SIG 1

Table des matières

Ι	Opérations de base sur les signaux	2
1	Signal numérique de synthèse 1.1 Génération du signal	2 2 2 3
2	Signal audio 2.1 Restitution	3 3
Π	I Classification des signaux	6
3	Exemple de calcul théorique	6
4	Programmation	6
5	Application à la classification de quelques signaux simples	7
6	Classification de signaux de parole voisés ou non voisés	8
II	II Aspects fréquentiels	11
7	Échantillonnage	11
8	La Transformée de Fourier discrète (TFD) 8.1 Densité spectrale d'énergie	
	8.2 Zéro-padding	
9	Analyse Spectrale 9.1 Analyse d'une tranche de signal par TFD	15 15
\mathbf{T}	able des figures	
	Signal sinusoïdal généré	2 4 4 5 5 6
	Autocorrélation de plusieurs signaux	7 8 9 10 11 11
	Signal voisé et DSE Signal non-voisé et DSE Comparaison de la DSE avec ou sans 0-padding Signal échantillonné à 16kHz Elevation de cadence Réduction de cadence TFD d'une fenêtre de Hanning Analyse d'une somme de cosinus	12 12 13 14 14 14 15

Première partie

Opérations de base sur les signaux

1 Signal numérique de synthèse

Notre objectif est de définir quelques fonctions de calcul de base sur les signaux afin de découvrir les outils de Matlab.

1.1 Génération du signal

Tout d'abord, nous avons cherché à générer un signal sinusoïdal et à l'échantillonner avant de tracer son graphe. Après avoir effectué quelques tracés, nous avons également pu mettre en évidence le théorème de Niquist-Shannon. La figure 1 montre le résultat obtenu pour une fréquence d'échantillonage de 50 Hz, une fréquence de $4~{\rm Hz}$ et $N{=}25$.

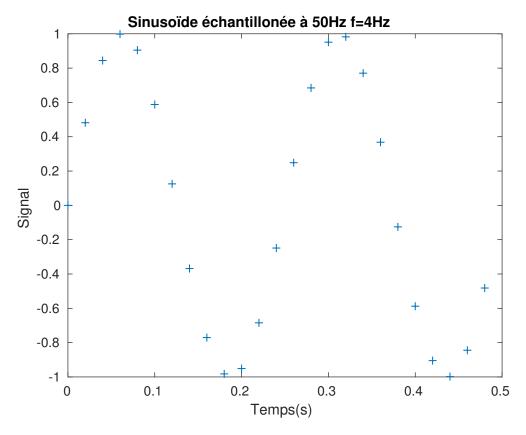


FIGURE 1 – Signal sinusoïdal généré.

1.2 Énergie et puissance

Dans le but de calculer l'énergie d'un signal sans utiliser for, nous avons effectué un produit terme à terme et utilisé l'outil sum. Une manière encore plus efficace de procéder aurait été de réaliser le produit entre le vecteur donné en entrée et sa transposée. Nous avons ensuite calculé la puissance moyenne de manière théorique, en utilisant l'identité :

$$\sin^2(x) = \frac{1 - \cos(2x)}{2}$$

on obtient

$$\frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \sin^2(x) \mathrm{d}x = 1/2$$

Par ailleurs, nous avons estimé la puissance de notre signal en utilisant la fonction puissance qui effectue la somme du produit terme à terme du signal et divise par la longueur de ce signal.

```
>> s = sig1_sinus(4, 50, 2*50/4);
>> puissance(s)
ans =
```

On obtient un résultat conforme au calcul réalisé.

1.3 Quantification

0.5000

Pour quantifier un signal sur N bits, on commence par le centrer en 0 et le borner entre -0.5 et 0.5 à l'aide d'une première homothétie. Soit s_1 le signal ainsi obtenu. On réalise ensuite la quantification. Si N > 0 est le nombre de bit de quantification, on pose $q = \frac{1}{2^N}$. Dans un premier temps, on pose s_2 tel que :

$$s_2[k] = (\lfloor \frac{s_1[k]}{q} \rfloor + \frac{1}{2}) \times q$$

Cependant cette formule est problématique pour la valeur maximale atteinte par la fonction. En effet, on a alors :

$$s_2[k] = (\lfloor \frac{1}{2q} \rfloor + \frac{1}{2}) \times q) = (2^{N-1} + \frac{1}{2}) \times \frac{1}{2^N} > \frac{1}{2}$$

Ce qui est incohérent avec le signal original. Une solution est de poser

$$s_2[k] = \min((\lfloor \frac{s_1[k]}{q} \rfloor + \frac{1}{2}) \times q, \frac{1}{2} - \frac{q}{2})$$

Il ne reste plus qu'à remettre la fonction à l'échelle. On obtient le code suivant :

```
\begin{array}{l} \textbf{function} \ \ sig\_quant \ = \ quantifie(X, \ n\_bit) \\ m = \ \textbf{min}(X) \ ; \\ M = \ \textbf{max}(X) \ ; \\ c = \ (m\!\!+\!\!M)/2 \ ; \\ d = \ M\!\!-\!\!m; \\ q = 1 \ / \ (2 \ ^n\_bit) \ ; \\ s1 = \ (X - c)/d \ ; \\ sig\_quant \ = \ \textbf{min}((\ \textbf{floor}\ (s1/q) \ + \ 1/2) \ * \ q, \ 1/2-q/2)*d \ + \ c \ ; \end{array}
```

En appliquant la fonction quantifie pour N=3 et N=8 à un signal généré grâce à la fonction écrite dans la partie 1, on obtient la figure 2. On peut noter qu'il est difficile de différencier le signal d'entrée du signal quantifié sur 8 bits. La figure 3 montre offre un zoom qui permet de différencier le signal de la quantification.

Pour déterminer le bruit de quantification, on calcule la différence entre le signal d'origine et le signal quantifié, et on en détermine l'énergie. On calcule également la valeur théorique du bruit de quantification. On obtient

- pour 8 bits, 4.6464×10^{-6} , pour une valeur théorique de 1.272×10^{-6} ;
- pour 3 bits, 0.0063, pour une valeur théorique de 0.0013.

On remarque que l'échantillonnage à 8 bits est bien plus efficace, bien que la valeur théorique soit plus faible que celle calculée.

2 Signal audio

2.1 Restitution

En écoutant le signal enregistré à différentes fréquences de restitutions, on remarque que augmenter cette fréquence diminue la durée de la restitution et décale les fréquences de l'enregistrement vers des fréquences plus hautes. Inversement, diminuer la fréquence de restitution augmente la durée de l'enregistrement tout en déplaçant les fréquences des sons de l'enregistrement vers les graves.

2.2 Quantification

A l'aide de la fonction quantifie réalisée dans la partie précédente, on réalise la quantification du signal enregistré. On observe que plus le nombre de bits de quantification est faible, plus le bruit (à l'écoute) est important.

Les figures 4 et 5 donnent une représentation graphiques de différentes quantification du signal vocal.

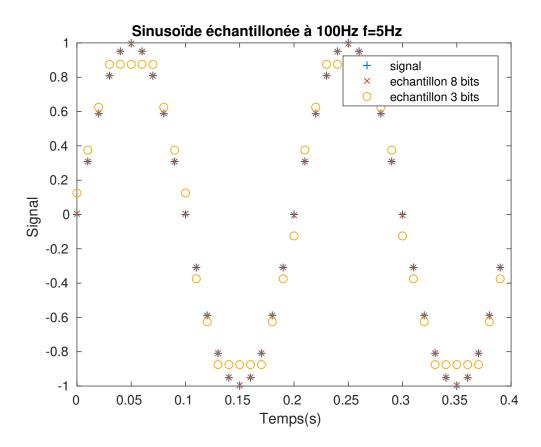


Figure 2 – Quantification du signal sinusoïdal généré.

Sinusoïde échantillonée à 100Hz f=5Hz -0.807 + signal

 ${\bf Figure} \ {\bf 3} - {\bf Quantification} \ {\bf du} \ {\bf signal} \ {\bf sinuso\"{i}dal} \ {\bf g\'{e}n\'{e}r\'{e}} \ - \ {\bf zoom}.$

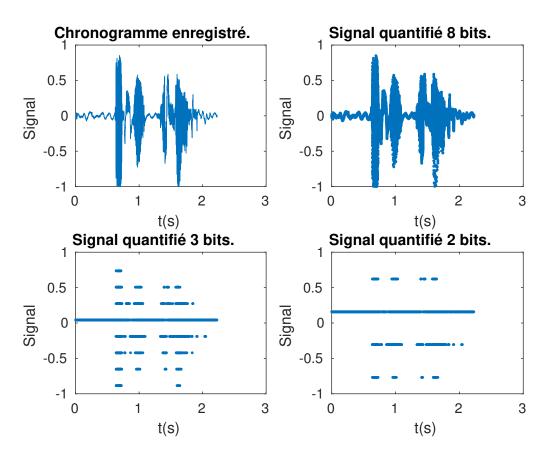


Figure 4 – Quantification du signal vocal enregistré.

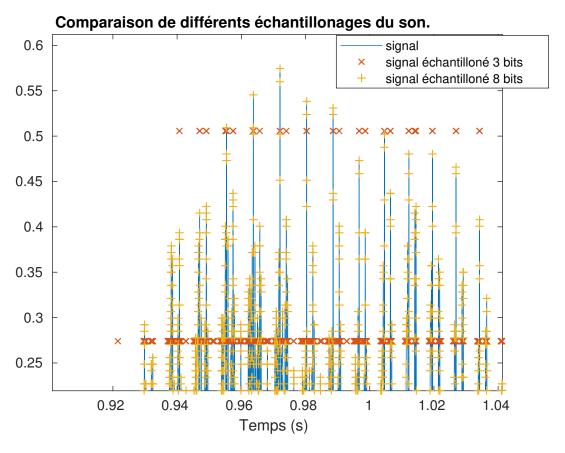


Figure 5 - Quantification du signal vocal enregistr'e - comparaison en zoom.

Deuxième partie

Classification des signaux

3 Exemple de calcul théorique

Pour le signal $y(t) = A \sin(2\pi f t)$ on a :

$$\gamma_y(\tau) = \int_0^{\frac{1}{f}} A^2 \sin(2\pi f t) \sin(2\pi f (t+\tau)) dt = \frac{A^2}{2f} \cos 2\pi f \tau - \frac{A^2}{2f} \underbrace{\int_0^{\frac{1}{f}} \cos(2\pi f (2t+\tau)) dt}_{=0}$$

On obtient la fonction d'autocorrélation suivante :

$$\gamma_y(t) = \frac{A^2}{2f}cos(2\pi ft)$$

4 Programmation

On calcule l'autocorrélation avec la formule suivante :

$$\gamma_x[n] = \sum_{k=0}^{length(x)} x[k]x[k+n]$$

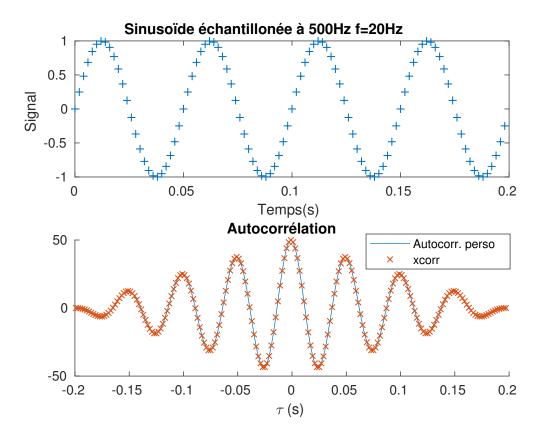


FIGURE 6 - Comparatif de de la fonction xcorr et de notre implémentation de l'autocorrélation.

La figure 6 montre que le résultat de xcorr et de notre implémentation de l'autocorrélation sont identiques. Nous n'avions d'abord tracé que la partie positive, avant de nous rendre compte de la nécessité de tracer également la partie négative. On obtient un résultat du résultat théorique car le support de notre signal est fini, ce qui donne un cosinus amorti de manière symétrique et non un simple cosinus.

5 Application à la classification de quelques signaux simples

Lorsque le signal se "répète" au cours du temps son autocorrélation est semblable sur de courtes périodes (reproduction du même motif au cours des périodes), on dit alors que le signal est stationnaire. Par contre si son autocorrélation est presque nulle, cela veut dire qu'il n'y a pas reproduction des motifs au cour des périodes et donc que le signal est non stationnaire.

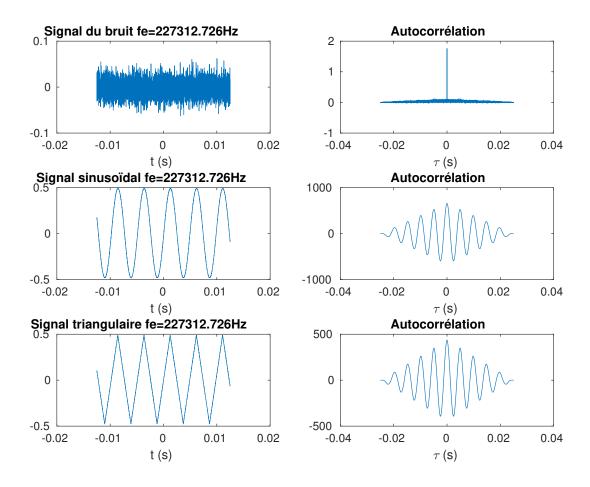


FIGURE 7 – Autocorrélation de plusieurs signaux.

La figure 7 montre que les signaux sinusoïdaux et triangulaires sont stationnaires, contrairement au signal du bruit.

La figure 8 montre que le signal vocal est quasi-stationnaire. En effet, sur de courtes périodes, son autocoorélation varie peu. ces résultats vont nous permettre dans la section suivante de séparer les différentes composantes d'un signal vocal. En effet, celles constituées essentiellement de bruit présenterons une autocorrélation très faible devant celles des parties voisées.

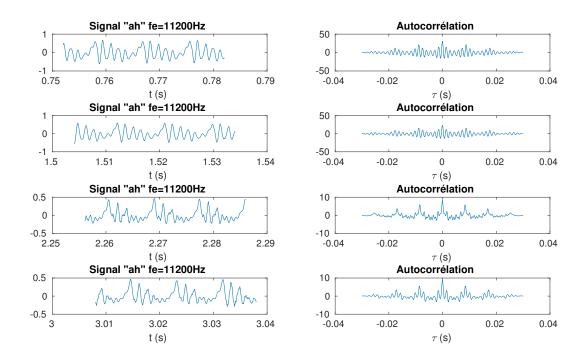


FIGURE 8 – Autocorrélation de divers échantillons du signal vocal.

6 Classification de signaux de parole voisés ou non voisés

D'après les résultats de la section précédente, on peut différencier un signal de parole voisé d'un non voisé en visualisant l'autocorrélation. En effet un signal non voisé est constitué de bruit et devrait présenter une autocorrélation faible, et non périodique. Se pose alors la question de la longueur des échantillons sur lesquels on calcule l'autocorrélation. Nous avons essayé les durées 0.01, 0.06, 0.16 et 0.64 secondes.

La figure 9 montre que des échantillons de durée 0.01 secondes sont trop courts pour différencier aisément le signal voisé du non voisé.

La figure 10 montre que des échantillons de durée 0.64 secondes sont trop longs. En effet, on se rapproche alors de la période de variation du signal liée au sens de la parole (visible sur l'échantillon pris entre 2 et 2.8 secondes par exemple).

Finalement, on choisit une durée d'échantillon de 0.16 secondes (figure 11), car bien que celle de 0.06 convienne également pour différencier le signal voisé du non voisé, l'autocorrélation sur une plus grande période fait apparaître plus de maximums locaux, ce qui permet d'estimmer plus précisément la fréquence fondamentale du signal voisé. On trouve ainsi une fréquence du fondamental de 100 Hz environ.

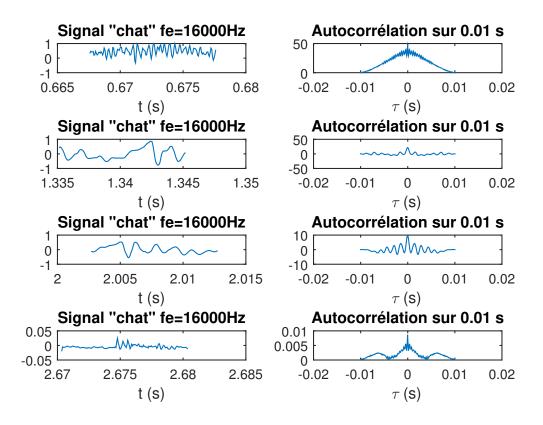


FIGURE 9 – Autocorrélation de divers échantillons du signal vocal.

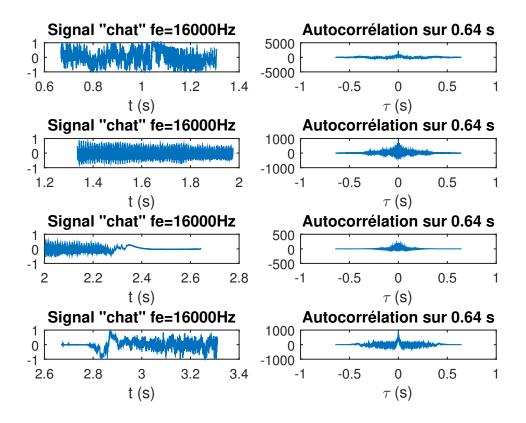


FIGURE 10 – Autocorrélation de divers échantillons du signal vocal.

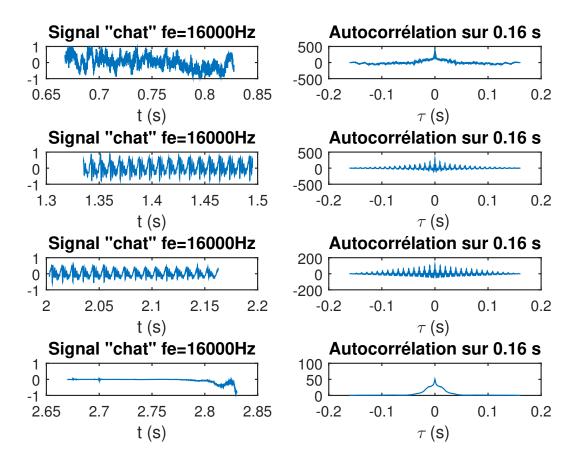


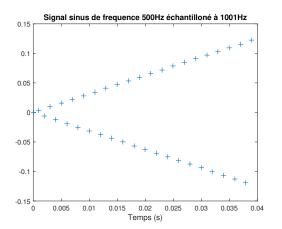
FIGURE 11 – Autocorrélation de divers échantillons du signal vocal.

Troisième partie

Aspects fréquentiels

7 Échantillonnage

On réalise l'échantillonage d'un même signal de fréquence $f = 500 \ Hz$ échantillonné à plusieurs fréquences différentes, le résultat obtenu est représenté dans les figures 12, 13 et 14.



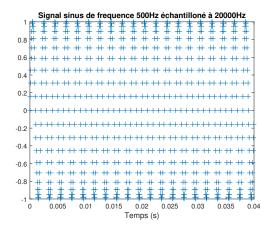


Figure 12 – Signal échantilloné à 2f + 1.

Figure 13 – Signal échantilloné à 40f.

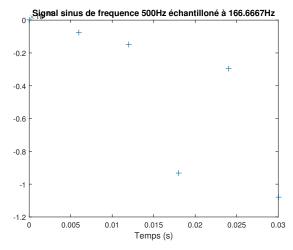


FIGURE 14 – Signal échantilloné à $\frac{1}{2}f$.

8 La Transformée de Fourier discrète (TFD)

8.1 Densité spectrale d'énergie

On trace la densité spectrale d'énergie d'un signal voisé (figure 15) et d'un signal non-voisé (figure 16). On remarque que le signal non voisé ("ch") comporte de l'énergie dans toutes les fréquences de manière identique, tandis que le signal voisé ("a") présente de l'énergie uniquement sur certaines fréquences, ce qui est cohérent avec les résultats obtenus précédemment avec la méthode temporelle.

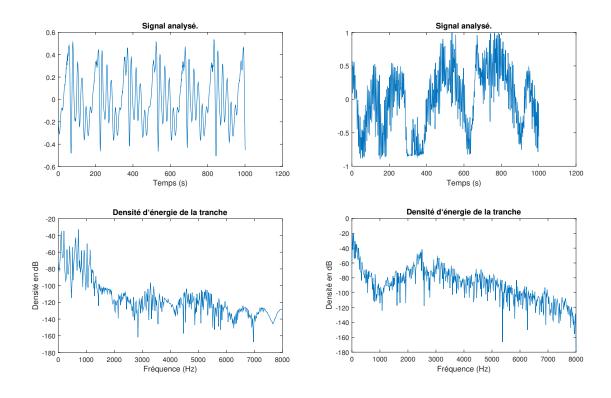
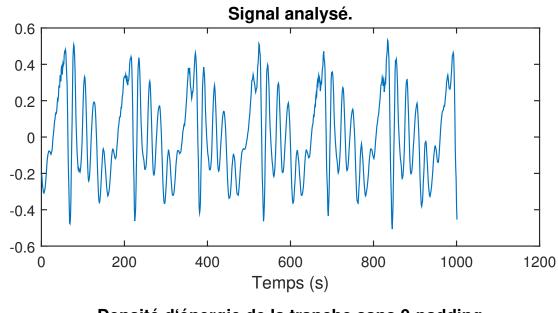


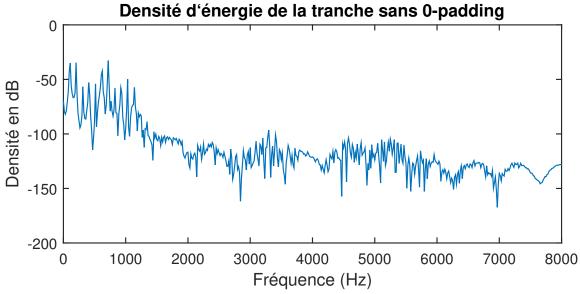
Figure 15 – Signal voisé et dse

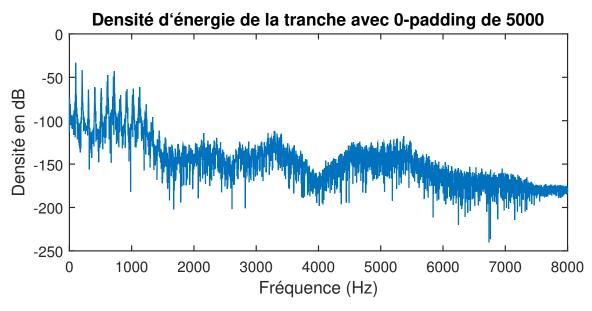
FIGURE 16 – Signal non-voisé et DSE

8.2 Zéro-padding

On réalise ensuite une fonction de 0-padding. On compare la DSE pour un signal voisé, on se rend compte d'une amélioration de la précision spectrale sans modifier la résolution (l'ajout de zéro n'ajoute pas d'informations dans le spectre, le nombre de point utile reste le même).







8.3 Réduction/élévation de cadence

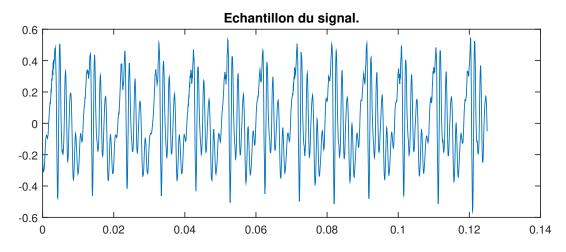


Figure 18 – Signal échantillonné à 16kHz

On reprend notre signal ("a") (figure 18) pour évaluer l'influence de l'élévation et de la réduction de cadence. L'élévation de cadence (figure 19) amène à une fréquence d'échantillonage plus élevée en insérant des zéros entre les intervalles temporels ce qui ajoute des composantes plus aigües à notre signal. La réduction de cadence (figure 20) quant à elle supprime des échantillons et il est possible de ne plus respecter le critère de Shanon, impliquant du repliement spectrale perceptible au travers d'un son en général plus grave.

La fonction 'resample' applque un filtre passe bas de manière à supprimer les composantes parasites, le bruit qu'on a en augmentant, diminiuant la cadence ce qui explique pourquoi on a un résultat moins bruité.

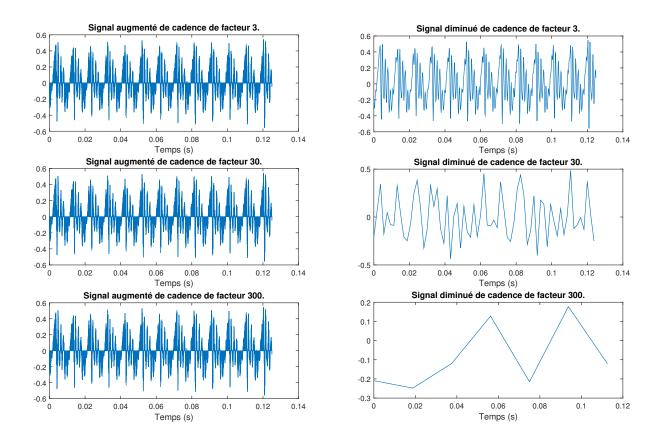


FIGURE 19 - Elevation de cadence

FIGURE 20 – Réduction de cadence

9 Analyse Spectrale

9.1 Analyse d'une tranche de signal par TFD

La figure 21 montre qu'en réalisant la transformée de Fourier de la fenêtre de Hanning, on obtient un triangle de largeur 4/N

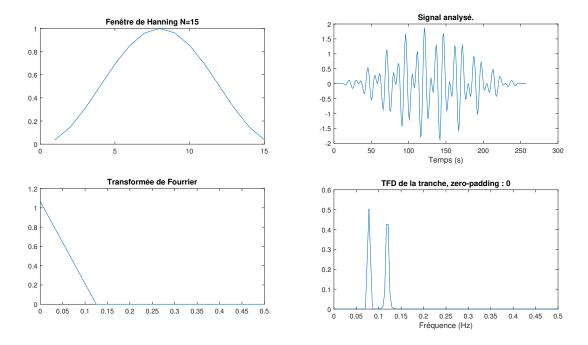


FIGURE 21 - TFD d'une fenêtre de Hanning

FIGURE 22 – Analyse d'une somme de cosinus