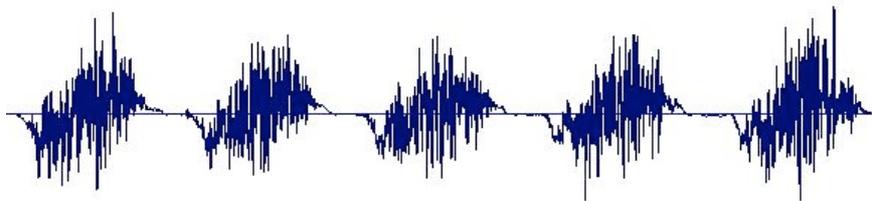


ENSEIRB 2010

Traitement du signal biomédical

Maxime Renaudin & Jonathan Stein

Jean-marc.vesin@epfl.ch



Introduction

L'étude des signaux biomédicaux est un domaine particulier du traitement du signal. Il s'agit d'utiliser mais aussi d'adapter les différentes techniques déjà vu en cours, comme par exemple l'analyse spectrale et les filtres numérique, afin de les utiliser au mieux pour les applications recherchées. Dans ce projet, nous nous intéresserons à différentes méthodes de filtrages, ainsi qu'à leurs effets sur le signal filtré.

Séance 1 :

Expérience 1 :

Dans cette première expérience, nous allons nous intéresser aux problèmes de filtrages des signaux biomédicaux. En effet lors de l'acquisition de signaux, on remarque souvent l'apparition d'interférences qui peuvent être apparentées au bruit de mesure. Le but est de les enlever sans pour autant réduire l'information contenue dans le signal original.

Les deux types de filtres à disposition sont les filtres à réponses impulsionnelle finies ou infinies. Pour pouvoir définir quels filtres utilisés ou non, nous allons les tester sur un signal provenant d'un électrocardiogramme. Les données fournies par ecg.dat sont échantillonnées à 500 Hz. Cependant, ces données présentent des interférences autour de 50 Hz. Le but est alors de créer un filtre passe-bas afin de supprimer ces interférences sans pour autant déformer les complexes.

La figure 1 montre les données initiales, l'ECG :

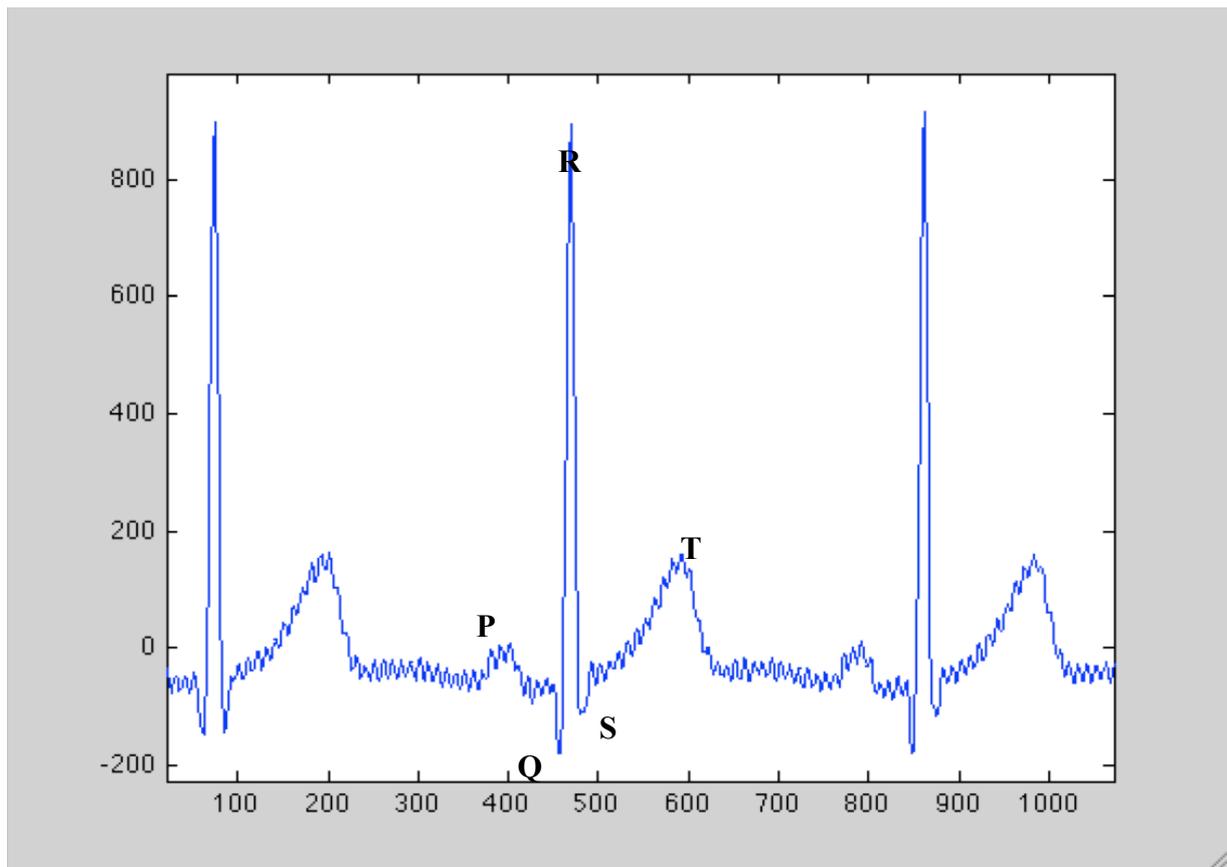


Figure 1. Représentation temporelle du signal ecg

Les interférences à 50 Hz sont facilement visibles, d'où la nécessité de les supprimer.

Pour cela, il est essentiel de porter attention à l'utilisation de la fonction `fir1`. Afin de créer ce filtre passe-bas avec une fréquence de coupure de 40 Hz, il faut rentrer en paramètre de la fonction la pulsation normalisée soit 0,16. En effet, la fréquence normalisée est de $40/500$ soit 0,08. En pulsation, normalisée, on obtient $0,08 \cdot 2 \cdot \pi / 2$ soit 0,16.

Afin de comparer l'efficacité des filtres, on utilise également un filtre de Butterworth, filtre passe-bas.

La figure 2 montre respectivement les réponses en amplitude du premier filtre passe-bas en bleu et du filtre de Butterworth en rouge.

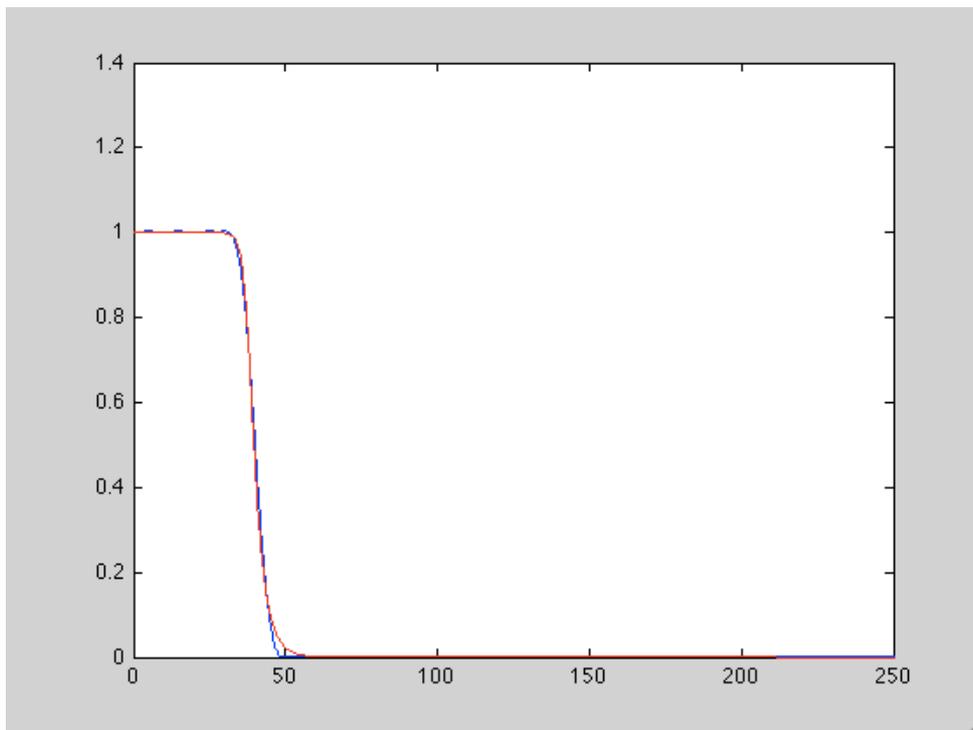


Figure 2. Comparaison de la réponse en amplitude des filtres RIF et RII

Les deux filtres présentent une réponse en amplitude sensiblement identique.

Les figures 3 et 4 montrent respectivement les réponses en phase du premier filtre passe-bas et du filtre de Butterworth.

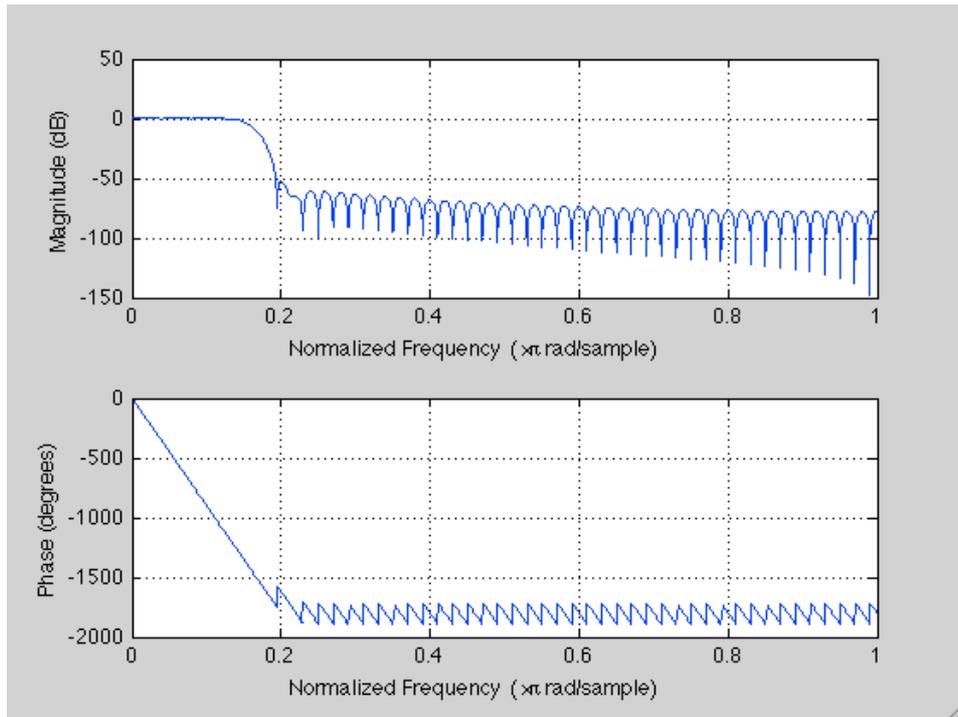


Figure 3. Module et Phase du filtre RIF

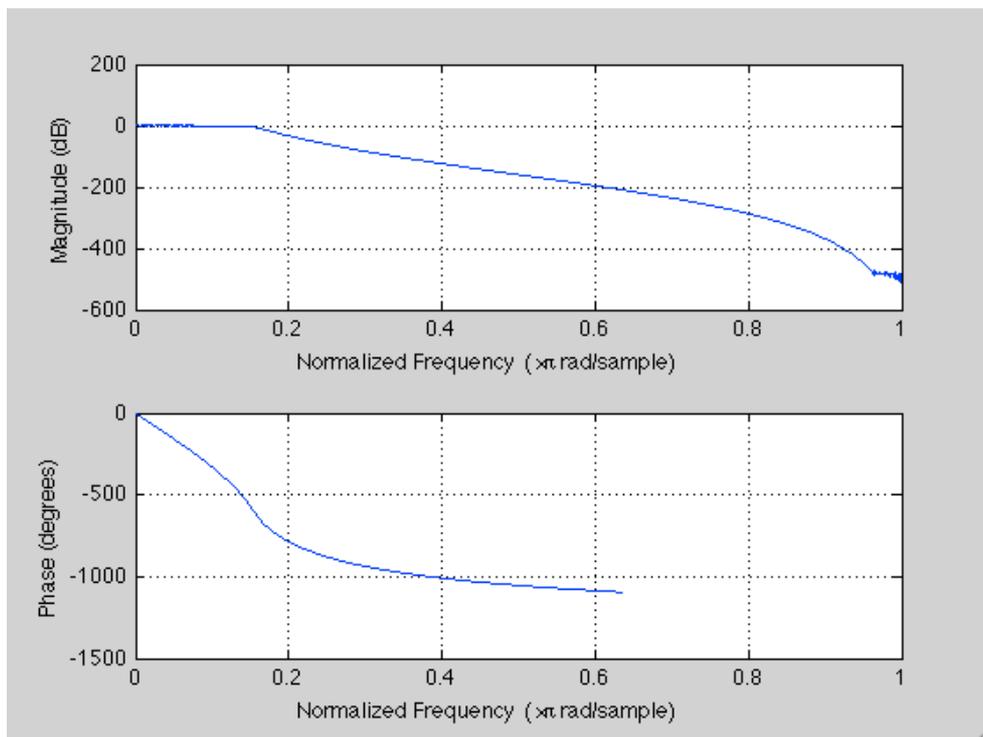


Figure 4. Module et phase du filtre RII

Afin de voir les performances, on peut tout d'abord observer l'effet de ces filtres sur un signal sinusoïdal de longueur 500 et de fréquence normalisée 0,05. On observe qu'une solution n'est jamais meilleure que les autres : en effet, le filtre à réponse impulsionnelle infinie est plus rapide alors que la longueur du transitoire pour le filtre à réponse impulsionnelle finie est

assez importante. Cependant, ce dernier filtre est plus efficace au niveau de notre étude. D'où le compromis

Une fois les différents filtres implémentés, le filtrage des données peut être effectué. La figure 5 montre les résultats de ce filtrage.

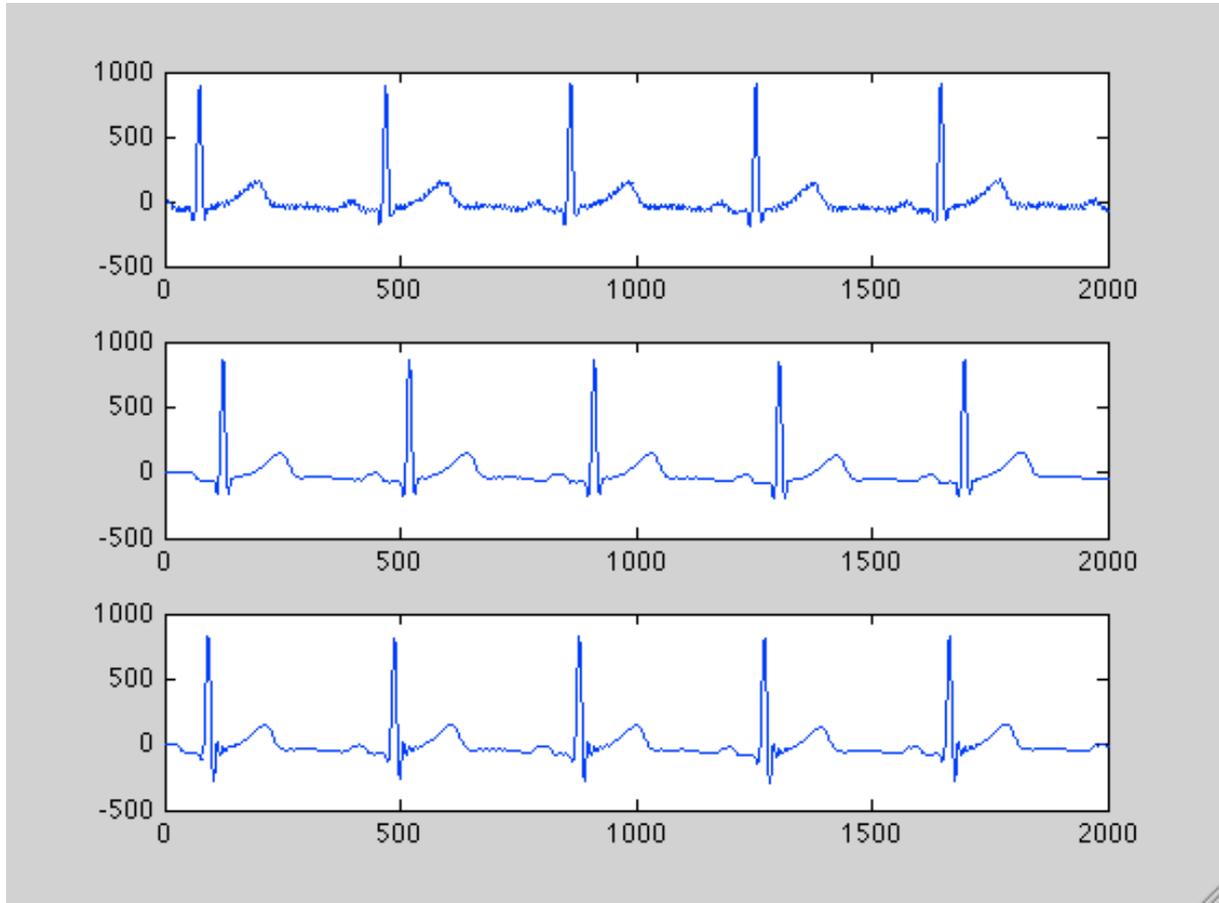


Figure 5. Signal original, signal filtré avec le RIF, signal filtré avec le RII

On observe que les deux filtres suppriment les oscillations à 50 Hz. Cependant, le filtrage à réponse impulsionnelle finie présente un transitoire un peu plus important d'où le léger retard observable (retard de la sortie du filtre de 50 échantillons). Cependant, pour le filtrage utilisant un filtre à réponse impulsionnelle infinie, on observe des oscillations qui n'étaient pas présentes sur l'ECG initiale. Ceci est dû au déphasage induit par ce filtrage (phase non linéaire): les composantes hautes fréquences sont plus retardées que les composantes basses fréquences. Cette différence peut introduire une erreur de diagnostique et n'est donc pas exploitable par un médecin.

Pour conclure, il est préférable d'utiliser un filtre un peu plus long (filtre 1) et ne présentant pas de déphasage non linéaire qu'un filtre semblable au filtre 2 (Butterworth). Pour pallier ce problème lié au filtre à réponse impulsionnelle infinie, on peut utiliser un filtre dans un sens du temps et la sortie dans l'autre sens du temps.

La fonction `filtfilt` permet de contrer ces inconvénients lors de l'utilisation du filtre de Butterworth, comme le montre la figure 6.

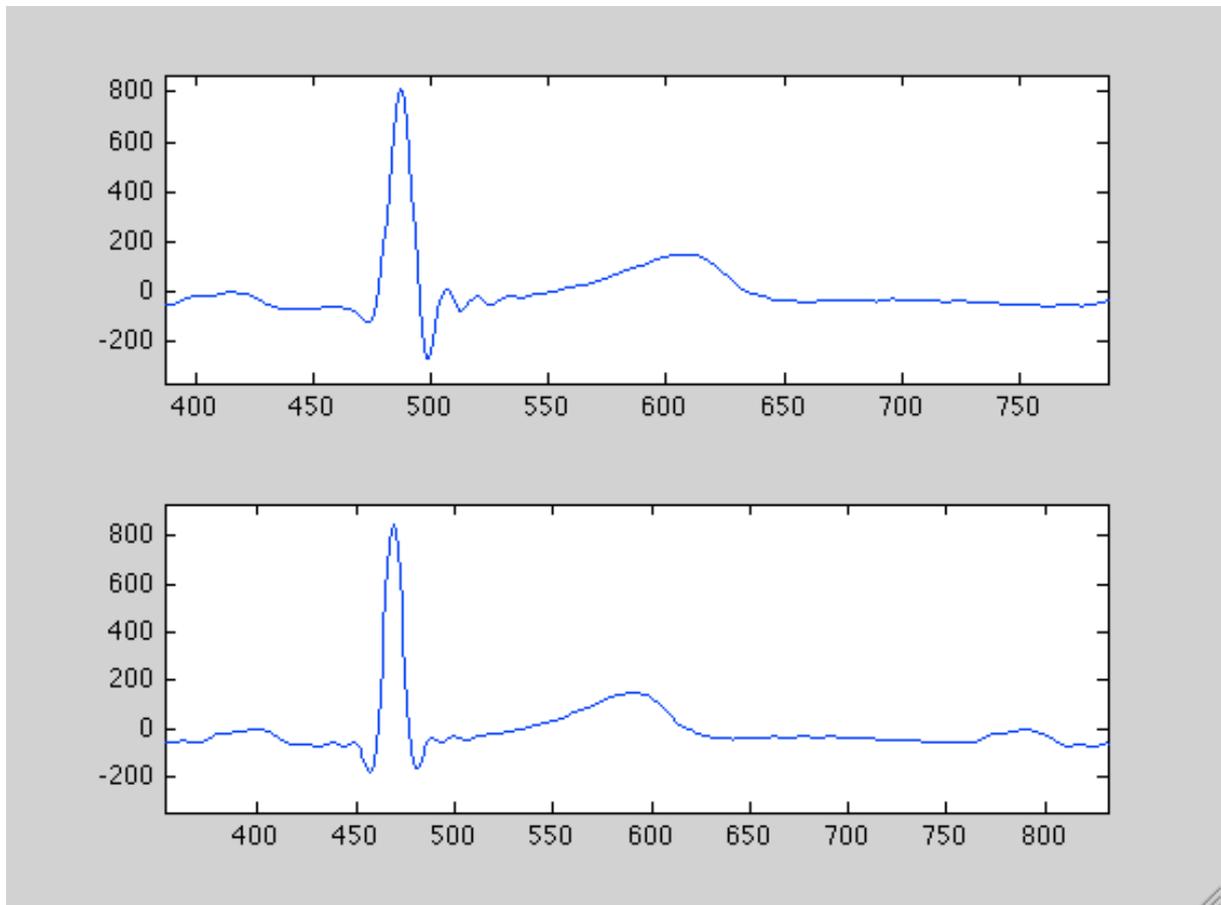


Figure 6. Signal original et après le filtre RII avec `filtfilt`

La fonction `filtfilt` permet de compenser le décalage introduit par le filtre RII. En effet, `filtfilt` refiltre le signal en introduisant un retard opposé au retard introduit auparavant, ce qui permet d'obtenir un signal synchronisé avec le signal original.

Expérience 2 :

La routine `filtre_hilbert` permet de générer un filtre de Hilbert par transformation de Fourier Inverse et fenêtrage. La figure 7 permet d'observer la réponse en amplitude d'un tel filtre (longueur de filtre de 21).

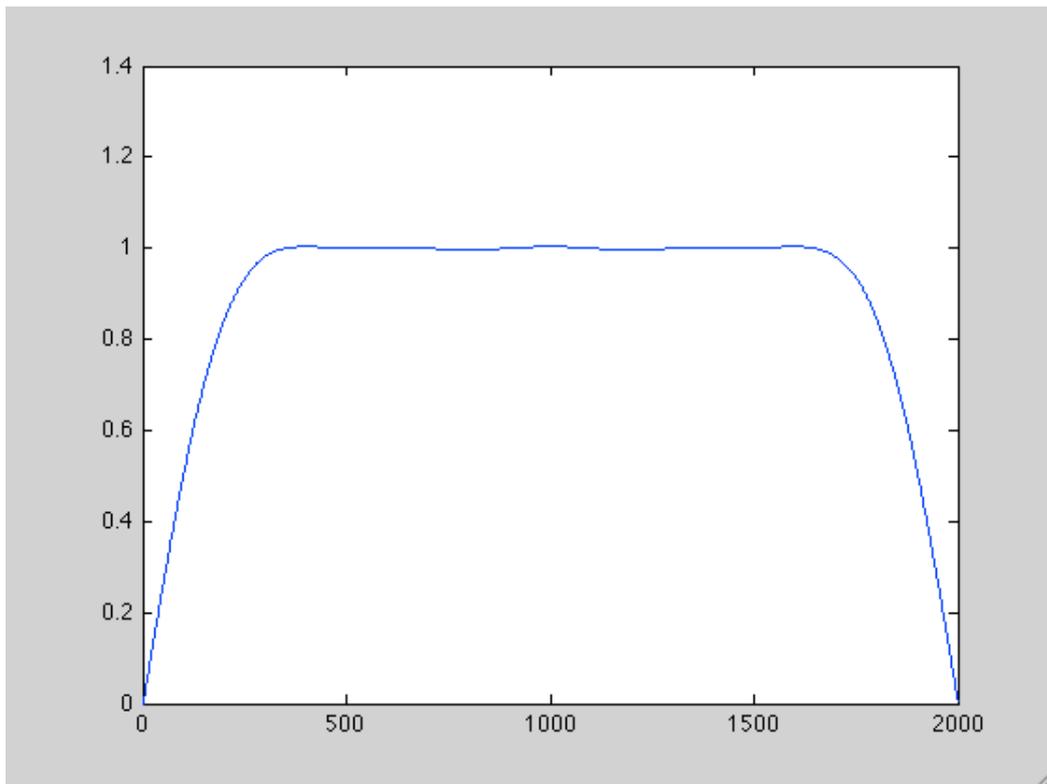


Figure 7. Réponse en amplitude d'un filtre de Hilbert 21

On remarque bien que la réponse du filtre est antisymétrique, comme nous le montre la figure 8 : la réponse impulsionnelle de ce même filtre.

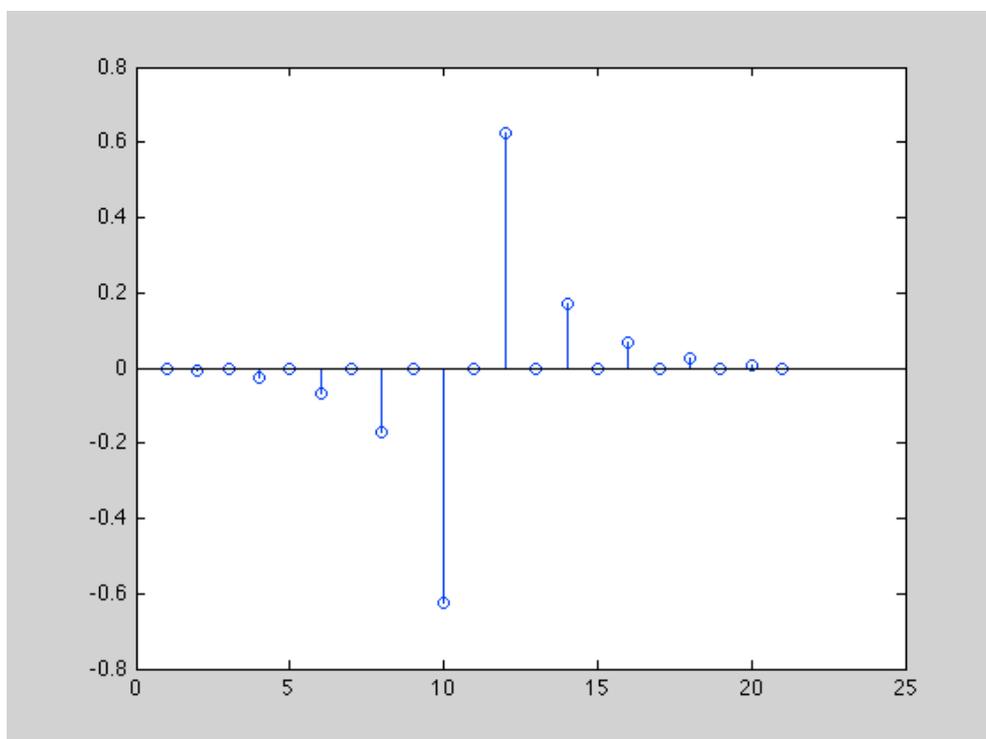


Figure 8. Réponse Impulsionnelle du filtre de Hilbert

En prenant une longueur de filtre plus grande, la réponse en fréquence se rapproche de la réponse en fréquence théorique (bande aux extrémités plus courtes), comme le montre la figure 9 (longueur de filtre : 41).

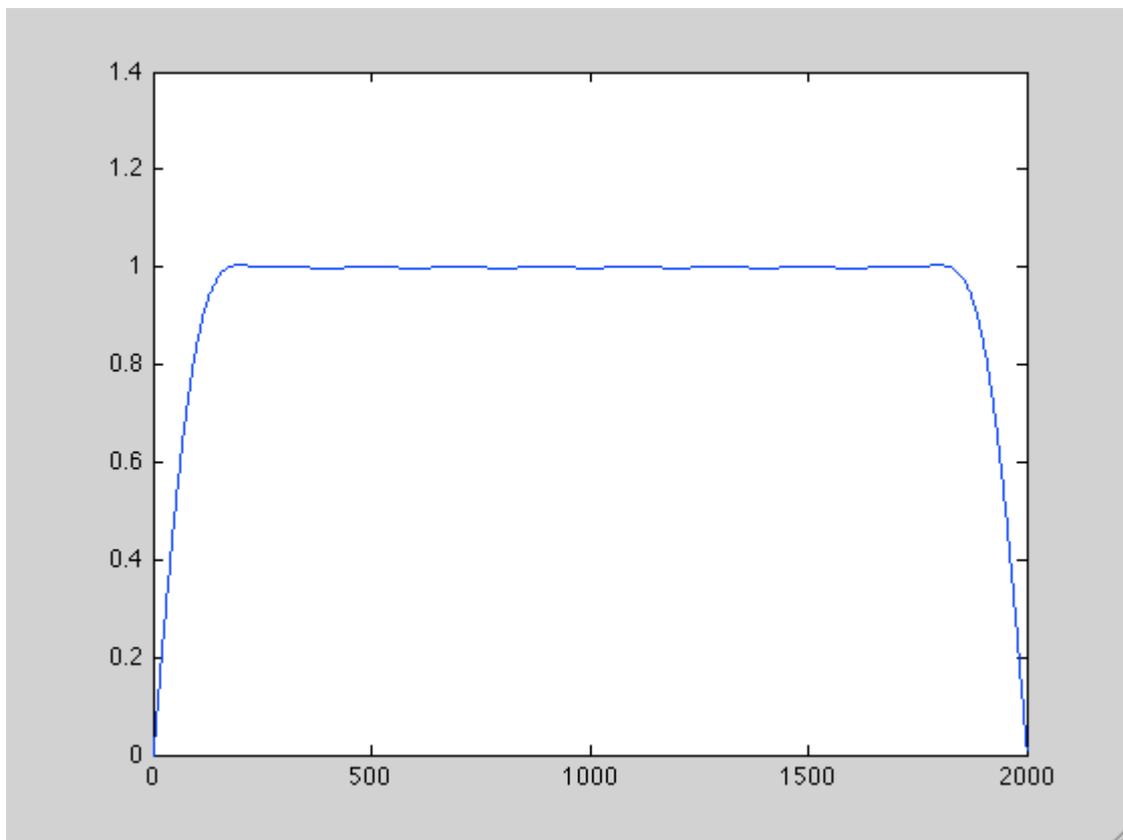


Figure 9. Réponse en amplitude d'un filtre de Hilbert 41

Le filtre de Hilbert induit un déphasage. En effet, en rentrant une fonction cosinus en entrée du filtre, la sortie est une fonction sinus.

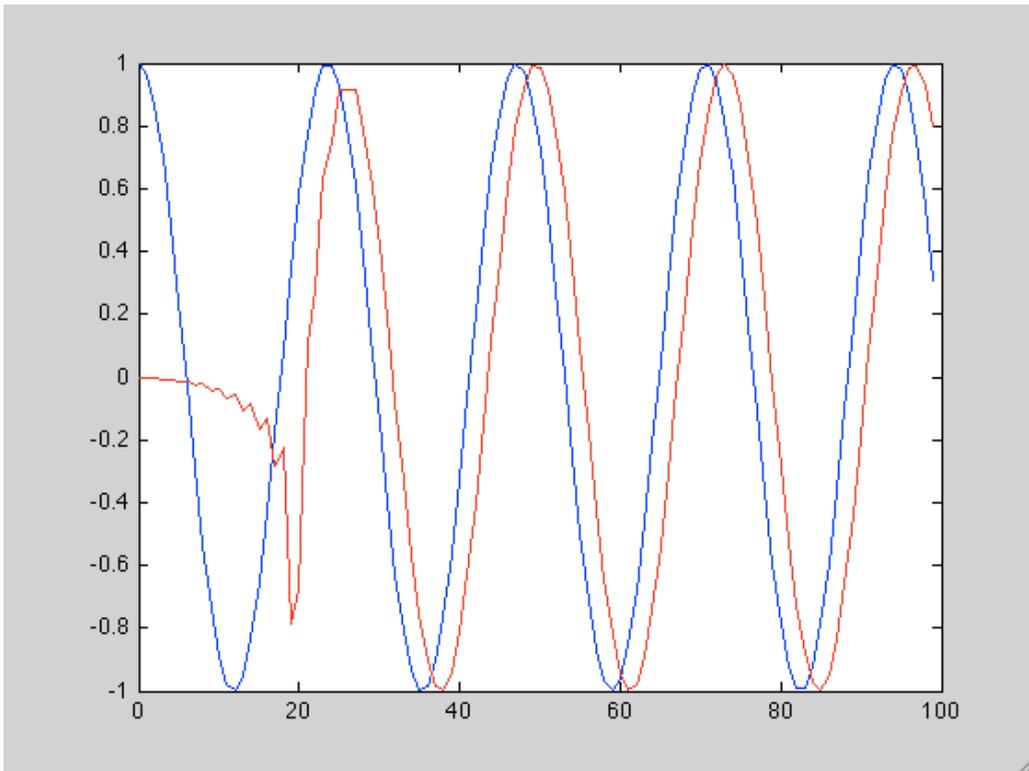


Figure 10. Réponse du filtre (rouge) et signal d'entrée (bleu)

Il est cependant possible de compenser ce retard de différentes façons (enlever les 20 premiers échantillons par exemple), comme le montre la figure 11.

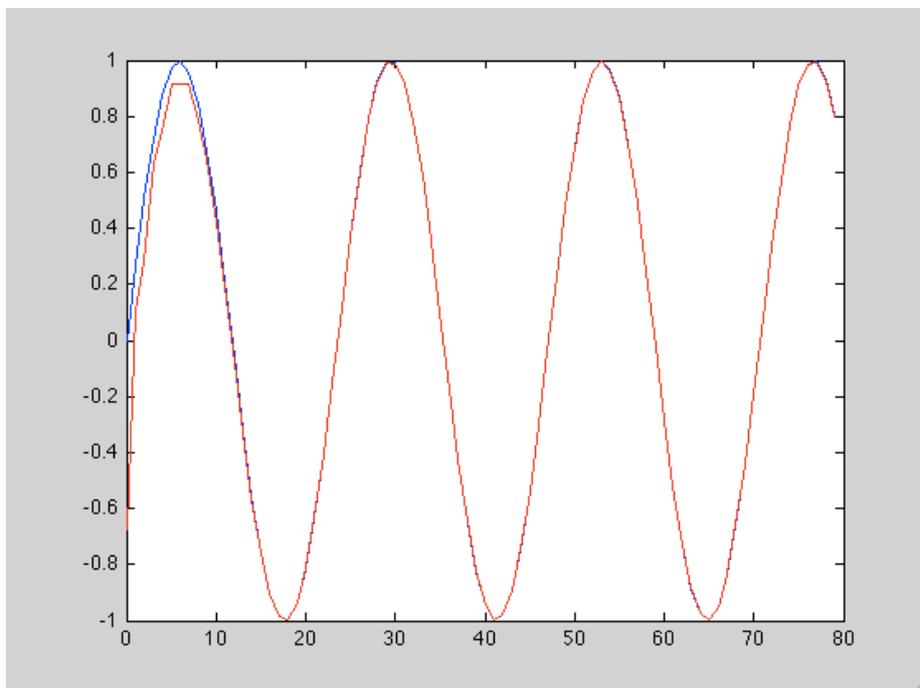


Figure 11. Réponse du filtre décalé et signal d'entrée

En utilisant le filtrage de Hilbert sur une sinusoïde modulée en amplitude, on obtient les résultats suivants :

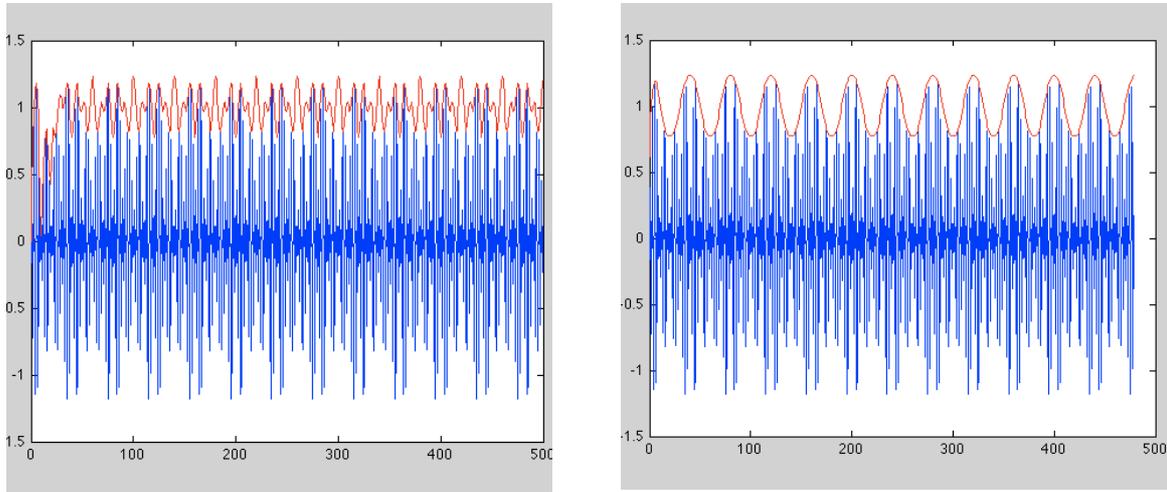


Figure 12. Résultat du filtrage de Hilbert sur une sinusoïde modulée en amplitude

On s'aperçoit que le signal en sortie du filtre de Hilbert permet de définir les contours de notre signal c'est-à-dire l'enveloppe modulante. Ceci peut être pratique lors de la démodulation d'un signal.

Expérience 3 :

Le fichier mesurepoutre.dat contient un signal, échantillonné à 1000 Hz, correspondant à l'oscillation générée sur une micro-poutre par une culture de cellules cardiaques se synchronisant et s'excitant donc en même temps de manière périodique.

Tout d'abord, il est possible de réduire le nombre d'échantillons en effectuant un sous échantillonnage. Les figures 13 et 14 permettent d'observer ces données, respectivement les données complètes et les données sous échantillonnées.

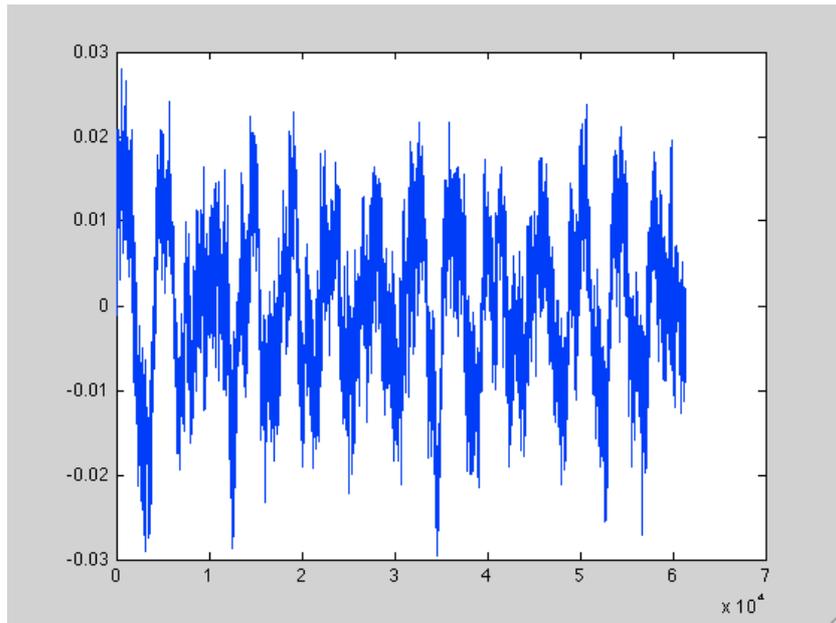


Figure 13. Données complètes

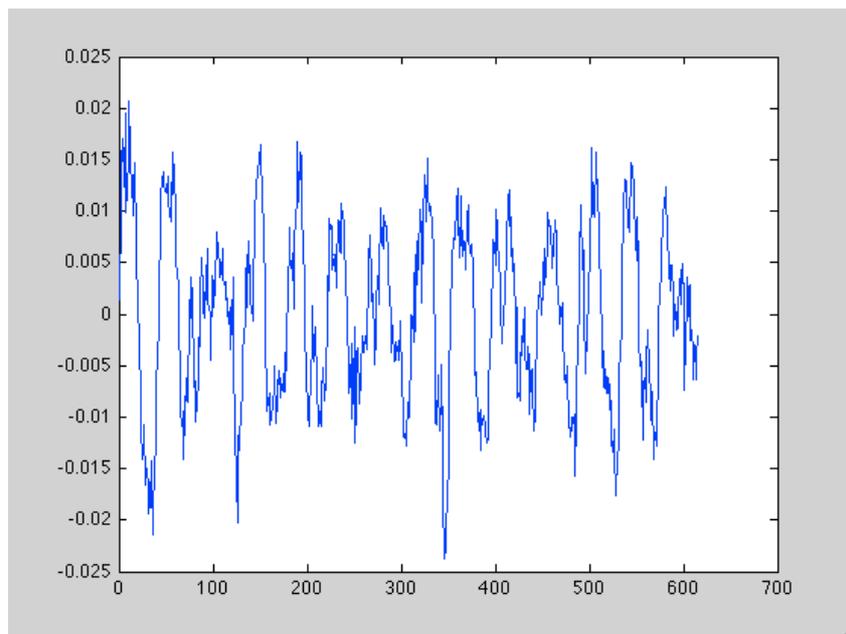


Figure 14. Données sous échantillonnées

Comme expliqué dans l'expérience 2, nous pouvons utiliser la fonction `filtfilt` pour générer un filtre passe-bas n'introduisant pas de déphasage entre la sortie et l'entrée (cf figure 15).

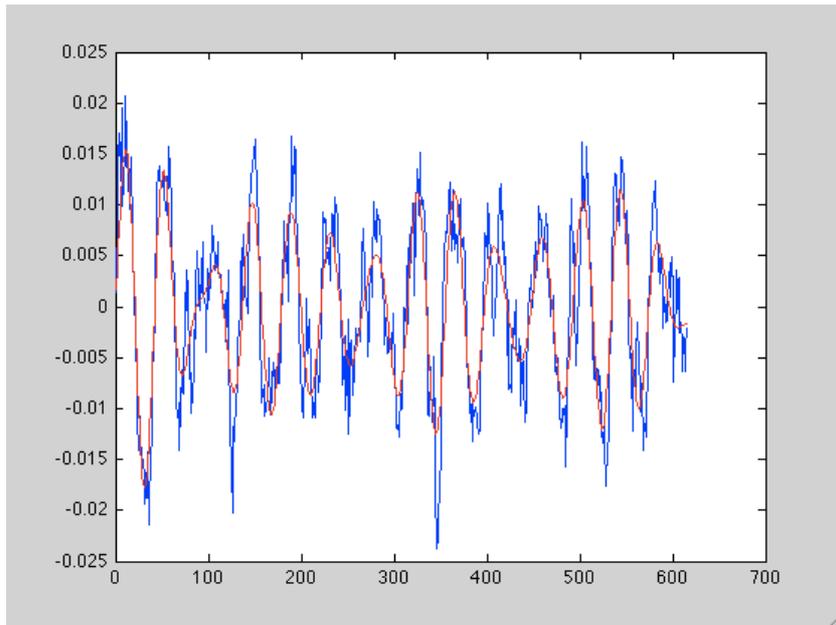


Figure 15. Signal d'entrée (bleu) et signal de sortie (rouge)

En utilisant la routine Hilbert, nous récupérons le signal analytique du signal filtré (cf figure 16). On observe l'amplitude instantanée du signal. Cependant, afin d'obtenir des résultats satisfaisants, il est nécessaire que le signal soit à bande étroite. Sur cette même figure, on observe que les résultats ne sont pas excellents du fait que le signal n'est pas suffisamment à bande étroite.

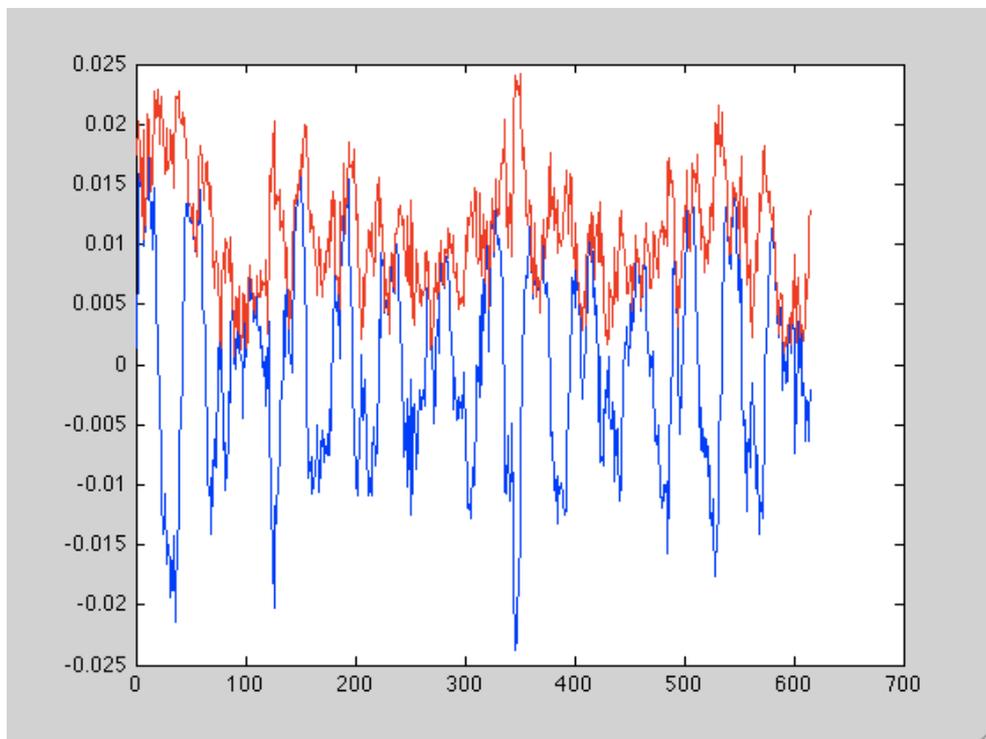


Figure 16. Signal et son enveloppe

En utilisant maintenant le signal après le filtrage passe-bas, les résultats deviennent intéressants (cf figure 17). Le module du signal analytique nous donne en effet l'évolution de l'amplitude du signal au cours du temps.

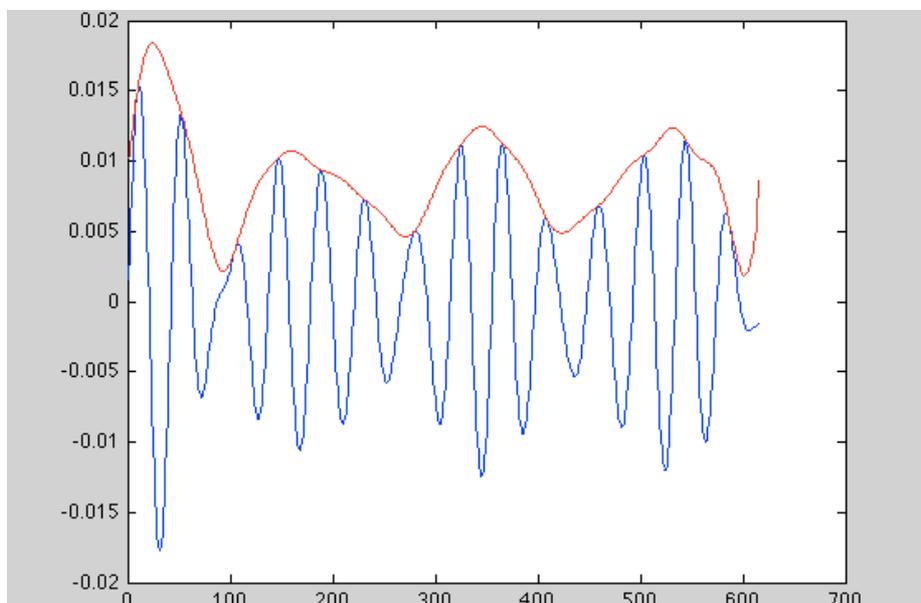


Figure 17. Signal et son enveloppe

On peut faire de même en étudiant maintenant la fréquence instantanée, dérivée de la phase instantanée, divisée par 2π . La figure 18 et 19 permettent de visualiser la phase.

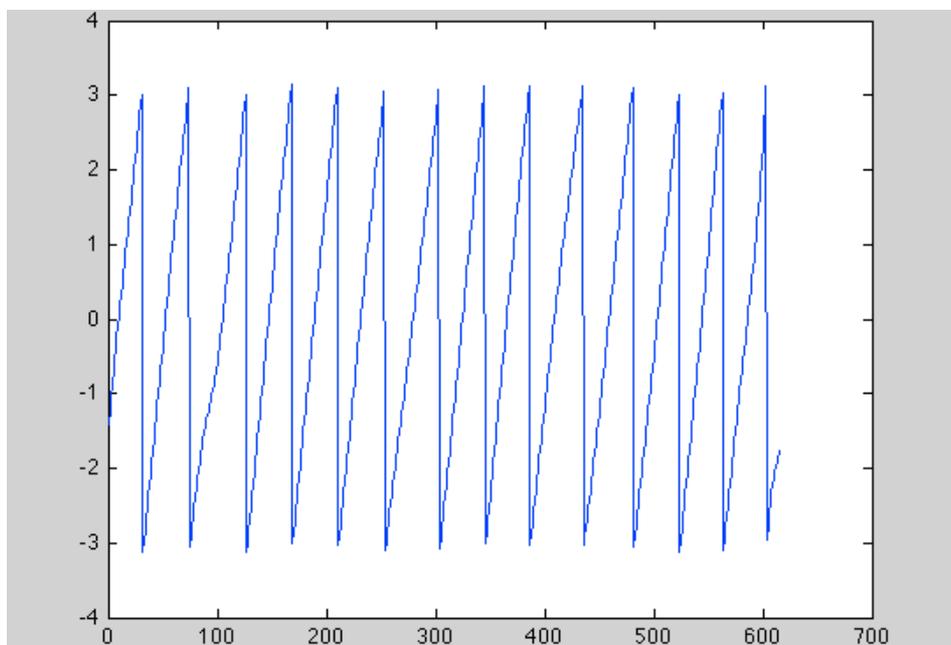


Figure 18. Phase instantanée

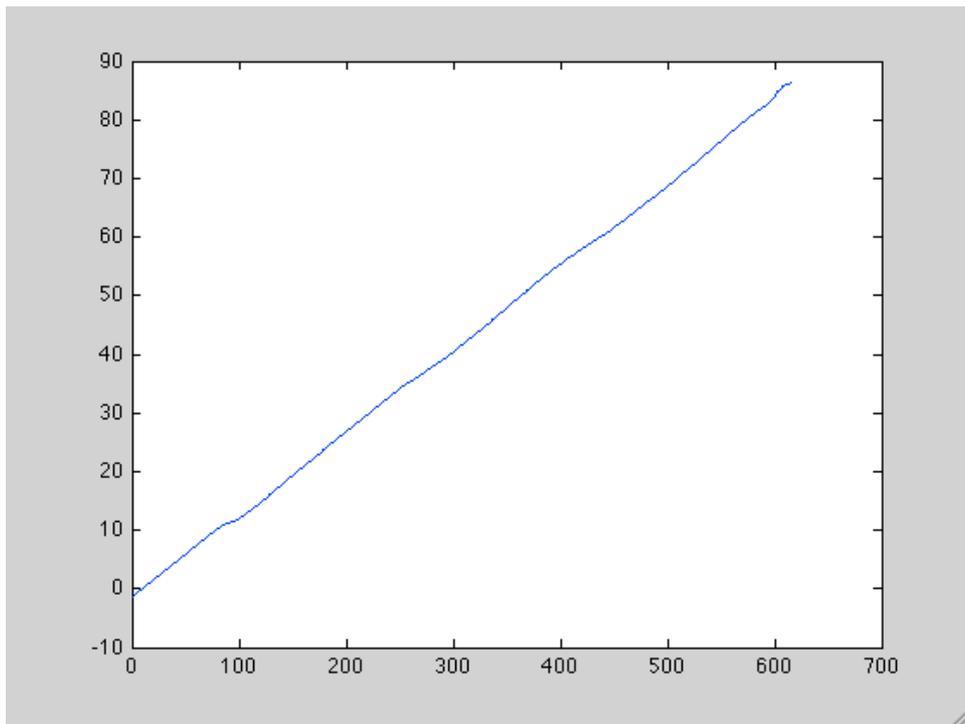


Figure 19. Fréquence instantanée

La fréquence instantanée évolue donc de manière linéaire.

Le filtre dérivateur permettant d'obtenir la fréquence instantanée est obtenu par la routine `diffé`. Du fait que la réponse en fréquence est imaginaire pure, il est normal que la réponse impulsionnelle soit anti-symétrique, comme le montre la figure 20.

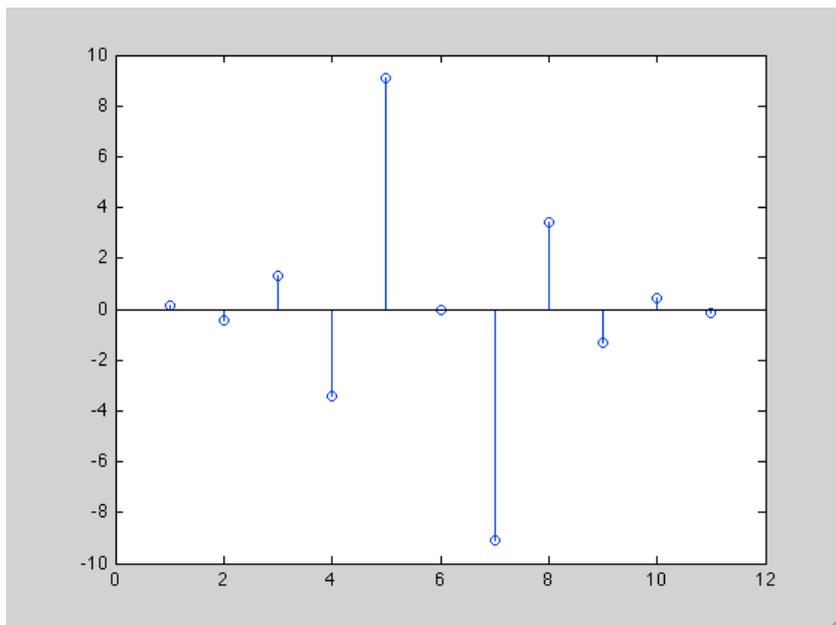


Figure 20. Réponse impulsionnelle du filtre

La réponse en fréquence de ce filtre est représentée sur la figure 21. Le fenêtrage a pour conséquence la chute de la réponse en fréquence dans les hautes fréquences.

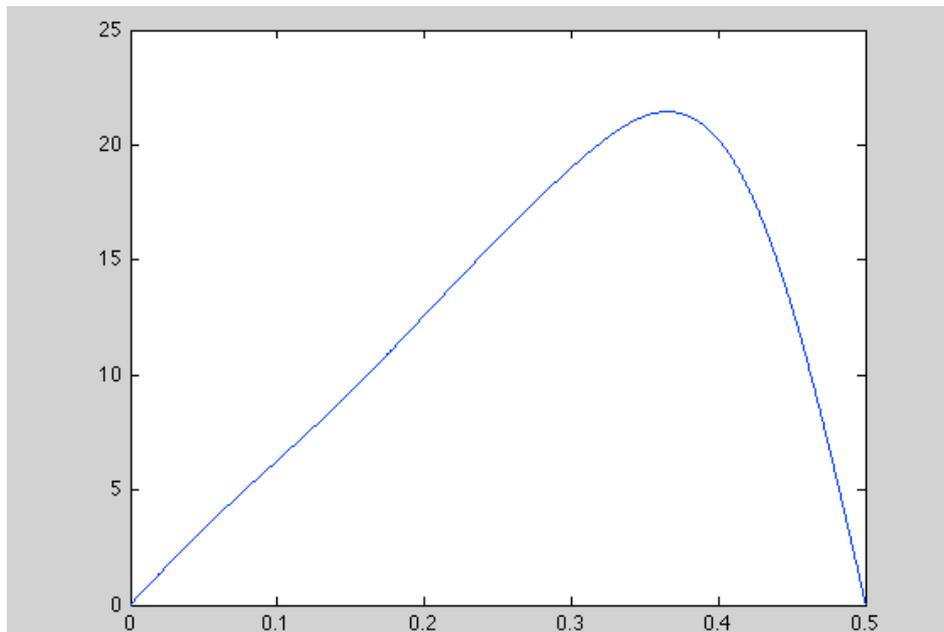


Figure 21. Réponse en fréquence

Après application de ce filtre, nous obtenons la fréquence instantanée (cf figure 22)

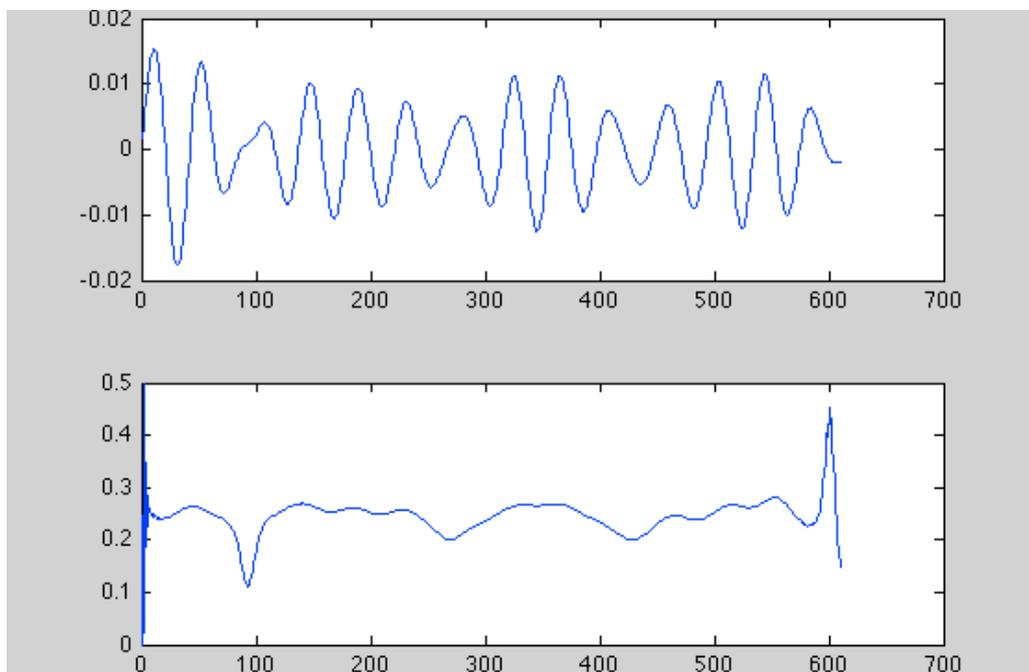


Figure 22. Réponse impulsionnelle et phase du filtre

La première courbe représente le signal filtré alors que la deuxième courbe représente la fréquence instantanée. On observe notamment une oscillation plus longue au niveau du signal, qui correspond au pic de fréquence initiale de la deuxième courbe. Le transitoire du début est dû au filtre dérivateur, en effet, on passe de 0 à une valeur non nulle par matlab à notre fréquence réelle, d'où le saut de phase visible sur le deuxième graph. Notre fréquence instantanée est à peu près constante sauf quand l'espace entre les variations s'agrandit, ceci correspond à des fréquences de plus en plus lentes.

Séance 2 :

Expérience 2 :

La prise d'alcool chez l'homme modifie le rythme cardiaque. En effet, la figure suivante permet de visualiser les intervalles RAR, intervalles entre les différents battements de cœur. La première courbe est le rythme cardiaque avant prise d'alcool alors que la deuxième est le rythme cardiaque après la prise d'alcool.

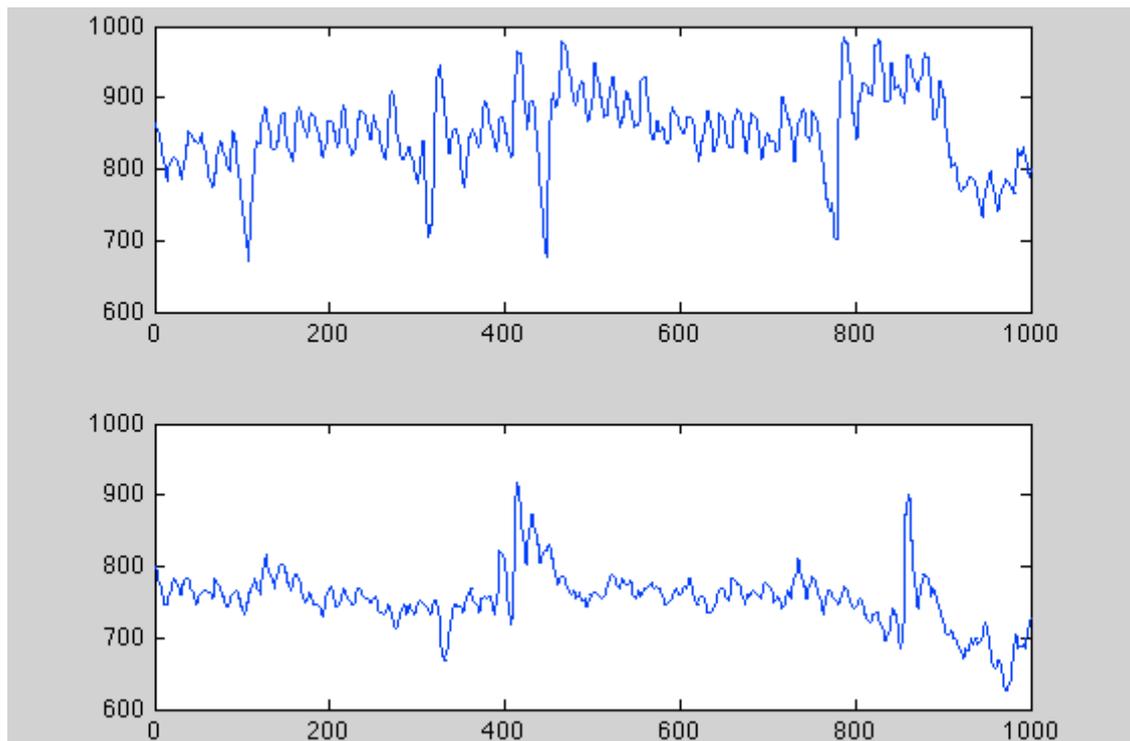


Figure 23. Rythme cardiaque avant et après la prise d'alcool

La respiration est aussi altérée comme le montre la figure 24. La respiration normale est visible grâce à la première courbe, la respiration de l'homme après prise d'alcool est visible sur la deuxième courbe.

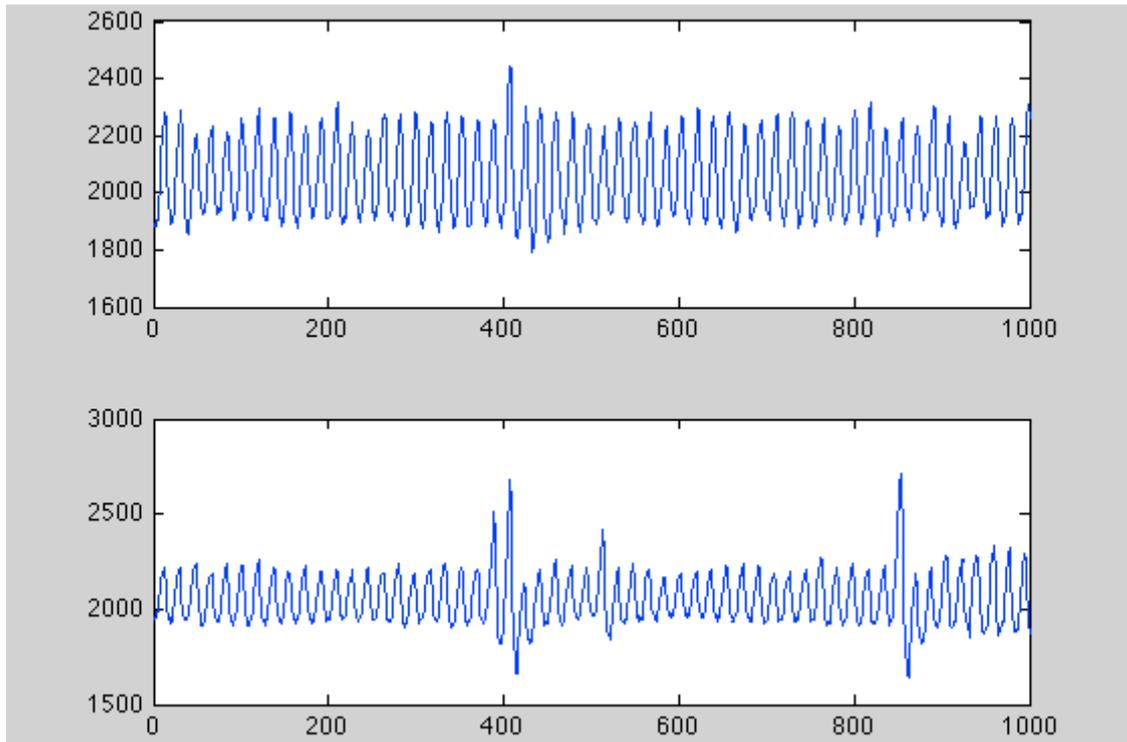


Figure 24. Respiration avant et après la prise d'alcool

La pression artérielle avant et après prise d'alcool est observable grâce à la figure 25.

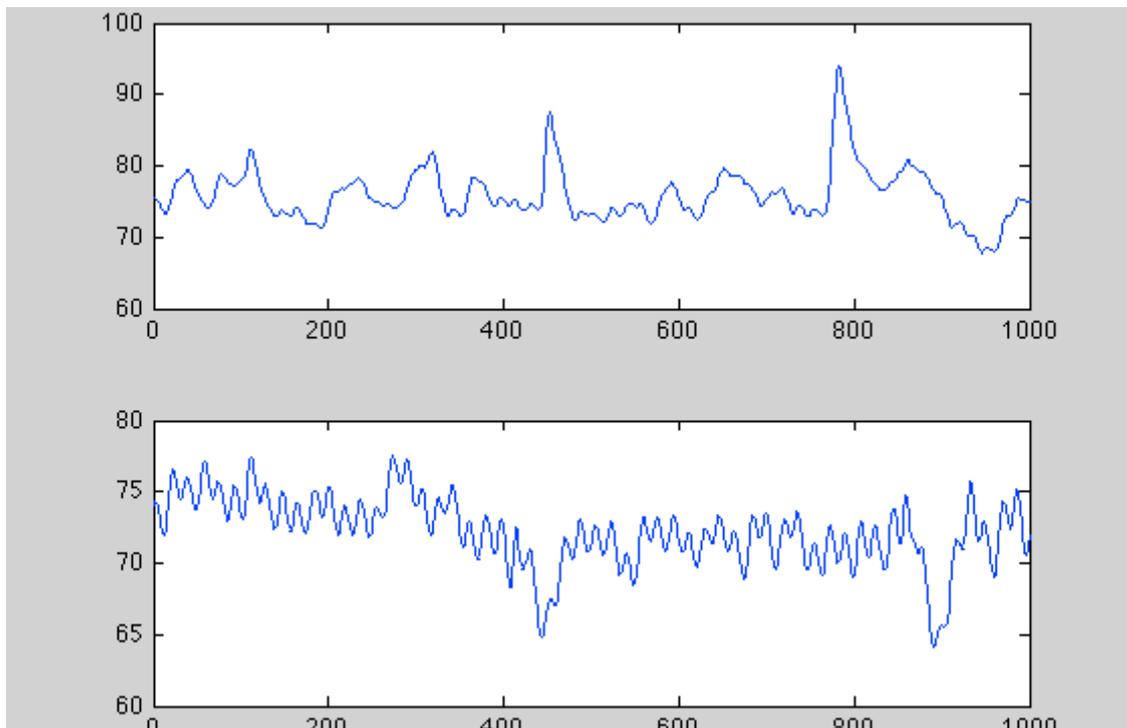


Figure 25. Pression avant et après la prise d'alcool

Si l'on observe les densités spectrales grâce aux figures 26 et 27, on aperçoit un lien entre pression et rythme cardiaque. Lorsque la pression augmente, des messages sont envoyés au cerveau via les barorécepteurs afin de réguler celle-ci, il ralentit alors le rythme cardiaque, et ainsi de suite. Ceci est vérifiable pour un sujet n'ayant pas bu d'alcool.

Après prise d'alcool, le baroreflexe n'est que très peu perceptible. A la fréquence de respiration, on observe un pic du fait du manque de messages émis au cerveau.

La figure 26 représente les densités spectrales de puissance du rythme cardiaque, de la respiration et de la pression d'un sujet n'ayant pas pris d'alcool. La figure 27 représente la même chose sur un sujet alcoolisé.

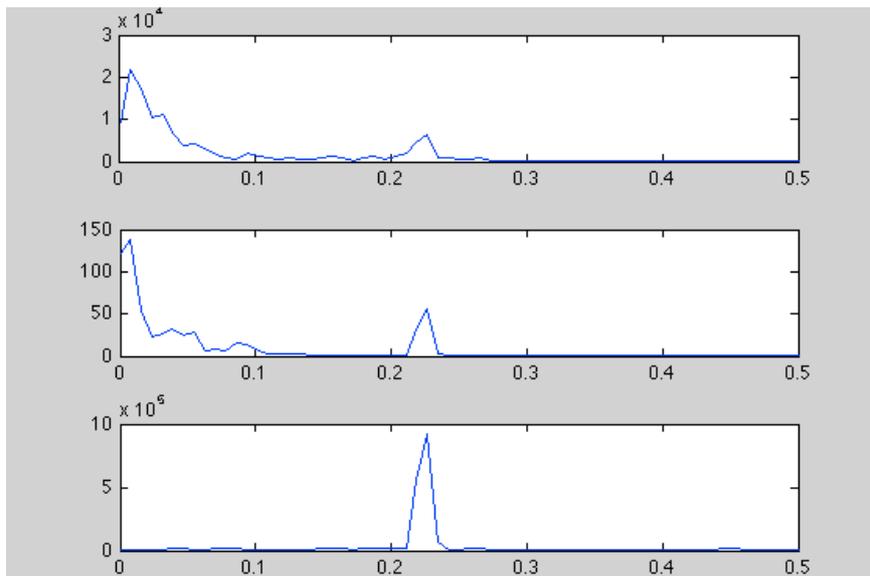


Figure 26. Densité spectrale de puissance des trois signaux avant la consommation d'alcool

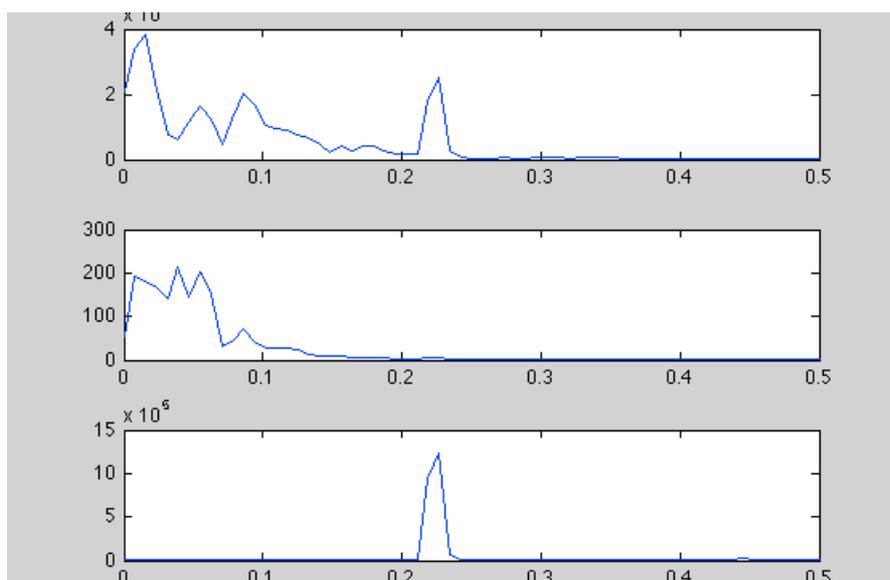


Figure 27. Densité spectrale de puissance des trois signaux après la consommation d'alcool

Nous avons ensuite estimé la puissance de signal d'intervalles RR dans la bande 0.04-0.15 Hz et ceci dans les deux conditions (avant et après consommation d'alcool). Nous avons trouvé une puissance de 1125 Watt avant la consommation d'alcool et une puissance de l'ordre de 170 Watt après la consommation d'alcool. Nous avons donc une diminution de la puissance du système de régulation baroreflexe. Cette diminution est due à la consommation d'alcool.

Nous avons re-échantillonné le signal heart1 à 2 Hz. Nous avons bien enlevé la valeur moyenne avant le resample pour ne pas avoir des gros sauts en début et à la fin du signal.

La figure suivante représente la réponse en amplitude de ces trois filtres :

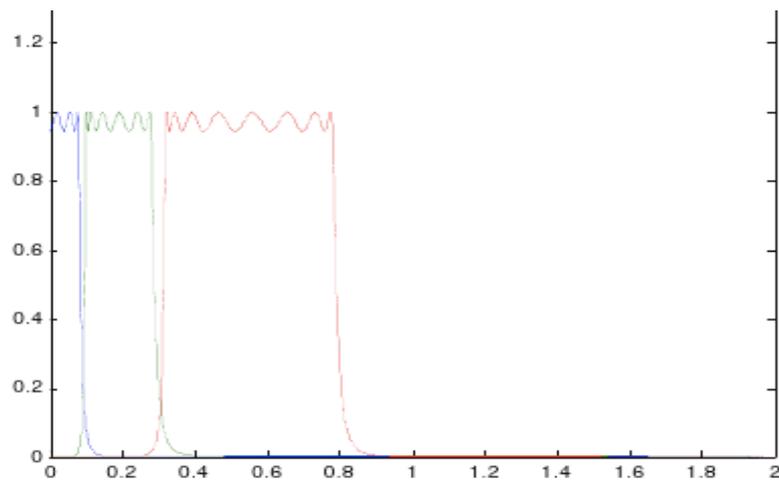


Figure 28. Réponses en amplitude des trois filtres générés

Nous pouvons bien voir que ces trois filtres permettent d'isoler les composantes du signal dans les bandes physiologiques. Nous avons ensuite tracé sur le même graphique le signal original ainsi que les sorties de ces trois filtres.

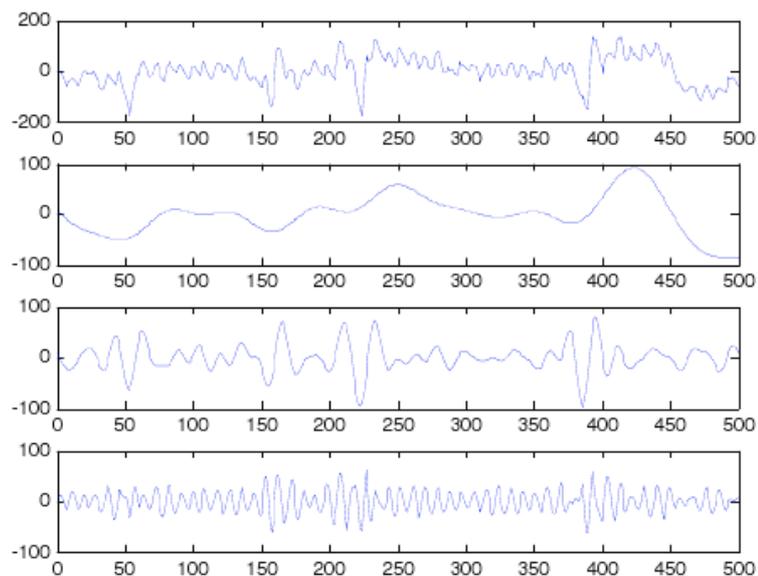


Figure 29. Signal original ainsi que le signal filtré par les trois filtres

Expérience 3 :

Cette troisième expérience permet d'analyser les électroencéphalogrammes sur une personne en bonne santé et sur une personne avant une crise d'épilepsie. L'activité eeg est plus périodique sur le sujet normal, visibilité de trois pics principaux.

En effet, la figure suivante permet de faire cette analyse :

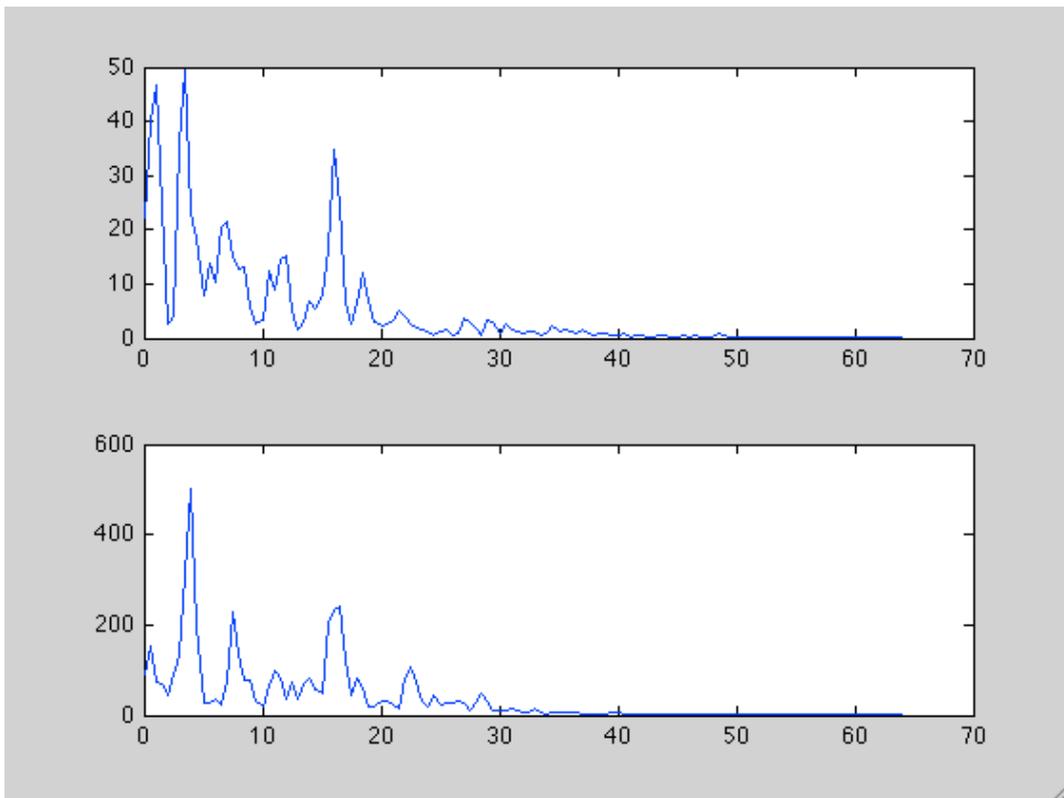


Figure 30. Représentation spectrale des deux signaux d'EEG

La sortie du premier filtre montre bien les ondulations basses fréquences liées à des phénomènes hormonaux. La sortie du second filtre (bande barreau-réflexe) montre que nous avons une grande puissance et que les pics ne sont pas réguliers. Et enfin la sortie du troisième filtre montre les composantes des intervalles RR qui sont dus uniquement à la respiration.

Expérience 4 :

On observe sur la figure suivante les estimations spectrales des signaux représentant les EEG d'un patient parkinsonien. La première courbe est obtenue à l'état de repos, la deuxième pour une simulation à 1Hz et la troisième pour une simulation à 100Hz.

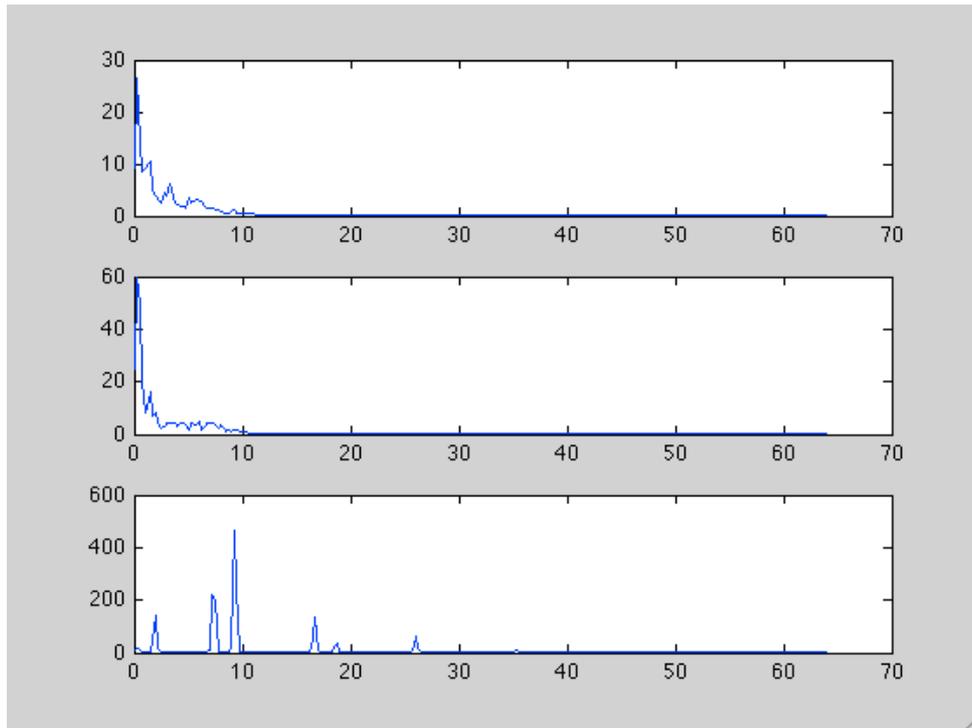


Figure 31. Représentations spectrales des trois signaux

Nous pouvons remarquer que pour le signal enregistré à l'état de repos ainsi que pour celui correspondant à une stimulation à 1 Hz, nous n'avons pas grand chose au delà de 50 Hz. Tandis que pour la stimulation à 100 Hz, nous avons un signal contenant des raies, ce qui implique que la représentation temporelle du signal est périodique. C'est donc la stimulation à 100 Hz qui semble avoir une répercussion sur la fonction cérébrale.

Séance 3 :

Nous utiliserons les commandes de matlab :

ARyule estimation modèle AR, méthode autocorrélation, utilise Levinson-Durbin

ARcov estimation modèle AR, méthode covariance

Expérience 1 :

Nous testons sur quelques valeurs de nombres d'échantillons (25, 50, 200 et 500) et quelques valeurs de rapport de SNR (20, 10, 0 et -20 dB) l'estimation de l'ordre.

L'ordre (de 4) est déterminé assez facilement pour 500 échantillons (cf figure ci-dessous).

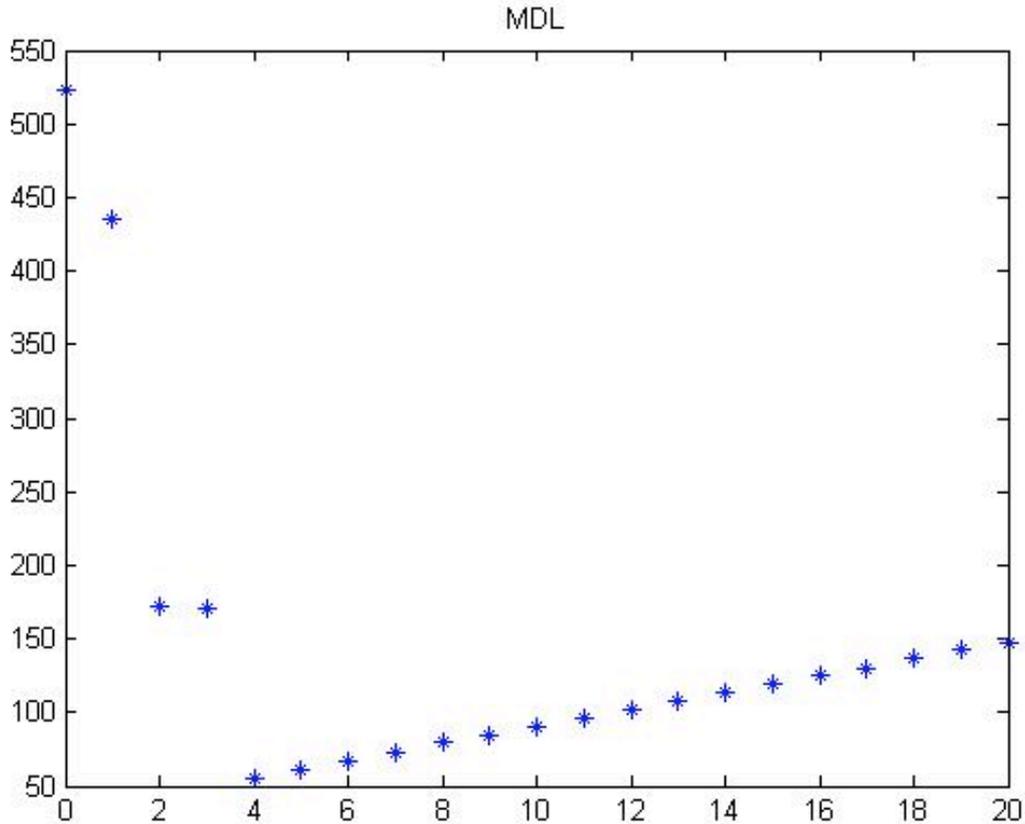


Figure 32. Estimation de l'ordre optimal

Même pour seulement 25 échantillons l'ordre est aussi bien déterminé (de 4 aussi). En rajoutant beaucoup de bruit en plus, l'ordre est de zéro. Par contre avec un bruit de 0dB il peut encore déterminer l'ordre. Il faut trouver les bons paramètres nombres d'échantillons/SNR pour que l'expérience marche.

La figure suivante montre l'ordre pour 25 échantillons et SNR de 20 et celle d'après pour 100 échantillons et SNR de -10 :

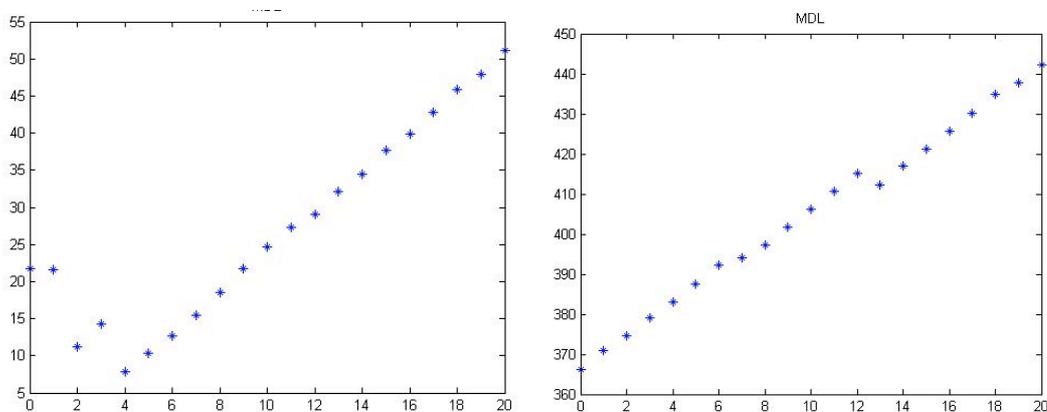


Figure 33. Estimation de l'ordre optimal

Mais ceci est une moyenne, sur une expérience particulière, il peut ne pas marcher alors qu'il fonctionnerait si on relançait l'expérience une nouvelle fois.

Expérience 2 :

On utilise le fichier bci.mat contenant les matrices de données left_hand et right_foot. Ces matrices correspondent à des enregistrements d'activité EEG (de la main gauche et du pied droit). On cherche à discriminer les deux types de signaux.

1- On fait une estimation d'ordre des deux matrices. Les figures suivantes montrent l'AR de left_hand (ordre 3) et right_foot (ordre 2) :

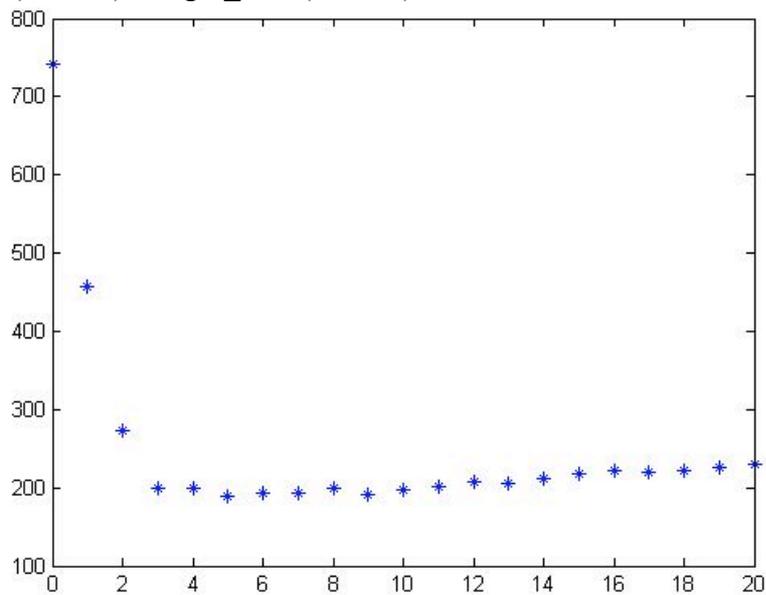


Figure 34. Estimation de l'ordre optimal

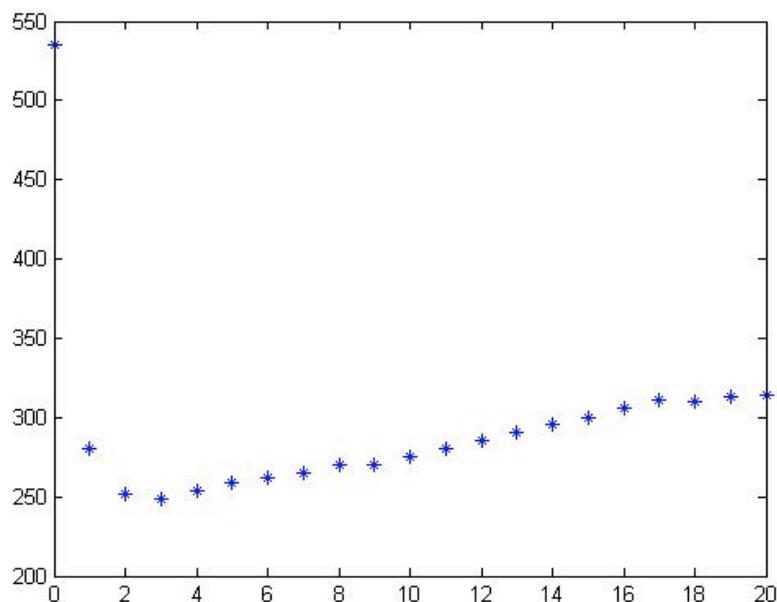


Figure 35. Estimation de l'ordre optimal

- 2- On utilise ARyule pour les deux signaux afin d'estimer les modèles. Si on regarde aux alentours de -1,55 pour la première et pour le second autour de 0,90 on peut discriminer les deux classes.

Expérience 3 :

Voilà ce qui se passe pour les intervalles RR, on remarque qu'il se passe quelque chose à la fin, c'est la syncope, en quelques millisecondes les rythmes cardiaque diminue fortement.

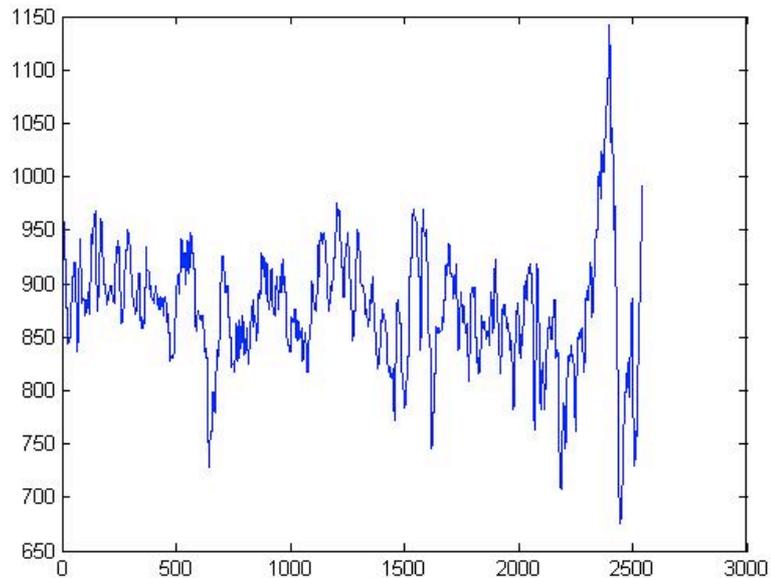


Figure 36. Rythme cardiaque

Pour la pression, on remarque qu'elle chute fortement, la syncope vasovagale se voit bien au moment où elle se déclenche :

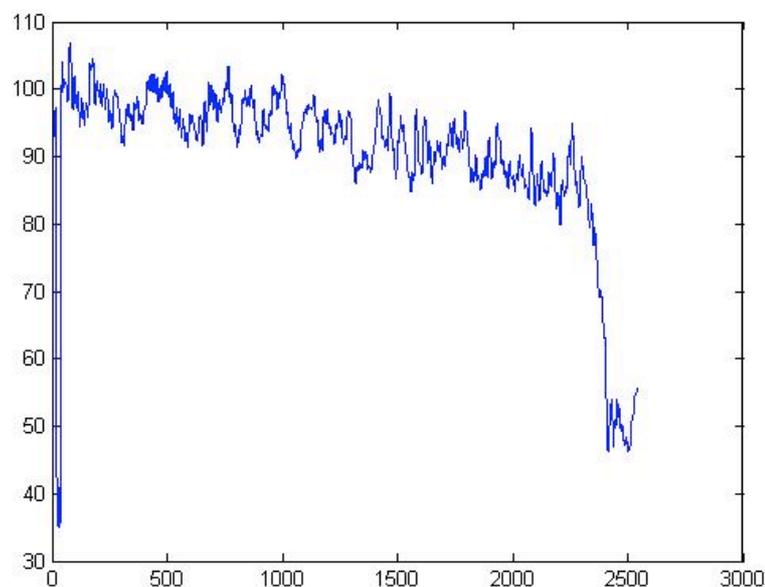


Figure 37. Pression artérielle

Pour la respiration, idem nous voyons qu'il augmente son rythme respiratoire car il se sent partir mais cela ne sert à rien.

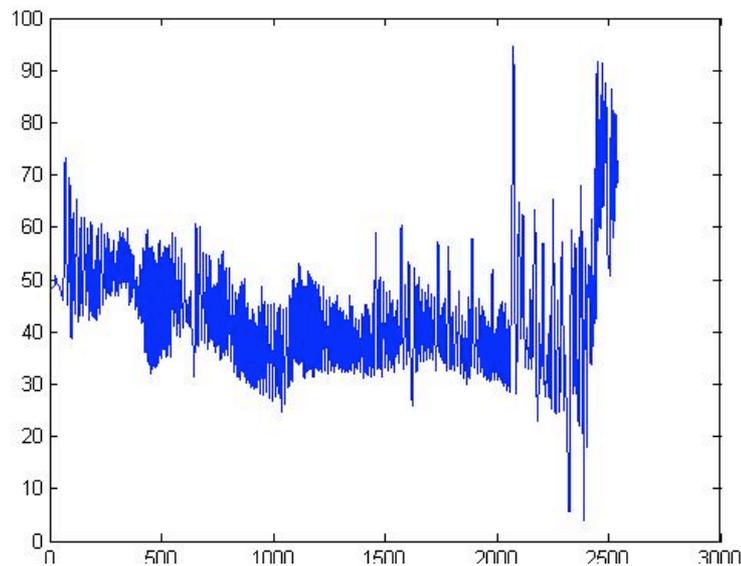


Figure 38. Rythme respiratoire

- 1- On découpe le signal en 5 sous intervalles de longueur 500 et on fait une estimation de modèle AR avec un ordre de 5. On remarque que les 3 premiers coefficients de chaque cas que l'on obtient sont similaires :
 - avant la syncope avortée et avant la vraie syncope
 - à l'état intermédiaire de syncope avortée et état intermédiaire de la vraie syncope

Expérience 4 :

On utilise le fichier EE_stim.dat qui contient 3 vecteurs contenant l'activité EEG d'un patient parkinsonien.

La première colonne est à l'état de repos, la deuxième pour une stimulation à 1 Hz puis la 3^{ème} à 100 Hz. On applique l'algorithme de Pisarenko.

On remarque pour les deux premières simulations un gros pic à 9 Hz. La stimulation à 1 Hz n'a donc pas d'influence sur le cortex.

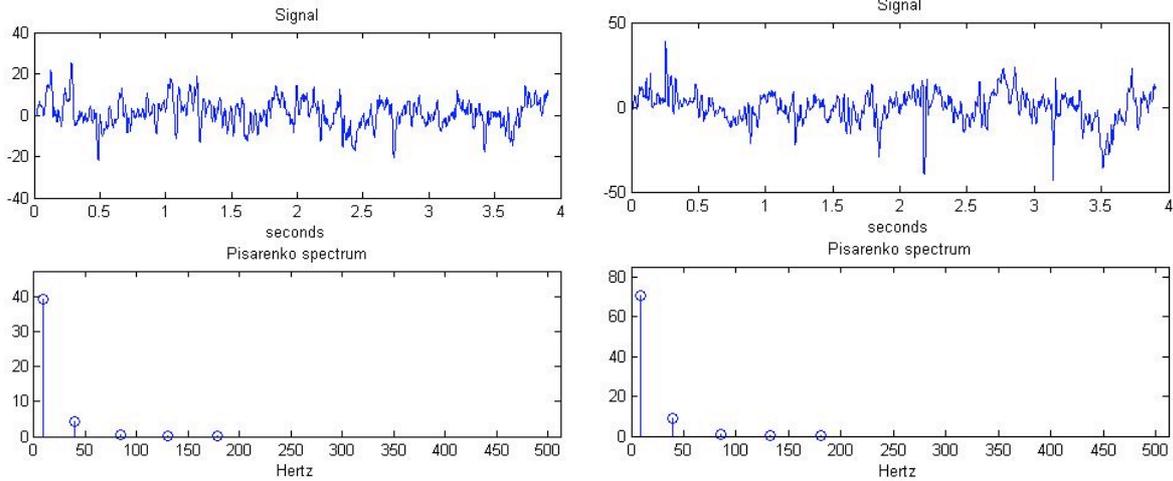


Figure 39. A l'état de repos et stimulation à 1 Hz

Il est différent pour la stimulation à 100 Hz, qui montre donc une activité sur le cortex.

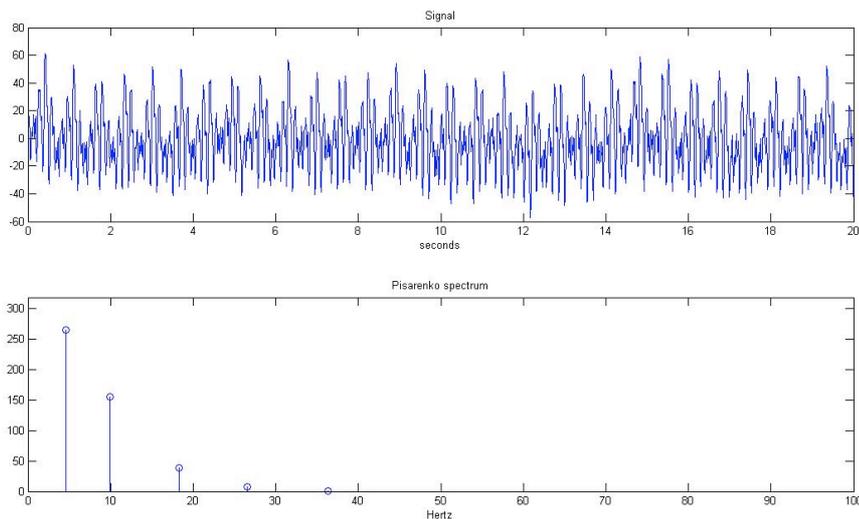


Figure 40. Stimulation et à 100 Hz

C'est la stimulation à 100 Hz qui a donc le plus de répercussions sur la fonction cérébrale.

Expérience 5

On fait une estimation spectrale paramétrique des signaux.

On remarque le pic dans les basses fréquences pour les intervalles RR et pour la pression avant la prise dalcool.

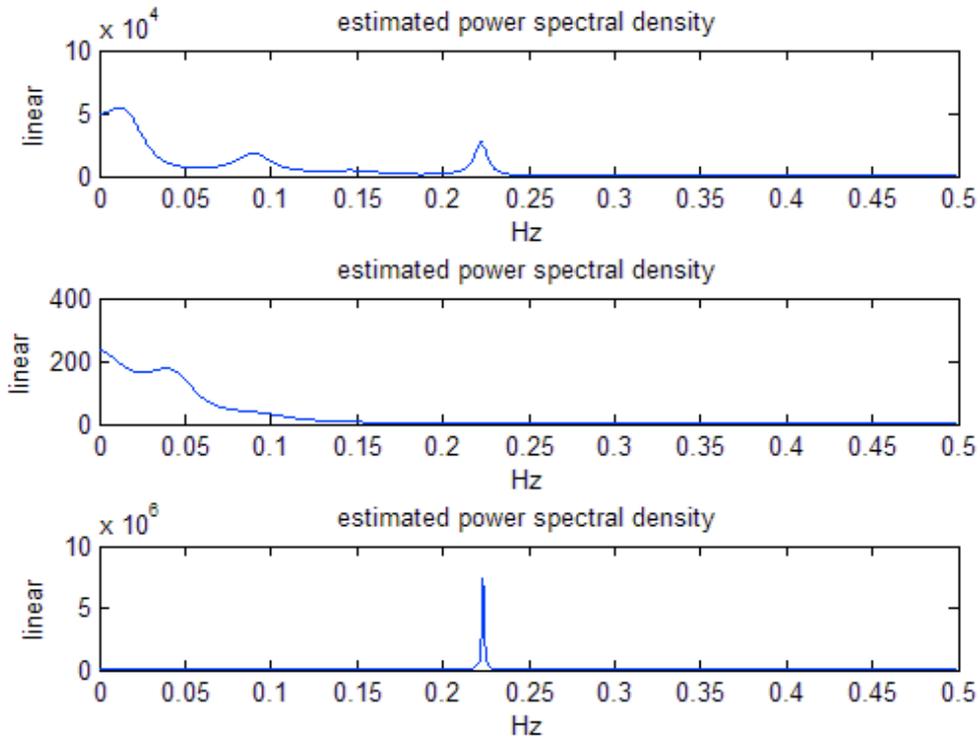


Figure 41. Densité spectrale de puissance avant la prise d'alcool

Après la prise d'alcool, on ne voit plus le pic du baro reflex dans les intervalle RR et régulation de la pression artériels qui se fait moins bien.

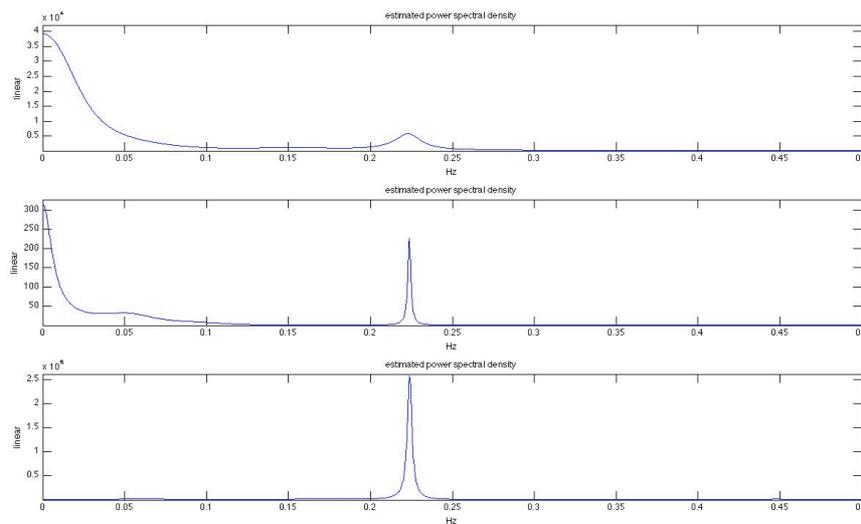


Figure 42. Densité spectrale de puissance après la prise d'alcool

Séance 4 :

Expérience 1 :

Ces signaux sont des signaux Doppler ultrasons obtenus par des sondes placées sur les tempes. Ils sont provoqués par la présence dans le flux sanguin de l'artère cérébrale moyenne de micro-embolies, particules pouvant bloquer un vaisseau et causer une attaque cérébrale (embolie). Ces micro-embolies peuvent être de type gazeux ou solides, ci dessous les signaux pour une approche solide puis gazeuse.

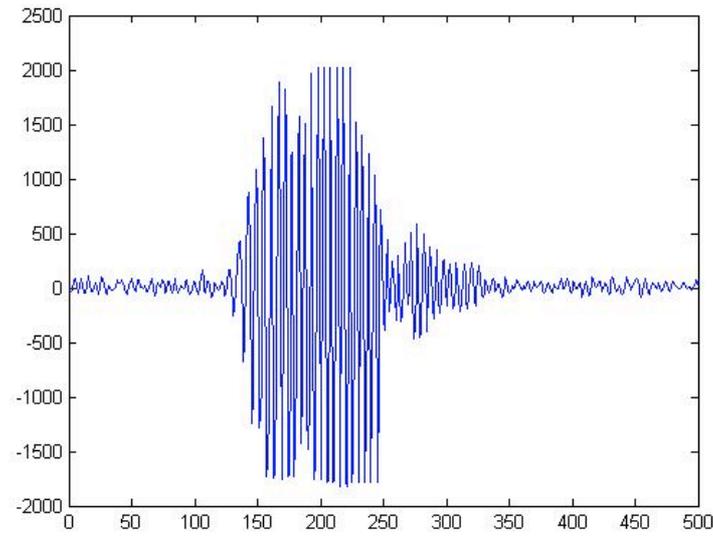


Figure 43. Emboles solides

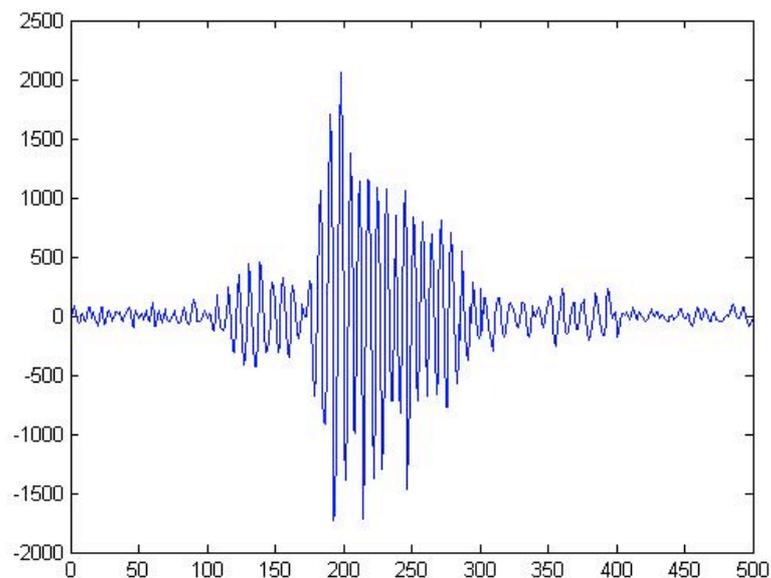


Figure 44. Emboles gazeux

Les graphes suivant proposent l'application du filtrage adapté LMS normalisé pour l'embolie solide puis gazeuse. On obtient des coefficients significatifs avant que l'embolie arrive. En bleu est représenté le signal d'origine alors qu'en rouge c'est l'erreur de prédiction.

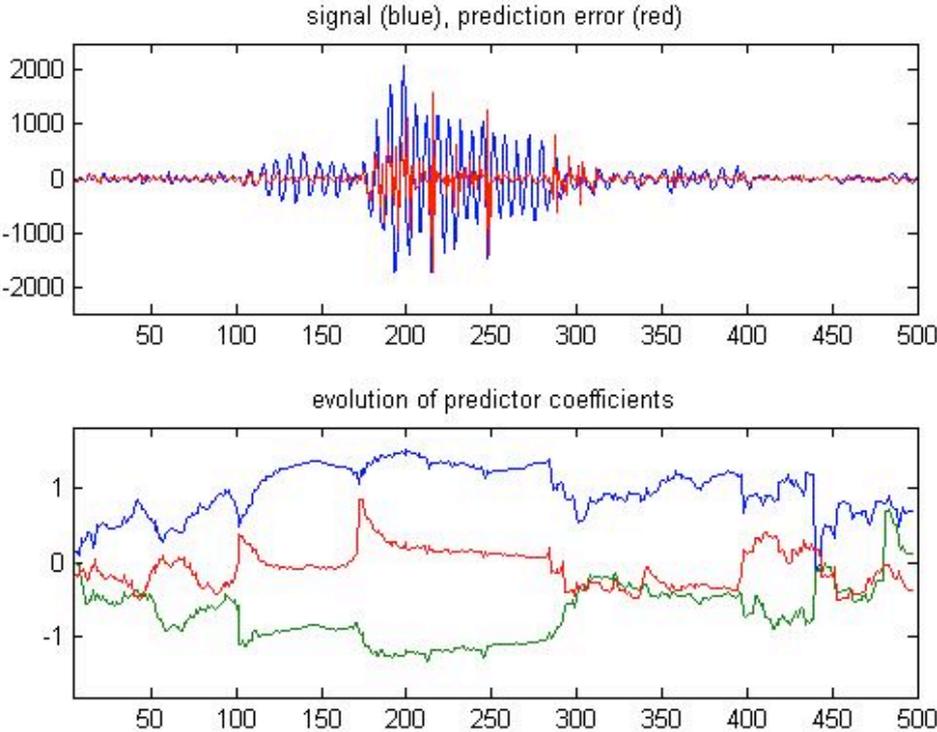


Figure 45. Signal solide

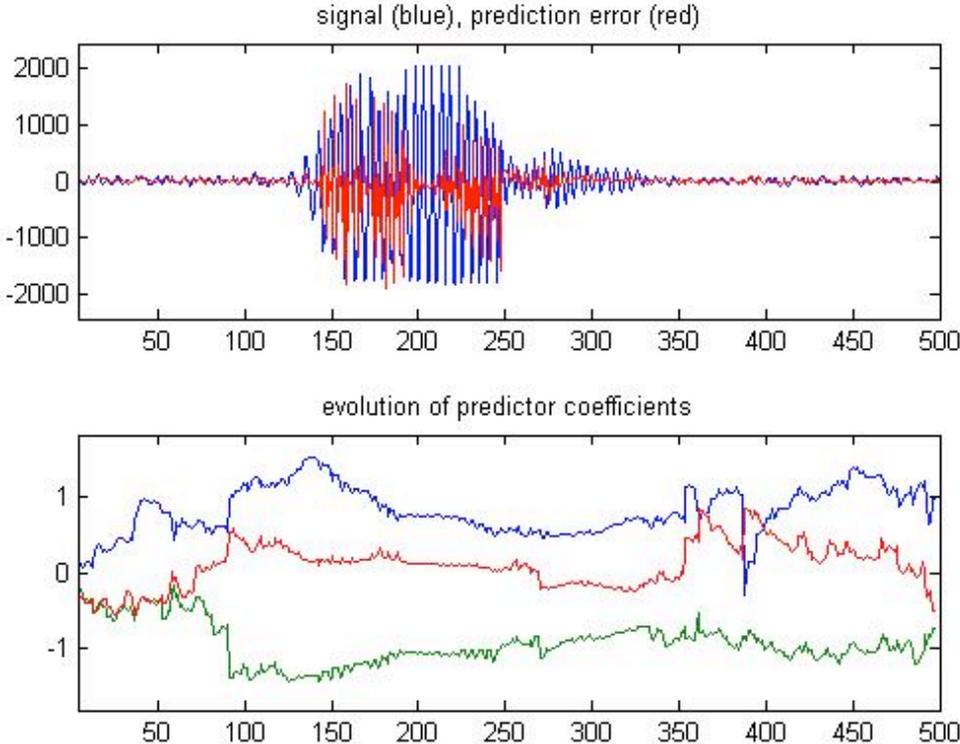


Figure 46. Signal gazeux

Pour les embolies gazeuses, les coefficients se stabilisent moins que pour les embolies solides. On a plus de variation de fréquence dans les gazeuses que dans les solides, ce qui a un effet sur les coefficients. On remarque donc que sur les signaux d'embolies solides, les prédictions de trajectoires sont beaucoup plus stables.

Expérience 2 :

On utilise cette fois-ci la prédiction adaptative avec RLS appliqué à l'EEG lors d'une fibrillation auriculaire. Il ne présente théoriquement plus d'AV, or pour certains complexes QRS l'extraction est imparfaite, ce filtrage devrait faire ressortir ces défauts.

La figure suivante montre l'activité auriculaire, tâchons d'en trouver les défauts.

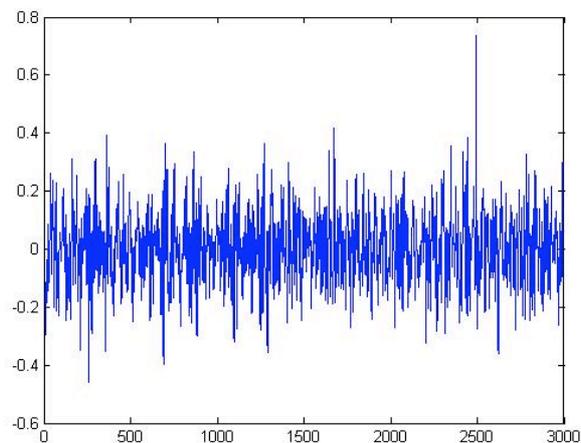


Figure 47. Activité auriculaire

La prédiction de la AA est faite avec un facteur de 0,995 donc lent car proche de 1.

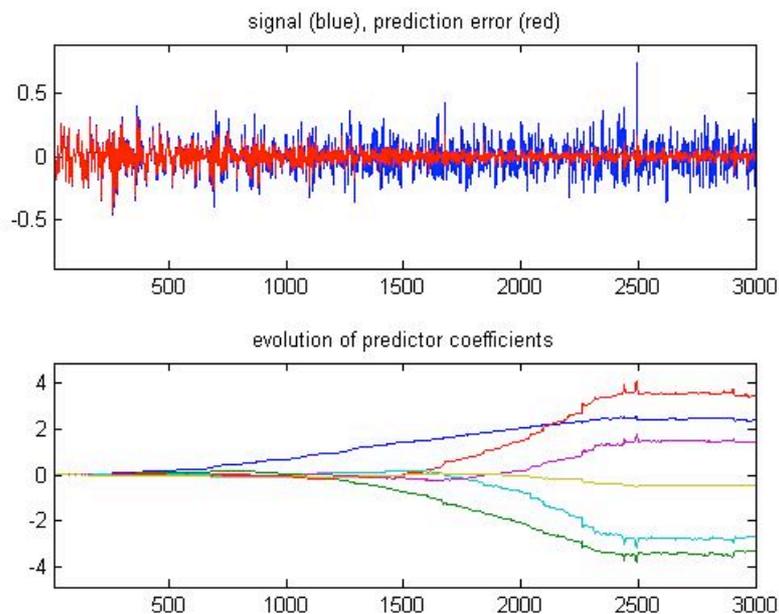


Figure 48. Prédiction AA

Le début de notre prédiction est fausse, en effet, ceci correspond au régime transitoire, c'est-à-dire lorsque le prédicteur n'a pas encore convergé. Et on applique une deuxième fois l'algorithme pour éviter le transitoire.

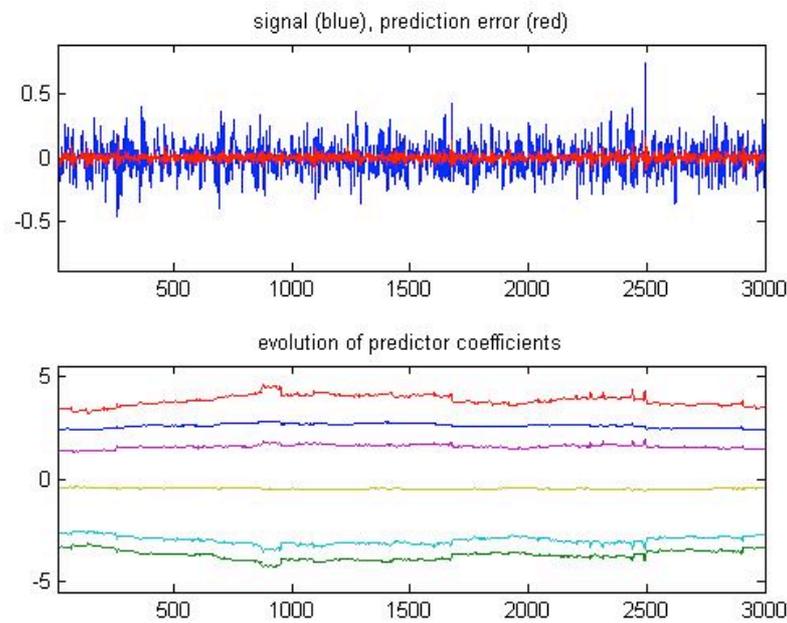


Figure 49. Prédiction après convergence

En calculant les changements survenant dans les coefficients du prédicteur, on remarque qu'un gros pics apparaît, il est lié au pics présent sur le signal. Ceci permet de voir l'anomalie facilement, alors que sur le signal cela aurait été difficile. Cette outils est sensible est permet de détecter des défauts minimes.

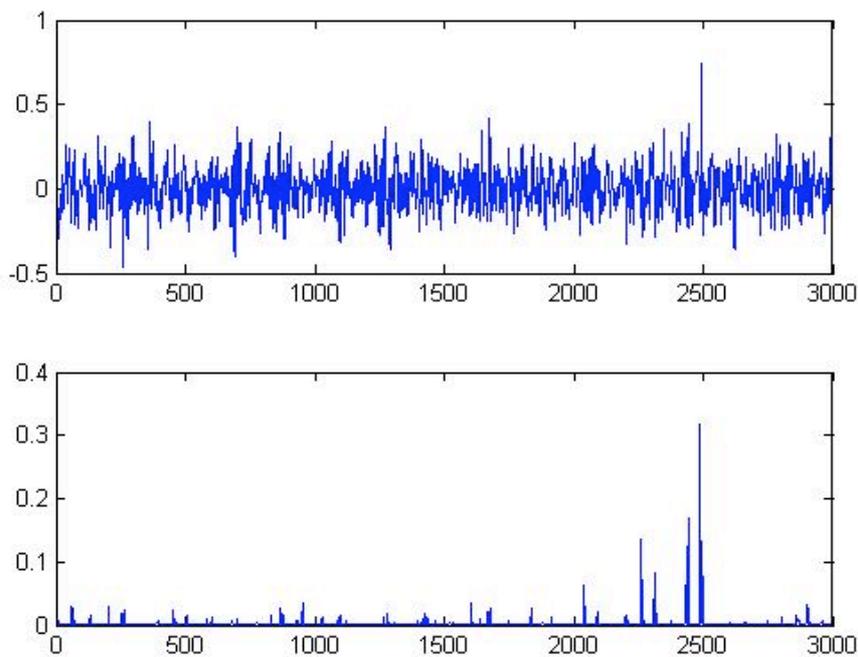


Figure 50. Changement des coefficients

Expérience 3 :

Le fichier magnetting.dat contient les position suivant un axe de coordonnées d'un aimant situé dans l'intestin grêle et l'activité de respiration obtenue à l'aide d'un capteur sur le thorax. L'idée est ici de supprimer les interférences dues à la respiration.

On utilise NLMS ($\gamma=0.1$, $p=0$) avec $q_0=0, q_1=5$ (causal) :

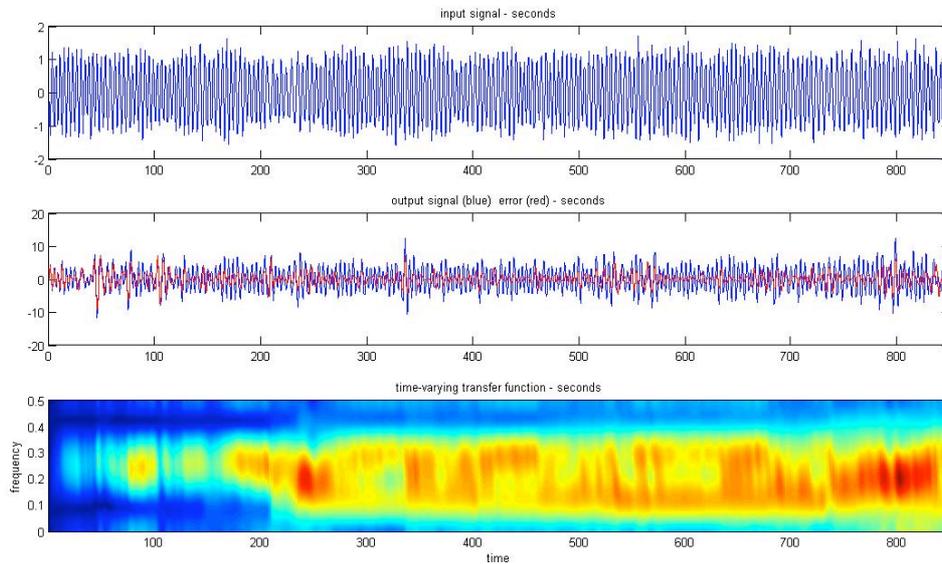


Figure 51. NLMS avec un coefficient q_0 de 0

La respiration aux alentours de 0.2 0.3 Hz l'estimation est pas optimale, il faut un filtre non causale ($q_0=5$ et $q_1=5$) :

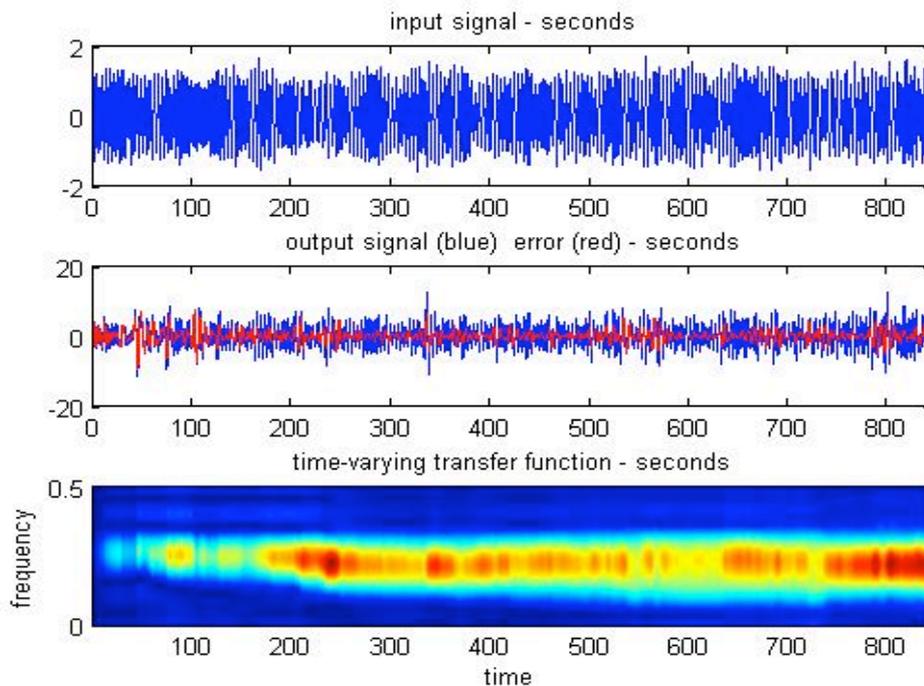


Figure 52. NLMS avec un coefficient q_0 de 5

On s'aperçoit qu'on réalise un filtre passe bande en augmentant le coefficient. Plus le coefficient q_0 est élevé plus le filtre est sélectif en fréquence.

Après avoir filtré notre signal avec le filtre le plus sélectif en fréquence, nous regardons les densités spectrales de puissance obtenues :

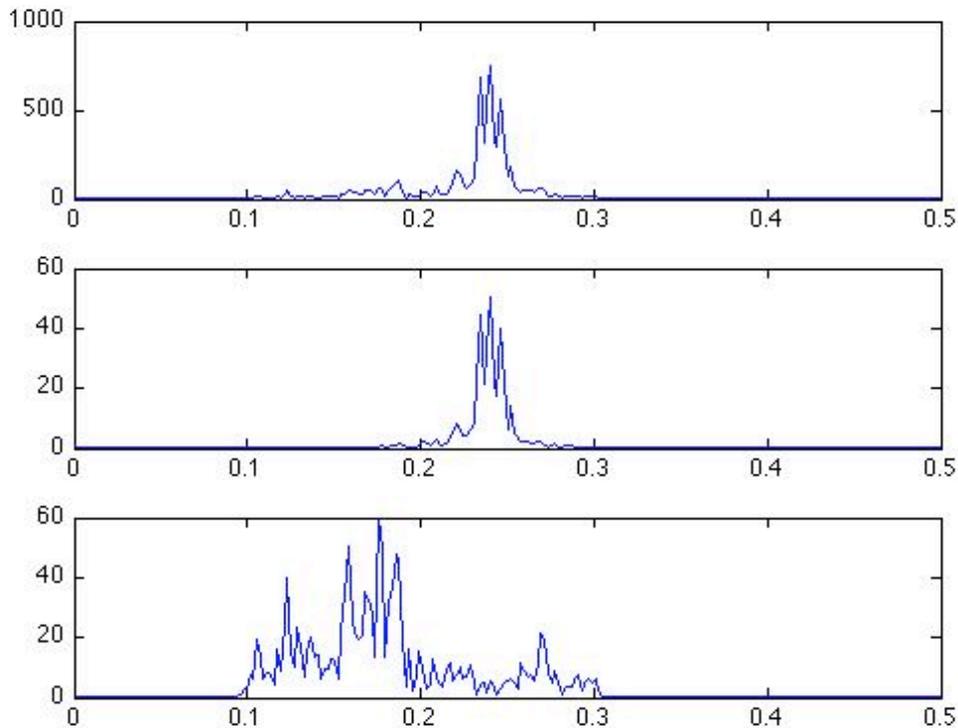


Figure 53. Densités spectrales de puissance

Dans le premier graphe on voyait que les perturbations dues à la respiration (cf graphe du haut) alors que sur celui du milieu on remarque bien que l'on a enlevé les perturbations dues à la respiration. La figure du bas correspond à la densité spectrale de l'erreur de notre algorithme, on a donc bien supprimé ce que correspondait à la respiration.

Expérience 4 :

On réutilise le signal EEG contenu dans EEG.dat. On fait une suppression adaptative d'interférence sur la composante 50 Hz avec notch_LMS ($\mu=0,01$).

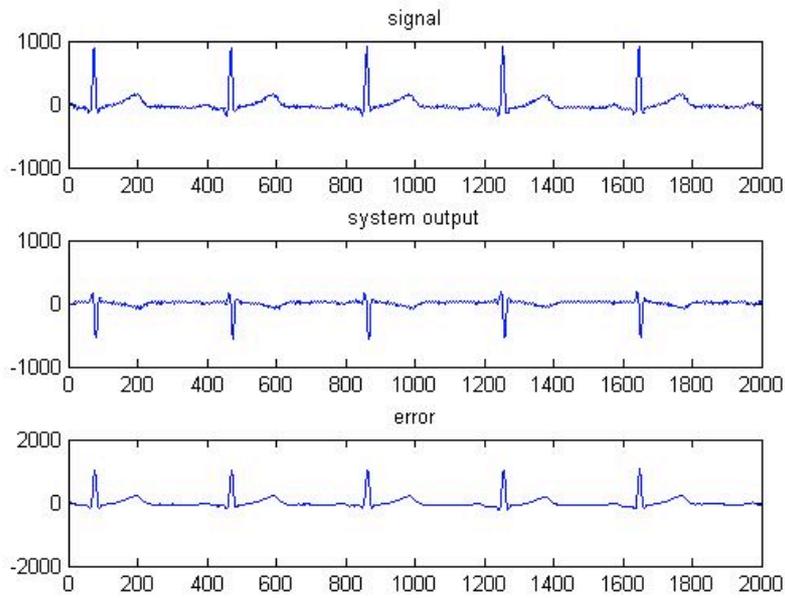


Figure 54. Effet de l'algorithme notch_LMS sur l'ECG avec $\mu=0.1$

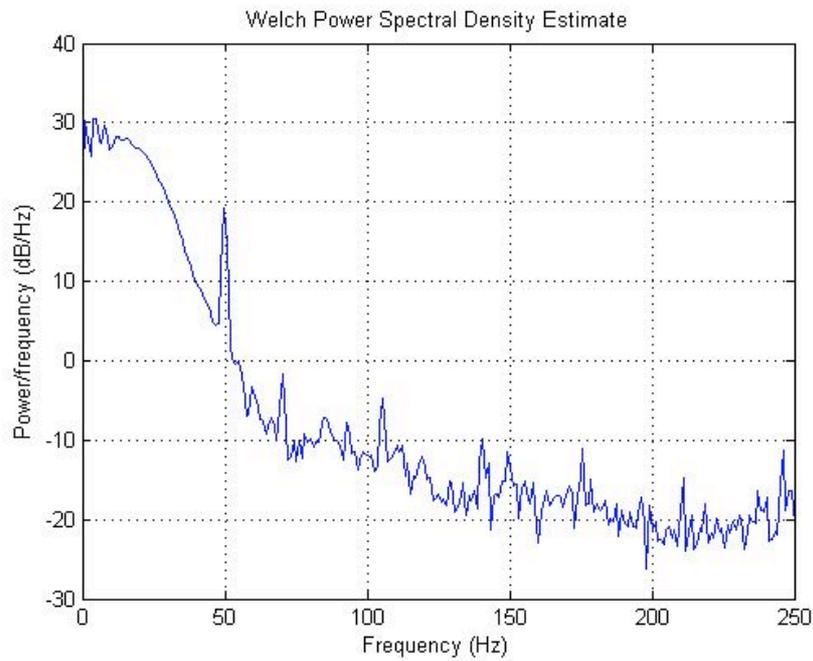


Figure 55. Densité spectrale de puissance

Notch_filter est très facile niveau calcul et très sélectif en fréquence, pratique pour enlever une composante.

Expérience 5 :

Essayons de déterminer le signal numéro 1 avec les signaux 2 à 4 du signal ECG avant la stimulation.

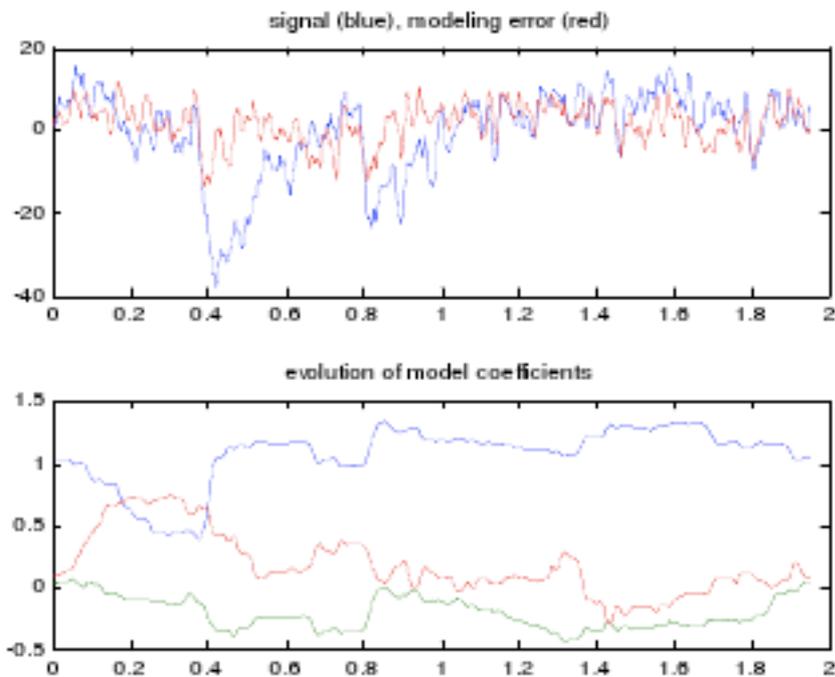


Figure 56. NLMS avant stimulation

On remarque que l'évolution des coefficients n'est pas linéaire. En étudiant le signal pendant la stimulation on se rend compte que les mesures deviennent homogènes.

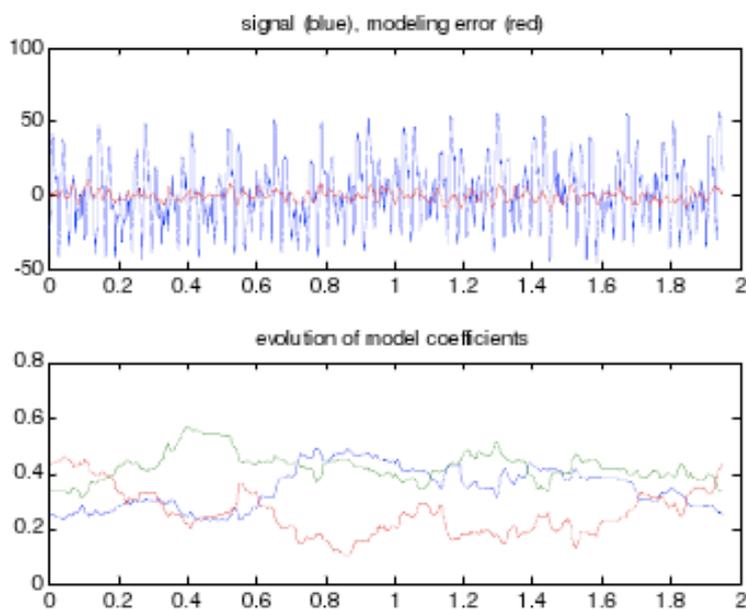


Figure 57. NLMS pendant la stimulation

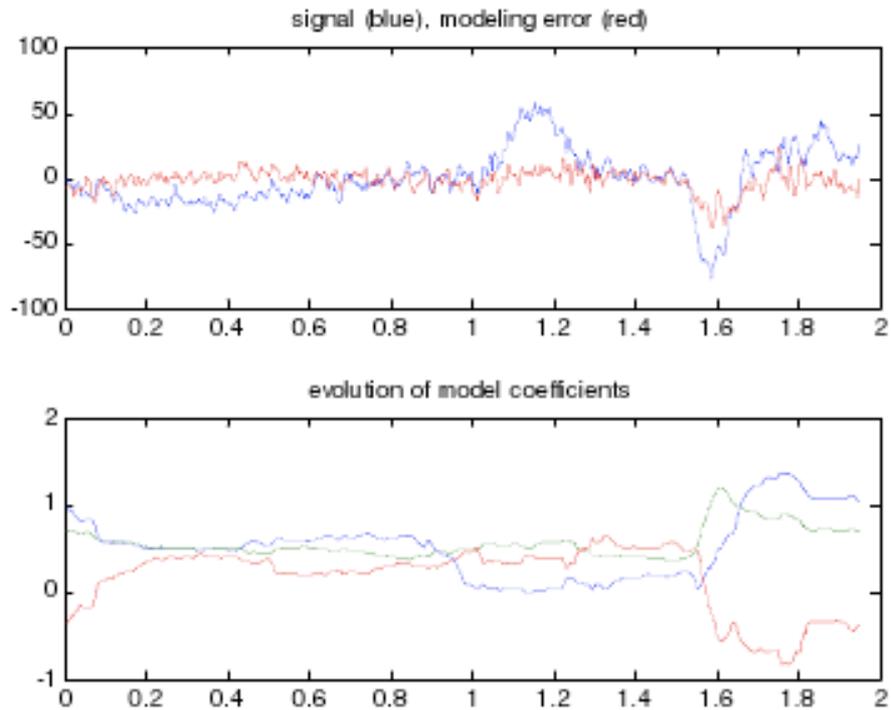


Figure 58. NLMS après la stimulation

Avant la stimulation, les neurones n'ont pas la même intensité. Pendant la stimulation, on mesure la même intensité sur les neurones, juste après la stimulation, les neurones restent synchronisés un petit moment puis se désynchronisent.