



# **METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES**

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

l'institut « Machinery Information Management Open Standards Alliance (MIMOSA)<sup>1</sup> » fournit une architecture standardisée pour un système de maintenance conditionnelle CBM appelée (**OSA-CBM**) (Open System Architecture for Condition Based Maintenance). Cette architecture a été décrite en termes de couches fonctionnelles

**Couche 1** : Module capteurs. Ce module fournit au système des données numériques issues des capteurs ou des transducteurs.

**Couche 2** : Module traitement du signal. Ce module reçoit les données à partir des capteurs ou transducteurs ou d'autres processeurs de signaux et réalise des transformations de signaux et des extractions de caractéristiques ou de descripteurs.

**Couche 3** : Module de surveillance. Le module de surveillance **compare** les données en ligne avec certaines **valeurs attendues ou connues** ; il doit également être capable de générer des alertes en fonction de seuils préalablement fixés.

**Couche 4** : Module de diagnostic. Ce module détermine si l'état du système, sous-système ou composant surveillé est dégradé ou non et suggère les défaillances probables.

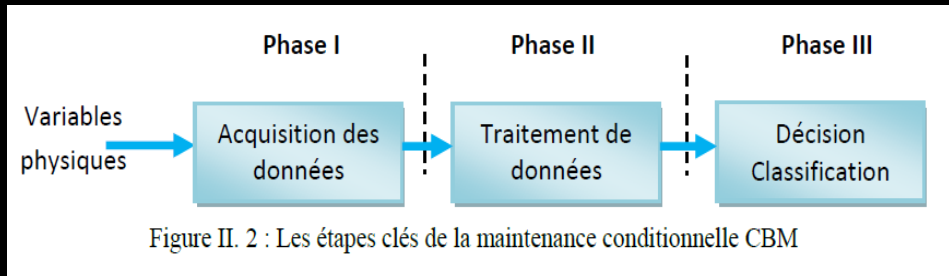
**Couche 5** : **Module de pronostic**. Ce module prédit l'état futur du système, sous-système ou composant surveillé. Le module s'appuie sur les données issues des modules précédents.

**Couche 6** : Module d'aide à la décision. Sa fonction principale est de recommander des actions de maintenance ou d'autres alternatives pour continuer à faire fonctionner le système jusqu'à l'accomplissement de sa mission.

**Couche 7** : Module de présentation. Ce module reçoit les informations de tous les modules précédents. Il peut être construit sous forme d'une Interface Homme-Machine **IHM**.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

Les sept couches précédentes peuvent aussi être résumées en trois étapes clés



L'acquisition de données en **CM** est généralement automatisée par le biais de logiciels et de matériel informatique, tels que le logiciel **LabVIEW** et les **cartes d'acquisition** de données produites par **National Instruments**.

Différents types de **capteurs** ont été développés, tels que des accéléromètres, des capteurs à ultrasons et des capteurs d'émission acoustique, offrent une bonne linéarité, une grande durabilité et une grande précision dans une large gamme de conditions environnementales. Les exigences principales pour le **placement optimal des capteurs** pour le diagnostic des défauts : **détectabilité, l'identifiabilité, la fiabilité de la détection des défauts et une exigence associée à des ressources limitées.**

Les **capteurs intelligents** offrant des avantages tels que: facilité d'installation, auto-identification, autodiagnostic, fiabilité, connaissance du temps pour la coordination avec d'autres nœuds, certaines fonctions logicielles et DSP, protocoles de contrôle standard et interfaces réseau

Les **technologies sans fils** comme le Bluetooth sont développées pour permettre une facilité et une efficacité dans la transmission des données.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

Les types de données de la maintenance conditionnelle se répartissent en deux catégories:

Les **données d'évènements** sont les enregistrements d'occurrences horodatés, généralement enregistrées manuellement, tels que les installations des équipements, les défaillances, les récupérations, les remplacements ou les interruptions préventives pour une éventuelle maintenance.

L'acquisition des données d'évènement est souvent négligée et parfois considérée comme pas importante. Ça ne doit pas être le cas, car elle contribue à l'identification du seuil de défaillance pour les données de surveillance indiquant si les données historiques se terminent par une défaillance ou une suspension. Elle contribue aussi à l'évaluation des performances des indicateurs de surveillances.

les **données de surveillance** d'état peuvent être des données vibratoires, acoustiques, d'analyse d'huile, de température, de pression, d'humidité ou d'environnement. Ils sont de type

**Type valeur** : données collectées à un temps spécifié pour une variable surveillée sont une valeur singulière. Par exemple : donnée d'analyse de l'huile, température, pression, humidité sont toutes des données de type valeur.

**Type forme d'onde** : données collectées à un temps spécifié pour une variable surveillée sont une série temporelle qui est souvent appelée forme d'onde. Exemple : données vibratoires ou acoustiques.

**Type multidimensionnelle** : données collectées à un temps spécifié pour une variable surveillée sont multidimensionnelles comme les données d'images infrarouge thermographe, image rayon X, images visuelles

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## CONDITIONNEMENT DES DONNEES

Les données brutes acquises à partir des capteurs sont contaminées de **bruits** et ont un rapport signal-bruit faible. Elles sont, donc, **prétraitées** avant d'être utilisées pour une éventuelle analyse.

**Nécessité d'un filtrage passe-bas**, car le bruit domine le signal dans les **hautes fréquences**. La fréquence de coupure doit être au moins deux fois la fréquence utile du signal la plus grande.

### Time Synchronous Averaging: TSA

$$\bar{s}(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} s(t + nT), \quad 0 \leq t < T,$$

Où  $s(t)$  est le signal,  $T$  est la période moyennée et  $N$  est le nombre des échantillons pour le moyennage.

Le calcul de la moyenne synchrone  $y(t)$  ( $\bar{s}(t)$ ) d'un signal  $x(t)$  utilisant un signal de déclenchement ayant une fréquence  $f_t$  est équivalent à la convolution  $y(t) = c(t) * x(t)$  ou  $c(t)$  est un train de  $N$  impulsions d'amplitude  $1/N$ , espacées à des intervalles  $T_t = 1/f_t$  donné par

$$c(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t + nT_t)$$

Dans le domaine fréquentiel, ceci est équivalent à la multiplication de la transformée de Fourier  $X(f)$  du signal par  $C(f)$ , représenté par

## CONDITIONNEMENT DES DONNEES

### Time Synchronous Averaging: TSA

$$Y(f) = C(f) \times X(f)$$

Où  $C(f)$ , la transformée de Fourier de  $c(t)$ , est une fonction de filtre en peigne de la forme

$$C(f) = \frac{1}{N} \frac{\sin(\pi N T_1 f)}{\sin(\pi T_1 f)}$$

Augmenter le nombre de moyennes  $N$  rétrécit les dents du peigne, et réduit l'amplitude des lobes latéraux entre les dents. Pour un très grand  $N$ , seules les fréquences multiples exactes de la fréquence de déclenchement  $f_t$  sont passées. Ainsi, la moyenne synchrone peut être consultée dans le domaine fréquentiel, pour un grand nombre de moyennes, à cause de la suppression complète de tous les composants sauf ceux qui se produisent à des multiples entiers de la fréquence  $f_t$ .

Essayer la commande matlab **tsa** (Time-synchronous signal average).

**Exemple** : Generate a signal consisting of a sinusoid embedded in white Gaussian noise. The signal is sampled at 500 Hz for 20 seconds. Specify a sinusoid frequency of 10 Hz and a noise variance ( $=\text{std}^2$ ) of 0.01. Plot one period of the signal.

```
fs = 500;  
t = 0:1/fs:20-1/fs;  
f0 = 10;  
y = sin(2*pi*f0*t) + randn(size(t))/10; % std = sqrt(var)=0.1=1/10  
plot(t,y)  
xlim([0 1/f0])
```

## CONDITIONNEMENT DES DONNEES

### Time Synchronous Averaging: TSA

#### (Suite de l'exemple)

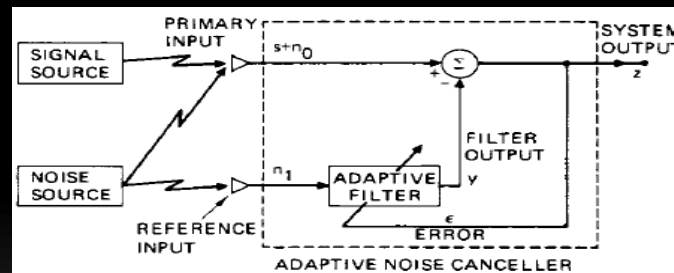
Compute the time-synchronous average of the signal. For the synchronizing signal, use a set of pulses with the same period as the sinusoid. Use `tsa` without output arguments to display the result.

```
tPulse = 0:1/f0:max(t);
```

```
tsa(y, fs, tPulse)
```

*Introduced in R2017b*

### Adaptive Noise Cancellation : ANC



Un signal  $s$  est transmis sur un canal à un capteur qui reçoit également un bruit  $n_0$  non corrélé du signal. Le signal et le bruit combinés  $s + n_0$  forment la première entrée à l'annuleur. Un deuxième capteur reçoit un bruit  $n_1$  non corrélé avec le signal mais corrélé d'une manière inconnue avec le bruit  $n_0$ . Ce capteur fournit l'entrée de référence à l'annuleur. Le bruit  $n_1$  est filtré pour produire une sortie  $y$  qui est aussi proche que possible de  $n_0$ . Cette sortie est soustraite de l'entrée primaire  $s + n_0$  pour produire la sortie du système  $z = s + n_0 - y$ .

## CONDITIONNEMENT DES DONNEES

### Adaptive Noise Cancellation : ANC

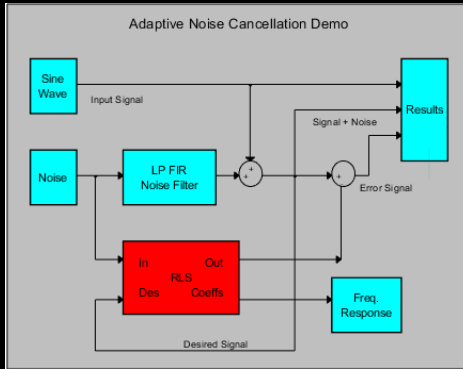
Si l'on connaissait les caractéristiques des canaux sur lesquels le bruit était transmis aux capteurs primaires et de référence, il serait théoriquement possible de concevoir un **filtre fixé** capable de changer  $n_1$  en  $n_0$ . La sortie du filtre pourrait alors être soustraite de l'entrée principale et la sortie du système serait le signal seul. Cependant, comme les caractéristiques des voies de transmission sont généralement inconnues ou connues seulement de façon approximative et sont rarement de nature fixe, l'utilisation d'un facteur fixe n'est pas réalisable. De plus, même si un filtre fixe était réalisable, ses caractéristiques devraient être ajustées avec une précision difficile à atteindre, et la moindre erreur pourrait entraîner une augmentation de la puissance de bruit de sortie.

Dans le système illustré à la figure ci-dessus, l'entrée de référence est traitée par un **filtre adaptatif**. Un filtre adaptatif diffère d'un filtre fixe en ce qu'il ajuste automatiquement sa propre réponse impulsionnelle. Le réglage est effectué par un algorithme qui répond à un signal d'erreur dépendant, entre autres, de la sortie du filtre. Ainsi, avec l'algorithme adéquat, le filtre peut fonctionner dans des conditions variables et peut se réajuster continuellement pour minimiser le signal d'erreur.



# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## CONDITIONNEMENT DES DONNEES



- **Exemple 1** : essayer *Adaptive Noise Cancellation Using RLS Adaptive Filtering*
- Le modèle illustre la capacité du filtre adaptatif RLS à extraire des informations utiles d'un signal bruité.
- **Exemple 2** : essayer `demo1in8` for an example of adaptive noise cancellation

### Adaptive Line Enhancer : ALE et Self-Adaptive Noise Cancellation : SANC

réduire à un seul le nombre des capteurs en remplaçant le bruit de référence par une version décalée du signal mesuré.

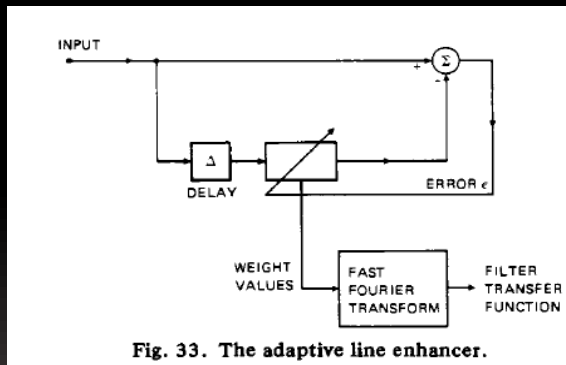


Fig. 33. The adaptive line enhancer.

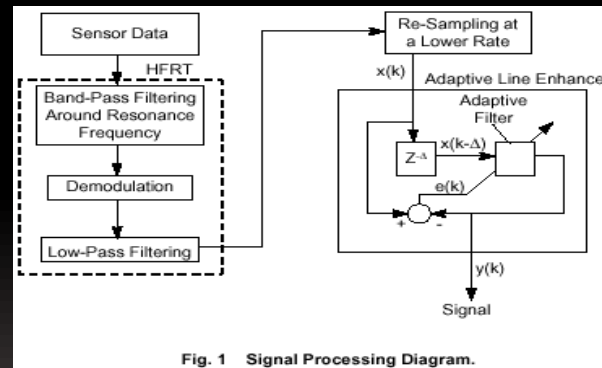


Fig. 1 Signal Processing Diagram.

**Exemple** : essayer le Demo suivant sur Matlab `edit aledemo`

Essayer la commande `sanc` sur Matlab (cette fonction effectue une annulation auto-adaptative de bruit sur un signal  $x$ . La longueur du filtre est  $L$  et  $\mu$  est le taux d'adaptation. La sortie est une structure contenant le poids du filtre et l'erreur entre le signal et le signal filtré).

## CONDITIONNEMENT DES DONNEES

### Blind Deconvolution : BD

in electrical engineering and applied mathematics, **blind deconvolution** is deconvolution without explicit knowledge of the impulse response function used in the convolution. This is usually achieved by **making appropriate assumptions** of the input to estimate the impulse response by analyzing the output. Blind deconvolution is not solvable without **making assumptions on input and impulse response**. Most of the algorithms to solve this problem are based on assumption that both input and impulse response live in respective known subspaces. However, blind deconvolution remains a very challenging non-convex optimization problem even with this assumption.

$g(x,y) = f(x,y)*h(x,y) + n(x,y)$  where **g** is the degraded signal (recorded signal), **f** the original signal (some signal that we wish to recover), **h** the impulse response of the degrading system (other signal before we recorded the signal **f**), and **n** the noise. If we know **h**, or at least know the form of **h**, then we can perform deterministic deconvolution. However, if we do not know **h** in advance, then we need to estimate it. This is most often done using methods of statistical estimation.

**Exemple** : deblurring image in Matlab avec la commande `deconvblind`

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE TEMPOREL

Basées sur les **caractéristiques statistiques** fondées uniquement sur la distribution des échantillons signal (données). Ces caractéristiques sont appelées aussi **moments ou cumulants**. These features can inform us how closely the data matches a normal distribution. Cela suppose qu'un changement d'état entraîne un changement de la fonction de densité de probabilité du signal et Par conséquent, les moments peuvent aussi changer.

$$m_n = E\{x^n\} = \frac{1}{N} \sum_i^N x_i^n$$

$E\{x^n\}$  représente l'espérance mathématique de la fonction,  $x_i$  est la donnée historique et  $N$  est le nombre de points de données.

$$\text{Moyenne} = m_1$$

$$\text{Standard Deviation} = m_2 - m_1^2$$

$$\text{Asymétrie} = m_3 - 3m_2m_1 + 2m_1^3$$

$$\text{Kurtosis} = m_4 - 3m_2^2 - 4m_3m_1 + 12m_2m_1^2 - 6m_1^4$$

caractéristiques **non-dimensionnelles**

$$\text{Shape Factor} = x_{rms}/x_{abs}$$

$$\text{Crest Factor} = x_p/x_{rms}$$

$$\text{Clearance Factor} = \frac{x_p}{\left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sqrt{|x(k)|}\right)^2}$$

$$\text{(Impulse Factor) IF} = \frac{x_p}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x(k)|}$$

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE TEMPOREL

### SIGNIFICATION DE QUELQUE PARAMETRES

**RMS** c'est la mesure du contenu de la puissance dans la signature de vibration.

**Kurtosis**: mesure de (picness ou de flatness) relatives d'une distribution donnée comparée à une distribution normale.

**Skewness** indicates whether the majority of the data-points are greater or less than the mean value.

LA **MODÉLISATION DES SÉRIES TEMPORELLES** ajuste les données de forme d'onde à un modèle paramétrique. Cela permet d'utiliser les paramètres en tant que caractéristiques pertinentes. Le **modèle autorégressif (AR)**, le modèle autorégressif moyenne mobile (**ARMA**) et le modèle autorégressif moyenne mobile intégrée (**ARIMA**) sont parmi les techniques de modélisation des séries temporelles les plus favorisées.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

Les méthodes d'analyse dans le domaine fréquentiel sont en mesure de surmonter les inconvénients de l'analyse dans le domaine temporel

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-2\pi jft} dt$$
$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f) e^{+2\pi jft} df$$

la **TF** discrète (**DFT**) est exprimée comme suit:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-2\pi jnk/N} \quad k = 0, 1, \dots, N-1.$$

De la même manière **DFT** inverse:

$$x[k] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{2\pi jnk/N} \quad n = 0, \dots, N-1$$

$$W_N^{kn} = e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}$$
$$X[k] = \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_1[r] W_N^{kr} + W_N^k \sum_{r=0}^{\frac{N}{2}-1} x_2[r] W_N^{kr} = X_1(k) + W_N^k X_2(k)$$

la **TFD** d'un signal à **N** points est obtenue en calculant deux transformations à **N/2** points appliquées séparément aux points de données pairs et impairs.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

Pour un calcul optimal, deux types d'algorithmes sont mis en œuvre pour la **TFD**, à savoir algorithmes **récurif** et **itératif**

### *Algorithme recursif de la FFT en MATLAB*

```
function y = fft_rec(x)
n = length(x);
if n == 1
    y = x;
else
    m = n/2;
    y_top = fft_rec(x(1:2:(n-1)));
    y_bottom = fft_rec(x(2:2:n));
    d = exp(-2 * pi * i / n) .^ (0:m-1);
    z = d .* y_bottom;
    y = [ y_top + z , y_top - z ];
end
```

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

### Algorithme FFT itératif dans MATLAB

```
function y = fft_it(x)
n = length(x);
x = x(bitrevorder(1:n));
q = round(log(n)/log(2));
for j = 1:q
    m = 2^(j-1);
    d = exp(-2 * pi * i / m) .^(0:m-1);
    for k = 1:2^(q-j)
        s = (k-1)*2*m+1; % start-index
        e = k*2*m; % end-index
        r = s + (e-s+1)/2; % middle-index
        y_top = x(s:(r-1));
        y_bottom = x(r:e);
        z = d .* y_bottom;
        y = [y_top + z, y_top - z];
        x(s:e) = y;
    end
end
```

*Pour les algorithmes proposés, le nombre de points dans le domaine fréquentiel sera égal au nombre de points du signal d'échantillons. Cependant, la fonction intégrée MATLAB est capable de changer le nombre de points dans le domaine de fréquence indépendamment.*

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

**Exemple 2:** Pour une sinusoïde avec une fréquence fondamentale de **5 Hz** et une amplitude de **13**, appliquez la FFT pour une période d'échantillonnage de **1 (s)**. Ensuite, étudiez l'effet de la variation de deux paramètres importants, à savoir la fréquence d'échantillonnage et le nombre de points de données dans le domaine fréquentiel pendant une période de **1 s**.

**Conclusion:** la loi de Nyquist exige que la fréquence d'échantillonnage soit au moins égale à deux fois la fréquence minimale que nous visons dans le spectre. En pratique, la fréquence d'échantillonnage devrait être très supérieure à cette mesure. Sinon, la qualité du spectre sera dégradée.

**Exemple 2:** Supposons que nous ayons une combinaison de quatre sinusoïdes aux fréquences de **5, 10, 20** et **50 Hz** présentes à tous les instants. Le second signal est encore une combinaison des fréquences mentionnées alors que les différentes fréquences sont présentes à différents instants

**Conclusion :** la **TF** n'est pas capable de révéler correctement un comportement de signal non stationnaire ou transitoire.

Le premier effort pour résoudre ce problème consiste à utiliser le **STFT** dont le code MATLAB est appelé **STFT**.



# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

Les amplitudes des fréquences reliées à certains types de défauts sont analysées pour être isoler ultérieurement. Les amplitudes peuvent aussi être vérifiées à des bandes de fréquences particulières.

Pour renforcer les résultats de l'analyse du spectre, les filtres de fréquence, la démodulation, l'analyse de la structure de bande latérale et la présentation graphique sont souvent utilisés. Différents types de spectres de fréquences telles que le **spectre de puissance**, le **Cepstre** et les **spectres d'ordre élevé** ont été développés.

Remarque : L'information du **spectre de phase**, malgré qu'elle ne soit pas couramment utilisée comme celle de l'amplitude, elle apporte des informations importantes et complémentaires.

Le **Cepstre** réel est la transformée de Fourier inverse du logarithme réel de l'amplitude de la transformée de Fourier d'une séquence "rceps",

```
y = real(ifft(log(abs(fft(x)))));
```

Le fenêtrage approprié dans le domaine cepstral forme le signal de phase minimum reconstruit:

```
w = [1;2*ones(n/2-1,1);ones(1-rem(n,2),1);zeros(n/2-1,1)];  
ym = real(ifft(exp(fft(w.*y))));
```

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

analyse cepstrale complexe :

```
h = fft(x);
```

```
logh = log(abs(h)) + sqrt(-1) * rcunwrap(angle(h));
```

```
y = real(ifft(logh));
```

(`rcunwrap`, dans le segment de code ci-dessus, est une version spéciale de `unwrap` qui soustrait une ligne droite de la phase. `rcunwrap` est une fonction locale dans `cceps` et n'est pas disponible pour une utilisation à partir de la ligne de commande MATLAB).

Pour un signal donné, le **spectre de puissance** donne un tracé de la partie de la puissance d'un signal (énergie par unité de temps) à des fréquences données. La façon la plus usuelle pour générer un spectre de puissance est l'utilisation de la transformée de Fourier discrète, mais d'autres techniques telle que la méthode d'entropie maximale peuvent également être utilisées.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

Les paramètres suivants, dans le domaine de fréquence, sont couramment utilisés comme indicateurs de défaut

$$\text{fréquence Centrale (FC)} = \frac{\int_0^{+\infty} f s(f) df}{\int_0^{+\infty} s(f)}$$

$$\text{Fréquence quadratique Moyenne (MSF)} = \frac{\int_0^{+\infty} f^2 s(f) df}{\int_0^{+\infty} s(f)}$$

$$\text{Racine de Fréquence quadratique Moyenne (RMSF)} = \sqrt{\text{MSF}}$$

$$\text{Variance de fréquence (VF)} = \frac{\int_0^{+\infty} (f - \text{FC})^2 s(f) df}{\int_0^{+\infty} s(f)}$$

$$\text{Racine de Variance de Fréquence (RVF)} = \sqrt{\text{VF}}$$

où  $s(f)$  est le spectre de puissance du signal. Le  $FC$ ,  $MSF$  et  $RMSF$  montrent le changement de position des principales fréquences. Le  $VF$  et  $RVF$  décrivent la convergence de la puissance du spectre.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

Le spectre d'ordre élevé tels que le **Bispectre** ou le **Trispectre** sont capables d'extraire plus d'informations pour les signaux non gaussiens que le spectre de puissance

A la différence de la Moyennée synchrone, la **Moyennée spectrale** ne réduit pas le bruit. Par contre, elle détermine l'amplitude moyenne à chaque fréquence. Une série de spectres individuels sont additionnés et la somme est divisée par le nombre de spectres.

L'un des problèmes de mesure d'un signal de défaut est l'incapacité de détecter les signaux de petites amplitudes. Un signal de défaut dans le domaine temporel est très étroit, ce qui entraîne une propagation de la composante d'énergie sur un large intervalle de fréquences; par conséquent, les amplitudes harmoniques de la fréquence de défaut sont enterrées dans le bruit.

La **technique enveloppe** est utilisé dans le but de renforcer les petits signaux. Ce procédé sépare d'abord les signaux de fréquences élevées de ceux des fréquences basses par un filtre passe-bande.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

L'**enveloppe** du signal  $x(t)$  est obtenue en calculant l'amplitude d'un signal complexe, formé à partir de  $x(t)$ , en tant que **partie réelle**, et sa transformation de **Hilbert** en tant que partie imaginaire. La transformée de Hilbert d'un signal en domaine temporel est définie comme

$$\text{Hilbert}[x(t)] = \tilde{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

Par conséquent, l'**enveloppe** du signal  $x(t)$  est exprimée comme suit:

$$\text{Enveloppe} [x(t)] = \sqrt{x^2(t) + \tilde{x}^2(t)}$$

### Technique de Résonance de Haute Fréquence (HFRT)

L'analyse spectrale du signal enveloppé est largement utilisée pour le diagnostic de défauts roulements. Les impulsions, créées par les impacts des éléments roulants sur les défauts, ont de courtes durées avec un faible niveau d'énergie qui est distribué sur une large bande. Cependant, les impulsions générées ont suffisamment d'énergie pour exciter la résonance de vibration du système ressort-masse du transducteur. **Le signal de la résonance est modulé en amplitude aux fréquences de défaut.**

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

### Technique de Résonance de Haute Fréquence (HFRT)

Dans cette méthode, le signal d'origine est filtré par bande passante autour de la fréquence de résonance (ex: 20-26 kHz), et les fréquences de défauts sont extraites par la technique démodulation d'amplitude. Ce processus accentue les impulsions de défaut de roulement dans le domaine temporel et les raies spectrales correspondantes aux fréquences caractéristiques. La démodulation d'amplitude d'un signal numérique est obtenue grâce à sa transformée de Hilbert.

La procédure est détaillée dans la [Diapo](#) suivante:

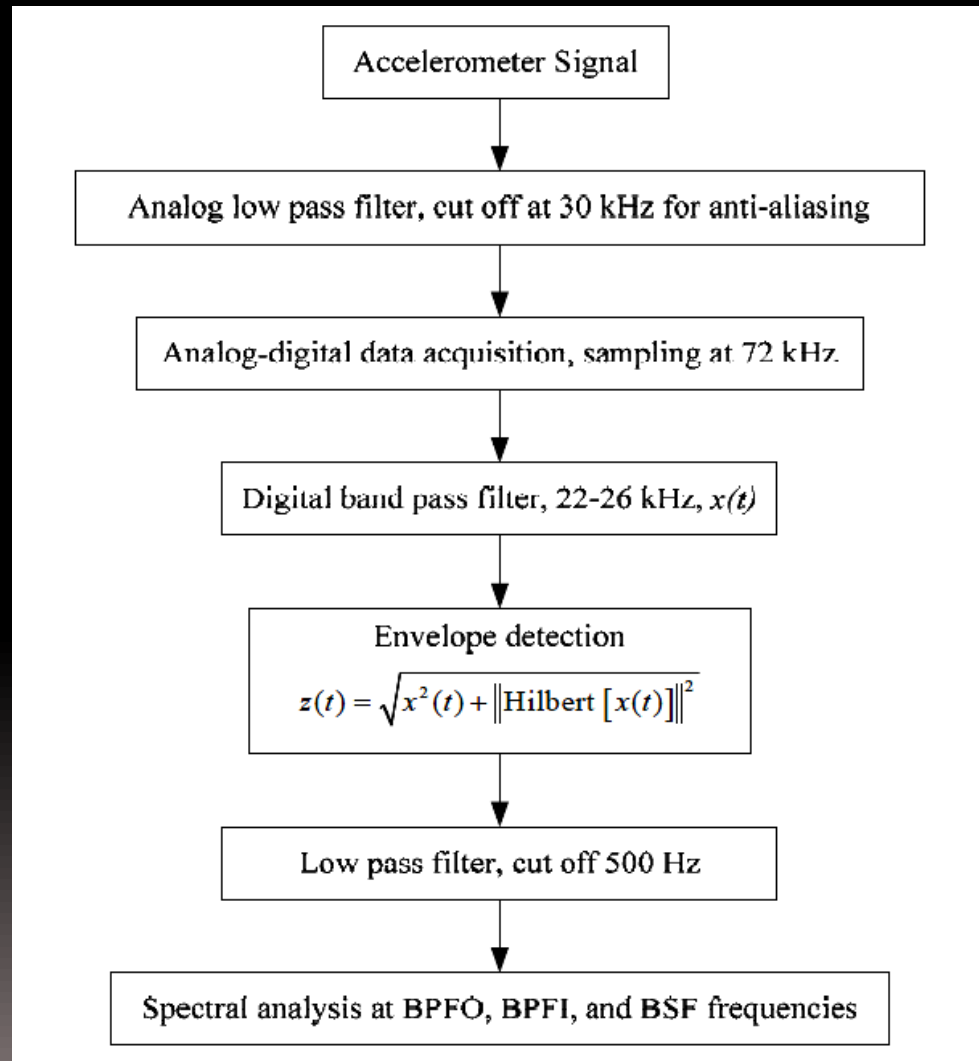
Les valeurs d'amplitude élevée d'un spectre d'enveloppe à une fréquence de défaut caractéristique particulière, obtenues par la méthode précédente, indiquent l'apparition d'un défaut. L'emplacement du défaut peut être déterminé par sa fréquence caractéristique.

(Voir: article " MFPT Bearing Envelope Analysis " et Executer: envelope\_detection.rar)

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

### Technique de Résonance de Haute Fréquence (HFRT)

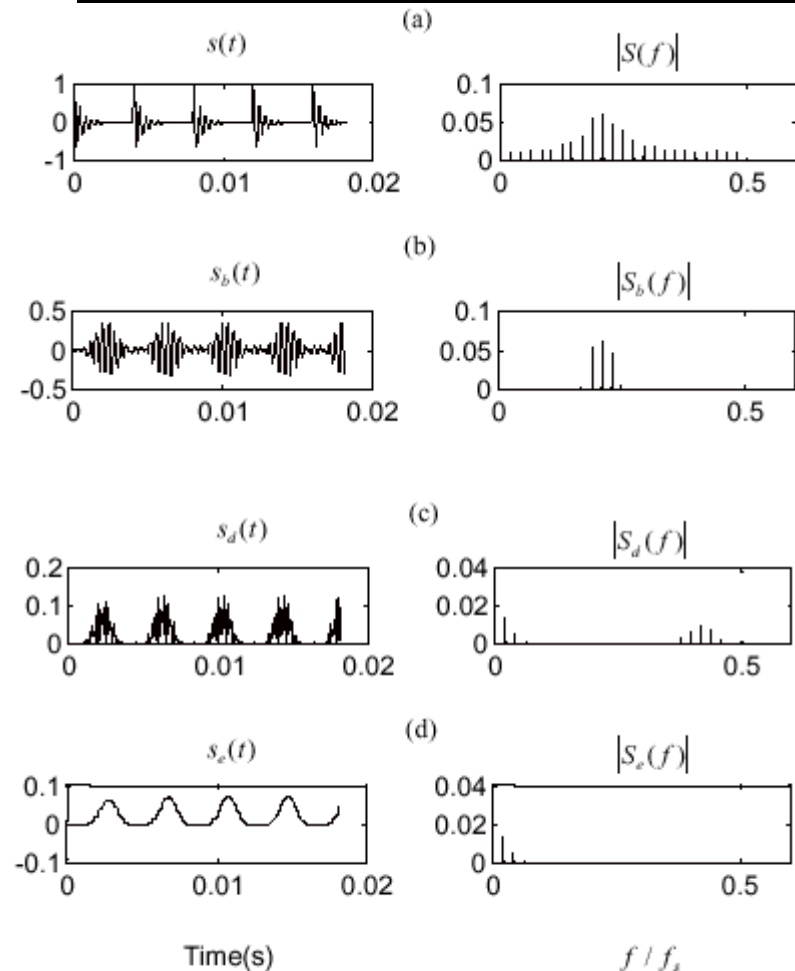


[Retour](#)

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL TRANSFORMEE DE FOURIER

### Technique de Résonance de Haute Fréquence (HFRT)



A bearing defect signal  $\mathbf{s}(t)$  can be represented by bursts of exponentially decaying sinusoidal vibration at a system resonant frequency

The high frequency resonance technique is illustrated in Fig. 1 and Fig. 2 and involves 3 steps.

**First**, bandpass a measured signal (**Fig. 2 (a)**) around a selected high frequency band with the center at a chosen resonant frequency of system, resulting in **Fig. 2 (b)**.

**Second**, demodulate the bandpassed signal with a non-linear rectifier, resulting in **Fig. 2 (c)**.

**Third**, use a low pass filter to cancel high frequency components and retain the low frequency information associated with bearing defects, resulting in **Fig. 2 (d)**

Fig. 2 High Frequency Resonance Technique Processing.



# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

Le moyen le plus simple de résoudre le problème de non stationnarité d'un signal consiste à prendre une petite période du signal et à appliquer la **TF** à cette partie, car un signal non stationnaire est localement stationnaire pendant de courtes périodes, sauf si un signal est fortement variable dans le temps.

À cette fin, une fonction fenêtre appelée **w** dont la durée est égale à la longueur minimale requise pour obtenir l'hypothèse de signal stationnaire est utilisée

$$STFT_x^W(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)W^*(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt$$

où **x(t)**, **w**, **f** et **t** sont le signal d'entrée, la fenêtre, la fréquence et la variable temporelle, respectivement.

En plus, nous devrions savoir que le terme produisant une résolution acceptable du domaine fréquentiel de la **FFT** est le terme exponentiel  $e^{-j2\pi ft}$  qui s'étend de  $-\infty$  à  $+\infty$ .

Cependant, dans un **STFT**, la longueur de la fenêtre est finie, ce qui dégrade la résolution.

Cela signifie qu'il n'est généralement pas possible d'extraire les valeurs exactes des fréquences présentes dans le signal. Cependant, un seul intervalle  $\Delta f$  de fréquences est disponible.

La longueur de la fenêtre est toujours fixée dans un **STFT**; par conséquent, il devrait y avoir un compromis entre les résolutions temps et fréquence.

**Exemple** : le signal **STFT** d'un bip et les signaux en dents de scie sont fournis. Le code **MATLAB** qui utilise la fonction " `spectrogram` " est donné en commentaire.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

### Analyse Multirésolution

Le problème d'une résolution fixe de la **STFT** peut être justifié par le principe d'**incertitude de Heisenberg**. Selon ce principe, il n'est pas possible d'avoir une démonstration temps-fréquence exacte d'un signal. Une analyse alternative appelée (**analyse multirésolution**) pourrait être utilisée. Ce concept aide à développer un nouveau type de transformation appelé **WT**. Une analyse multirésolution signifie que le signal est analysé en utilisant différents niveaux de résolution mis en œuvre en appliquant des fenêtres de longueurs différentes.

### Transformation en ondelettes

La **WT** continue (**CWT**) est une alternative au **STFT** et son objectif est de surmonter les faiblesses associées au **STFT**. En fait, la qualité médiocre de la résolution **STFT** est traitée au moyen du concept de **CWT**. Dans l'analyse en ondelettes, le signal est multiplié par une fonction (**ondelette**), qui joue le rôle de fenêtre, décrite dans la section précédente. De même, l'ondelette est appliquée à différents sous-signaux obtenus en divisant le signal principal en plusieurs signaux.

**WT** est formulé comme suit:

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \Psi_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt$$

où **t** et **s** sont les paramètres de translation et de mise à l'échelle, respectivement. **s** est inversement proportionnel à la fréquence. **s = 1 / f**.

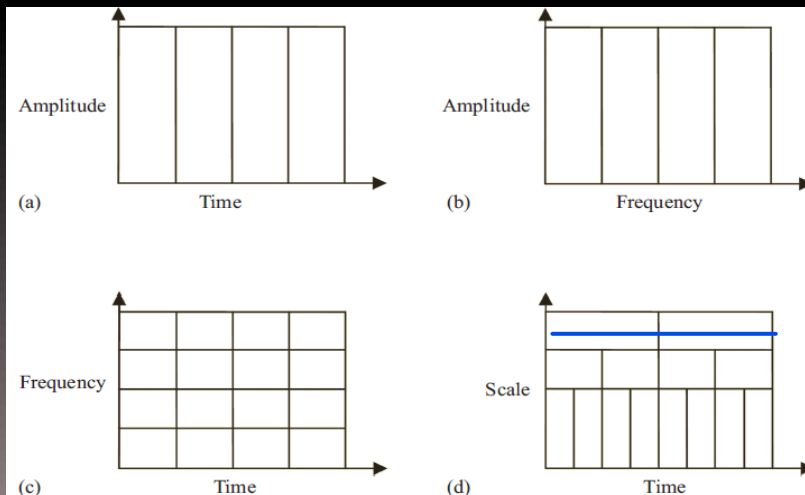
# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

$\psi$  est la fonction fenêtre appelée **ondelette mère**. Le terme "ondelette" est utilisé dans cette transformation pour la longueur courte de la fonction fenêtre. L'ondelette mère est un **prototype utilisé pour produire d'autres fenêtres**.

La mise à l'échelle, en tant qu'opérateur mathématique, réduit ou développe le signal. Ainsi, pour des valeurs plus grandes du paramètre **s**, les détails sont plus visibles. Il convient de noter que le paramètre **s** est le dénominateur de la **CWT** qui conduit à l'extension du signal si **s > 1** et vice versa.

La figure ci-dessous illustre le concept de résolution dans le temps, fréquence et temps-fréquence. Dans une représentation temps-fréquence, chaque rectangulaire a une surface non nulle, traduisant l'idée qu'une résolution précise du temps ou de la fréquence n'est pas disponible.



Résolution en (a) temps, (b) fréquence, (c) temps-fréquence pour **STFT** et (d) temps-fréquence pour **WT**

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

Réduire la largeur des rectangles à une valeur proche de zéro augmente la résolution alors que dans la **STFT**, il est en quelque sorte impossible d'avoir une résolution élevée en temps et en fréquence en même temps. Tous les points situés dans une boîte sont traités avec la même ondelette ou fenêtre.

Dans le **WT**, la largeur et la hauteur des cases changent, tandis que la section de représentation temps-fréquence est fixe. En basses fréquences, la hauteur des cases est inférieure à celle de la région correspondant aux fréquences les plus hautes. En conséquence, la résolution temporelle se dégrade.

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \Psi_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left( \frac{t - \tau}{s} \right) dt = \langle x(t), \psi_{\tau, s}(t) \rangle$$

$$\psi_{\tau, s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi \left( \frac{t - \tau}{s} \right)$$

La **WT** ressemble en fait à la **mesure de la similarité** du signal **x (t)** et de la **ondelette mère**. Par similitude, nous entendons les composantes de fréquence communes. En d'autres termes, **les coefficients de WT sont une indication de la similarité du signal x (t) par rapport aux ondelettes**. Par conséquent, si **x (t)** inclut une composante de fréquence semblable à l'une des ondelettes utilisées pour calculer le **WT**, l'ondelette correspondante sera le facteur principal pour extraire la fréquence attendue, de sorte que le coefficient de cette ondelette sera plus grand.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

Les  $a_k$  correspondant aux fonctions orthogonales s'écrivent:

$$a_k = \langle f(t), \phi_k(t) \rangle = \int f(t) \phi_k^*(t) dt$$

Après avoir calculé les coefficients, la fonction  $f(t)$  peut être reconstruite comme suit:

$$f(t) = \sum_{k=1}^N a_k \phi_k(t) = \sum_{k=1}^N \langle f(t), \phi_k(t) \rangle \phi_k(t)$$

### Transformation en ondelettes inverse

La **WT** est inversible si:

$$\int \psi(t) dt = 0$$

Dans ce cas, la **WT** inverse est la suivante:

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi^2} \iint \Psi_x^\psi(\tau, s) \frac{1}{s^2} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau ds$$

$c_\psi$  est une constante et dépend de l'ondelette. Le processus de reconstruction du signal dépend fortement de ce terme. En général, cette constante est appelée «**constante de admissibilité**» et est égale à :

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

$$c_{\psi} = \left( 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\xi)|^2}{|\xi|} d\xi \right)^{\frac{1}{2}} < \infty$$

Il convient de rappeler que la **WT** est la sortie de la convolution du contenu fréquentiel du signal d'entrée et des ondelettes.

Contrairement à la transformée en ondelettes discrète, la **CWT** peut fonctionner à toutes les échelles, à partir de celle du signal d'origine à une échelle maximale déterminée selon le besoin.

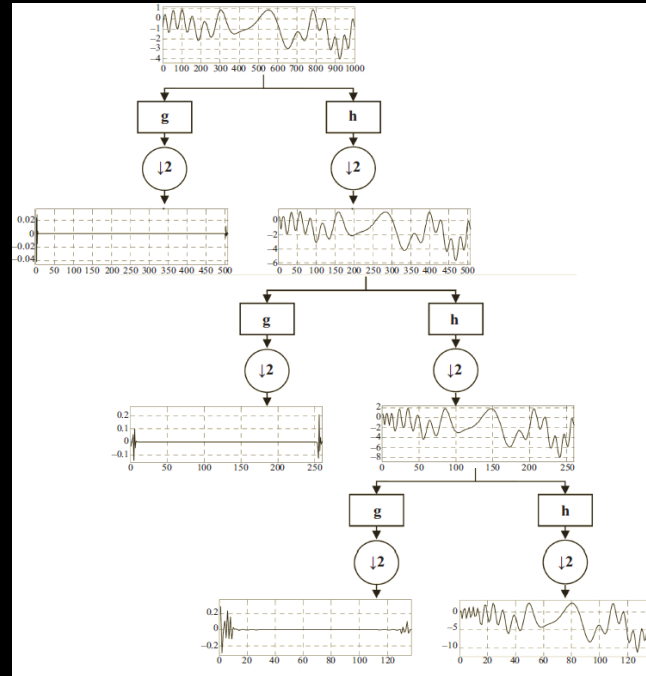
Calculer des coefficients d'ondelettes à toutes échelles possibles représente un **travail fastidieux et génère énormément de données**.

De manière assez remarquable, il s'avère que si nous choisissons des échelles et des positions basées sur les puissances de **deux** - appelées **échelles et positions dyadiques** - notre analyse sera alors beaucoup plus efficace et aussi précise.

Dans la version discrète, des filtres avec différentes fréquences de coupure sont appliqués à différentes échelles. En faisant passer le signal à travers des **filtres passe-bas et passe-haut**, différents contenus de fréquence du signal d'entrée sont analysés.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE



Décomposition du signal en ondelette

Vous trouvez un exemple en **Matlab** en commentaire.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

### Hilbert–Huang transform

La «**fréquence instantanée**» est définie comme la variation dans le domaine temporel des composantes fréquentielles d'un signal. La **HHT** traite directement avec les fréquences instantanées d'un signal, révélant la variation de bandes de fréquences spécifiques au cours d'une période donnée. Le fondement de la **HHT** est d'utiliser la **transformée de Hilbert**, pour extraire d'abord les fréquences instantanées. Ceci est géré en calculant le conjugué complexe du signal **x(t)**, appelé **y(t)**.

$$H[x(t)] = y(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau$$

où **PV** est la valeur principale d'une intégrale singulière. Ensuite, le signal **z(t)** est formé comme suit:

$$z(t) = x(t) + jy(t) = a(t)e^{j\theta(t)}$$

Avec:

$$a(t) = \sqrt{x^2 + y^2}$$

$$\theta(t) = \arctan\left(\frac{y}{x}\right)$$

Où **a(t)** et **θ(t)** sont les fonctions d'amplitude et de phase instantanées, respectivement. Simplement, la fréquence instantanée est calculée en prenant le dérivé par rapport au temps. **ω=dθ(t) /dt**



### Hilbert–Huang transform

La transformation de Hilbert n'est autre que la convolution de  $x(t)$  avec la fonction " $1/t$ ". Bien que la transformation de Hilbert soit utile en elle-même, elle n'est pas capable d'extraire une information de fréquence appropriée. Par conséquent, elle est normalement associée à l'**EMD (Empirical Mode Decomposition)** dans le but d'**augmenter la résolution en fréquence**. Ceci est vraiment important lorsqu'un signal non stationnaire est ciblé.

le type de décomposition utilisé dans cette méthode repose sur certaines hypothèses, comme suit:

- Le signal d'entrée comprend des fonctions en mode intrinsèque (**IMF**) oscillant à une fréquence spécifique.
- Chaque **IMF** a le même nombre d'extrema et de passages à zéro.
- L'oscillation doit être symétrique autour de la valeur moyenne du **IMF**.

Les modes oscillatoires mentionnés, à savoir les **IMF**, suivent les règles suivantes:

- ✓ Le nombre de passages par zéro et le nombre d'extrema doivent être égaux ou différer d'un au plus.
- ✓ La valeur moyenne du point des enveloppes positives et négatives formées par les maxima et les minima, respectivement, doit être égale à zéro.

### Hilbert–Huang transform

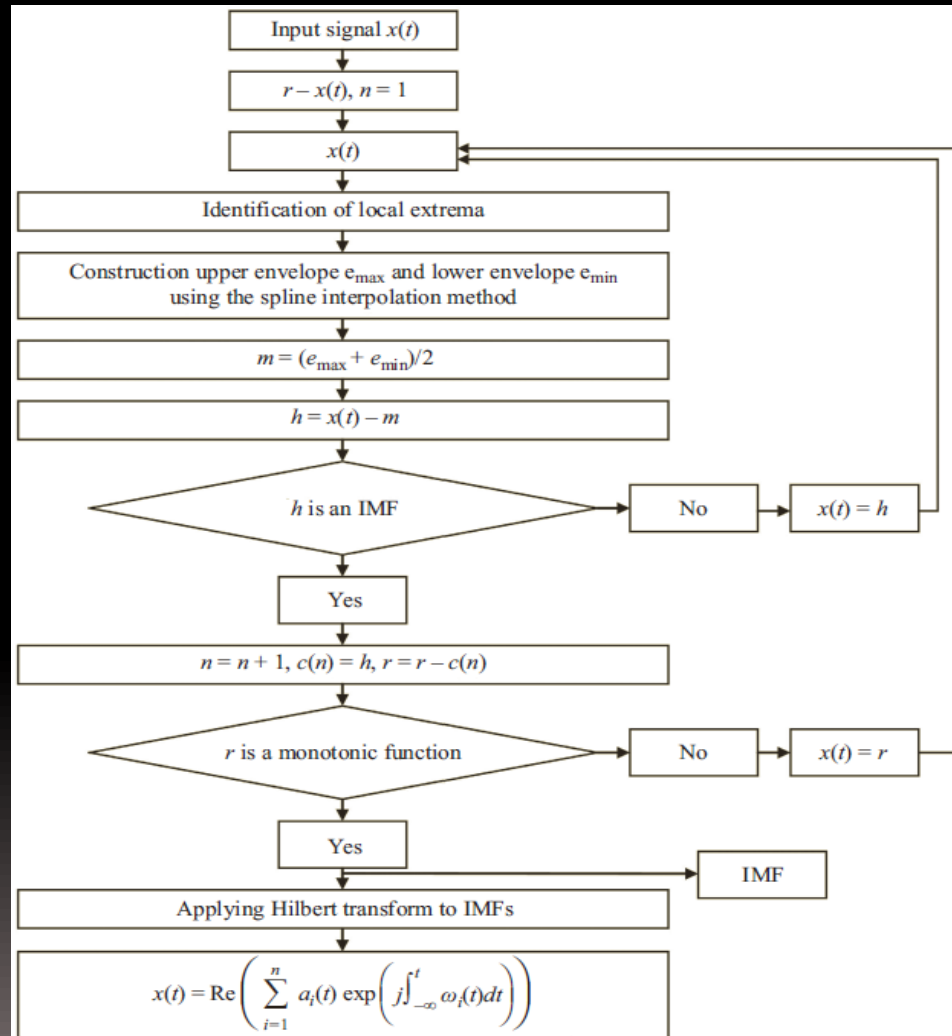
Les définitions ci-dessus indiquent une fonction qui **ressemble** à une fonction harmonique, c'est-à-dire une sinusoïde, dans le domaine temporel. La différence est que, contrairement à une simple fonction harmonique, une **IMF** inclut généralement toutes les fonctions ayant une amplitude ou une fréquence éventuellement variable.

**La base de l'EMD est le calcul des variations temporelles d'un phénomène ou d'un signal et la présentation de ses variations sur différentes fréquences.** Le signal d'entrée est ensuite décomposé en **IMF** calculés à l'aide du processus de filtrage présenté à la Figure ci-dessous

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

### Hilbert–Huang transform



*Empirical Mode Decomposition*

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

### Hilbert–Huang transform

Les enveloppes positives et négatives extraites des points extrema sont déterminées par interpolation spline.  $x(t)$ ,  $r$ ,  $m$ ,  $h$ ,  $n$  et  $c$  sont le signal d'entrée ou le courant monophasé du stator, fonction résiduelle indiquant le dernier **IMF** calculé, les enveloppes négative et positive du signal, la différence entre le signal d'entrée à chaque étape avec  $m$ , nombre de **IMF** et **IMF** finale à chaque étape, respectivement.

La valeur moyenne des deux enveloppes est soustraite du signal fondamental, et l'existence du **IMF** est examinée. Si cette condition n'est pas remplie, le signal  $x(t)$  est remplacé par  $h$  et ce processus se poursuit jusqu'à ce que la condition ( $h$  est un **IMF**) soit satisfaite. Comme le signal d'entrée a déjà été discrétisé, les calculs se font numériquement. Par conséquent, il n'est pas possible de satisfaire aux deux conditions **IMF** et un critère est considéré pour arrêter la boucle de conservation des conditions. L'écart type (**SD**) suivant:

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[ \frac{|(h_{(n-1)}(t) - h_n(t))|^2}{h_{(n-1)}^2(t)} \right]$$

doit être relativement petit, où  $n$  est le nombre d'itérations et  $c$  le **IMF** obtenu à la  $n^{\text{ième}}$  étape. La valeur de **SD** dépend de la qualité de la séparation de fréquence requise. Comme la fréquence dominante de l'alimentation n'est pas élevée et que les harmoniques de défaut ont une différence séparable par rapport à l'harmonique fondamentale, la **SD** peut être choisie grande.

# METHODES DE DIAGNOSTIC BASEES SUR LE TRAITEMENT DE DONNEES

## TECHNIQUES DE TRAITEMENT DU SIGNAL EN DOMAINE TEMPS-FREQUENCE

### Hilbert–Huang transform

Par conséquent, le nombre d'itérations et par conséquent le temps d'évaluation du **IMF** sont réduits. Les **IMF** sont calculés jusqu'au point où le signal résiduel de **r** ou **s** devient une fonction monotone. Par conséquent, le signal fondamental est décomposé en différentes fréquences. Le premier **IMF** a la bande de fréquence la plus haute et le dernier a la plus basse.

La composante harmonique fondamentale peut être décomposée par **IMF<sub>1</sub>** et seules les composantes du défaut sont conservées. Il est à noter que **le nombre de points d'échantillonnage doit être suffisant**. La résolution du **HHT** dépend fortement de ce nombre. La fréquence d'échantillonnage est déterminée de telle sorte que la bande de fréquence du **IMF** liée à la fréquence fondamentale soit limitée à **0,5–1 Hz**. Le **SD** doit être choisi de telle sorte que la bande de fréquences **IMF<sub>1</sub>** comprenant la composante fondamentale du courant soit large. Ainsi, l'analyse **EMD** se termine. Ensuite, la transformation de Hilbert est appliquée à chaque **IMF** et à la dernière étape l'extraction des fréquences instantanées. **Au lieu d'appliquer la transformation de Hilbert à l'ensemble  $x(t)$ , elle est appliquée aux décompositions de  $x(t)$** . Par conséquent, une résolution de fréquence plus est obtenue car les bandes de fréquence sont déjà séparées au moyen de l'**EMD**. Dans le cas de l'application de la transformation de Hilbert à  **$x(t)$** , une seule bande de fréquence est obtenue. Cela peut donc ne pas être utile lorsque les transitoires ou les oscillations provoqués par des défauts ont des amplitudes relativement plus petites que la fréquence fondamentale du signal d'entrée.

### Hilbert–Huang transform

Enfin,  $x(t)$  peut être reconstruit en combinant les parties réelles de la transformation de Hilbert des **IMF** exprimées comme suit:

$$x(t) = \text{Re} \left( \sum_{i=1}^n a_i(t) \exp \left( i \int_{-\infty}^t \omega_i(t) dt \right) \right)$$

Notez que la dernière **IMF** obtenue lorsque le critère d'arrêt est satisfait est appelée "**résidu**". Le résidu est constitué des fréquences les plus basses du signal, tandis que la première **IMF** comprend les fréquences les plus hautes. C'est normalement une fonction monotone du temps.

Deux facteurs influent sur la qualité du **IMF** :

- ✓ le **SD**: augmenter cette valeur entraîne un processus de calcul plus rapide alors que le processus de filtrage peut ne pas être suffisamment précis.
- ✓ le nombre des **IMFs**: l'augmentation du nombre de **IMF** signifie une meilleure décomposition.

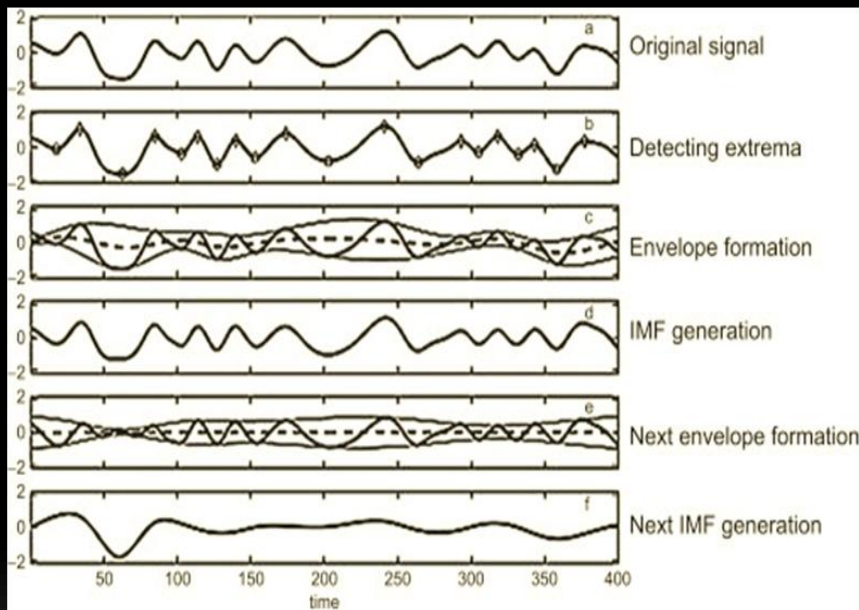
### Hilbert–Huang transform

L'un des inconvénients du **HHT** est l'effet marginal observé dans les résultats du processus. Si la période d'échantillonnage est inférieure à un cycle de la composante de fréquence attendue, l'effet marginal pourrait déformer totalement la forme du **IMF** correspondante, produisant un signal ambigu. D'autre part, s'il existe différents types de défauts dont les fréquences associées sont proches les unes des autres, le **HHT** ne sera pas en mesure de les décomposer à moins que les amplitudes correspondantes diffèrent beaucoup. La **HHT** fonctionne très bien dans le cas de signaux non stationnaires; Cependant, son application aux signaux fixes reste valable.

**Exemple:** Code MATLAB pour la **HHT**. À l'aide de ce code, un exemple de signal transitoire composé d'une sinusoïde pure et d'une sinusoïde à décroissance exponentielle aux fréquences respectives de 30 et 60 Hz, est traité dans le but de démontrer l'application du HHT à un signal transitoire.  
Commenter les résultats.

### Hilbert–Huang transform

#### EMD operation



EMD is a user-controlled signal decomposition approach, and results in a group of frequency ordered components. The IMFs are extracted using the following two steps (Huang, 2014):

(1) identify all the extrema in the signal, and (2) produce the lower and upper envelopes by connecting the local maxima and minima using a cubic spline. Therefore, for a signal  $x(t)$ , if  $m_1$  is the mean of the first set of upper and lower envelopes, then the first IMF  $IMF_1$  is given as

$$(1) IMF_1 = x(t) - m_1$$

Following this,  $IMF_1$  is now treated as new data and the sifting process continues to,

$$(2) IMF_2 = IMF_1 - m_{11}$$

where  $m_{11}$  is the mean of new upper and lower envelopes of the first  $IMF_1$ . A de facto rule indicates that one must stop the IMF extraction when the signal does not contain more than two extrema (Huang, 2014). Fig. 4 highlights the iterative process of EMD for generating IMFs.





FIN  
FIN