

COMPTE RENDU TP

DIAGNOSTIC MECANIQUE

Réalisé par :

LOUNAS AMEL

Responsable du module :

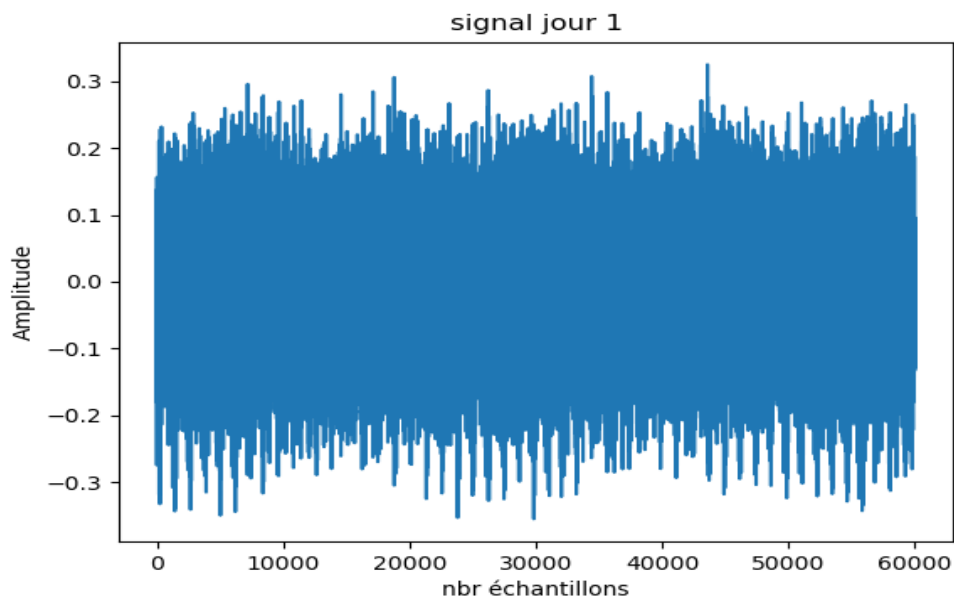
Mr HAD Anas

Introduction :

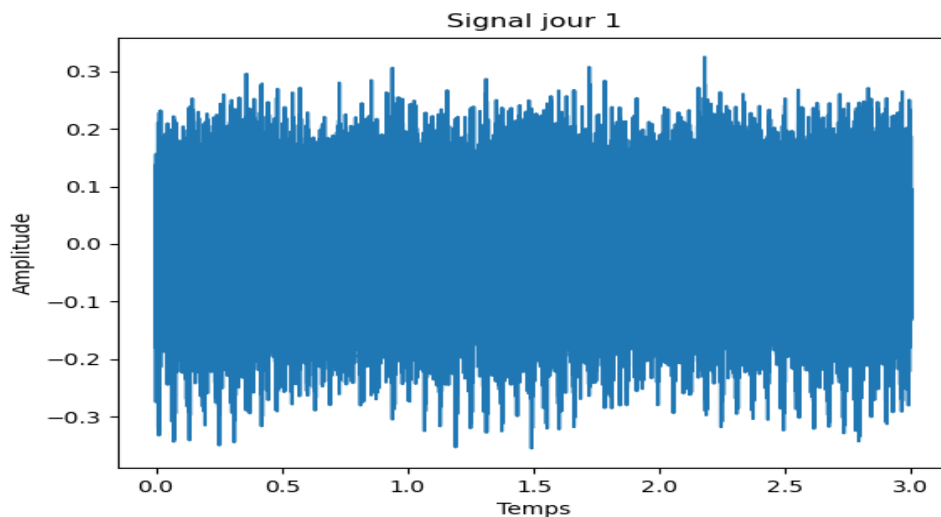
L'analyse de signaux de réducteur à engrenages revêt une importance cruciale dans le domaine de la maintenance prédictive et de la fiabilité des équipements mécaniques. Le présent travail pratique vise à étudier la dégradation d'un réducteur à engrenages sur une période de 12 jours, en utilisant des données fournies par le CETIM. Le réducteur en question est composé de deux roues dentées, l'une comportant 20 dents et l'autre 21 dents. L'analyse de ces données permettra d'identifier des anomalies.

1) Lecture de signal

- **Afficher le signal jour 1 avec une échelle (abscisse) en nombre d'échantillons :**



- **Afficher le signal jour 1 avec une échelle (abscisse) en unité de temps :**



- Afficher les instructions du code :

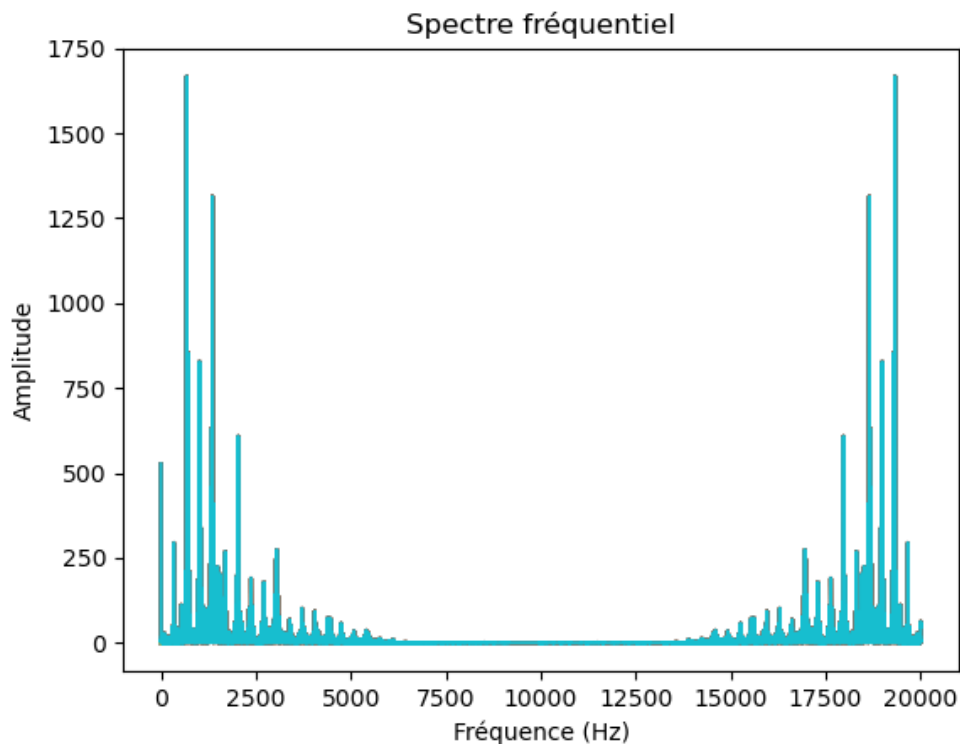
```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from scipy.io.wavfile import read
from scipy.stats import kurtosis

Fs,Data=read('alldays.wav')
Data=Data/2**15
Donnees=10*Data

plt.figure(20)
plt.plot(Data[:,0])
plt.xlabel('Echantillons')
plt.ylabel('Amplitude')
plt.title('Signal jour 1')
```

2) Observation de la transformée de Fourier :

- Calculer la transformée de Fourier du signal jour 1, avec une échelle de fréquence en échantillons



- Les instructions Python permettant cet affichage.

```
# Calculer la FFT
N = len(Data)
Freq= np.arange(0,Fs,Fs/N)
TF = np.fft.fft(Data[:, 0])
plt.plot(Freq,abs(TF))
plt.xlabel('Fréquence (Hz)')
plt.ylabel('Amplitude')
plt.title('Spectre fréquentiel')

print('Resolution frequentielle est :',Fs/N)
```

- Le pas d'échantillonnage en fréquence (ce que l'on appelle la résolution fréquentielle).

```
In [44]: runfile('U:/signaux mecaniques/TP Diagnostic Mecanique/tp1.py',
wdir='U:/signaux mecaniques/TP Diagnostic Mecanique')
Resolution frequentielle est : 0.3333333333333333
```

3) Analyse du signal d'engrènement sur le jour 1 :

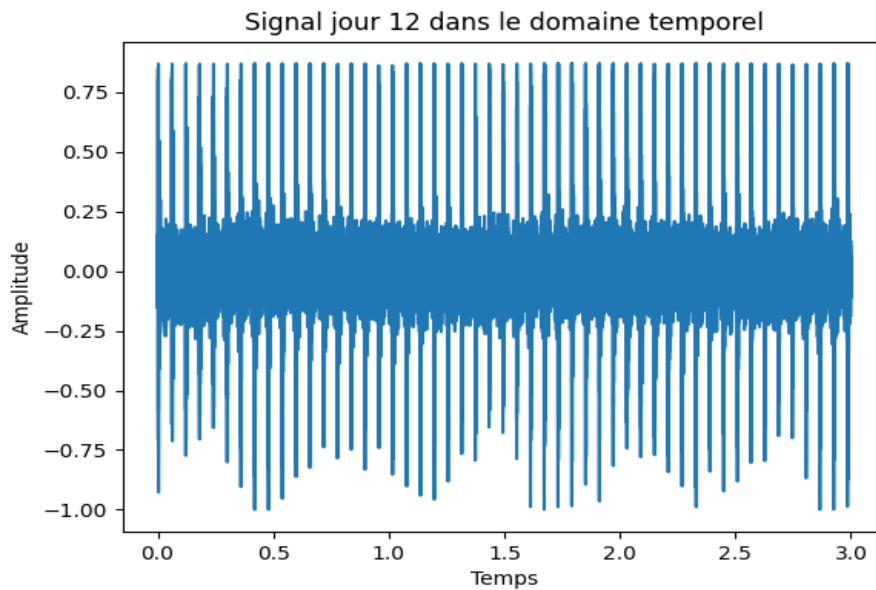
Le signal d'engrènement se matérialise par un peigne de raies à cette fréquence,

- Donner la fréquence du pic d'énergie maximale, à quelle harmonique du peigne de raies correspond cette fréquence, en déduire la fréquence d'engrènement et les fréquences de rotation en entrée et en sortie.

```
La valeur maximale est : 1667.161715622838
la frequence du pic d'énergie maximale : 677.3333333333333
la frequence d engrènement est : 338.66666666666663
la frequence de rotation f1 est : 33.86666666666666
la frequence de rotation f2 est : 32.25396825396825
```

4) Analyse du défaut sur le jour 12

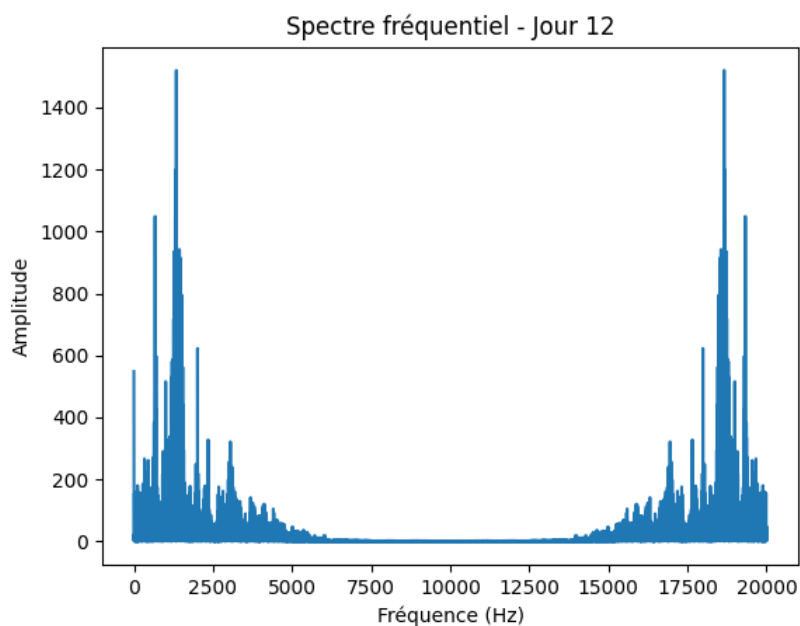
- **Visualiser le jour 12 dans le domaine temporelle (échelle en temps).**



- **Tous les maximums ont pratiquement la même amplitude, quelle en est d'après vous la raison ?**

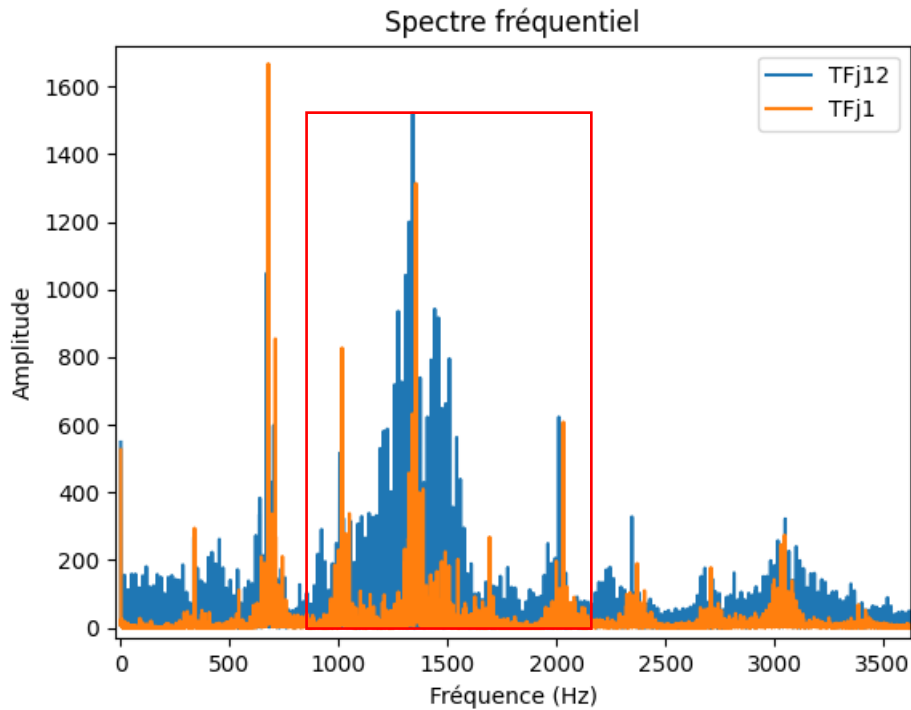
C'est à cause de problème de saturation de capteur.

- **Observer le jour 12 dans le domaine fréquentiel (échelle en fréquence)**



- **Comparer avec le spectre du jour 1 (question 2). Où apparaissent les différences les plus importantes ?**

Les différences les plus importantes apparaissent entre 1000 et 2000 hz



- **Donner la fréquence d'engrènement du jour 12, d'après vous d'où provient le léger écart avec la fréquence d'engrènement du jour 1 ?**

la fréquence d'engrènement est : 335.25

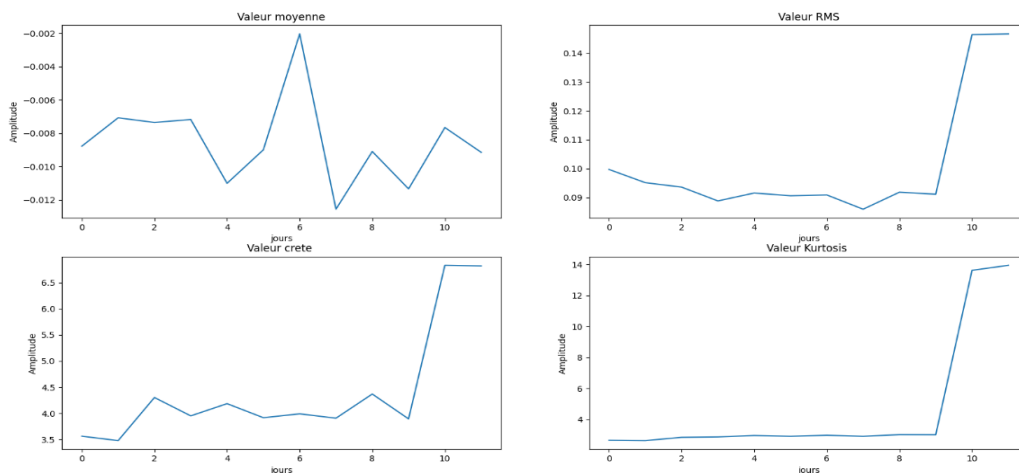
Le léger écart avec la fréquence d'engrènement du jour 1 provient du fait que la vitesse de rotation n'est pas la même.

- **Zoomer entre 2 fréquences d'engrènement qu'observe-t-on entre ces 2 jours ?**

On observe une augmentation des amplitudes des fréquences de rotation de jour 12 par rapport au jour 1 cela peut être traduit par la présence d'un défaut.

5) Etude de l'évolution du défaut (indicateurs globaux)

- Tracer la valeur moyenne, la valeur efficace ainsi que le facteur de crête, le kurtosis du signal temporel au cours des 12 jours,



- Donner les instructions permettant ces calculs :

```
#Etude de l'évolution du défaut (indicateurs globaux)

#
jours = np.arange(0,12,1)
m_value=[]
rms_value=[]
peak_factor=[]
kurtosis_value=[]

for i in jours:

    m_value.append(np.mean(Data[:,i]))
    rms_value.append(np.sqrt(np.mean(np.square(Data[:,i]))))
    peak_factor.append(np.max(np.abs(Data[:,i]))/rms_value[i])
    kurtosis_value.append(kurtosis(Data[:, i],fisher=False))

    # m_value.append(np.mean(Donnees[:,i]))

    #rms_value.append(np.sqrt(np.mean(np.square(Donnees[:,i]))))
    #peak_factor.append(np.max(np.abs(Donnees[:,i])) / rms_value[i])
    # kurtosis_value.append(kurtosis((Donnees[:,i]), fisher=False))

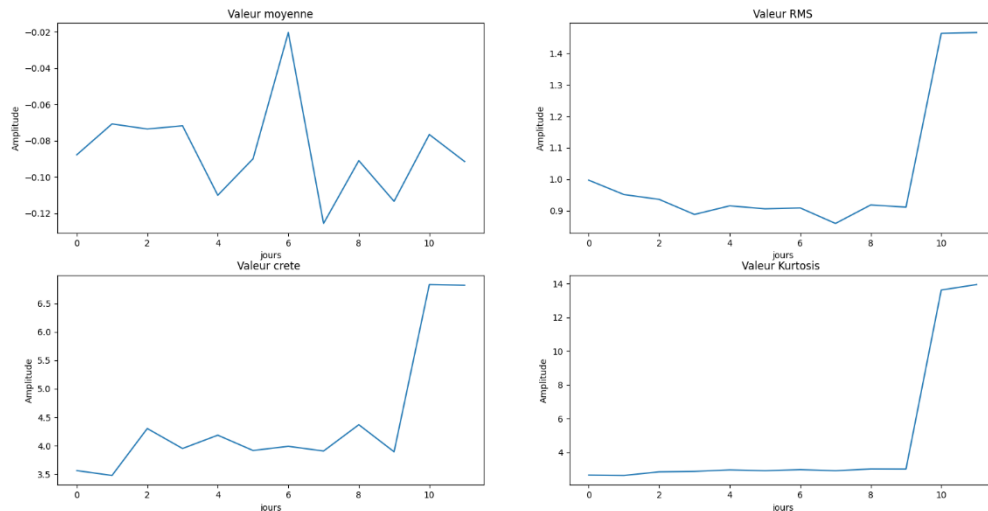
plt.figure(25)
```

- Qu'observe-t-on sur l'évolution des indicateurs, quel est d'après vous le plus pertinent ?

L'évolution des indicateurs (moyenne, kurtosis, valeur efficace, facteur de crête) peut fournir des informations sur le comportement du réducteur au fil du temps.

Le kurtosis étant un détecteur de choc il est plus pertinent que les trois autres indicateurs pour suivre et prévoir l'évolution du système réducteur.

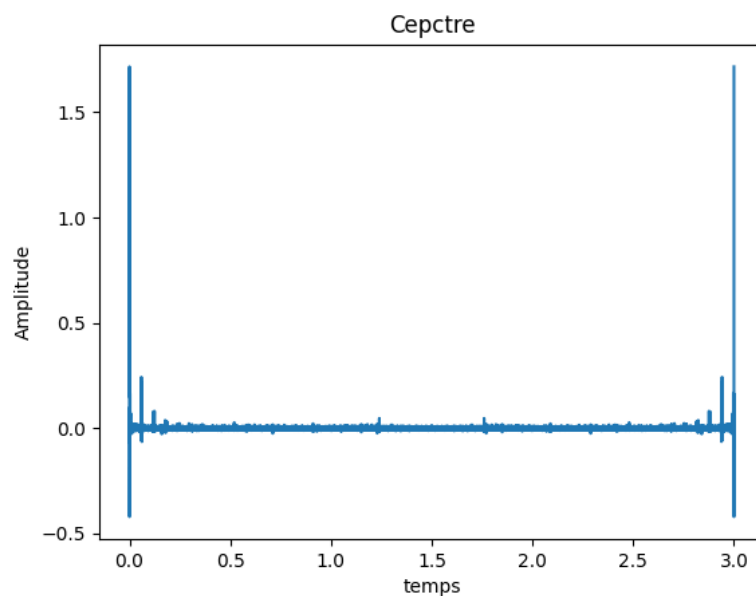
- **Recommencer ces calculs en multipliant initialement les signaux par un gain de 10, qu'observe-on ? Justifier ces résultats.**



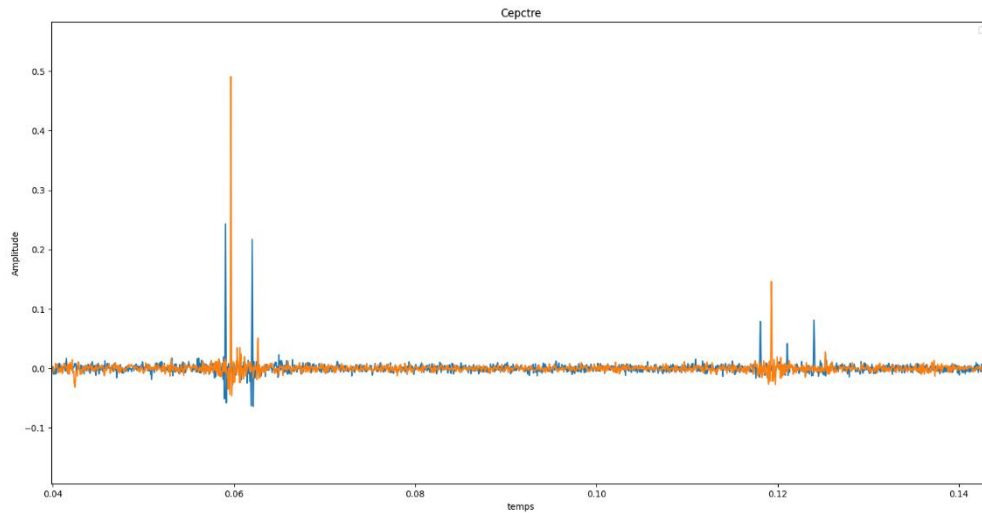
En multipliant l'amplitude du signal par un gain de 10, on remarque que le kurtosis et le facteur crête sont indépendants de l'amplitude. Tant dis que la valeur moyenne et la valeur RMS quant à elles dépendent des amplitudes.

6) Analyse cepstrale

- **Tracer le cepstre du jour 1 avec une échelle (abscisse) en unité de temps,**



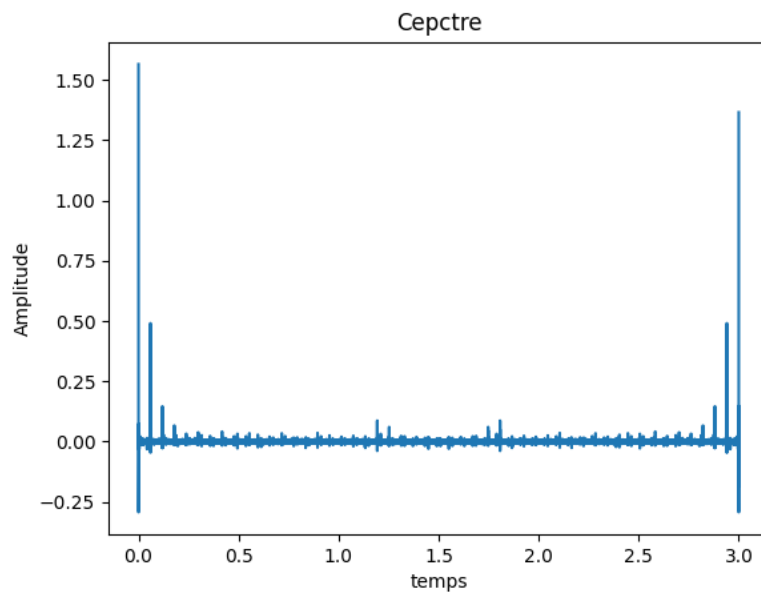
- **Donner les instants des pics prépondérants. A quoi correspondent-ils ?**



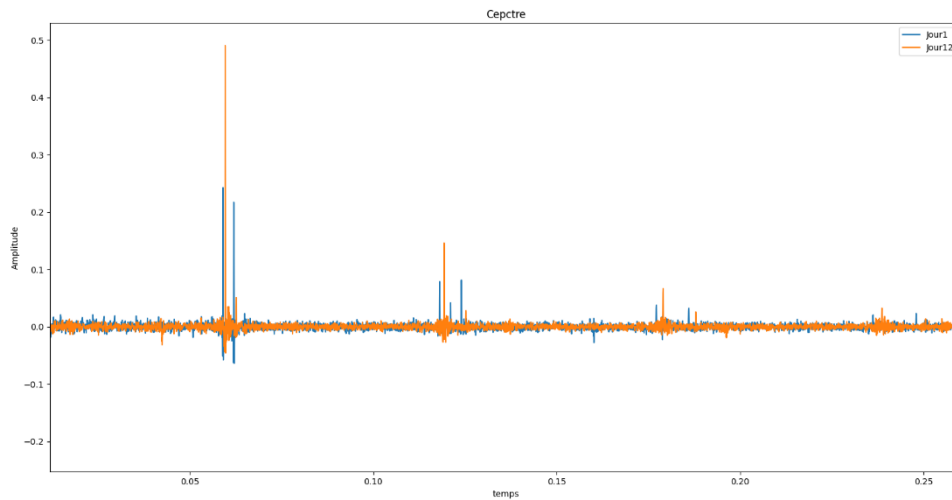
0,058 correspondant a l'instant de pic 1 (Fréquence de rotation de la roue 1)

0,062 correspondant a l'instant de pic 2 (Fréquence de rotation de la roue 2)

- **Tracer le cepstre du jour 12, qu'elles sont les évolutions par rapport au jour 1.**



- **Qu'elles sont les évolutions par rapport au jour 1 :**



On remarque une augmentation de la fréquence de rotation de la roue 1 par rapport a la roue 2 comparé au premier jour ou les deux fréquences de rotations sont presque équivalentes cela explique par l'apparition d'un défaut aux niveaux de la roue 1.

- **Tracer l'amplitude du premier et second pic du cepstre pendant les 12 jours**

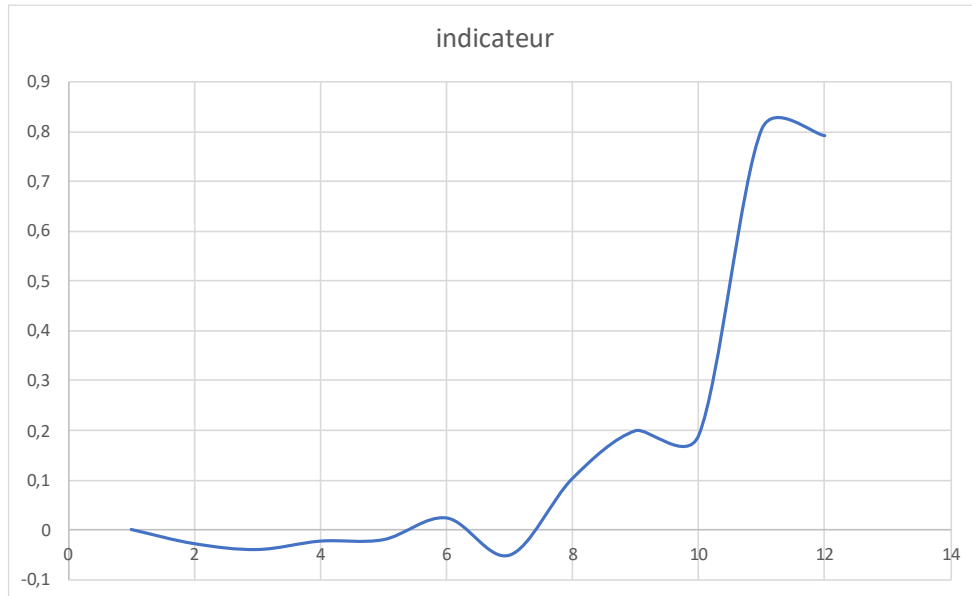
```
#Calcul de cepctre pour les 12 jours
for j in range(0,12):

    Cepctrejours=np.fft.ifft(np.log2(abs(np.fft.fft(Data[:,j]))))
    plt.figure(j)
    plt.plot(t,Cepctrejours)
    plt.xlabel('temps')
    plt.ylabel('Amplitude')
    plt.title('Cepctre tous Les jours ')
```

- **L'indicateur cepstral normalisé pendant cette même durée.**

jours	pic 1	pic 2	indicateur
1	0,243	0,217	0
2	0,2179	0,206	-0,0284943
3	0,197	0,1907	-0,0403091
4	0,2023	0,1893	-0,0233684
5	0,201	0,187	-0,020481
6	0,217	0,185	0,02318456
7	0,206	0,204	-0,0516579
8	0,234	0,17	0,1028147

9	0,278	0,166	0,19856155
10	0,284	0,173	0,18896081
11	0,536	0,0519	0,80435405
12	0,4907	0,051	0,79149509



Fonctionnement de l'indicateur : l'indicateur différentiel oscille autour de zéro pour le fonctionnement sain et autour de + 1 ou – 1 selon le numéro de la roue qui contient le défaut.

Conclusion :

L'analyse temporelle a permis d'observer des variations dans les caractéristiques des signaux au fil du temps, indiquant potentiellement des changements dans le comportement du réducteur. Des fluctuations dans les amplitudes et les fréquences ont été identifiées, suggérant des conditions dynamiques non uniformes.

La comparaison entre le premier jour et le douzième jour a révélé des évolutions significatives, soulignant l'importance de surveiller la stabilité fréquentielle du système.