Sommaire

INTRODUCTION GENERALE 4
CHAPITRE 1 : HISTORIQUE ET NOTION DE SIGNAL 5
1-Historique 5
2-Le signal au service de l'être humain 5
3-L'importance du signal dans nos sociétés contemporaines 6
4-Les signaux utiles 6
5-Caractériser un signal : Analyse en temps et en fréquence 7
CHAPITRE 2 : TRAITEMENT DU SIGNAL 8
2.1 Définition des bruits 8
2.1.1 Bruit en électronique 8
2.1.2 Bruit en acoustique 9
2.1.3 Bruit blanc Gaussien 9
2.1.4 Bruit coloré 10
2.1.5 Bruits ondulants 10
2.2 Autocorrélation appliquée à l'extraction d'information d'un signal dégradé 11
2.2.1 Représentation temporelle du bruit blanc 12
2.2.2 Représentation temporelle d'un signal quelconque 12
2.2.3 Autocorrélation des différents signaux additionnés 14
2.2.4 Confrontation des résultats par la méthode d'autocorrélation 15
2.3 Représentation temporelle d'un fichier .wav (signal ABC.wav) 15
2.3.1 Représentation temporelle d'un fichier signal ABC.wav noyé dans le bruit gaussien 16
2.3.2 Représentation temporelle de la fonction d'autocorrélation ABC.wav noyé dans le bruit gaussien 16
2.3.3 Confrontation des fonctions d'autocorrélation du signal bruit et du signal du départ (non bruité) 17
2.4- Représentation spectrale du signal y(t) plus bruit Gaussien 17
2.4.1 Représentation spectrale du signal bruité d'un côté avec réduction de la bande de fréquences à 2π Hz 18
2.4.2 Représentation spectrale du filtre avec choix des paramètres du filtre de Butter 18
2.4.3 Représentation spectrale du signal après filtrage 19
2.4.4 Représentation temporelle du signal après filtrage du signal bruit 19
2.4.5 Confrontation des résultats avant et après filtrage 20

2.5 Filtrage du signal audio (ABC.wav) à partir de la transformé de Fourier 20
2.5.1 Représentation spectrale du signal bruit 20
2.5.2 Représentation spectrale du signal d'un côté avec réduction de fréquence de 2πHz 21
2.5.3 Représentation spectrale du signal avec choix des paramètres du filtre de Butter 21
2.5.4 Représentation du spectre après filtrage 21
2.5.5 Représentation temporelle du signal bruit après filtrage 22
2.5.6 Confrontation des signaux avant bruitage et après filtrage 22
CONCLUSION 23
PERSPECTIVES 24
Annexe 1 codes sources pour le traitement du signal y(t) 26
annexe 2 codes sources de traitement du signal ABC.wav 30

Listes des figures

Figure 1 bruit blanc Gaussien 10
Figure 2 : bruit rose 10
Figure 3:bruit blanc Gaussien généré dans Matlab 12
Figure 4: bruit rose inséré dans Matlab 12
Figure 5:Représentation temporelle du signal y(t) 13
Figure 6: Représentation temporelle du signal y(t) plus bruit Gaussien 13
Figure 7: représentation temporelle du signal y(t) plus bruit rose 14
Figure 8: Autocorrélation de y(t) plus bruit gaussien 14
Figure 9 : Autocorrélation de y(t) plus bruit rose 14
Figure 10: Confrontation des résultats par la méthode d'autocorrélation 15
Figure 11: signal temporel ABC.wav 15
Figure 12 : Signal temporel ABC.wav noyé dans le bruit 16
Figure 13 : fonction d'autocorrélation ABC.wav noyé dans le bruit gaussien 16
Figure 14 : fonctions d'autocorrélation du signal bruit et du signal du départ (non bruité). 17
Figure 15: signal y(t) plus bruit Gaussien 17
Figure 16 : Signal bruité d'un côté avec réduction de la bande de fréquences à 2π Hz 18
Figure 17:Filtre avec choix des paramètres du filtre de Butter 18
Figure 18 : Spectre du signal après filtrage 19
Figure 19 : Signal temporel après filtrage du bruit 19
Figure 20: Confrontation des résultats avant et après filtrage 20
Figure 21 : Représentation spectrale du signal bruit 21
Figure 22 : Spectre du signal avec choix des paramètres du filtre de Butter 21
Figure 23 : spectre après filtrage 21
Figure 24 : Représentation temporelle du signal bruit après filtrage 22
Figure 25 : Confrontation des signaux avant bruitage et après filtrage 22

INTRODUCTION GENERALE

Le traitement de signal est une discipline indispensable que tout ingénieur doit connaitre. L'amélioration des performances des systèmes au cours des trente dernières années est due, pour une grande part, à l'application des techniques de traitement du signal. C'est le cas notamment d'imagerie médicale, en téléphonie et télécommunication. Un système d'imagerie échographique par l'ultra-son, l'IRM ou encore les RADAR actuels sont des inventions dont les performances (en termes de précision et de rapidité) sont sans commune mesure avec les premiers prototypes apparus. Les structures matérielles sont sensiblement les même. Mais les techniques de traitement faisant appel à des traitements numériques sophistiqués ont été intégrées pour permettre d'extraire de l'écho sonore ou d'image reconstituée une quantité plus une quantité plus grande d'informations. Les implications en ce qui concerne un diagnostic médical, surveillance d'une zone aérienne ou sous-marine ou encore la localisation de pannes sont immédiates. L'objectif du traitement du signal apparaît alors comme un outil mathématique employé pour extraire un maximum d'informations utiles sur un signal perturbé par du bruit. Les signaux utiles sont souvent perturbés par des signaux parasites qui les masquent parfois complètement. Pour atténuer, sinon supprimer ce bruit, il faut en connaitre les caractéristiques ainsi que celle du signal utile. Les techniques utilisées peuvent être appliquées à un signal analogique mais compte tenu de leur complexité, un traitement numérique s'impose presque toujours. Il est rendu possible grâce à la puissance des circuits de calculs et des ordinateurs modernes.

En ce qui concerne notre expose, nous allons tout d'abord fournir quelques définitions et historiques du signal (chapitre 1) ; Puis nous parlerons des différents types de bruit et de la fonction d'autocorrélation d'un signal noyé dans du bruit (Chapitre 2). Nous allons générer ensuite des signaux connus, les associer au bruit et enregistrer un son à partir d'un microphone afin d'extraire du bruit de fond à partir de l'autocorrélation et des commandes Matlab.

CHAPITRE 1 : HISTORIQUE ET NOTION DE SIGNAL

1-Historique

Loin avant les écrits, images ou vidéos, les signaux sonores, simples vibrations de l'air, sont le premier véhicule de l'information et de la communication utilisée par les humains et même les animaux. Si les humains participent à chaque instant de la vie à la création des signaux sonores, par exemple à travers la parole, le chant ou la musique, ils sont aussi distingués par leur remarquable capacité de perception pour décoder les vibrations de l'air, parfois même très bruitées, en mots et phrases pour les signaux sonores de parole, ou en des classes sonores, par exemple en musique ou parole, voix homme ou voix femme, pour les signaux sonores d'ordre plus général. Avec les progrès technologiques numériques, nous assistons à une prolifération de signaux sonores numériques, par exemple à travers les téléphones, les radios, les TV, les films, etc. Le potentiel applicatif évident et les raisons économiques ont vite conduit aux chercheurs du monde entier à développer des machines, dotées d'une capacité de perception similaire à celle des humains, qui pourraient « comprendre » un signal sonore pour pouvoir le traiter automatiquement par la suite. Un exemple d'une telle tentative pour une machine de perception acoustique est la reconnaissance automatique de la parole qui est le problème le plus étudié par la communauté de recherche dans le domaine sonore. Bien que des progrès gigantesques aient été réalisés par un effort de recherche intensif, la perception humaine pour le décodage acoustique langagier reste inégalée par les machines.

2-Le signal au service de l'être humain

Un signal est une grandeur qui dépend du temps t. cette grandeur est souvent physique. La grandeur d'un signal peut être de différents types :

- Information : par exemple le son qui est une variation de la compression de l'air, voir figure 1.1 (inséré un son dans le domaine temporelle tracer dans Matlab)
- Energie : par exemple la tension du secteur
- Matière : par exemple du débit d'eau en un point d'un canal d'irrigation

Les signaux occupent une place prépondérante dans la vie de tout être humain puisqu'ils sont ce qui permet à un être humain de percevoir son environnement et d'interagir avec lui. Pour la détection, l’être humain détecte les signaux issus de son environnement (sons, odeurs, images, etc..) grâce à ces capteurs (oreilles, nez, yeux, etc..) ; pour le traitement, il les traite et les interprète (par exemple, il isole un son particulier), et concernant la génération, il est capable de générer des signaux à destination de son environnement.

3-L’importance du signal dans nos sociétés contemporaines

C’est un lieu commun que d’affirmer que notre société contemporaine est la société de l’information. L’information y est véhiculée par les signaux. Face à la masse des signaux qu’il est nécessaire de traiter, souvent en temps réel, les ingénieurs ont créé des systèmes technologiques d’une grande complexité. Ceux-ci ont envahi notre société et font parti des objets incontournables de notre quotidien. En réponse aux enjeux de la société actuelle, des méthodes scientifiques puissantes pour gérer une telle complexité ont été développées par les chercheurs en Sciences de l’Ingénieur. La maîtrise de ces méthodes devient de plus en plus incontournable dans la pratique de l’ingénieur quel que soit le domaine auquel il se destine. L’objectif de cet enseignement est de donner des bases scientifiques minimales préalables à l’acquisition et à la maîtrise de ces méthodes. D’autre part, combinée avec les enseignements d’Automatique, il s’agit de contribuer à l’acquisition de l’approche « système », incontournable lorsqu’il s’agit de développer des systèmes d’une certaine complexité, même si leur finalité n’est pas de gérer de l’information

Dans le traitement de l’information, il est nécessaire de :

- mesurer le signal, souvent à l’aide de capteurs (métrologie) ;
- caractériser et extraire le signal utile (traitement du signal)
- le transmettre par un codage adéquat (traitement du signal).

Pour cela, le traitement du signal développe des méthodes basées sur la modélisation mathématique, ces méthodes pouvant être ensuite mises en œuvre en électronique (numérique) du signal.

4-L**es signaux utiles**

Une première classification des signaux peuvent être faite :

- Les signaux à temps discrets

- Les signaux à temps continus : ils correspondent aux grandeurs physiques évoluant à temps réelles qui évoluent au cours du temps. Exemple (fig1.1)
- Les signaux à temps discrètes : x n'est défini qu'à certains instants t_k soit un vecteur de valeurs réelles $\{x(t = t_k)\}$.

  Les signaux discrets sont le support de l'information qui est traitée par les systèmes technologiques basés sur l'électronique numérique, l'exemple le plus évident étant les ordinateurs. Ils constituent l'écrasante majorité des systèmes technologiques complexes gérant de l'information. Leur formidable développement ces dernières décennies a ouvert d'immenses possibilités à exploiter. Ils sont devenus incontournables y compris dans des systèmes qui traditionnellement n'utilisaient pas de technologies électroniques. L'étude des signaux discrets est donc fondamentale pour l'ingénieur car ils représentent l'essentiel des signaux traités par les systèmes complexes gérant l'information.
- Signaux périodiques ou non.
- Signaux déterministes ou aléatoires.

5-C**aractériser un signal : Analyse en temps et en fréquence**

Pour pouvoir disposer d'outils efficaces pour le traitement du signal, il est d'abord nécessaire de modéliser (représenter) un signal par un objet mathématique. Puisqu'un signal est une grandeur qui dépend du temps, une idée naturelle est de le modéliser par une fonction du temps dont le domaine de définition est IR ou un intervalle de IR.

Le spectre fréquentiel d'un signal est défini à partir de la Transformée de Fourier de ce signal. Une autre application de la Transformée de Fourier est le calcul de solution d'équations différentielles linéaires à coefficients constants. Dans l'air, le son se propage sous la forme d'une variation de pression. Le niveau du son découle donc de la pression acoustique exprimée en Pascal (Pa). La sensation de niveau sonore par un auditeur humain d'un composant sinusoïdal d'un son appelée sonie dépend de la pression acoustique mais aussi de la fréquence de cette composante. Au-delà de son intérêt scientifique, la caractérisation de l'audition humaine a un intérêt pratique important pour l'ingénieur : elle va permettre de définir une partie du cahier des charges des systèmes technologiques qui vont effectuer le traitement du son pour des applications bien déterminées. Ainsi, par exemple, un téléphone est un système technologique dont l'objectif est de traiter la parole. Le spectre de la parole comprend des composantes comprises entre 800 Hz et 8 kHz environ. Lorsque la parole va être traitée par le téléphone, il est donc primordial de ne pas altérer la partie du spectre qui est dans cette gamme de fréquences. La bande de fréquence radio qui s'étend de 30.525 à 400 MHz.

CHAPITRE 2 : TRAITEMENT DU SIGNAL

Le traitement informatique du signal nécessite des connaissances dans différents domaines. Tout d'abord, la représentation numérique implique l'application d'opérations mathématiques adaptées à la discrétisation des données.

2.1 Définition des bruits

Comme indiqué ci-dessus, il est très délicat de donner une définition précise des bruits. Il n'existe même aucune véritable définition indiscutable. Dans le langage courant, un bruit désigne un son non voulu et désagréable qui vient perturber l'écoute. Leur origine est souvent incomprise. Cette définition ne peut être satisfaisante car subjective, puisque certains types de musique agréables pour certaines personnes sont insupportables pour d'autres, ou un même morceau joué à un très fort volume est défini comme du bruit par certains. Nous présentons ici plusieurs autres approches possibles dépendantes du domaine abordé. Ensuite quelques types de bruits classiques sont définis et leurs propriétés sont expliquées.

2.1.1 Bruit en électronique

La notion de bruit a été introduite en électronique au début du 20ème siècle par Johnson et Nyquist .Le bruit est expliqué par les mouvements désordonnés (aléatoires) des porteurs de charges (électrons) d'un matériau sous l'influence de la température (non nulle sur l'échelle Kelvin). Ce bruit peut par exemple être facilement visualisé sur un écran de télévision dont l'antenne est débranché : on parle de '"neige". Ce type de bruit est appelé bruit de Johnson ou de Nyquist, ou encore bruit thermique (*thermal noise*).Le terme bruit est également utilisé pour qualifier les erreurs introduites lors d'un calcul ou lors d'une expérience de mesure.

2.1.2 Bruit en acoustique

Le bruit est présenté en acoustique comme un signal complexe dont le spectre est dense, et qui ne peut être défini qu'en faisant appel aux outils statistiques. Cette approche semble plus rigoureuse scientifiquement par rapport au langage commun, car un signal tel qu'une sinusoïde de haute fréquence (2000Hz) est désagréable et peut perturber, sans toutefois pouvoir être assimilé à du bruit. De plus, le besoin d'avoir recours à des outils statistiques semble d'autant plus juste, qu'elle s'appuie sur la perception. En effet, il est possible de générer plusieurs sons dont les représentations temporelles et fréquentielles sont complètement différentes au sens déterministe, qui ne peuvent pas être différenciés à l'écoute. La figure 1.13 propose deux représentations fréquentielles de deux sons complexes d'apparence différente, mais qui pourtant ont les mêmes qualités perceptives. Ainsi, pour de tels sons, la perception semble essentiellement tenir compte des propriétés statistiques (valeurs moyennes).

2.1.3 Bruit blanc Gaussien

Le bruit blanc doit son appellation à l'analogie avec la lumière blanche. Cette lumière blanche est due à la présence de photons de toutes les valeurs d'énergie, et est donc composée de toutes les couleurs. De même, un bruit blanc possède un spectre de fréquence continu et d'amplitude moyenne constante indépendante des fréquences. A cause des limites de la perception, la définition du bruit blanc est restreinte à la bande de fréquence comprise entre 20Hz et 20000Hz. La figure 1.14 montre une représentation théorique du spectre d'un bruit blanc. En réalité, ce spectre reste uniquement une vision théorique puisqu'il représente un spectre moyen. Ainsi, l'analyse spectrale (quelle que soit la méthode utilisée) résulte en une courbe beaucoup plus chaotique que la courbe théorique. La figure 1 présente un exemple de spectre d'une portion de bruit blanc Gaussien de synthèse.

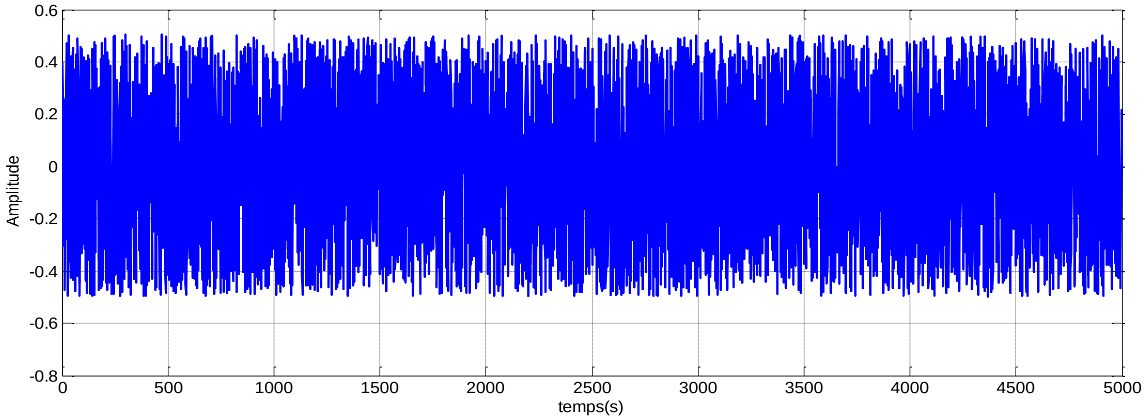


Figure 1 bruit blanc Gaussien

2.1.4 Bruit coloré

Les bruits doivent aussi leur dénomination à l'analogie avec la lumière. Ces bruits n'ont pas un spectre d'amplitude constant. Au sens strict du terme, le terme bruit coloré est affecté à un bruit dont le spectre est caractérisé par une enveloppe très lisse avec une bande large d'amplitude plus importante. Ainsi, la couleur correspondante au spectre de la lumière associée est affectée au bruit. Par exemple, les bruits roses, bleus, violets, gris…ont ainsi été définis.

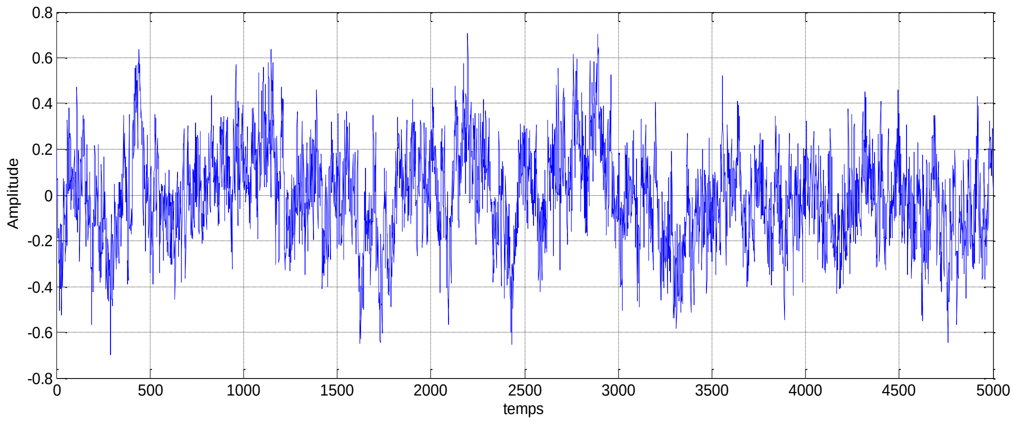


Figure 2 : bruit rose

2.1.5 Bruits ondulants

Les bruits ondulants (*rippled noise*) sont particulièrement utilisés lors d'expériences sur la modélisation et la compréhension de la perception de la hauteur (voir la section 1.5.4) car ils donnent une sensation assez précise de hauteur. Ce type de bruits n'est pas naturel (à notre connaissance) et résulte de l'addition à un bruit blanc de lui-même retardé. Ainsi, l'enveloppe spectrale de ces bruits est constituée de pics périodiques : on parle de pics spectraux.

2.2 Autocorrélation appliquée à l'extraction d'information d'un signal dégradé

Un signal y est transmis puis mesuré par un système d'acquisition. Ces différentes opérations entraînent en général la dégradation du signal initial. Le signal mesuré y peut être représenté par : ∀t ∈ R, $y_m(t) = y(t) + b(t)$ où le signal b représente l'effet de la dégradation du signal. Le signal y est normalement un signal sinusoïdal de fréquence inconnue. Le signal y_m est représenté figure 6. On constate que la dégradation est telle qu'il est difficile de distinguer un signal sinusoïdal. La question est donc de savoir si le signal sans dégradation (c'est-à-dire y) était bien périodique, sinusoïdal et si oui quelle était sa période.

Une première idée serait d'appliquer la méthode de filtrage fréquentiel présentée à la section 2.3. Cependant, elle ne peut s'appliquer que si les spectres des signaux y et b sont séparés, hypothèse qui est peu probablement vérifiée et en tous les cas n'est pas vérifiable. Une hypothèse plus réaliste est de supposer que les signaux y et b sont indépendants car résultant de systèmes physiques différents. On peut alors exploiter les propriétés de l'autocorrélation et de l'inter corrélation. Supposons que le signal mesuré s'écrive sous la forme : ∀t ∈ R,

$$y_m(t) = 10\sin\left(\frac{2\pi t}{500}\right) + 6\sin\left(\frac{2\pi t}{300}\right) + b(t)$$

A l'aide de Matlab, il est possible de calculer une estimation de l'autocorrélation $R_y(\tau)$ à partir de la mesure du signal, voir figures 8 et 9. On observe que l'autocorrélation calculée à partir du signal présente bien une composante sinusoïdale à laquelle se superpose une valeur importante en $\tau = 0$. Le signal b serait alors tel que : ($\forall\tau \in R \setminus \{0\}$, $R_b(\tau) = 0$. Le signal b est corrélé avec lui-même mais n'est pas corrélé avec lui-même décalé dans le temps. Ceci indiquerait que ce signal ne présente pas de structure ou propriété particulière (périodique, etc..). Cela est cohérent avec le fait que ce signal représente la dégradation introduite par des sources multiples (systèmes de transmission, systèmes de mesure, etc..).

2.2.1 Représentation temporelle du bruit blanc

2.2.1.1 Représentations temporelles du bruit blanc généré dans Matlab

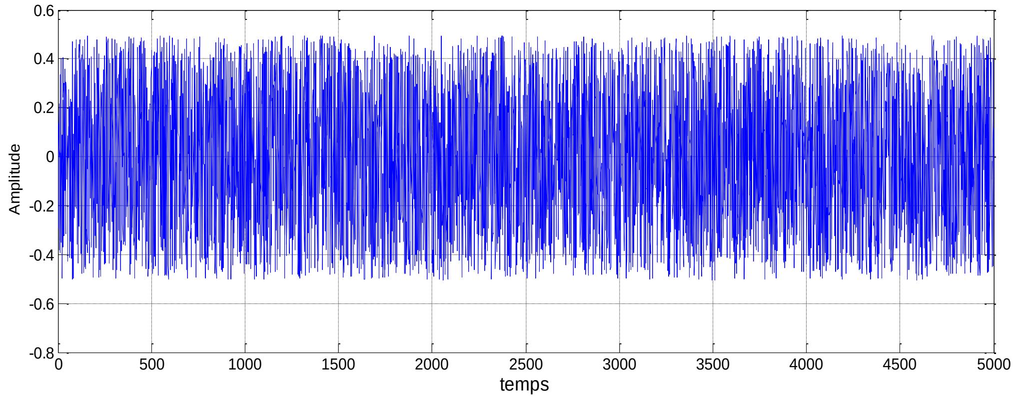


Figure 3:bruit blanc Gaussien généré dans Matlab

2.2.1.2 Représentations temporelles du bruit rose inséré dans Matlab

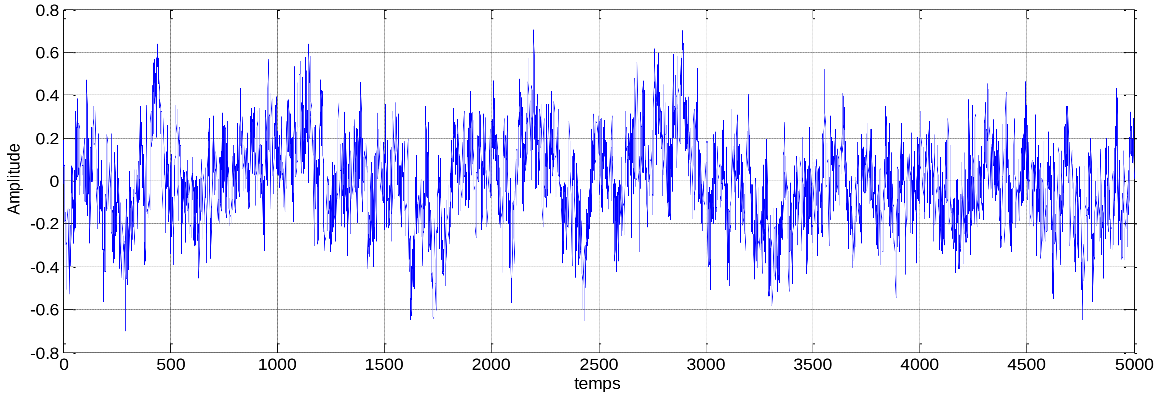


Figure 4: bruit rose inséré dans Matlab

2.2.2 Représentation temporelle d'un signal quelconque

Considérons un signal y(t) constituer de deux signal de fréquences propres 500 et 300hz. Le signal y(t) est défini par :

$$y(t) = 10\sin(2\pi t/500) + 6\sin(2\pi t/300)$$

La représentation temporelle de ce signal dans le domaine temporelle est la suivante :

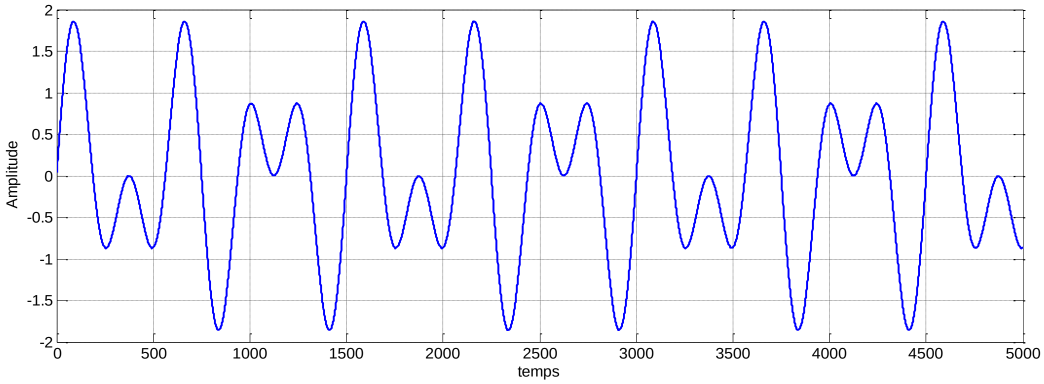


Figure 5:Représentation temporelle du signal y(t)

2.2.2.1 Représentation temporelle du signal y(t) plus bruit Gaussien

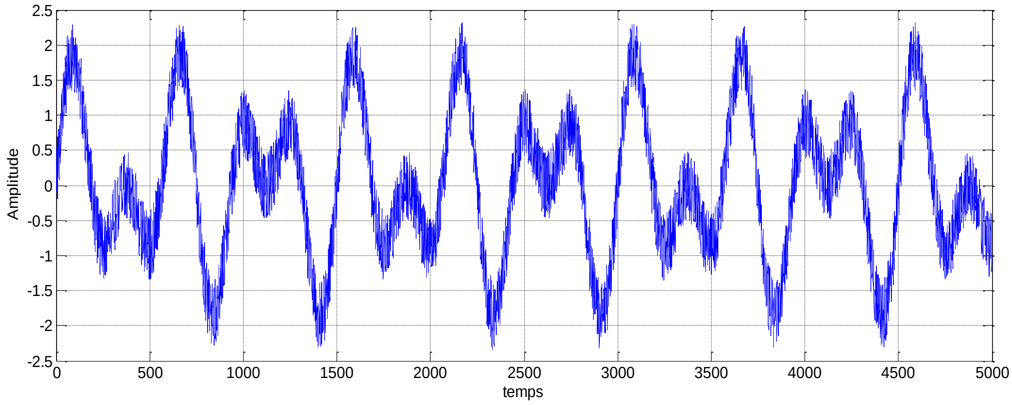
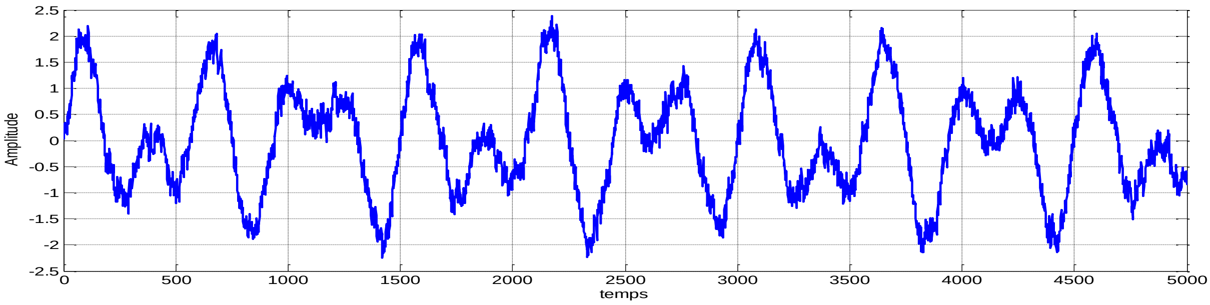


Figure 6: Représentation temporelle du signal y(t) plus bruit Gaussien

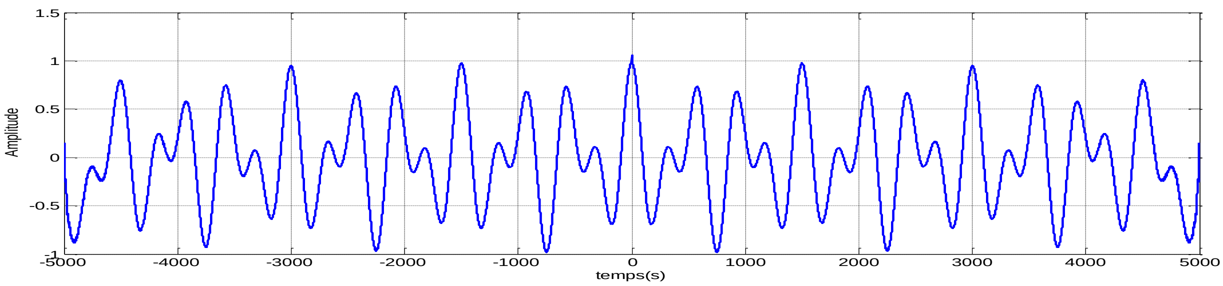
2.2.2.2 représentation temporelle du signal y(t) plus bruit rose



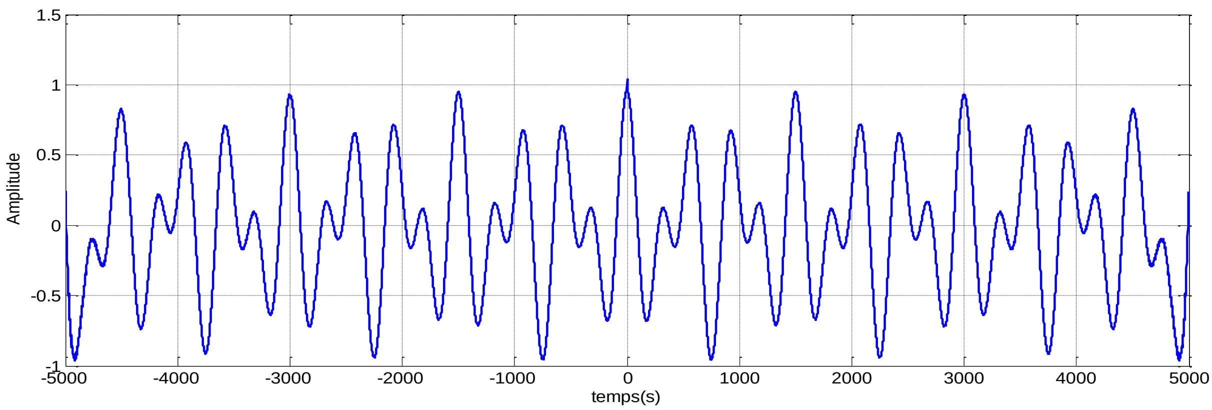
<u>Figure 7</u>: représentation temporelle du signal y(t) plus bruit rose

2.2.3 Autocorrélation des différents signaux additionnés

Les représentations des fonctions d'autocorrélations obtenues dans Matlab sont données par les figures suivantes :



<u>Figure 8:</u> Autocorrélation de y(t) plus bruit gaussien



<u>Figure 9 :</u> Autocorrélation de y(t) plus bruit rose

- **Remarque** : quel que soit le bruit dans lequel le signal est noyé, la fonction d'autocorrélation reste inchangée et nous donne une idée de la forme du signal dans le temps. Dans notre cas, on pourra partant de la fonction d'autocorrélation du signal bruité dire que notre signal en absence de bruit est un signal périodique.

2.2.4 Confrontation des résultats par la méthode d'autocorrélation

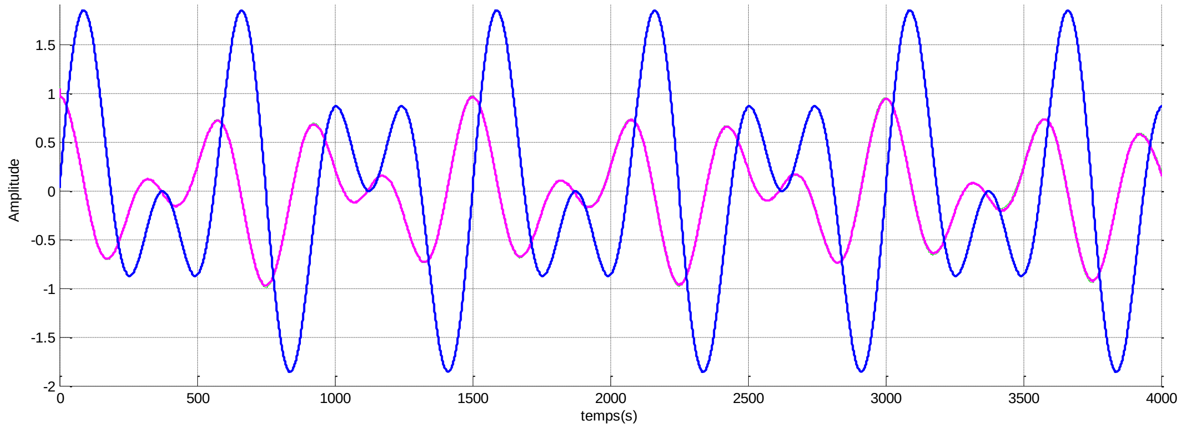


Figure 10: Confrontation des résultats par la méthode d'autocorrélation

- Remarque : la courbe d'autocorrélation du signal y(t) noyé dans le bruit (en rose) est identique à celle du signal sans bruit(en bleu) qui est une copie retardée dudit signal.

2.3 Représentation temporelle d'un fichier .wav (signal ABC.wav)

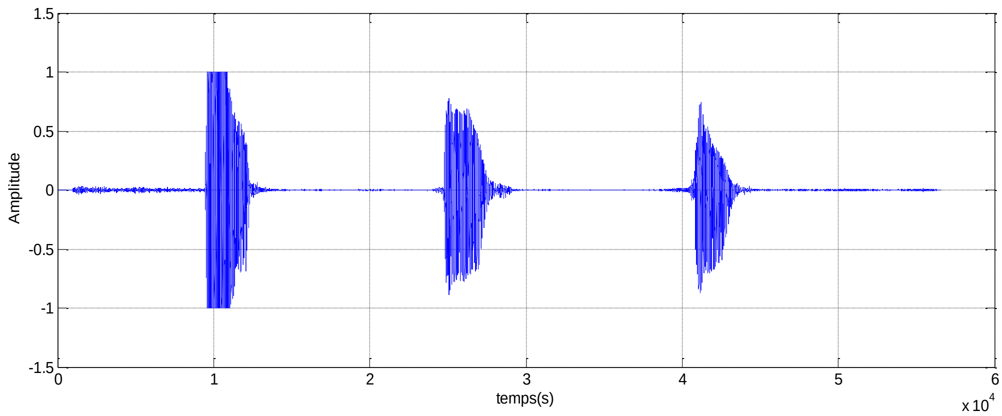


Figure 11: signal temporel ABC.wav

2.3.1 Représentation temporelle d'un fichier signal ABC.wav noyé dans le bruit gaussien

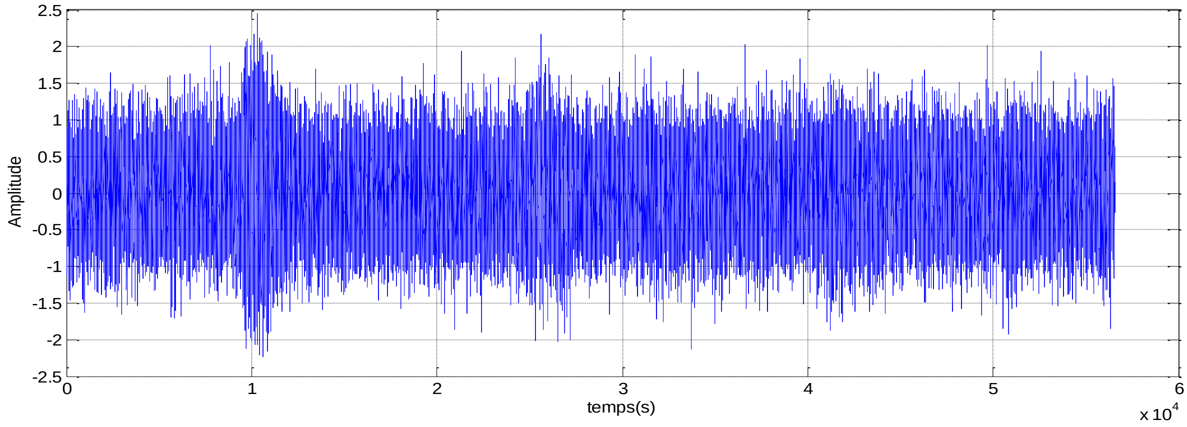


Figure 12 : Signal temporel ABC.wav noyé dans le bruit

- Remarque : A l'écoute de ce signal nous avons l'impression que le signal noyé dans le bruit n'est constitué que de la lettre A ce qui est bel et bien illustré par la figure si dessus (bruit perturbé dans l'intervalle [0 ; 3]x10^4 s).

2.3.2 Représentation temporelle de la fonction d'autocorrélation ABC.wav noyé dans le bruit gaussien

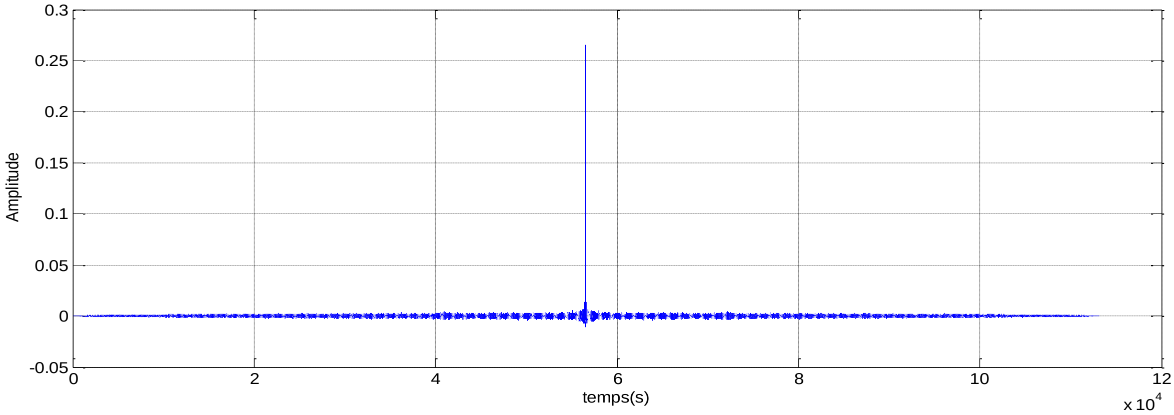
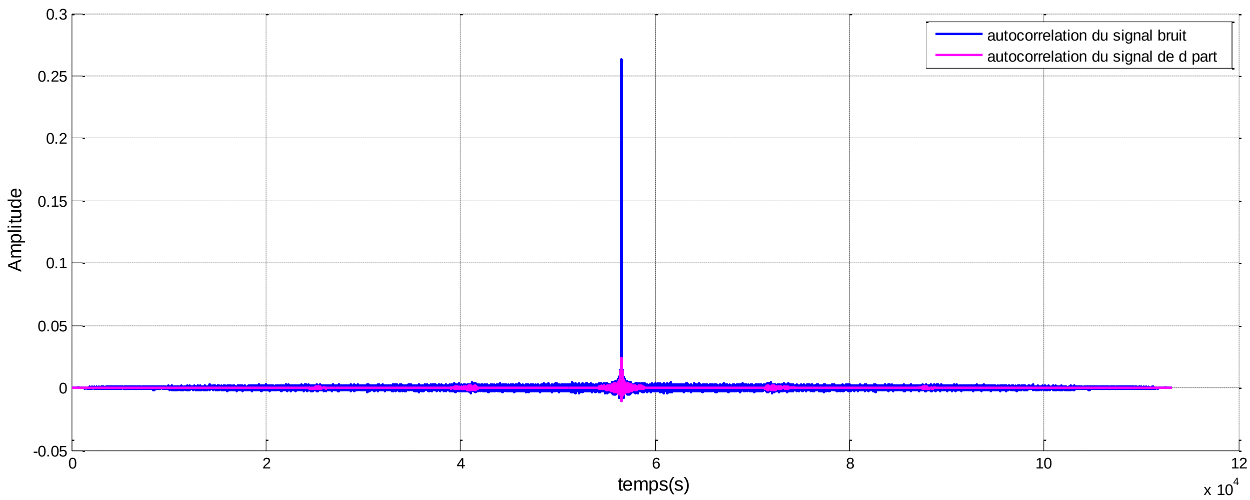


Figure 13 : fonction d'autocorrélation ABC.wav noyé dans le bruit gaussien

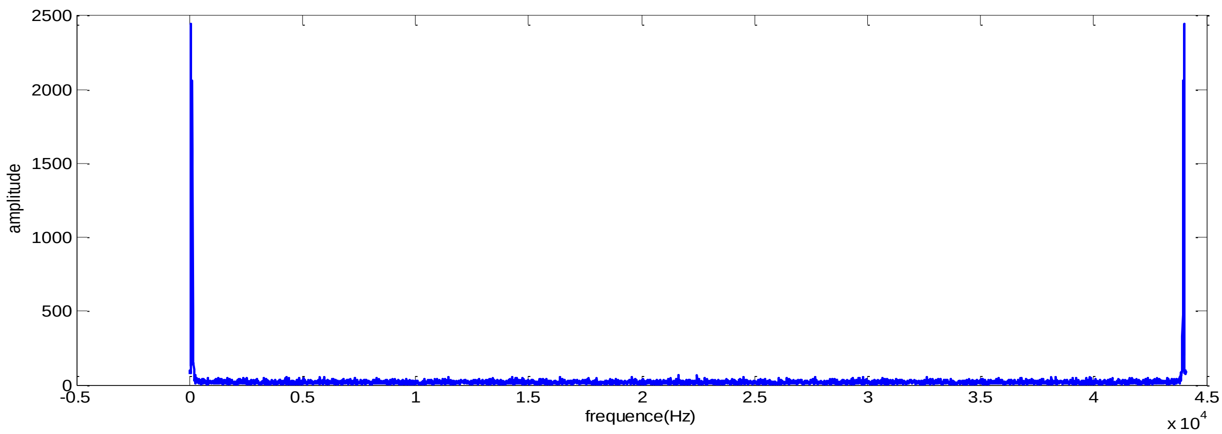
2.3.3 Confrontation des fonctions d'autocorrélation du signal bruit et du signal du départ (non bruité)



<u>Figure 14</u> : fonctions d'autocorrélation du signal bruit et du signal du départ (non bruité).

- Remarque : il en découle de la figure suivante que les fonctions d'autocorrélation sont identiques car elles sont confondues ; ce qui confirme la propriété selon laquelle la fonction d'autocorrélation du bruit est négligeable devant celle du signal pour un signal quelconque noyé dans le bruit.

2.4- Représentation spectrale du signal y(t) plus bruit Gaussien



<u>Figure 15</u>: signal y(t) plus bruit Gaussien

- Remarque : Au vue de la forme sphérique de notre spectre, on se propose d'utiliser dans notre filtrage le filtre de Butter. Ce dernier consiste à réduire la bande de fréquence du spectre d'un côté de la symétrie afin de déterminer les paramètres appropriés au filtrage.

2.4.1 Représentation spectrale du signal bruité d'un côté avec réduction de la bande de fréquences à 2π Hz

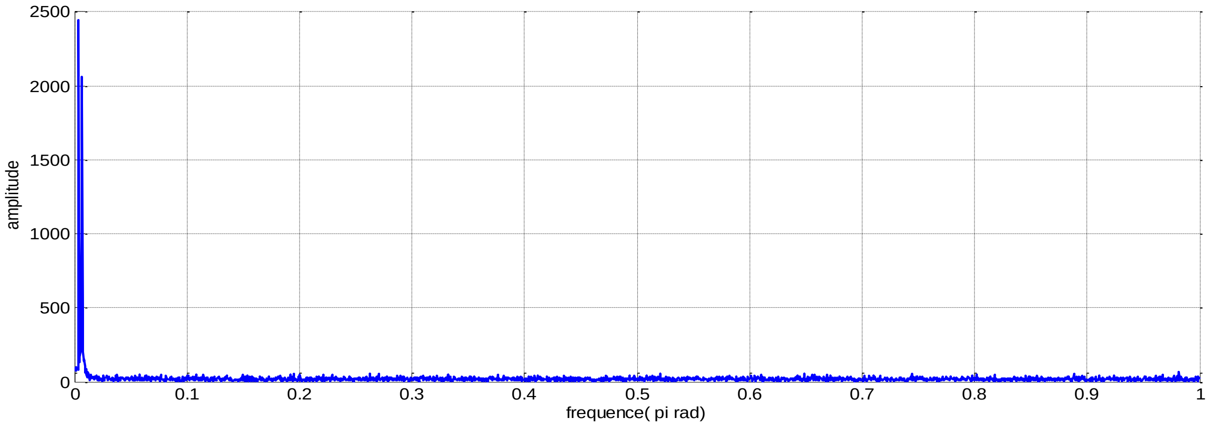


Figure 16 : Signal bruité d'un côté avec réduction de la bande de fréquences à 2π Hz

2.4.2 Représentation spectrale du filtre avec choix des paramètres du filtre de Butter

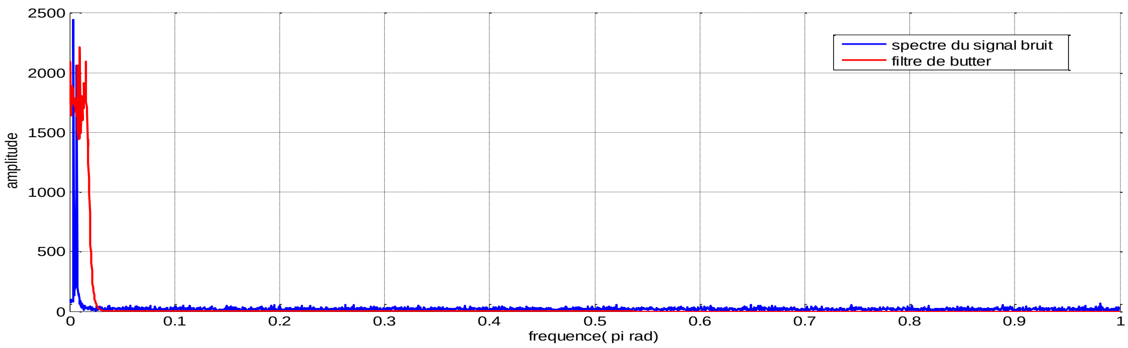
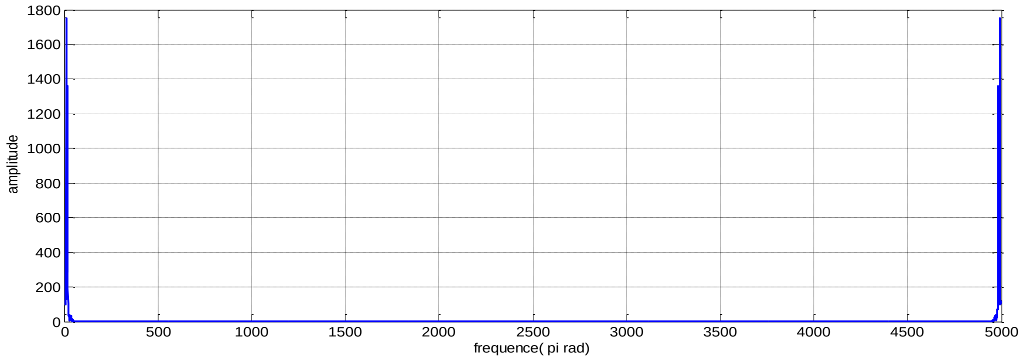


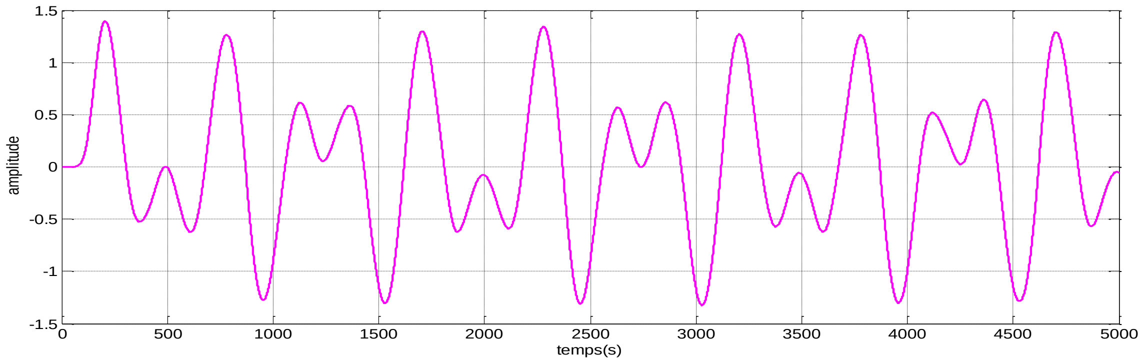
Figure 17:Filtre avec choix des paramètres du filtre de Butter

2.4.3 Représentation spectrale du signal après filtrage



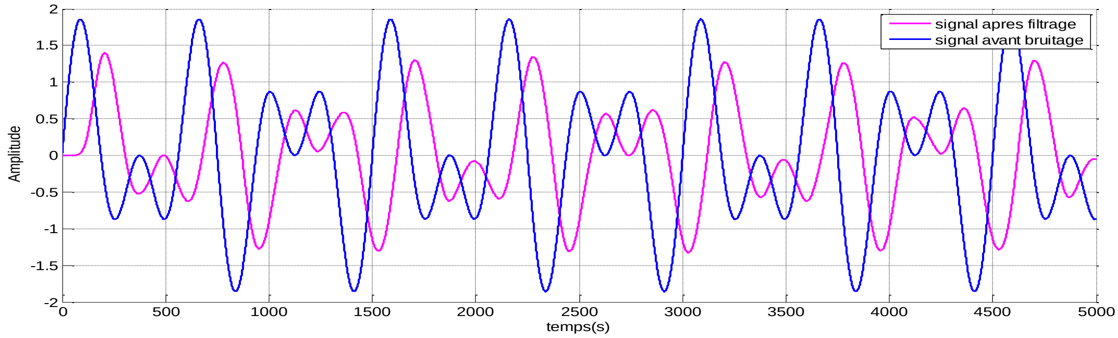
<u>Figure 18</u> : Spectre du signal après filtrage

2.4.4 Représentation temporelle du signal après filtrage du signal bruit



<u>Figure 19</u> : Signal temporel après filtrage du bruit

2.4.5 Confrontation des résultats avant et après filtrage



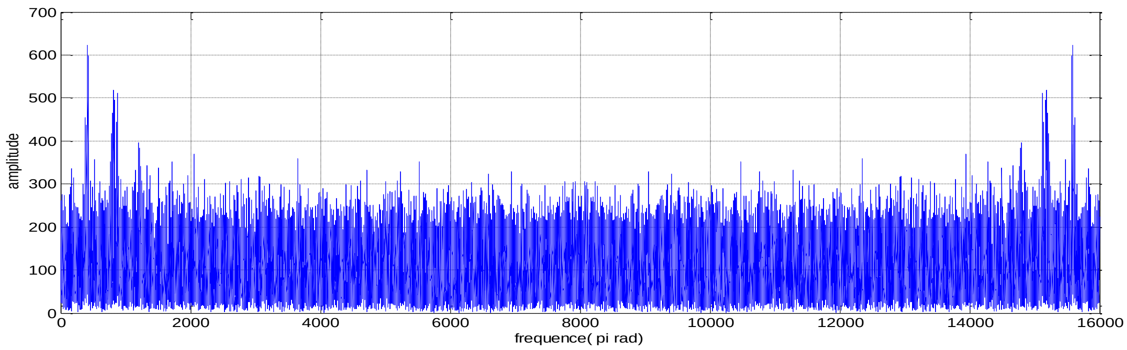
<u>Figure 20:</u> Confrontation des résultats avant et après filtrage

- Remarque : il en ressort ici que l'opération de filtrage entraine un retard du signal filtré par rapport au signal non bruité.

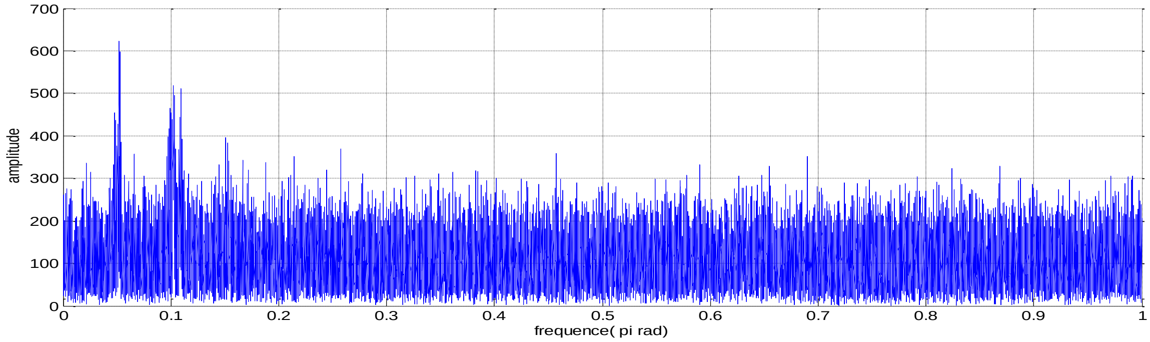
2.5 Filtrage du signal audio (ABC.wav) à partir de la transformé de Fourier

Notons ici que les remarques précédemment faites dans le cas du signal y(t) se répercutent pour le signal audio (ABC.wav).

2.5.1 Représentation spectrale du signal bruit

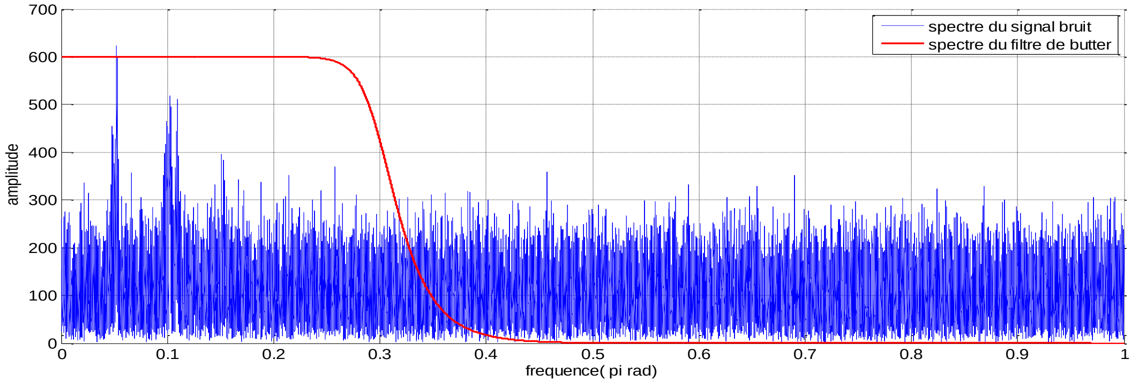


2.5.2 Représentation spectrale du signal d'un côté avec réduction de fréquence de 2πHz



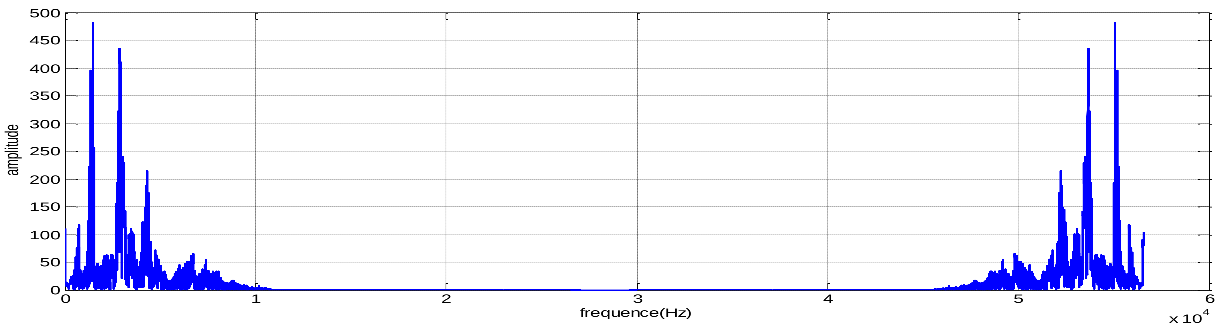
<u>Figure 21</u> : Représentation spectrale du signal bruit

2.5.3 Représentation spectrale du signal avec choix des paramètres du filtre de Butter



<u>Figure 22 :</u> Spectre du signal avec choix des paramètres du filtre de Butter

2.5.4 Représentation du spectre après filtrage



<u>Figure 23 :</u> spectre après filtrage

2.5.5 Représentation temporelle du signal bruit après filtrage

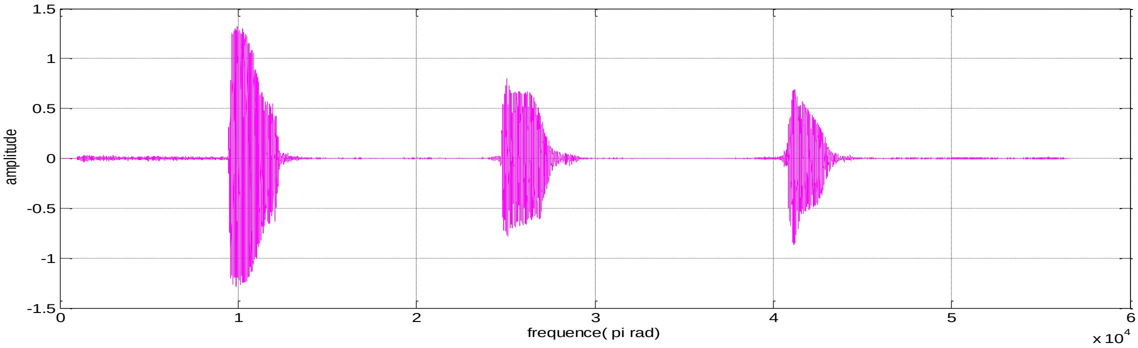


Figure 24 : Représentation temporelle du signal bruit après filtrage

2.5.6 Confrontation des signaux avant bruitage et après filtrage

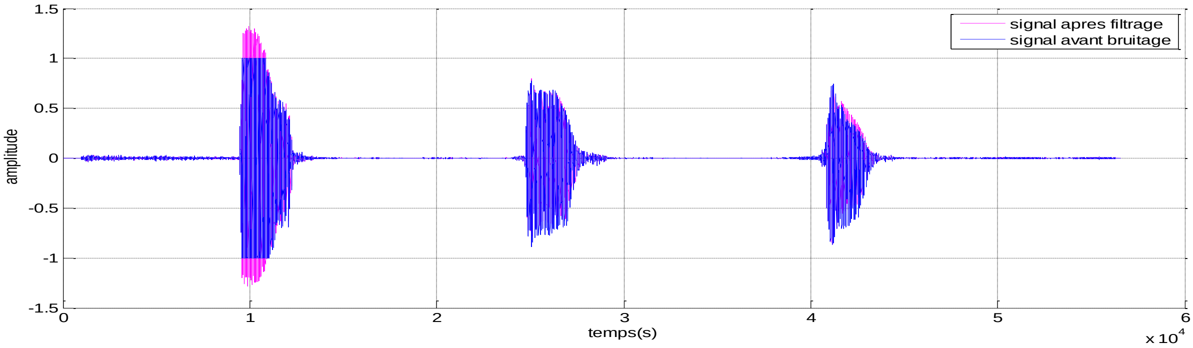


Figure 25 : Confrontation des signaux avant bruitage et après filtrage

CONCLUSION

Ce bref aperçu de l’extraction d’une information dans le signal bruité a permis de vérifier la théorie selon laquelle la fonction d’autocorrélation permet d’avoir la forme initiale d’un signal, qu’il soit bruité ou non bruité . Par ailleurs, Nous avons constaté que l’application d’un filtre sur un signal non appréciable contenant une information pertinente présente un retard de temps après filtrage par rapport au signal bruité. Dès lors la question que l’on se pose est de savoir si l’on peut écrire un algorithme dans Matlab qui traite automatiquement un signal bruité chargé dans Matlab via une interface graphique qui calcule automatiquement les paramètres du filtre approprié.

PERSPECTIVES

- On pourra appliquer d'autres types de filtres sur ces signaux bruités afin de déterminer le filtre le plus approprié pour chaque type de signal.
- On pourra effectuer une opération qui consiste à annuler le retard temporel provoqué par l'opération de filtrage appelée « **detrending »**

Bibliographie

1-Classification du signal sonore en vue d'une indexation par le contenu des documents multimédias, Manuscrit de thèse par Hadi Harb

2-Gérard Scorletti. Traitement du Signal. Engineering school. STI tc2 Traitement du Signal, Ecole Centrale de Lyon, 2013, pp.193. Disponible à l'adresse WEB : http ://cel.archives-ouvertes.fr/cel-00673929

3-Christophe DOIGNON. cours Traitement du Signal (2008-2009) - FIP 1A

4- thèse présentée à l'université bordeaux i école doctorale de mathématiques et d'informatique par pierre hanna ; Modélisation statistique de sons bruités : étude de la densité spectrale, analyse, transformation musicale et synthèse

5-https://www.mathworks.com/videos/matlab-for-signal-processing-82083.html

6- https://edoras.sdsu.edu/doc/matlab/toolbox/signal/cheby1.html

7-https://sites.google.com/site/vandankeuth/lab7-matlab

8-https://ch.mathworks.com/help/dsp/ref/cheby1.html

9-https://www.youtube.com/watch?v=vfH5r4cKukg

Annexe 1 codes sources pour le traitement du signal y(t)

```
clc
clear
%% tracer la représentation temporelle d'un bruit rose en wav
[h,fs]=audioread('0432.wav');
sound(h)
figure(1)
plot(h(1:5000))
grid on
xlabel('temps')
ylabel('Amplitude')
%% bruit gaussien
N=5000; % nombre de points
k=1:N;
rd=rand(1,N); %calcul d'un vecteur sur N vecteur tiré au
                  % sort avec une loi uniforme
rd=rd-mean(rd);
figure(1)
plot(rd(1:N))
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')
grid on
sound(rd)
%% représentation temporelle du signale y(t)
f1=500; % fréquence propre du premier signal
f2=300; % fréquence propre du deuxième signal
N=5000; %nombre de points
t=1:N;
y=sin(2*pi*t/f1)+sin(2*pi*t/f2);
figure(2)
plot(t,y)
xlabel('temps')
ylabel('Amplitude')
grid on
%% représentation temporelle du signale y(t)+ bruit gaussien
yb=y+rd;
sound(yb)
figure(3)
plot(t,yb)
```

```
xlabel('temps')
ylabel('Amplitude')
grid on

%% représentation temporelle du signale y(t)+ bruit rose
ya=y+h(1:5000);
sound(ya)
figure(4)
plot(t,ya)
xlabel('temps')
ylabel('Amplitude')
grid on
%% fonction d'autocorrélation avec le bruit blanc qussien
corr_yb=xcorr(yb,'unbiased'); % calacul des coefficients d'autocorrélation
figure(5)
plot(-(N-1):(N-1),corr_yb)
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')

%% fonction d'autocorrélation avec le bruit rose
corr_ya=xcorr(ya,'unbiased'); % calacul des coefficients d'autocorrélation
figure(6)
plot(-(N-1):(N-1),corr_ya)
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')
grid on
%% confrontation des resultats obtenues par autocorrelation sur un signale
% gaussien
figure(7)
hold on
plot(-(N-1):(N-1),corr_yb,'m')
plot(t,y,'b')
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')
grid on
%% représentation spectrale du signal y+bruit gaussien
fe=100;
N=length(yb)/fe;
f=linspace(-10,fs,N*fe);
```

```
g=abs(fft(yb));
figure(8)
plot(f,g)
xlabel('fréquence(Hz)')
ylabel('amplitude(db)')

%% représentation du spectre du signal bruite dans un cote
long=length(g);
figure(9)
hold on
plot([0:1/(long/2-1):1],g(1:long/2))
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on

%% parametttre du filtre de butter
[b,a]=butter(10,0.018,'low');
%% représentation spectrale du filtre pour le choix des paramètre du filtre
de butter
H=freqz(b,a,floor(long/2))*2500; % 2500 représente les amplitudes maximale
du spectre
        %pour calculer les fréquences du filtre dans
        % l'intervale de fréquence du filtre
hold on
figure(10)
hold on
plot([0:1/(long/2-1):1],g(1:long/2))
plot([0:1/(long/2-1):1],abs(H),'r')
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on
hold off
%% filtrage du signale bruité yb
yb_filter=filter(b,a,yb);
figure(11)
plot(yb_filter,'m')
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on
```

```
hold off



%% confrontation des resultats avec les graphes
figure(12)
hold on
plot(yb_filter,'m')
plot(t,y)
xlabel('temps(s)')
grid on
ylabel('Amplitude')
```

annexe 2 codes sources de traitement du signal ABC.wav

```
clc
clear
[y,fs]=audioread('ABC.wav');
N=length(y);
t=1:N;
sound(y,fs)
%% représentation dans le domaine temporelle de y
figure(1)
plot(y)
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')
grid on

%% signal bruité avec un signal sur bruit de -10 db
signal_plus_bruit = awgn(y, -10, 'measured');
sound(signal_plus_bruit,fs);

figure(2)
plot(signal_plus_bruit);
grid on
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')



%% fonction d'autocorrélation
corr_signal=xcorr(signal_plus_bruit,'biased');
corr_y=xcorr(y,'biased');
sound(10000*corr_signal)
figure(3)
plot(corr_signal)
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')
grid on
%% confrontation des autocorrelations
figure(4)
hold on
plot(corr_signal)
```

```
hold on
plot(corr_y,'m')
grid on
xlabel('temps(s)')
ylabel('Amplitude')
%% représentation spectrale du signale plus bruit
M=length(signal_plus_bruit)/fs;
f=linspace(0,fs,M*fs);
spectSbruit=abs(fft(signal_plus_bruit));
figure(5)
plot(f,spectSbruit)
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on

%%  représentation du spectre du signal bruit dans un cote
long=length(spectSbruit);
figure(6)
hold on
plot([0:1/(long/2-1):1],spectSbruit(1:long/2))
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on
%%  paramettre du filtre de butter
[b,a]=butter(10,0.3,'low');
%% représentation spectrale du filtre pour le choix des paramètres du
filtres de butter
H=freqz(b,a,floor(long/2))*600;
hold on
figure(7)
hold on
plot([0:1/(long/2-1):1],spectSbruit(1:long/2))
plot([0:1/(long/2-1):1],abs(H),'r')
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on
%% filtrage du signale bruité yb
y_filter=filter(b,a,y);
%% représentation spectrale du signal filtre
```

```
figure(8)
plot(abs(fft(y_filter)))
xlabel('frequence(Hz)')
ylabel('amplitude')
grid on
%% représentation temporelle du signal filtre
plot(y_filter,'m')
xlabel('frequence( pi rad)')
ylabel('amplitude')
grid on
hold off
sound(y_filter,fs)



%% confrontation des graphes
 figure(9)
 hold on
 plot(y_filter,'m')
 plot(y)
 grid on
 xlabel('temps(s)')
ylabel('amplitude')
```