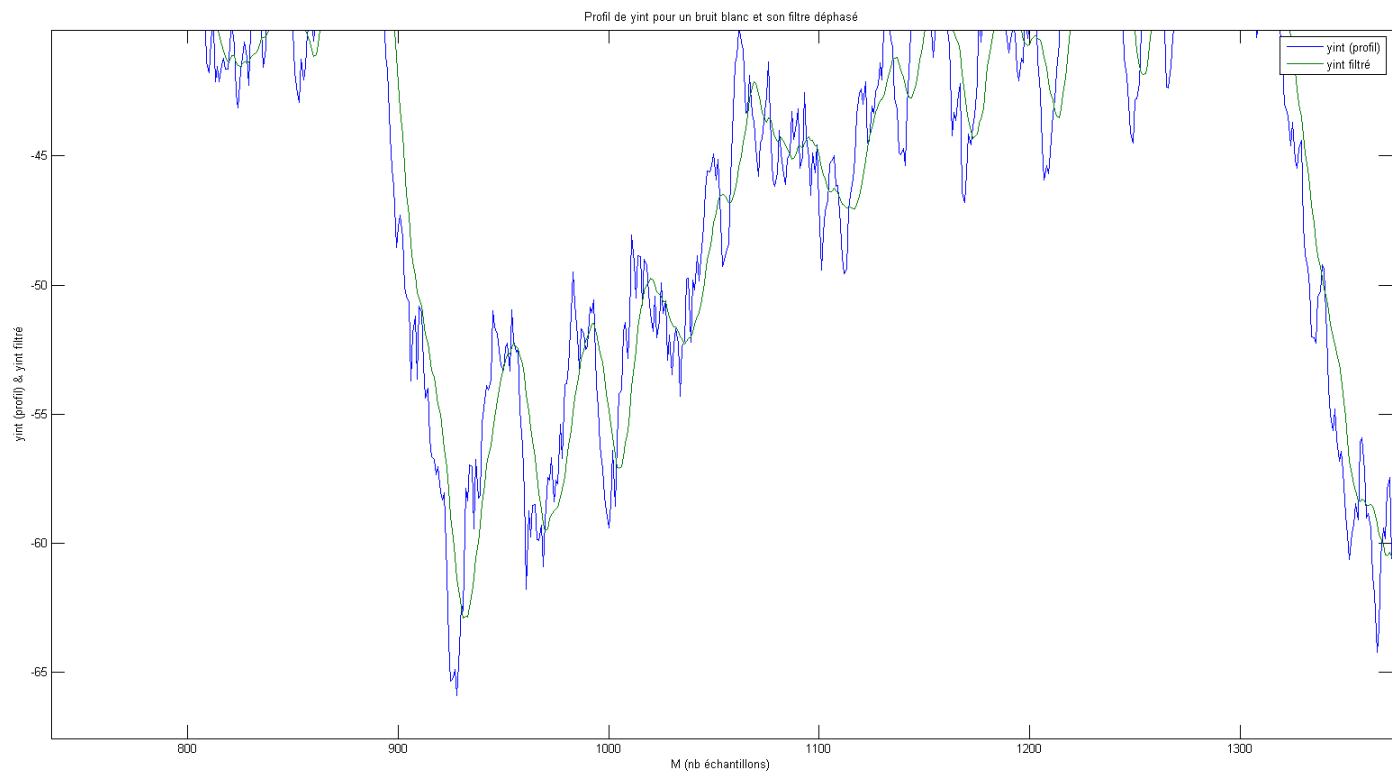
Sur le graphique de la phase (en bas), on constate que la phase se comporte linéairement : c'est un filtre à phase linéaire. Le retard de groupe est donc constant, et peut s'estimer comme l'inverse de la pente. Il s'agit d'un retard de $\frac{N-1}{2}$ valeurs. Cela crée un décalage de $\frac{N-1}{2}$ valeurs entre le signal original et sa tendance (le signal filtré). Or, l'étude se fait en calculant la différence entre la tendance et le profil du signal en un point, il est donc essentiel que les deux courbes soient correctement alignées, en supprimant les $\frac{N-1}{2}$ premières valeurs.

4. Nous avons refait le graphique précédent, on augmentant la valeur de N à 59, afin de mieux visualiser l'amplitude.

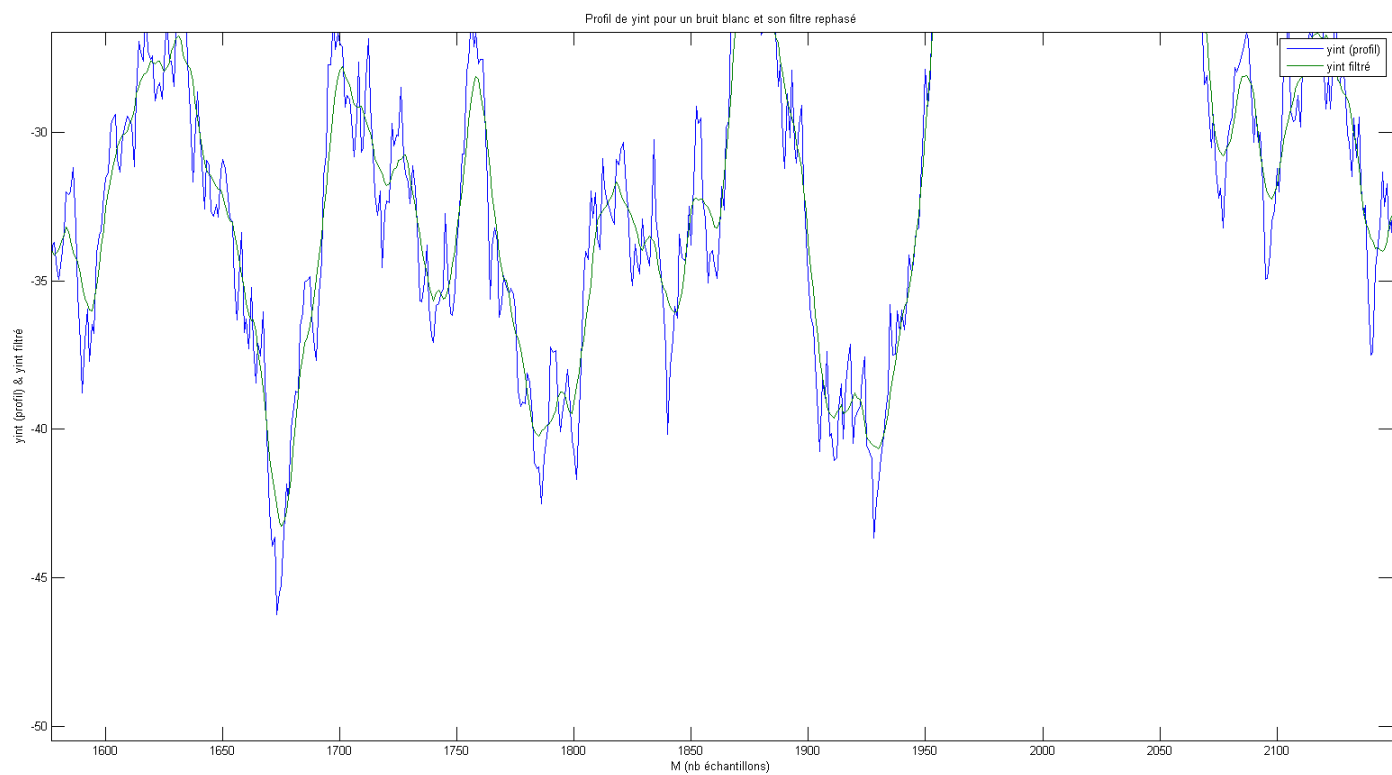


L'amplitude diminue entre chaque bond. Par exemple, entre le premier bond et le deuxième, on observe une diminution de 15 dB (3×5), soit une division par 2^5 de la fréquence. Le filtre est donc passe-bas : il ne laisse passer que les basses fréquences, ce qui paraît logique étant donné qu'il s'agit d'un filtre qui lisse le signal (en supprimant les hautes-fréquences).

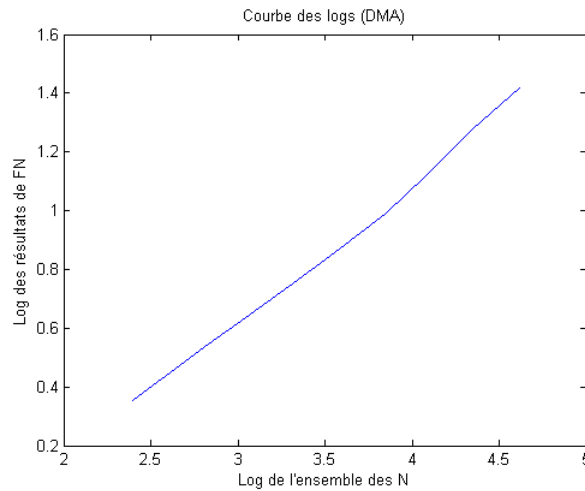
Ici est présentée l'application de la DMA. On applique le filtre grâce à la fonction `filter`. Sur le graphique, la courbe bleue est le profil du signal et la noire est le signal lissé/filtré. On observe le décalage présenté précédemment :



On supprime les $\frac{N-1}{2}$ premières valeurs afin de rephaser le signal :



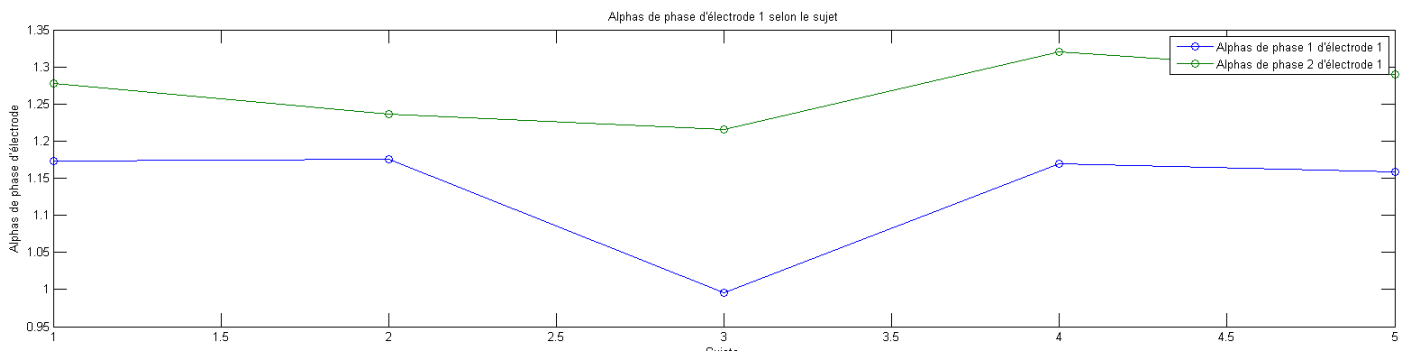
On obtient la courbe log-log suivante :



Après analyse des résultats pour 50 bruits blancs, on obtient un α moyen de **0.4793** et une variance de **3.8218e-04**. L'analyse DMA est donc correcte mais sous-estime légèrement la valeur de α .

5 Mise en œuvre sur signaux physiologiques (EEG)

Une fois nos fonctions testées, nous pouvons étudier la régularité des signaux EEG et la charge mentale des utilisateurs. Pour cela, les signaux EEG de 5 sujets ont été recueillis, à l'aide de deux électrodes, au cours de deux phases. La phase 1 impliquant une charge mentale faible, et la phase 2 une charge mentale élevée. A l'aide de la méthode DFA, voici l'étude de la régularité des signaux EEG issus de la première électrode :



La moyenne des α pour la phase 1 (courbe bleue) est de : **1.1344**

La moyenne des α pour la phase 2 (courbe verte) est de : **1.2680**

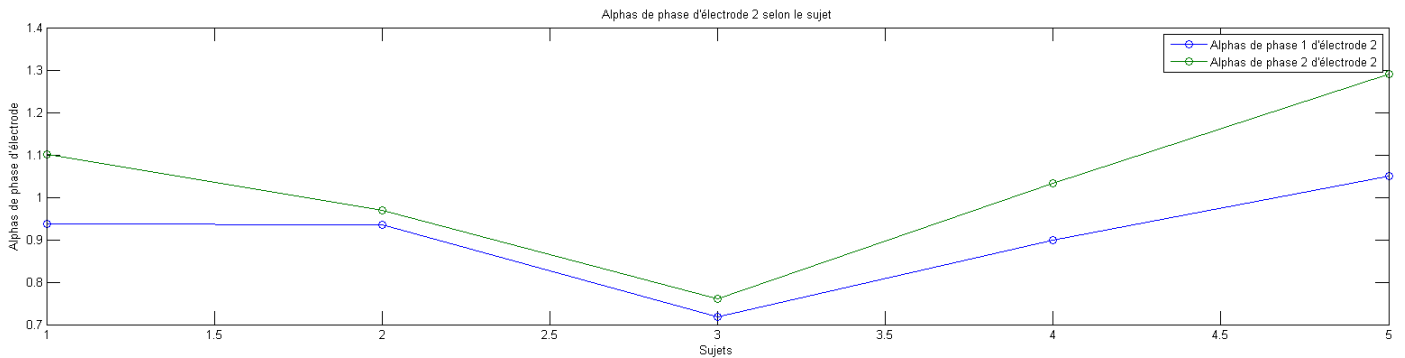
La courbe de la phase 1 est toujours sous celle de la phase 2. On peut donc faire des études intra-individuelles, afin de savoir si une personne est en charge mentale élevée ou faible, selon sa régularité α . Il faut la comparer à ses valeurs de enregistrées au cours de la phase 1 et de la phase 2. Si augmente, sa charge mentale augmente et on se rapproche du de la phase 2.

La valeur la plus haute en phase 1 reste inférieure à la valeur la plus basse en phase 2. il y a une séparation linéaire entre les deux phases. On peut donc délimiter un seuil général (identique pour tout individu) au dessus duquel un individu passe en phase 2. Il est donc a priori possible de déterminer la probabilité qu'un individu soit en phase 1 ou 2 en fonction de la position de sa régularité α par rapport au seuil.

L'information recueillie par l'électrode 1 est donc pertinente, tant pour faire de l'analyse intra-

individuelle qu'inter-individuelle.

Le même graphique a été tracé pour l'électrode 2 :



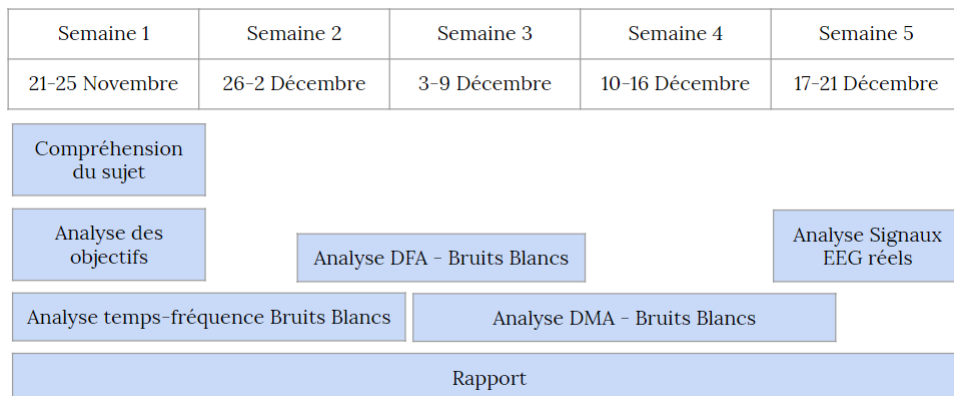
Pour les signaux EEG récupérés via l'électrode 2, il y a une grande variabilité inter-individuelle : le point le plus haut de la phase 1 est au dessus du point le plus bas de la phase 2. On ne peut donc pas faire de regroupement linéaire des phases, ou définir de α seuil général séparant les charges mentales faibles et élevées.

Cependant, au niveau intra-individuel, on conserve l'écart entre les phases 1 et 2 : la phase 1 reste en dessous de la phase 2 pour tout les sujets. Il est donc possible de savoir si un individu est en charge mentale élevée ou faible en utilisant la méthode expliquée pour l'électrode 1.

L'électrode 1 est donc plus pertinente, puisqu'elle permet l'étude inter-individuelle, contrairement à l'électrode 2.

6 Organisation

L'organisation du TP est présentée sur la planning ci-dessous. L'ensemble des tâches entreprises y est détaillé, ainsi que l'organisation temporelle du TP :



L'ensemble des tâches a été réalisé en binôme, qu'il s'agissent de la compréhension des démarches, du code sous MatLab ou de la rédaction du rapport.

Le temps de travail fourni par chacun correspond à l'ensemble des créneaux de TP, soit 12h de travail en classe, auquel se sont ajoutées 5h de travail extra-créneaux. Ces 5h nous ont permis de finaliser la rédaction du rapport, de finaliser les analyses (notamment pour l'analyse DMA et des signaux EEG réels), et d'améliorer les graphiques (titres, légendes, échelles,...).

7 Conclusion

Apprendre à réaliser ce type d'étude des signaux biologiques est essentiel en temps qu'ingénieur cognitif, qui est spécialisé dans la prise en compte du facteur humain. En effet, la conception d'interfaces Homme-Système nécessite la compréhension du fonctionnement humain, notamment en terme de charge mentale.

Nous pouvons notamment prendre l'exemple de l'aéronautique, domaine dans lequel il est essentiel d'évaluer la charge mentale des pilotes lors de la conception/de l'utilisation d'interfaces. L'application de ce TP permet notamment de détecter les niveaux de somnolence ou de stress des pilotes, ou la détection d'états de charge mentale extrême.

Un exemple plus direct serait l'application de ce TP dans le domaine de la santé, ou l'étude des signaux biomédicaux (EEG, ECG, EMG,...) est capitale. Un ingénieur cognitif peut donc être amené à étudier ces signaux, dans un objectif de conception d'outils numériques/d'interfaces médicales (diagnostics). De façon plus accessible par le public, nous pouvons mentionner les casques Emotiv qui permettent justement l'étude de signaux cérébraux.