

Analyse vibratoire des mécanismes de roulement au profit de la maintenance prédictive

Antony Davi, Maria Paula Nascimento, Marien, Charles

Novembre, 2022

Sommaire

1	Introduction	1
2	Théorie	2
2.1	Approche spectrale d'un engrenage [4]	2
2.2	Analyse fréquentielle par la méthode de l'enveloppe :	2
2.3	Complément Cepstrale:	4
2.4	Analyse temporelle des signaux par la méthode de l'ondelette : Déceler les impulsions[5]	5
2.5	Application du Kurtosis dans l'identification des signaux impulsif :	7
3	Le code en action	10
3.1	Traitement du signal	10
3.1.1	Methode d'enveloppe	10
3.1.2	Complément cepstrale :	13
	References	13

1 Introduction

Les lignes de production ne reposent généralement pas sur des machines inactives. En théorie, l'arrêt d'une machine signifie une perte de capital pour l'entreprise concernée. C'est pourquoi diverses méthodes de maintenance ont été mises au point depuis le 20^e siècle pour assurer le bon fonctionnement et l'optimisation de la production industrielle. L'une des branches du développement, la maintenance prédictive, se concentre sur l'anticipation des problèmes graves des machines grâce à une surveillance constante. Cette logique est particulièrement intéressante lorsqu'il s'agit de machines rotatives. Les pièces de roulement jouent un rôle essentiel. S'ils sont importants, leur fragilité est également source d'inquiétude.

Néanmoins, l'extraction de données de vibrations mécaniques et leur analyse ultérieure, largement utilisées de nos jours peuvent permettre de détecter et de prévenir d'éventuelles défaillances dues à l'usure des roulements.

En se basant sur les connaissances et les l'analyse des phénomènes vibratoires mesurés par des appareils spécifiques, il est possible de détecter les changements excessifs de vibration dans l'équipement, fournissant le diagnostic et l'analyse de tendance aux défaillances. Ce travail de traitement du signal s'inscrit dans une logique de maintenance préventive , aspect majeur dans l'industrie de notre temps.

Le présent travail a donc pour objectif de créer un système d'analyse des vibrations mécaniques des roulements d'une manière efficace, ergonomique et automatique pour renforcer la maintenance préventive.

2 Théorie

2.1 Approche spectrale d'un engrenage [4]

Le signal d'engrènement est modulé en amplitude et en fréquence à la fois par un signal périodique de période égale à la période de rotation du pignon, et un signal périodique de période égale à la période de rotation de la roue. En général, la modulation de fréquence est beaucoup moins importante que la modulation d'amplitude.

Le modèle établit par C.Capdessus nous donne la formule suivante :

$$s_e(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} s_c(t - n\tau_e) \cdot \left(1 + \sum_{m=-\infty}^{+\infty} s_{p_1}(t - m\tau_{p_1}) + \sum_{p=-\infty}^{+\infty} s_{r_1}(t - p\tau_{r_1})\right) \quad (23)$$

avec

- τ_e : période d'engrènement
- $\tau_{p_1} = N_1\tau_e$: période de rotation du pignon et N_1 est le nombre de dents du pignon
- $\tau_{r_1} = N_2\tau_e$: période de rotation de la roue et N_2 est le nombre de dents de la roue
- $s_c(t)$: signal d'engrènement
- $s_{p_1}(t)$: signal périodique de période τ_{p_1} induit par la rotation du pignon
- $s_{r_1}(t)$: signal périodique de période τ_{r_1} induit par la rotation de la roue

La caractéristique la plus marquante du signal, est la modulation d'amplitude due à la rotation des roues.

Le spectre sera composé par une famille de raies de fréquence $kv_e = \frac{k}{\tau_e}$ due au fondamental et aux harmoniques du signal d'engrènement (Figure 17). Cette famille de raies est étalée sur une grande partie du spectre, car la nature du signal d'engrènement est de type large bande. De plus, la modulation d'amplitude se traduit par la présence de bandes latérales autour des harmoniques d'engrènement, à des distances multiples de $\frac{1}{\tau_{p_1}}$ pour la modulation due au pignon, et $\frac{1}{\tau_{r_1}}$ pour la modulation due à la roue (Figure 17).

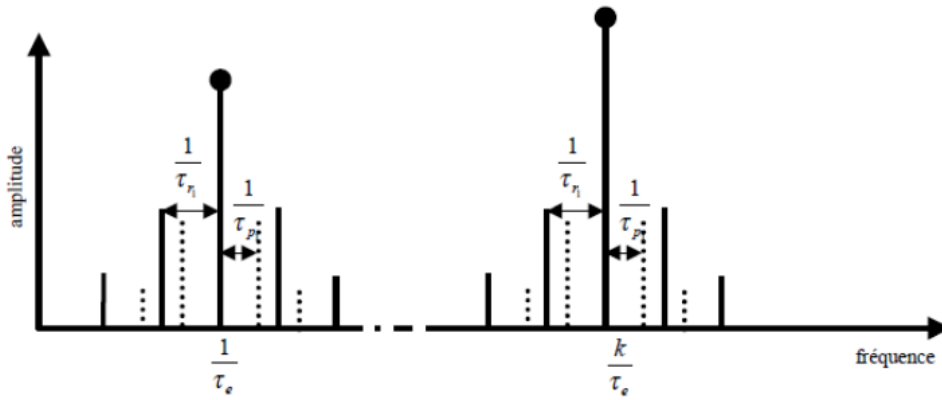


Figure 17: Spectre du signal vibratoire d'un engrenage

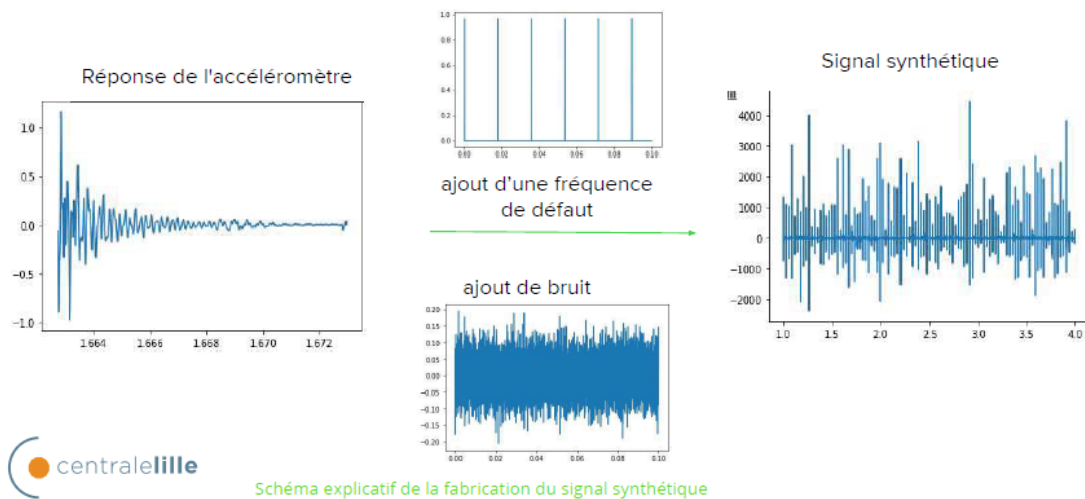
Manifestation de défauts :

Considérons un engrenage, si la denture est correcte, le spectre vibratoire aura la même allure que celui défini sur la Figure 17, avec des bandes latérales d'amplitudes données. Si l'une des deux roues possède une dent détériorée, il se produit alors un choc périodique à la fréquence de rotation de cette roue. Ce choc modulera en amplitude le signal d'engrènement, il y aura donc une augmentation du facteur de modulation de la roue considérée, et donc une augmentation d'amplitude de ses raies latérales.

2.2 Analyse fréquentielle par la méthode de l'enveloppe :

Le processus de détection par la méthode de l'enveloppe a été codé et implémenté en python. Il est précisé en troisième partie face à un cas concret.

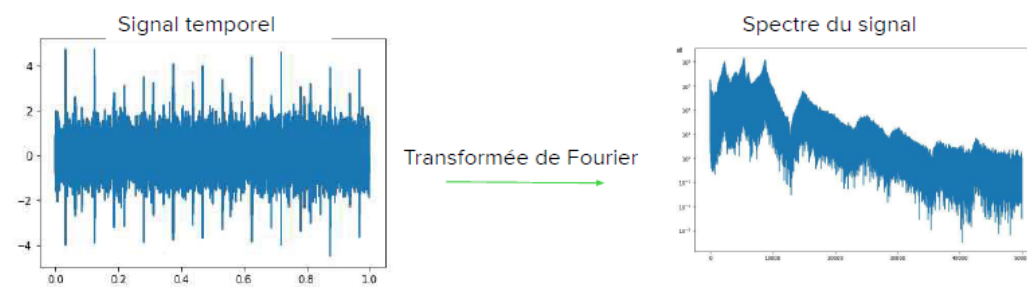
Le signal est parasité, on souhaite retrouver les fréquences non stationnaire (Gaussienne).



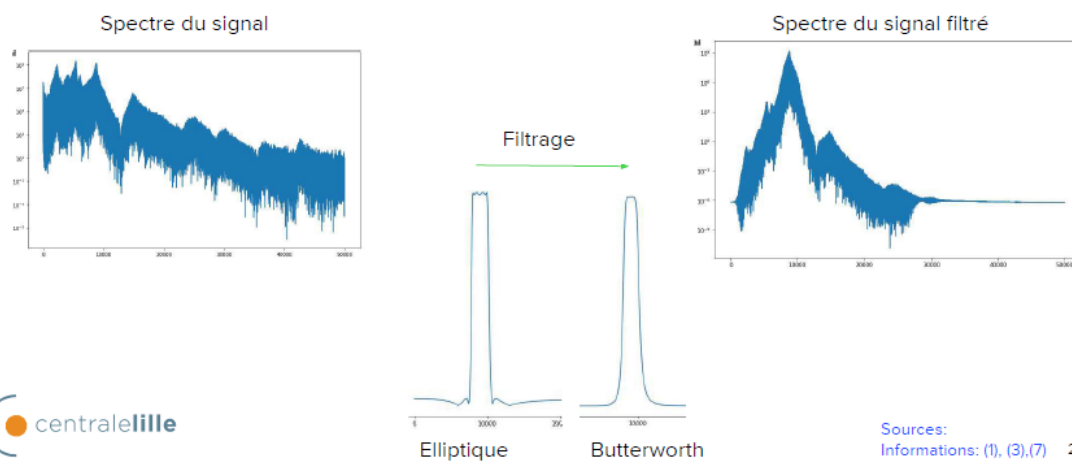
18

Elle s'organise en plusieurs étapes :

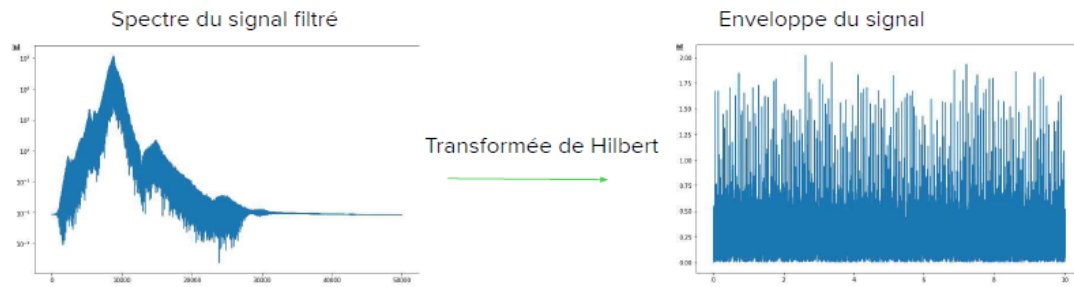
- Transformée de fourier du signal temporel d'entrée et identification des fréquences de résonances de la machine.



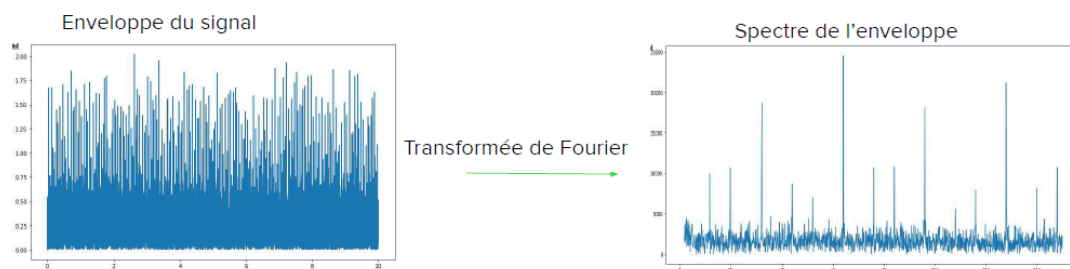
- Filtrage du signal.



- Transformée de Hilbert.



- Transformée de Fourier de l'enveloppe.



Sans prétraitement du signal temporel, elle permet de repérer les défauts les plus criants.

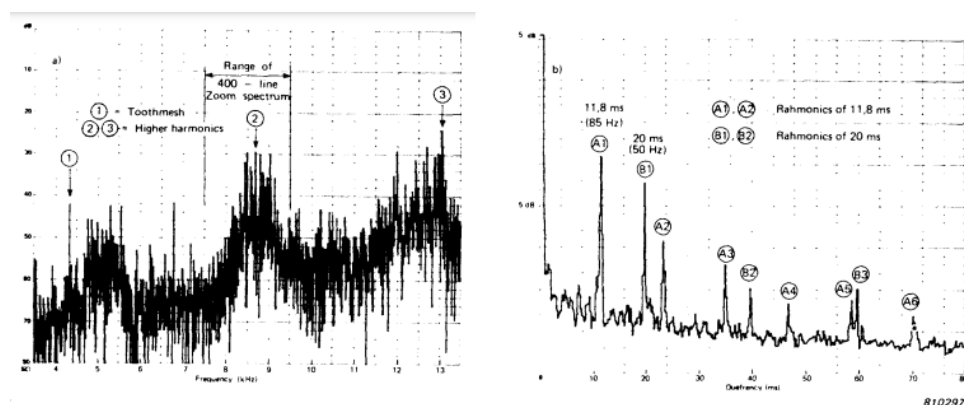
Ceux-ci étant à l'origine de pics dans le spectre d'amplitudes relativement élevée. C'est une approche sûre pour la détection de défaut périodique[5].

Implémentée dans notre solution, elle est couplée à une analyse centrale qui met en évidence les fréquences à caractère périodique d'énergie anormalement élevée.

L'analyse Cepstrale précisée ci-dessous couplée à une sélection statistique est un premier pas vers l'identification des défauts.

2.3 Complément Cepstrale:

Le cepstre a été introduit comme moyen de détecter les échos. Il est connu que dans les systèmes mécaniques rotatifs, leur comportement est périodique et les défaillances génèrent un système d'échos multiples. L'unité de mesure normalement utilisée est la quéfrency, car il s'agit du spectre d'un spectre. Comme application pratique pour comprendre le concept, un exemple est utilisé à partir du précurseur du sujet, Randall.



Les figures ci-dessus montrent respectivement un spectre de puissance calculé sur un signal d'accéléromètre d'une boîte de vitesses et le cepstre d'énergie. Théoriquement, la résolution du cepstre d'énergie est d'autant plus efficace que les fréquences sont basses. Deuxièmement, celle-ci est beaucoup plus efficace lorsque nous disposons d'un historique de l'engrenage, connaissant alors les amplitudes d'état de marche et de défaillance.

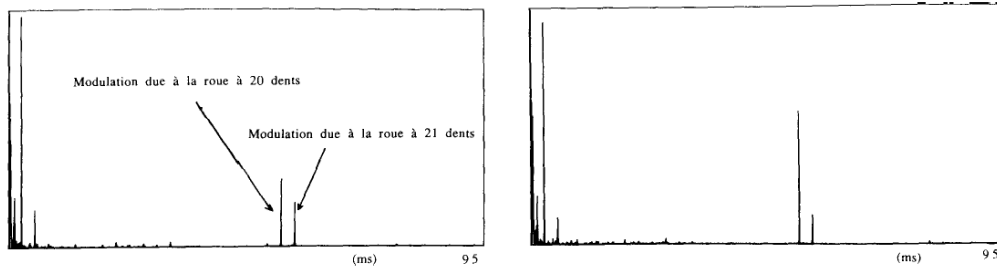


Figure 20: Cepstre d'énergie ; a) réducteur sans défaut ; b) avec défaut d'écaillage [Capd92a]

On remarque que l'amplitude du pic correspondant au pignon a augmentée au détriment de l'amplitude du pic correspondant à la roue. Cette constatation se justifie théoriquement par le fait que l'on a une augmentation d'énergie du signal généré par le pignon.

2.4 Analyse temporelle des signaux par la méthode de l'ondelette : Détecter les impulsions[5]

Le principal problème de la méthode de l'enveloppe est que celle-ci ne s'adapte pas à l'énergie d'un signal pour une plage de fréquence en particulier. Elle permet alors de détecter les défauts aux résonances les plus élevées mais relève deux principaux inconvénients:

- Elle nécessite une intervention humaine, il faut lire les pics de fréquences à l'œil nu.
- Elle cache les pics de fréquences moins élevés mais toujours non gaussien (donc potentiellement des défauts).

Concernant le premier point, le cepstre est une piste pour automatiser la détection des pics, et en pratique cela fonctionne.

Concernant le second point, il est également possible de détecter les défauts en **distinguant ondes de choc et résonances sinusoïdales**. La défaillance ayant la particularité d'être une onde de choc, il n'est pas idiot de détecter les chocs au sein du signal temporel, cela étant permis par la transformée en ondelette.

Nous avons décidé d'effectuer la transformée en ondelette continue sur les plages de fréquences caractéristique des défauts pour ensuite évaluer leur enveloppe et juger d'un défaut ou non par le calcul du kurtosis spectral.

La transformée en ondelettes (TO) s'interprète comme un filtrage adapté multi-échelle ayant pour objectif la recherche des instants où le signal ressemble le plus à une forme connue à priori et cela pour différentes versions dilatées de cette forme. Ainsi, elle adapte la taille de la fenêtre d'analyse aux caractéristiques locales du signal : petite fenêtre lorsque le signal varie rapidement et plus grande fenêtre lorsque ses variations sont lentes.

Voici la grandeur qui nous intéresse :

$$C_w(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \overline{\psi_{a,b}(t)} dt$$

Elle correspond au produit scalaire du signal et de l'ondelette tel que :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

Avec le coefficient de proportionnalité étant un coefficient utilisé pour avoir la même énergie dans chacune des ondelettes analysantes. La notion de fréquence est remplacée par la notion d'échelle et celles-ci sont inversement proportionnelles.

De telles grandeurs transmettent une information directe sur les propriétés temporelles et fréquentielles du signal. Elles permettent en conséquence de repérer avec précision l'apparition d'une fréquence donnée à un instant donné dans un signal.

Le choix de l'ondelette de morlet à été dirigée par [5]. Dans cet article , ils utilisent la transformée en ondelette pour identifier les impulsions et calculer le kurtosis des impulsions identifiées afin d'établir un verdict sur la gravité du défaut.

Ainsi ,le procédé employé est tel que détaillé dans l'article , le kurtosis ne sera en revanche pas calculé de la même manière mais l'objectif est similaire afin d'obtenir le profil ci-dessous:

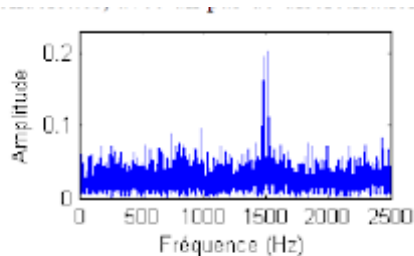


Figure 3. Le spectre du signal simulé

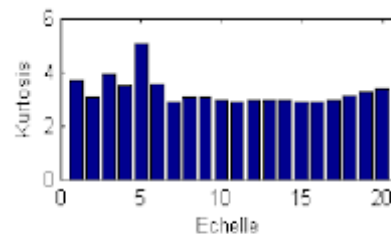


Figure 4. Le Kurtosis des coefficients (pas=1)

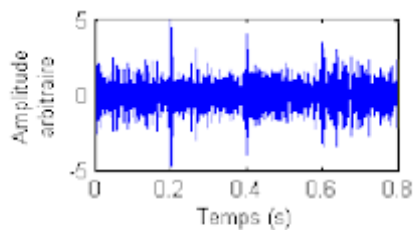


Figure 5. Les coefficients d'ondelettes à l'échelle 5

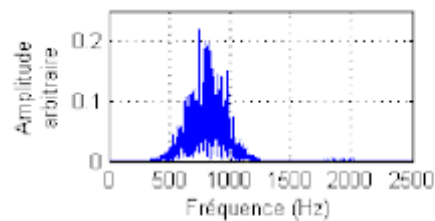


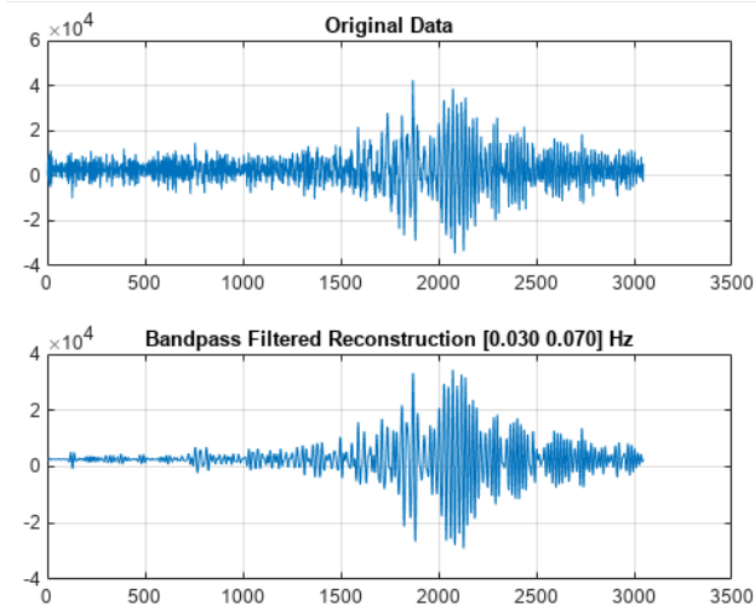
Figure 6. Le spectre des coefficients d'ondelettes à l'échelle 5

Source [5]

En résumé:

- On obtient le spectre de l'enveloppe du signal temporel.
- On identifie via son cepstre les fréquences susceptibles d'être des défauts.
- Il faut alors vérifier que ce sont bien des défauts
- On effectue un filtrage par la méthode de l'ondelette sur le signal temporel de Hilbert au niveau de la fréquence de défaut sélectionnée (étape optionnelle)
- Le spectre de l'enveloppe associée est alors focalisé sur la fréquence en question.
- Cela permet de l'étudier plus en profondeur (kurtosis).

La méthode a été développée via matlab [7]. Le principe étant d'effectuer la transformée en ondelette du signal centrée sur une plage de fréquence définie puis d'effectuer la transformée inverse afin de reconstruire le signal.



Source: MatLab

2.5 Application du Kurtosis dans l'identification des signaux impulsif :

L'avantage de la méthode de l'enveloppe est de pouvoir se focaliser sur une plage très précise de fréquences et de réduire alors le bruit gaussien alentour. La méthode de l'enveloppe appliquée à ce nouveau signal temporel filtré permet d'avoir une meilleure visualisation de la répartition des fréquences centrée autour du défaut.

Le spectre obtenu peut être analysée à l'aide d'outils statistiques afin d'évaluer la courbature (le kurtosis) du pic de fréquence analysée pour évaluer sa stationnarité.

Le choix d'effectuer une transformée de l'ondelette sur la transformée d'hilbert est détaillé par la suite.

La raison de l'évaluation du kurtosis repose sur les sources [5] et [6]:

- articles évoquent notamment l'importance de la transformation en ondelette dans la précision du calcul du kurtosis.
- Ils montrent également que la détection du défaut prend sens lorsqu'on peut lui attribuer une échelle de gravité : le kurtosis associé.

“Dans plusieurs travaux le kurtosis s’est montré plus sensible que les autres indicateurs scalaires, ce qui le place en tant qu’indicateur privilégié lorsqu’il s’agit de défauts de type chocs, notamment ceux des roulements et des engrenages” [6]

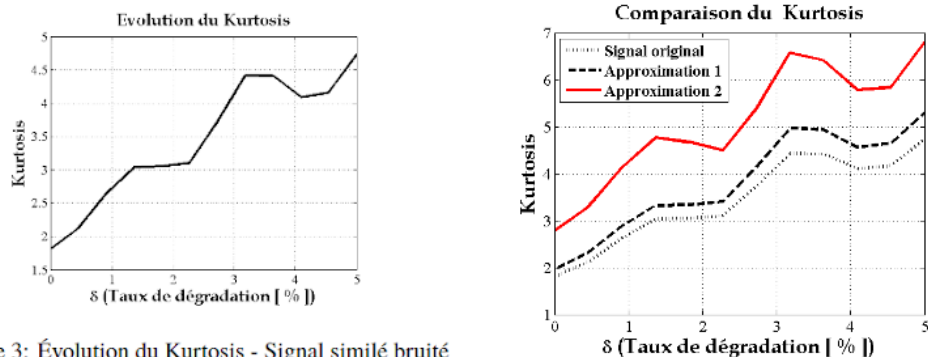
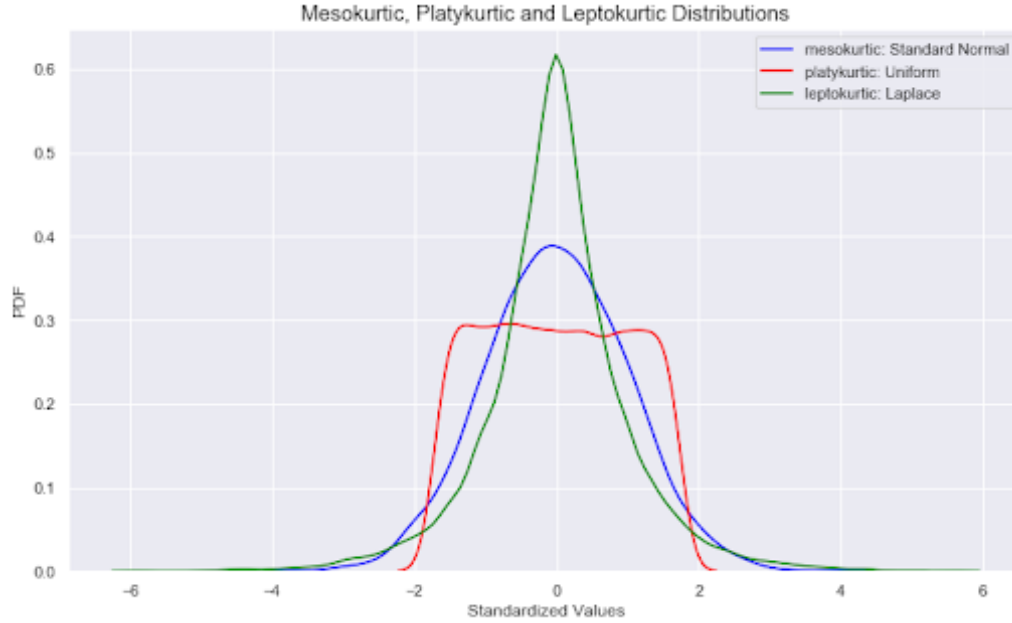


Figure 3: Évolution du Kurtosis - Signal simulé bruité

Le Kurtosis, qui est utilisé pour la recherche des résonances, est donné par la formule suivante :

$$K_{urt} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s(i) - \bar{s})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s(i) - \bar{s})^2 \right]^2} \quad (\bar{s} \text{ la moyenne}) \quad (4)$$

Calculer le kurtosis d'une distribution revient à évaluer son élongation verticale.
Voici un indicateur de la valeur du kurtosis en fonction de la distribution de points considérée.



Deux répartitions en particulier sont utilisées dans la détection des défauts:

- La distribution temporel d'un signal , on parle de kurtosis temporel (détaillé en annexe) . Son calcul et son intérêt sont détaillés ici [4] p50.
- Le kurtosis spectral de la bande de fréquence analysée , précisé ici [8].

Dans la méthode d'évaluation finale , on évalue la courbure spectrale des fréquences . Ce choix a été orienté par de nombreux échecs dans l'évaluation du kurtosis temporel qui ne présentait que très peu de traits caractéristiques quand appliqué à un défaut.

Le kurtosis spectral à la particularité de pouvoir détecter des défauts sans connaître pour autant les fréquences caractéristiques associées [8]. Cependant , ce n'est pas exactement le kurtosis implémenté dans matlab qui est utilisé mais une autre version revisitée et plus personnalisée car moins ambitieuse puisque on ne souhaite pas détecter des défauts inconnus. L'objectif étant de savoir si oui ou non, le défaut identifié lors du cepstre est bien un défaut.

En effet , il a pour but d'identifier si le pic de fréquence associé au défaut étudié à une courbure caractéristique d'un pic de fréquence.

On définit deux valeurs seuils empiriques de courbure qui considèrent alors la fréquence comme un défaut si sa courbure (selon son type) dépasse l'une de ces valeurs.

L'approche est à partir d'ici personnelle mais a montré ses preuve :

Il existe deux types de défauts:

- Ceux à courbures laplaciennes.
- Ceux à courbure gaussienne.

Si un pic de fréquence est modélisable par une de ses courbes , on évalue alors si celui-ci est à tendance leptokurtique en évaluant la courbure par la formule suivante [11] :

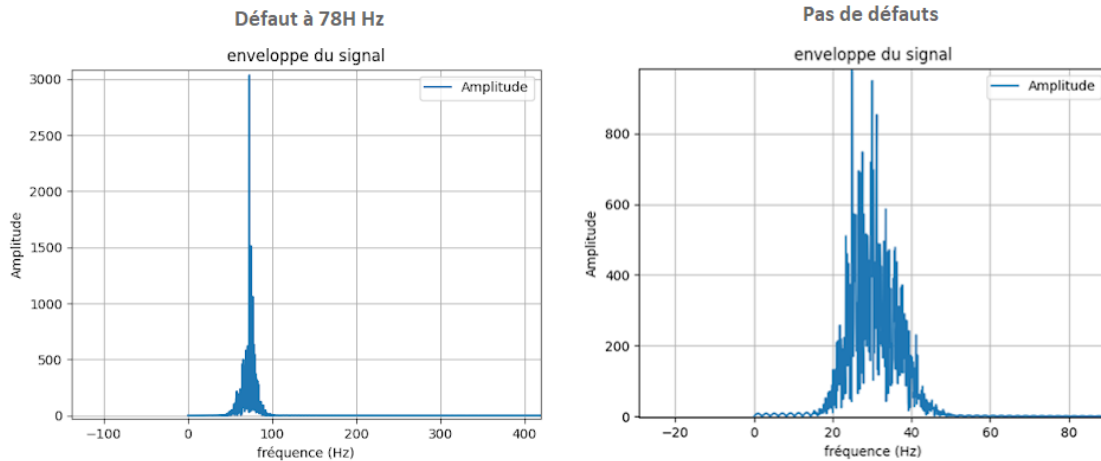
$$\kappa = \frac{|f''(x)|}{\left(1 + [f'(x)]^2\right)^{\frac{3}{2}}}$$

Alors pour une courbe gaussienne de type $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, la courbure au point culminant sera proportionnelle à : $\frac{D}{\sqrt{2 \times \pi \times \sigma}}$

Pour une courbe laplacienne de type $Laplace(\mu, b)$, d'échelle b , k sera proportionnel à : $\frac{D}{2 \times b^3 \times \frac{1+D^2}{4 \times b^4 \times \frac{3}{2}}}$

(Avec D un coefficient lié à la hauteur des pics.) (voir Annexe pour le détail des calculs)

Pour mieux comprendre, comparons une fréquence associée à un défaut de roulement à 78 Hz et une fréquence qui ne l'est pas (après filtrage par ondelette) à même échelle:

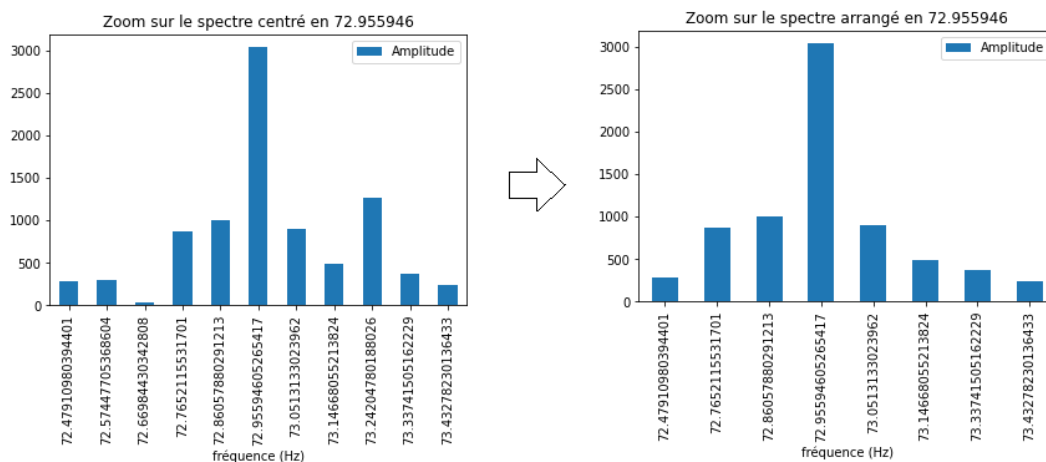


Deux différences majeurs :

- L'amplitude d'un défaut a tendance à être particulièrement élevée.
- La répartition des fréquences sur une petite plage autour de la fréquence caractéristique est très resserrée : c'est le kurtosis.

Il est possible alors d'approximer par une loi de Laplace (dans ce cas), la répartition des points sur une plage d'un Hz autour de la fréquence évaluée.

- Zoom sur la fréquence de défaut sur une plage d'un Hz et élimination des fréquences de modulation pour approcher au mieux le signal.



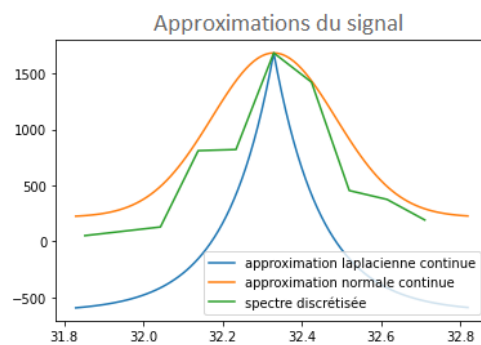
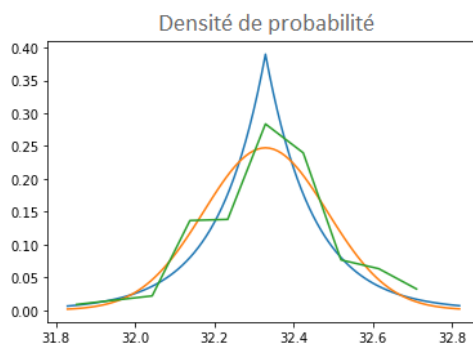
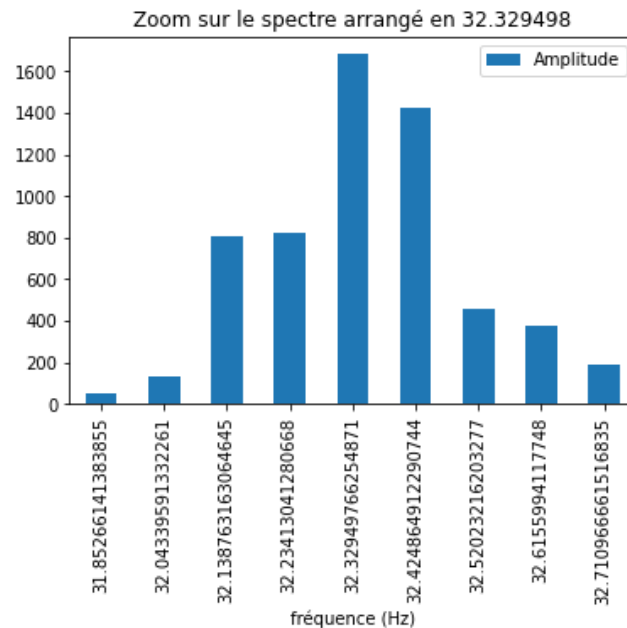
*Certaines fréquences ont été retirées.

Puis approximation par une loi de Laplace :

Si les deux courbes sont trop éloignées, l'approximation est rejetée et l'algorithme ressaie en prenant moins de fréquences alentour, si c'est toujours le cas l'hypothèse de défaut est rejetée. Lorsque l'approximation est

possible , on évalue la courbure de la distribution , si la valeur seuil est dépassée : C'est un défaut. Sinon ça ne l'est pas.

- Pour le non-défaut , l'approximation sera gaussienne mais sa courbure sera en dessous du seuil proposé. Pour un pic gaussien (défaut à 32 Hz):



Le kappa retourné est de 18296.

Les approximations identifient alors les fondamentales et harmoniques des défauts correctement. (Voir annexe)

Les approximations sont établies sur le modèle proposé par scipy [9].

Ainsi , en identifiant la courbure de chaque défaut supposé , on est capable d'éliminer les défauts supposés qui n'en sont pas et de retrouver automatiquement tous les défauts.

Comme indiqué , on conserve également la courbure de chaque défaut pour détecter leur aggravation.

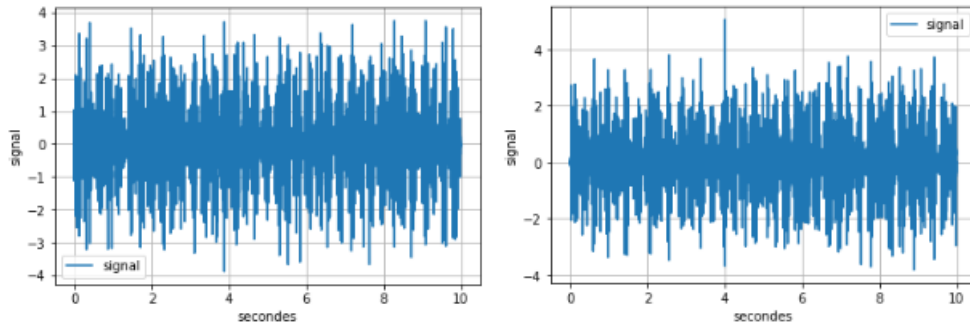
3 Le code en action

3.1 Traitement du signal

3.1.1 Methode d'enveloppe

La méthode de l'enveloppe consiste à filtrer le signal temporel en passe-bande et à effectuer la transformée de Fourier, mettant en évidence uniquement les défauts du roulement (haute fréquence).

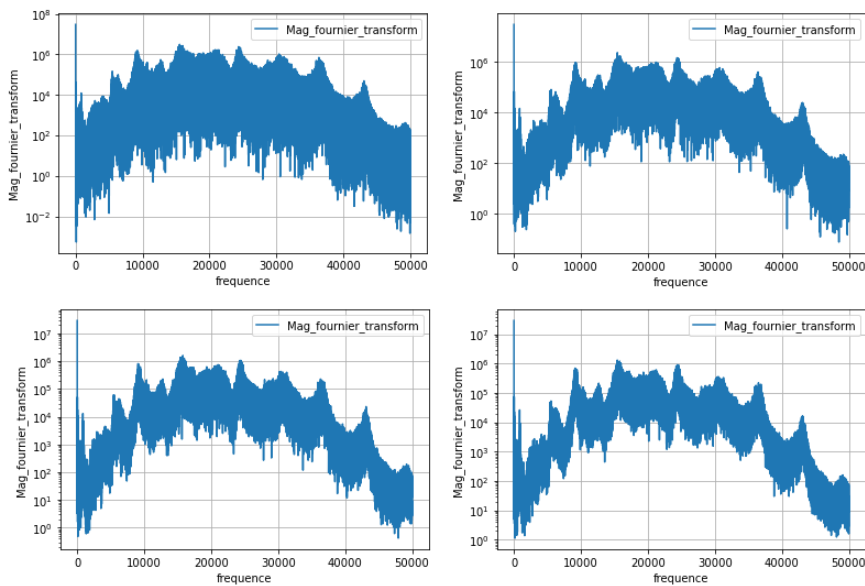
Aplication: Après la réponse de l'accéléromètre et comme dit précédemment, le signal doit passer par un filtre passe-bande afin d'éliminer les signaux indésirables (basse fréquence), qui peuvent agir comme du bruit et avoir un impact sur la solidité de l'analyse de la méthode.



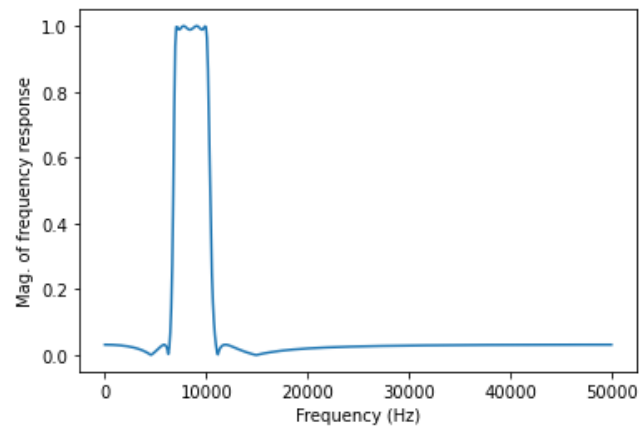
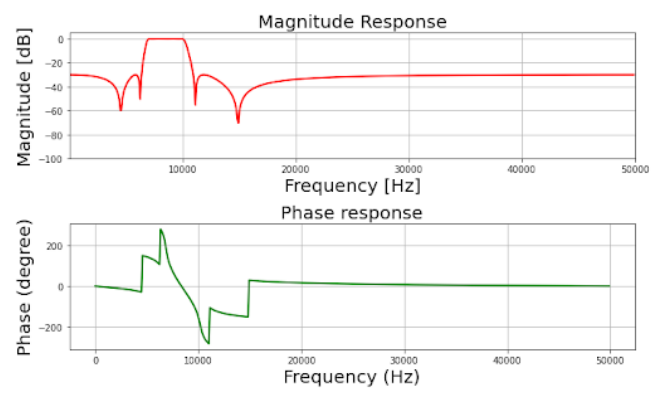
Toujours en termes de filtrage, la transformation de Fourier est utilisée pour calculer le spectre du signal afin d'obtenir son profil de fréquence. Le graphique de l'amplitude de la vibration en fonction de la fréquence permettra de tirer des conclusions. Avec le filtrage au niveau de fréquence pertinent, les défauts, qui ont un comportement périodique, deviennent plus visibles. La transformation de Fourier est régie par la fonction suivante :

$$\hat{f}(\omega) \equiv F(\omega) \equiv \mathcal{F}\{f(t)\} \stackrel{\text{def}}{=} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt$$

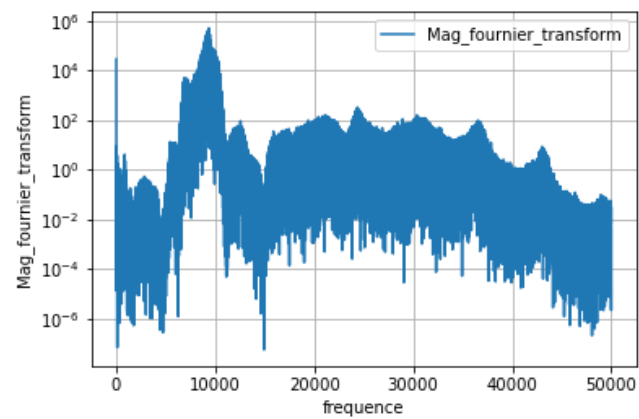
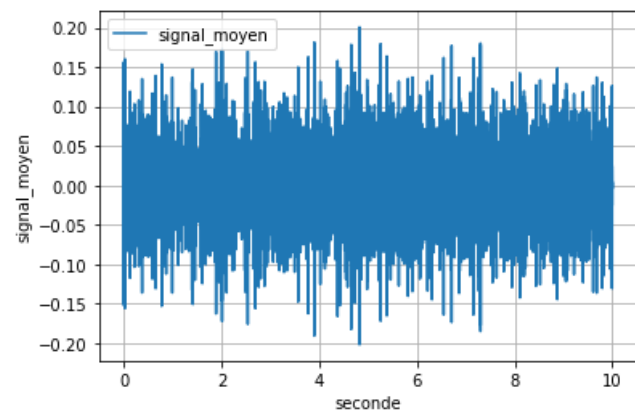
Dans le code, la fonction **préfiltrage** est chargée d'effectuer cette étape.



En raison de la résonance du système entre les fréquences, 7 000 et 10 000 Hz, cette gamme devient la référence pour l'analyse.



En filtrant le signal :

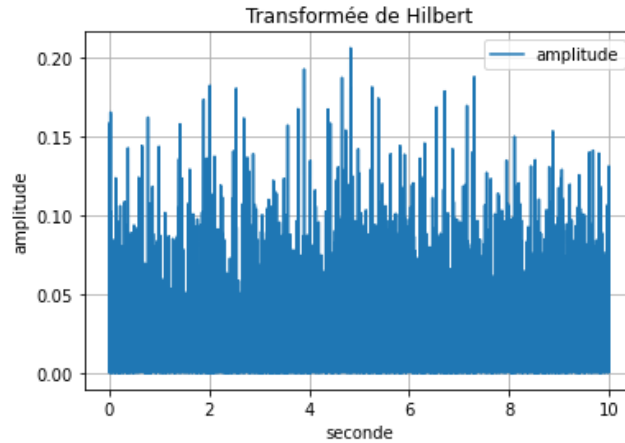


Avec le résultat, il sera possible de commencer l'analyse de l'enveloppe par la transformée de Hilbert, afin de démoduler le signal.

La transformée de Hilbert d'une fonction est définie par :

$$\mathcal{H}\{f(x)\} = \hat{u}(x) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{f(u)}{u - x} du$$

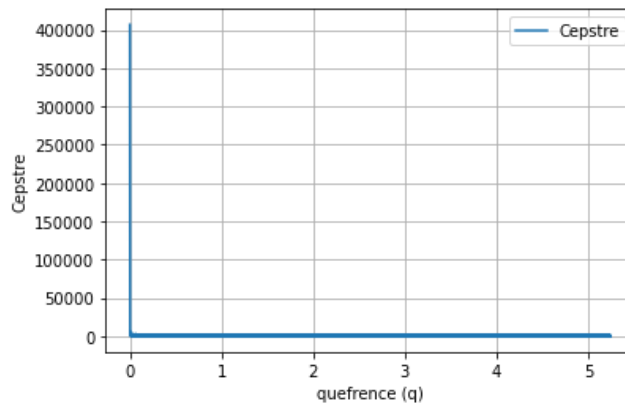
Ensuite, une analyse spectrale de l'enveloppe complexe résultant de la transformation précédente est effectuée, de sorte que la transformée de Fourier est à nouveau utilisée. Dans le code, la fonction **enveloppe** est chargée d'effectuer cette étape.



Les défauts ont leurs propres caractéristiques de fréquence en fonction du type de roulement utilisé. Les valeurs obtenues se trouvent dans la fonction `detect.default`. La valeur de l'incertitude travaillée est de 0,5 Hz.

3.1.2 Complément cepstrale :

Puis, l'analyse cepstrale est effectuée en amenant les valeurs dans le domaine quefrency qui calcul de la transformée de Fourier inverse (IFT) du logarithme du spectre du signal estimé en recherchant un comportement périodique.



On va travailler sur différents pitchs afin de déterminer les quefrences les plus élevées dans des intervalles particuliers associés au fréquence de résonnances de la machine :

References