

ENSEA 3ème SyM (2017-2018)  
Traitement du signal audio musical  
Partie 1: transformation et séparation du son

Geoffroy.Peeters@ircam.fr  
UMR SMTS 9912 (IRCAM CNRS UPMC)

1. Théorie : Traitement du signal fréquentiel
    - 1.1 Transformée de Fourier (temps et fréquences continus)
    - 1.2 Transformée de Fourier (temps et fréquences discrets)
    - 1.3 Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT
    - 1.4 Transformée à Q-Constant (CQT)
    - 1.5 Deux interprétations de la TFCT
    - 1.6 Reconstruction du signal par addition/ recouvrement (TFTC inverse)
  - 1.7 Application : filtrage constant au cours du temps
  - 1.8 Application : débruitage par soustraction spectrale
  - 1.9 Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase
2. Séparation de sources
    - 2.1 Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique
    - 2.2 Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

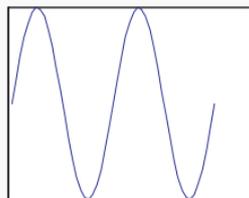
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (temps et fréquences continus)

### Transformée de Fourier (temps et fréquences continus)

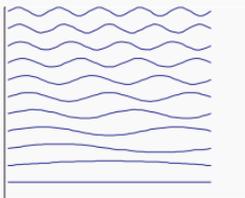
$$X(\omega) = \int_{t=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad X(f) = \int_{t=-\text{inf}}^{+\text{inf}} \exp(-j2\pi ft) dt$$

- Variables :
  - $t$  est le **temps**
  - $\omega = 2\pi f$  les **fréquences continues** exprimées en radian,
  - $\exp(j2\pi ft) = \cos(2\pi ft) + j \cdot \sin(2\pi ft)$ .
- Pourquoi la Transformée de Fourier ?
  - Difficile d'extraire des observations directement à partir de la forme d'onde  $x(t)$
  - Reproduire la décomposition en fréquences de l'oreille humaine

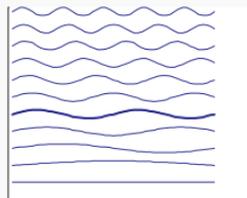


$x(t)$

**X**



$\sin(2 \pi f t)$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (temps et fréquences continus)

### Propriété de la Transformée de Fourier (temps et fréquences continus)

Propriétés	$x(t)$	$X(f)$
Similitude	$x(at)$	$\frac{1}{ a } X\left(\frac{f}{ a }\right)$
Linéarité	$ax(t) + by(t)$	$aX(f) + bY(f)$
Translation	$x(t - t_0)$	$X(f) \exp(-j2\pi ft_0)$
Modulation	$x(t) \exp(j2\pi f_0 t)$	$X(f - f_0)$
Convolution	$x(t) \otimes y(t)$	$X(f) Y(f)$
Produit	$x(t)y(t)$	$X(f) \otimes Y(f)$
Parité	réelle paire réelle impaire imaginaire paire imaginaire impaire complexe paire complexe impaire réelle  $x^*(t)$	réelle paire imaginaire paire imaginaire paire réelle impaire complexe paire complexe impaire $X(f) = X^*(-f)$ $\Re(X(f))$ est paire $\Im(X(f))$ est impaire $X^*(f)$

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (temps et fréquences discrets)

$$X(k) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m) e^{-j2\pi \frac{k}{N} m} \quad \forall k \in [0, N]$$

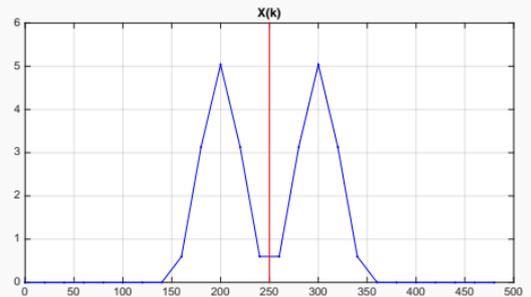
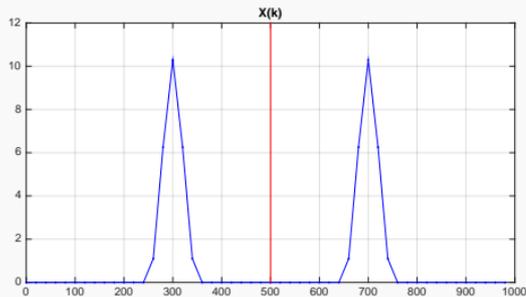
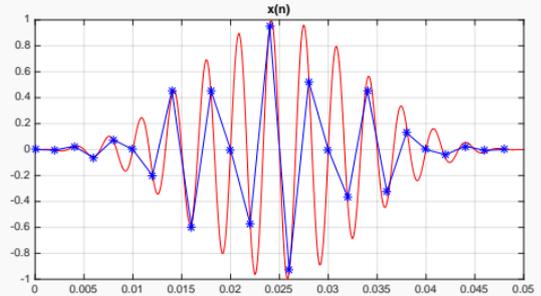
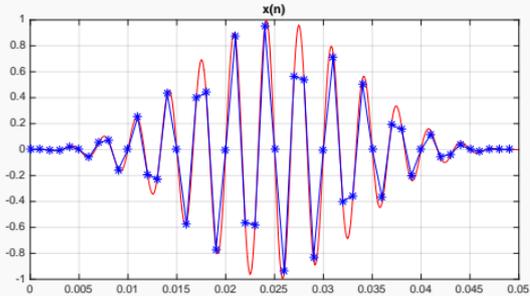
- Variables :
  - $m$  le numéro d'**échantillon**
  - $k$  les **fréquences discrètes**
- Fréquence d'échantillonnage (sampling rate)  $sr$ 
  - $sr$  définit à quelle fréquence le signal temporel va être échantillonné
  - Exemple :
    - Compact Disc  $sr = 44100$  Hz
    - La distance temporelle entre deux échantillons (le pas d'échantillonnage) est de  $\Delta t = \frac{1}{44100} = 0.000023$  s.
- $sr$  doit être  $>$  à deux fois la  $f_{\max}$  présente dans le signal
  - Sinon : repliement spectral
    - exemple : captation d'une roue d'une voiture accélérant dans les films
  - **Fréquence de Nyquist** :  $f_{Nyquist} = \frac{sr}{2} > f_{\max}$

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (temps et fréquences discrets)

$$f_{\max} = 300, sr = 1000$$

$$f_{\max} = 300, sr = 500$$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

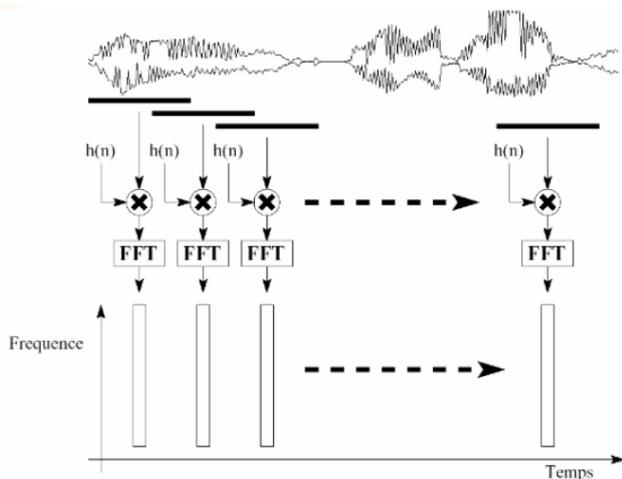
## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

$$X(k, n) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m)w(n-m)e^{-j2\pi\frac{k}{N}m} \quad \forall k \in [0, N]$$

- Application de la TFD à une portion du signal centrée autour de l'échantillon  $n$

### Pourquoi la TFCT ?

- Signal audio = non-stationnaire
  - ses propriétés varient au cours du temps
- **Stationnaires "localement"** (en temps)
  - sur une durée de  $\pm 40$ ms
- TFCT = suite d'analyses de Fourier sur des durées de  $\pm 40$ ms
  - = analyse à Court Terme ("trames/frames" en vidéo)



source : Jean Laroche

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

$$X(k, n) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m)w(n-m)e^{-j2\pi\frac{k}{N}m} \quad \forall k \in [0, N]$$

### Fenêtre de pondération $w(t)$

- $x(t) \cdot w(t) \Rightarrow X(f) \circledast W(f)$ 
  - $w(t)$  est appelé "**fenêtre de pondération**"
  - $w(t)$  différents **types** de fenêtre
  - $w(t)$  définie sur un horizon fini (**longueur temporelle**)  $[0, L]$ .
  - Choix du type et de la longueur détermine les caractéristiques spectrales
    - Largeur de bande fréquentielle (à  $-6dB_{20}$ ) :  $Bw = \frac{Cw}{L}$
    - Hauteur des lobes secondaires

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

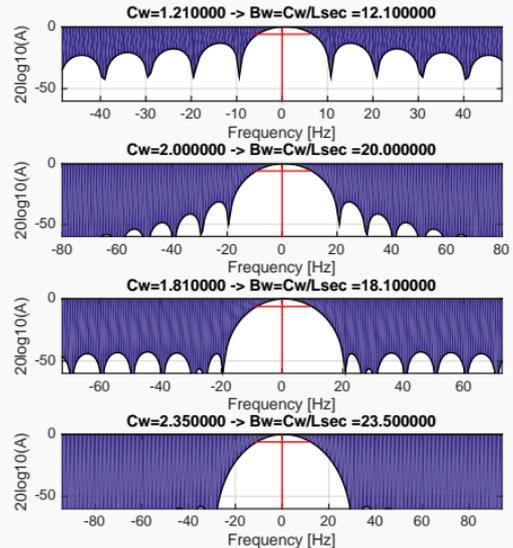
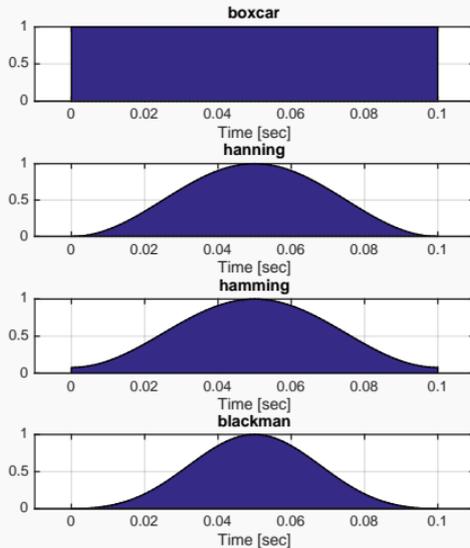
### Choix du **type** de la fonction :

- rectangulaire
  - $w(n) = 1$
  - $Bw = 1.21$
- hanning
  - $w(n) = 0.5(1 - \cos(\frac{2\pi n}{N-1}))$
  - $Bw = 2$
- hamming
  - $w(n) = 0.54 - 0.46 \cos(\frac{2\pi n}{N-1})$
  - $Bw = 1.81$
- blackman
  - $w(n) = a_0 - a_1 \cos(\frac{2\pi n}{N-1}) + a_2 \cos(\frac{4\pi n}{N-1})$
  - $Bw = 2.35$

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

### Influence du **type** de la fonction



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

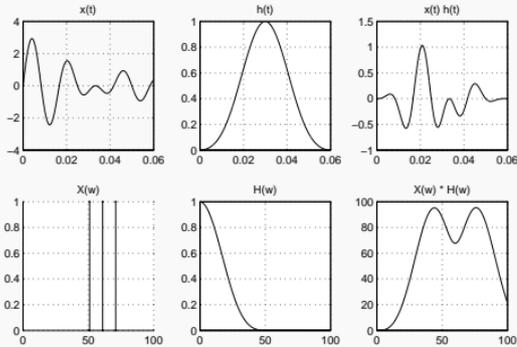
### Choix de la **longueur temporelle** $L$ :

- Au plus la fenêtre est courte,
  - au plus on observe précisément les temps.
- Au plus la fenêtre est longue,
  - au plus on observe précisément les fréquences.

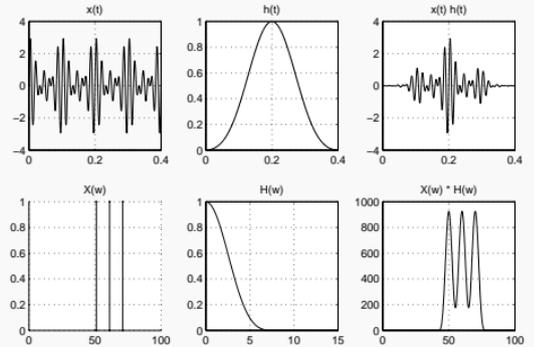
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

Influence de la **longueur temporelle L**  
( $L = 0.06s.$ )



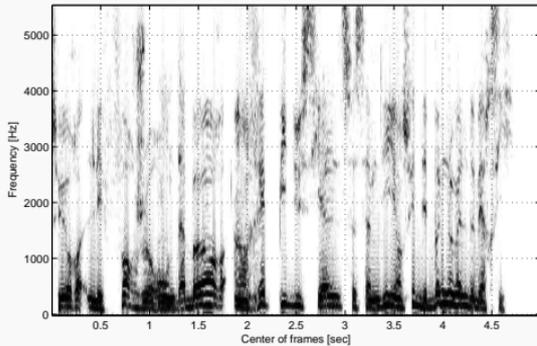
Influence de la **longueur temporelle L**  
( $L = 0.4s.$ )



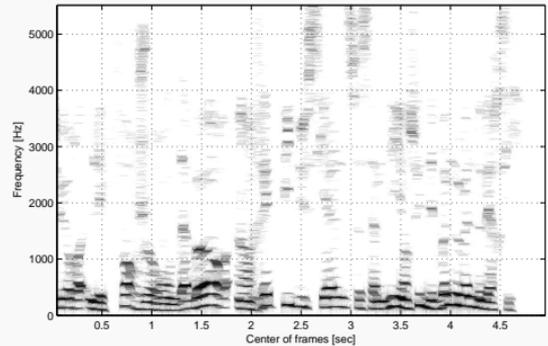
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

Influence de la **longueur temporelle**  $L$   
( $L = 0.01s.$ )



Influence de la **longueur temporelle**  $L$   
( $L = 0.1s.$ )

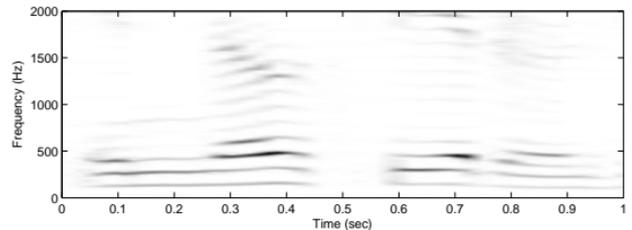
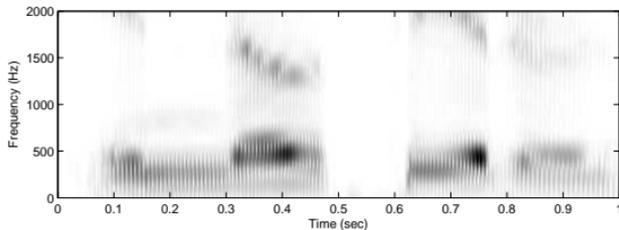
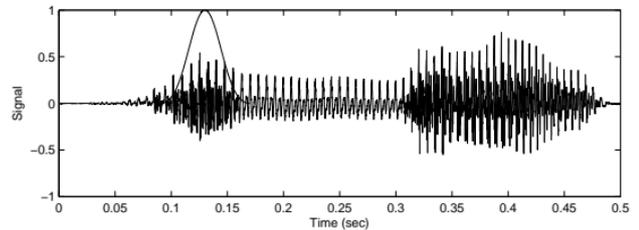
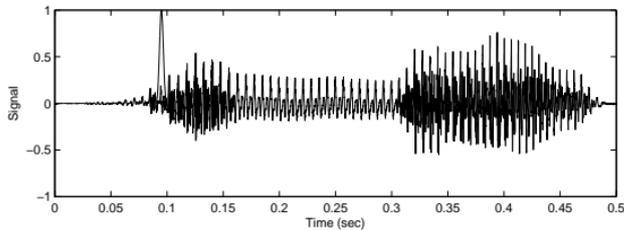


# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée de Fourier (à Court Terme) : TFCT

### Paradoxe temps/ fréquence

- Pas possible d'avoir simultanément une bonne localisation en temps et en fréquence !



- Comme résoudre ce problème ?
  - Utiliser d'autres transformées que celle de Fourier

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée à Q-Constant (CQT)

### Transformée à Q-Constant (CQT)

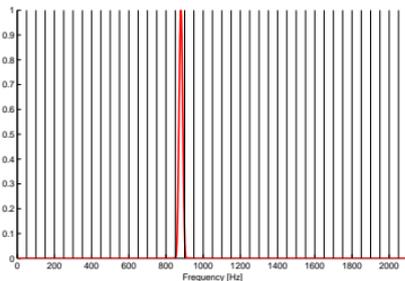
- La DFT
  - Définition : **La précision fréquentielle** :  $\Delta f = \frac{sr}{N}$ 
    - c'est le pas d'échantillonnage du spectre
    - elle dépend de la taille de la DFT :  $N$
    - on peut l'augmenter en augmentant  $N$
  - Définition : **La résolution fréquentielle** :  $B_w = \frac{C_w}{L}$ 
    - c'est le pouvoir de séparation entre deux fréquences présentes simultanément dans le spectre, le pouvoir de résoudre spectralement
  - Attention :
    - même si on augmente  $N$  (zero-padding) en gardant  $L$  constant on n'améliore pas la résolution !
- Dans la DFT, la précision et la résolution fréquentielle sont constantes à travers les fréquences

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

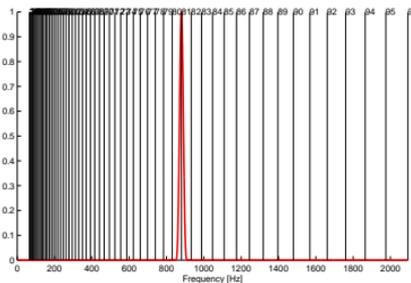
## Transformée à Q-Constant (CQT)

### Transformée à Q-Constant (CQT)

- En audio musical
  - les fréquences sont logarithmiquement espacées
    - pour passer des fréquences aux hauteurs de notes :
$$m_k = 12 \cdot \log_2 \frac{f_k}{440} + 69$$
    - pour passer des hauteurs de notes aux fréquences :  $f = 440 \cdot 2^{\frac{m-69}{12}}$
  - les hauteurs de notes sont plus rapprochées en basses fréquences, plus espacées en hautes fréquences
- La **résolution fréquentielle** de la DFT
  - n'est pas suffisante pour résoudre les hauteurs de notes adjacentes en basses fréquences,
  - est trop importante en hautes fréquences



Espacement linéaire de la DFT



Espacement logarithmique des hauteurs de notes

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée à Q-Constant (CQT)

### Transformée à Q-Constant

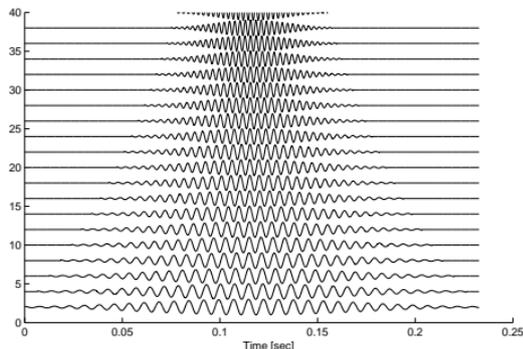
[J. Brown and M. Puckette. An efficient algorithm for the calculation of a constant q transform. JASA, 1992.]

- Solution ?
  - Changer la **résolution fréquentielle** en fonction des fréquences considérées
- Comment ?
  - En changeant la longueur temporelle de la fenêtre pour chaque fréquence considérée
  - Le facteur  $Q = \frac{f_k}{f_{k+1} - f_k}$  doit rester constant en fréquence

$$Q = \frac{f_k}{BW} = \frac{f_k}{Cw/L} = \frac{f_k \cdot L}{Cw}$$

- on choisit un  $L$  pour chaque fréquence  $f_k$

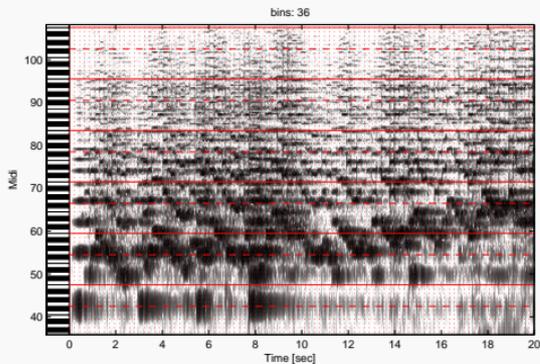
- $L_k = \frac{Q \cdot Cw}{f_k}$



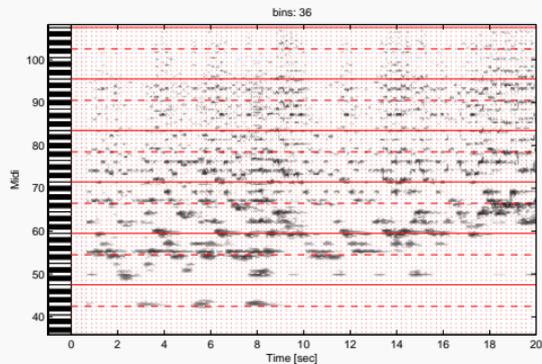
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée à Q-Constant (CQT)

### Exemples (en utilisant la DFT)



### Exemples (en utilisant la CQT)

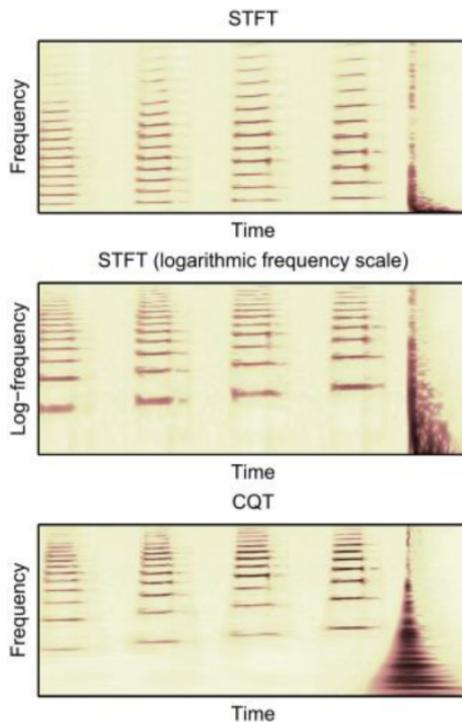


# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Transformée à Q-Constant (CQT)

### Transformée à Q-Constant (CQT)

- Sur une transformée à Q constant :
  - Une différence de pitch correspond à une translation sur l'axe des fréquences



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## 1.5- Deux interprétations de la TFCT

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Deux interprétations de la TFCT

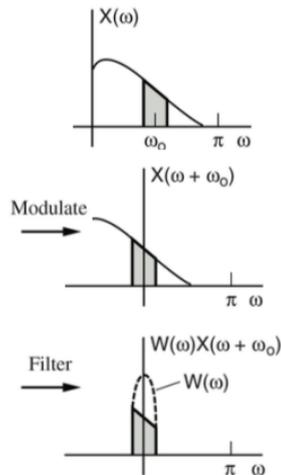
### Deux interprétations de la TFCT

- Interprétation **passé-bas** :
  - on regarde l'évolution du signal à une fréquence  $f_0$  donnée

$$X(f, n) = \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(m)w(n-m)e^{-j2\pi fm}$$

$$\begin{aligned} X(f_0, n) &= \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} [x(m)e^{-j2\pi f_0 m}] w(n-m) \\ &= \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x_0(m)w(n-m) \\ &= x_0(n) \circledast w(n) \end{aligned}$$

- avec  $x_0(m) = x(m)e^{-j2\pi f_0 m}$  le signal modulé
- il s'agit d'une convolution de  $x_0(m)$  par le filtre passe-bas  $w(m)$



source : Patrick J. Wolfe, 2009

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Deux interprétations de la TFCT

Déduction du pas d'avancement

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Deux interprétations de la TFCT

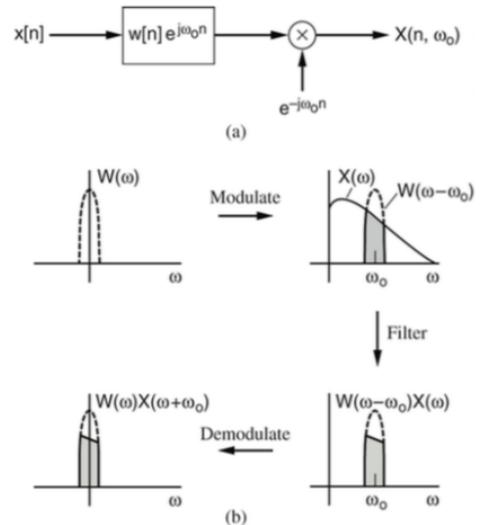
### Deux interprétations de la TFCT

- Interprétation **pass bande** :

- on regarde l'évolution du signal à une fréquence  $f_0$  donnée

$$\begin{aligned}
 X(f, n) &= \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(m)w(n-m)e^{-j2\pi fm} \\
 X(f_0, n) &= \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(m) \underbrace{w(n-m)e^{j2\pi f_0(n-m)}}_{w_0(n-m)} e^{-j2\pi f_0 n} \\
 &= \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(m)w_0(n-m)e^{-j2\pi f_0 n} \\
 &= e^{-j2\pi f_0 n} \sum_{m=-\text{inf}}^{+\text{inf}} x(m)w_0(n-m) \\
 &= e^{-j2\pi f_0 n} \cdot [x(m) \circledast w_0(n)]
 \end{aligned}$$

- avec  $w_0(m) = w(m)e^{j2\pi f_0 m}$  la fenêtre démodulée
- il s'agit d'une convolution de  $x(m)$  par le filtre passe-bande  $w_0(m)$



source : Patrick J. Wolfe, 2009

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## 1.6- Reconstruction du signal par addition/ recouvrement (TFTC inverse)

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Reconstruction du signal par addition/ recouvrement (TFCT inverse)

On peut reconstruire le signal audio à partir des informations de la TFCT

- Méthode d'addition/recouvrement (OverLap-Add, OLA)

$$X(k, n) = \sum_m x(m)w(n - m)e^{-j2\pi \frac{k}{N}m}$$

$$\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k, n)e^{+j2\pi \frac{k}{N}m} = x(m)w(n - m)$$

$$\text{si } n=m \quad \frac{1}{Nw(0)} \sum_{k=0}^{N-1} X(k, n)e^{+j2\pi \frac{k}{N}n} = x(n)$$

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Reconstruction du signal par addition/ recouvrement (TFTC inverse)

On peut reconstruire le signal audio à partir des informations de la TFCT

- Si on note  $n = rl$ 
  - $r \in \mathbb{N}$  le numéro de la trame d'analyse
  - $l$  le pas d'avancement en échantillons

$$y(m, rl) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k, rl) e^{+j2\pi \frac{k}{N} m}$$

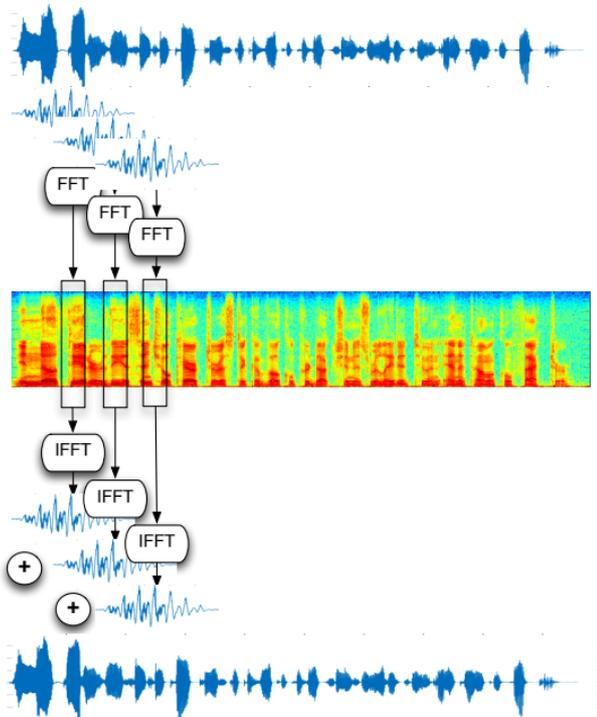
$$= x(m) w(rl - m)$$

$$y(m) = \sum_r y(m, rl)$$

$$= \sum_r x(m) w(rl - m)$$

$$= x(m) \sum_r w(rl - m)$$

$$x(n) = \frac{\sum_r y(m, rl)}{\sum_r w(rl - n)}$$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## Reconstruction du signal par addition/ recouvrement (TFCT inverse)

On peut reconstruire le signal audio à partir des informations de la TFCT

- Si on note  $n = rl$ 
  - $r \in \mathbb{N}$  le numéro de la trame d'analyse
  - $l$  le pas d'avancement en échantillons

$$y(m, rl) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k, rl) e^{+j2\pi \frac{k}{N} m}$$

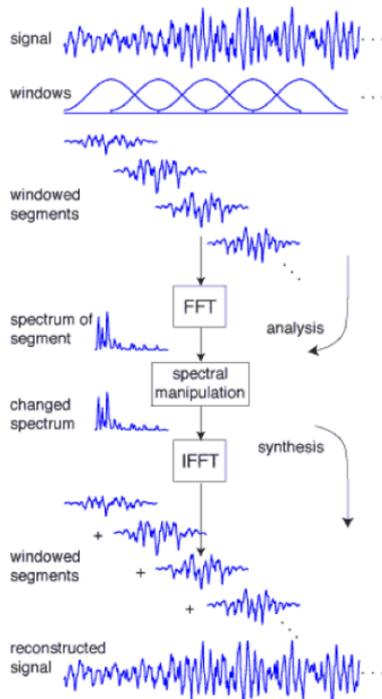
$$= x(m) w(rl - m)$$

$$y(m) = \sum_r y(m, rl)$$

$$= \sum_r x(m) w(rl - m)$$

$$= x(m) \sum_r w(rl - m)$$

$$x(n) = \frac{\sum_r y(m, rl)}{\sum_r w(rl - n)}$$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## 1.7- Application : filtrage constant au cours du temps

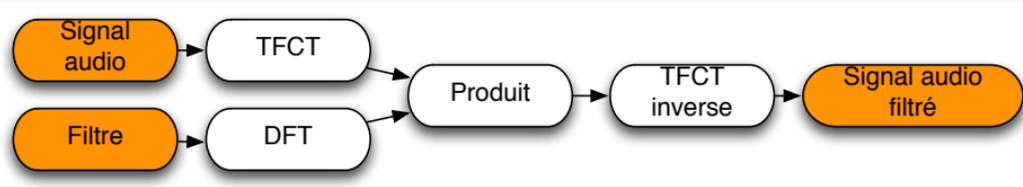
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : filtrage constant au cours du temps

## Application : filtrage constant au cours du temps

Filtrage dans le domaine fréquentiel = très économique en coût de calcul

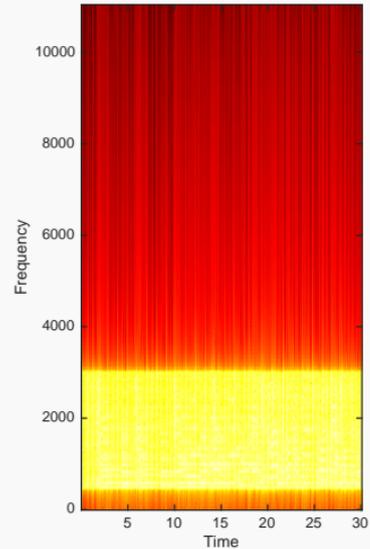
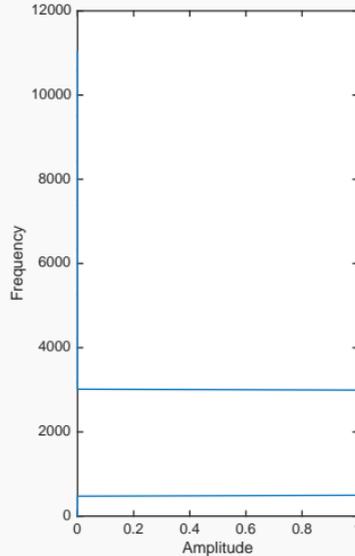
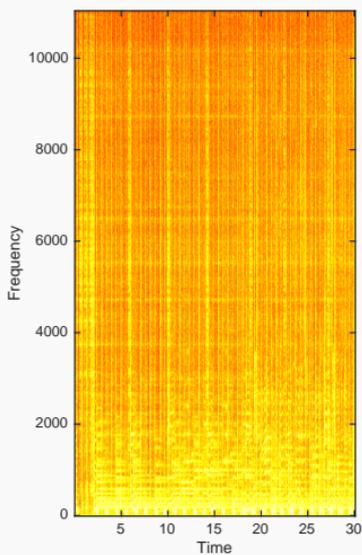
- $x(t) \otimes h(t) \Leftrightarrow X(\omega)H(\omega)$
- convolution en temps  $\Leftrightarrow$  produit en fréquence
- utilisation de l'algorithme FFT



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : filtrage constant au cours du temps

## Application : filtrage constant au cours du temps



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

## 1.8- Application : débruitage par soustraction spectrale

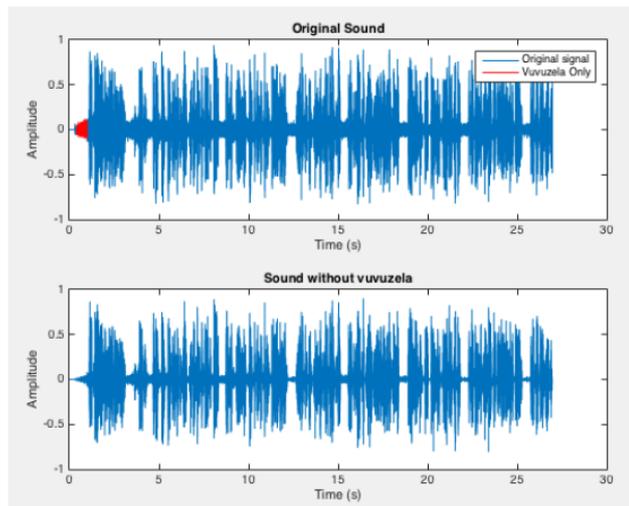
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : débruitage par soustraction spectrale

## Application : débruitage par soustraction spectrale

[ S. F. Boll. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on, 27(2) :113–120, 1979.]

- soit  $x(t) = s(t) + n(t)$ 
  - $s(t)$  est un signal de parole
  - $n(t)$  est un bruit additif
  - on peut écrire le modèle :
$$X(\omega) = S(\omega) + N(\omega)$$
- **Méthode**
  - On cherche un filtre fréquentiel  $H(\omega)$  permettant de retirer le bruit additif
  - Amplitude de ce filtre
    - = valeur moyenne de  $|N(\omega)|^2$  calculée sur un segment ne contenant que du bruit
    - $\mu(\omega) = E\{|N(\omega)|\}$
  - Phase
    - = la phase de  $X$  :  $\phi_x(\omega)$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : débruitage par soustraction spectrale

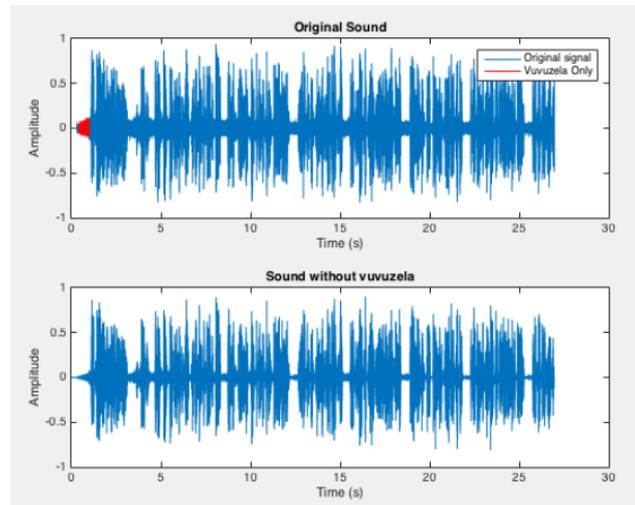
## Application : débruitage par soustraction spectrale

- Soustraction :

$$\begin{aligned}\hat{S}(\omega) &= [|X(\omega)| - \mu(\omega)] e^{j\phi_x} \\ &= \underbrace{\left[ 1 - \frac{\mu(\omega)}{|X(\omega)|} \right]}_{H(\omega)} |X(\omega)| e^{j\phi_x} \\ &= H(\omega)X(\omega)\end{aligned}$$

- **Amélioration** :

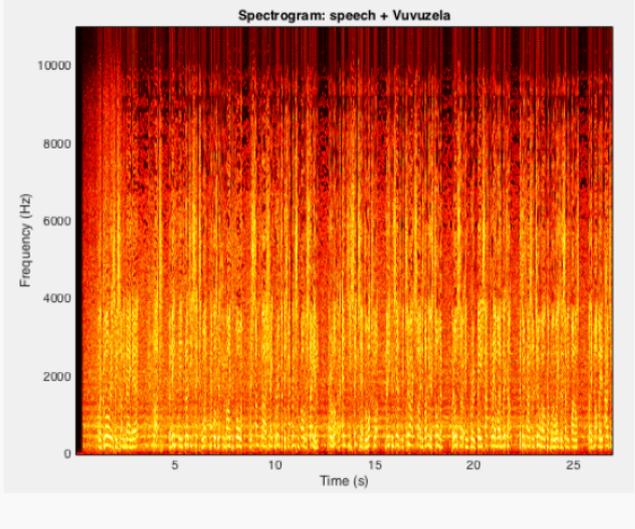
- pour éviter des problèmes lorsque  $|X(\omega)| < \mu(\omega)$  (quand le spectre d'amplitude est < au spectre moyen du bruit)
- rectification demi-onde (half-wave rectification) :  $H_R(\omega) = \frac{H(\omega) + |H(\omega)|}{2}$



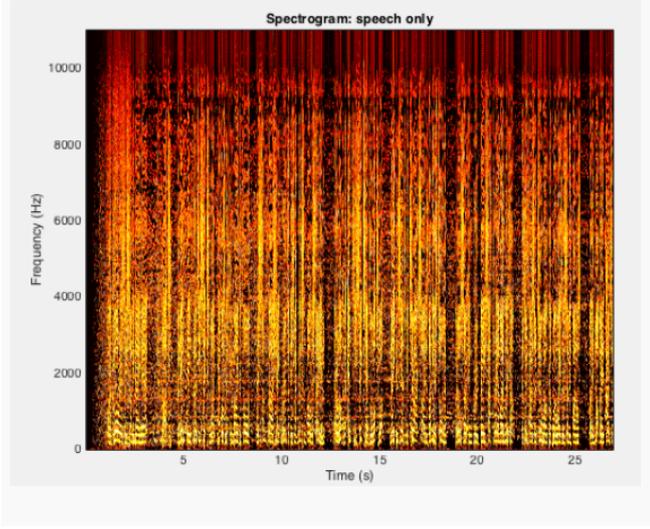
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : débruitage par soustraction spectrale

## Spectrogramme speech+noise



## Spectrogramme speech



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

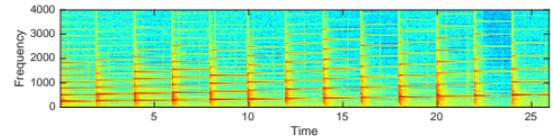
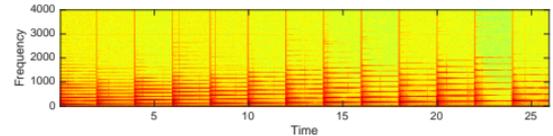
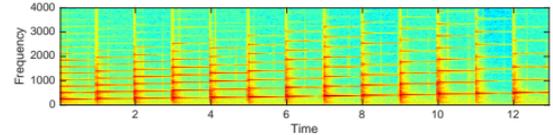
## 1.9- Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Technique de DJ pour changer le tempo

- Ralentir/accélérer la vitesse de lecture (du vinyl, de la bande magnétique)
- $x(\alpha t) \Leftrightarrow \frac{1}{\alpha} X\left(\frac{f}{|\alpha|}\right)$
- Ralentir le temps :  $\alpha < 1$ 
  - mais contracte aussi les fréquences (on abaisse les hauteurs)
- Accélérer le temps :  $\alpha > 1$ 
  - mais étend aussi les fréquences (on augmente les hauteurs)



## Objectif

- Changer le temps et les hauteurs de manière **indépendante**

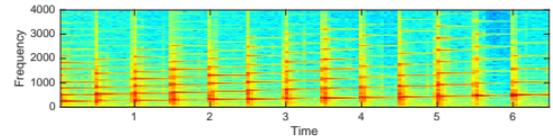
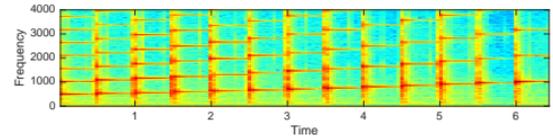
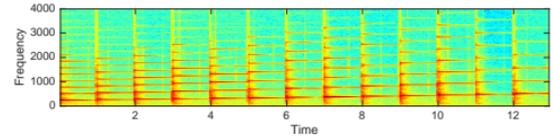
[haut] : signal original, [milieu]  $\alpha < 1$  par ré-échantillonnage, [bas] :  $\alpha < 1$  par vocodeur de phase

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Technique de DJ pour changer le tempo

- Ralentir/accélérer la vitesse de lecture (du vinyl, de la bande magnétique)
- $x(\alpha t) \Leftrightarrow \frac{1}{\alpha} X\left(\frac{f}{|\alpha|}\right)$
- Ralentir le temps :  $\alpha < 1$ 
  - mais contracte aussi les fréquences (on abaisse les hauteurs)
- Accélérer le temps :  $\alpha > 1$ 
  - mais étend aussi les fréquences (on augmente les hauteurs)



[haut] : signal original, [milieu]  $\alpha > 1$  par ré-échantillonnage, [bas] :  $\alpha > 1$  par vocodeur de phase

## Objectif

- Changer le temps et les hauteurs de manière **indépendante**

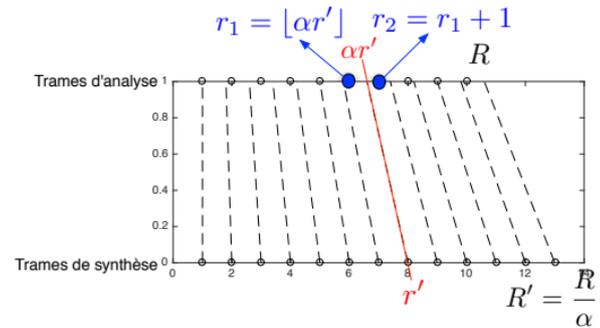
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

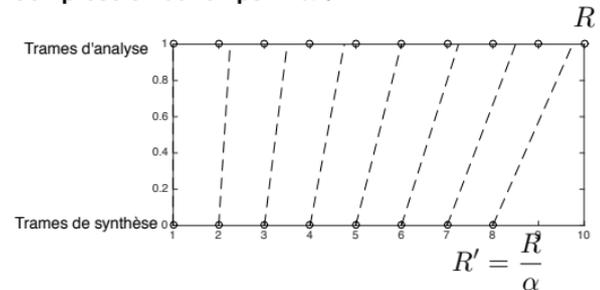
## Le vocodeur de phase

- **Méthode pour rallonger/raccourcir le signal** :
  - changer le nombre de trames utilisées pour la resynthèse par  $\text{TFCT}^{-1}$
- Soit  $R$  :
  - le nombre de trames d'**analyse** de la TFCT
- Soit  $R' = \frac{R}{\alpha}$  :
  - le nombre de trames de **synthèse** (utilisées pour la resynthèse par  $\text{TFCT}^{-1}$ )
- $\alpha < 1 \rightarrow$  on dilate (ralentit) le temps
- $\alpha > 1 \rightarrow$  on comprime (accélère) le temps
- Le contenu d'une trame de synthèse  $r' \in [1, R' = \frac{R}{\alpha}]$  est obtenu en recherchant les trames d'analyse  $r$  correspondantes les plus proches
  - $r_1 = \lfloor \alpha r' \rfloor$  et
  - $r_2 = r_1 + 1$

Dilatation du temps  $\alpha < 1$



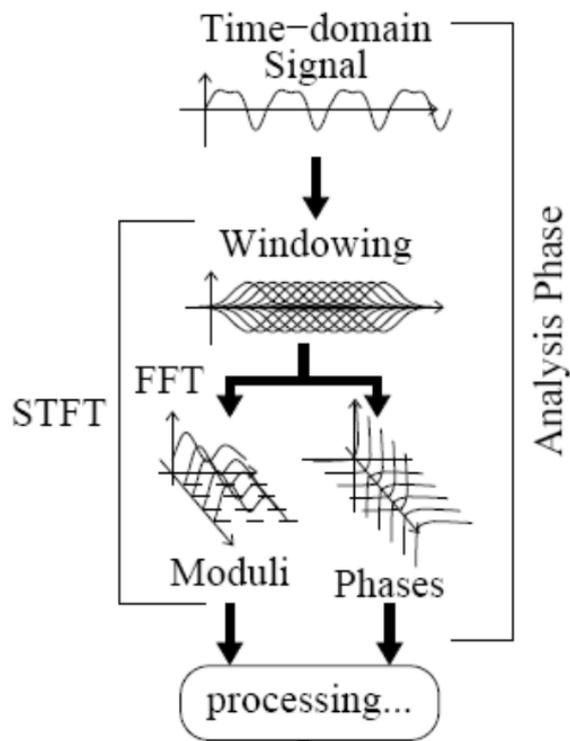
Compression du temps  $\alpha > 1$



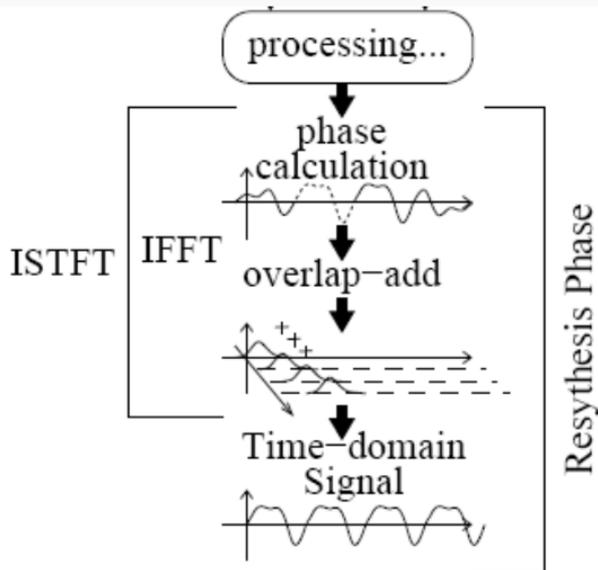
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Le vocoder de phase : analyse



## Le vocoder de phase : synthèse



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Le vocodeur de phase

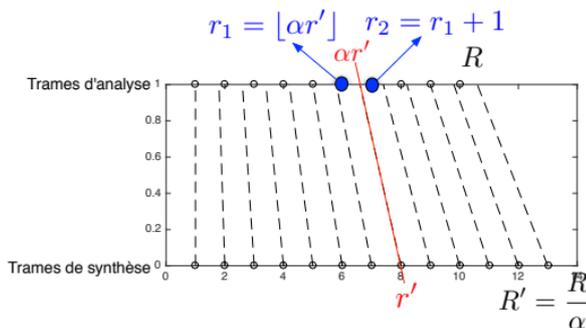
### 1) Spectre d'amplitude

- Le spectre d'amplitude à la trame  $r'$ , est obtenu par interpolation linéaire des spectres d'amplitude en  $r_1$  et  $r_2 = r_1 + 1$  :
- $A(k, r') = (1 - \Delta)A(k, r_1) + \Delta A(k, r_2)$
- avec  $\Delta = \alpha r' - r_1$

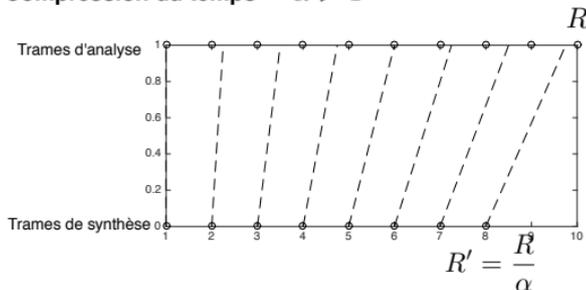
### 2) Spectre de phase

- c'est plus compliqué !!!**

### Dilatation du temps $\alpha < 1$



### Compression du temps $\alpha > 1$

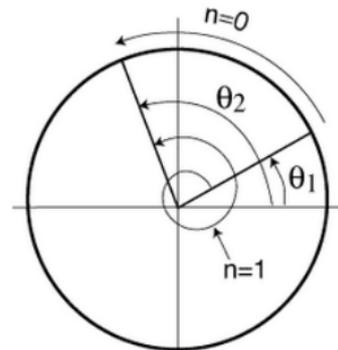
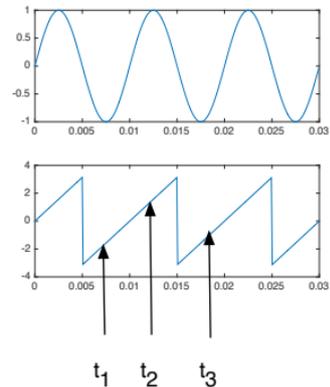


# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## La phase et la fréquence instantanée

- Considérons un signal formé d'une sinusoïde à la fréquence  $f_0$  :
  - $x(t) = \sin(2\pi f_0 t) = \sin(\phi(t))$
- Entre les instants  $t_1$  et  $t_2$ , sa phase a "tourné" de  $\phi(t_1)$  à  $\phi(t_2)$
- Puisqu'il s'agit d'une sinusoïde pure, elle a tourné de
  - $\phi(t_2) = \phi(t_1) + 2\pi f_0(t_2 - t_1)$
- On peut donc estimer  $f_0$  à partir de la différence de phase
  - $f_0 = \frac{\phi(t_2) - \phi(t_1)}{2\pi(t_2 - t_1)}$
- **Problème** :
  - la phase est uniquement définie dans l'intervalle  $[-\pi, \pi]$
  - $\phi(t) \in [-\pi, \pi]$
  - donc en pratique le  $\hat{\phi}(t_2)$  qu'on observe n'est pas  $\phi(t_2)$  mais
    - $\hat{\phi}(t_2) = \phi(t_2) + n2\pi = \phi(t_1) + 2\pi f_0(t_2 - t_1) + n2\pi$
    - avec  $n \in \mathbb{N}$  indéterminé
  - pour estimer  $f_0$  il faut donc déterminer  $n$ 
    - $f_0 = \frac{\phi(t_2) + n2\pi - \phi(t_1)}{2\pi(t_2 - t_1)}$

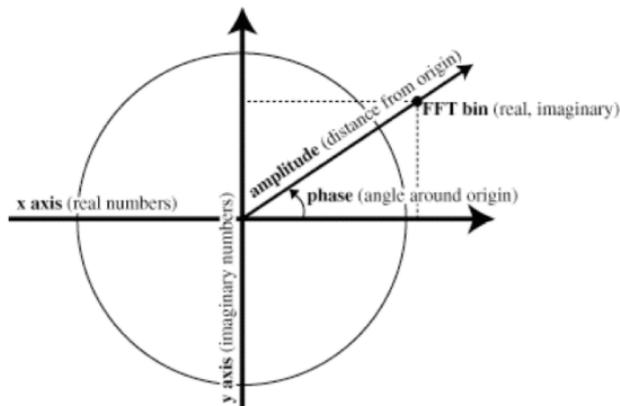


# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Phase dans le Transformée de Fourier à Court Term (TFCT)

- Pour chaque trame  $n$  et fréquence  $k$  la TFCT est un nombre complexe
  - $X(k, n) = \sum_m x(m)w(n - m)e^{-j2\pi\frac{k}{N}m}$
- Il peut se décomposer en amplitude (module) et phase :
  - $X(k, n) = A(k, n)e^{j\phi(k, n)}$



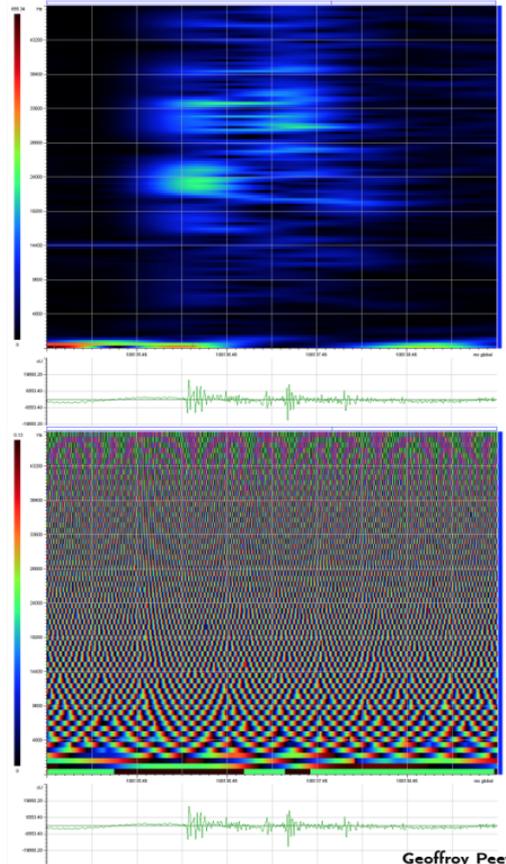
FFT Cartesian to Polar Conversion

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Phase dans le Transformée de Fourier à Court Term (TFCT)

- On a donc une valeur d'amplitude et de phase pour chaque  $(k, n)$
- Spectrogramme
  - d'amplitude  $A(k, n)$
  - de phase  $\phi(k, n)$
- La phase indique la position de la cosinusoïde,
- La variation temporelle de phase indique la fréquence instantanée
  - On peut donc calculer une fréquence instantanée pour chaque fréquence  $k$  et chaque couple de trames successives  $(n - 1) \rightarrow n$ .



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Le vocodeur de phase

### 2) Spectre de phase

- A la trame  $r'$  le spectre de phase dans le filtre  $k$  de la TFCT est obtenu en propageant la phase à partir de la fréquence contenu dans ce filtre

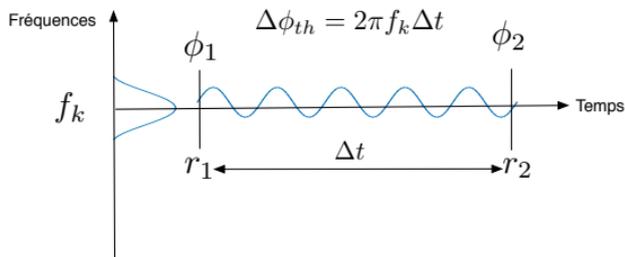
#### • 1) Solution **simplifiée** :

- On suppose qu'à travers le filtre  $k$  de la TFCT on peut observer uniquement une sinusoïde à la fréquence  $f_k$
- On propage l'évolution de la phase au cours du temps en utilisant la prédiction théorique de la phase :  $\Delta\phi_{th} = 2\pi f_k \Delta t$
- Donc

$$\begin{aligned}\phi(k, r') &= \phi(k, r' - 1) + \Delta\phi_{th} \\ &= \phi(k, r' - 1) + 2\pi f_k \Delta t\end{aligned}$$

- avec comme phase **initiale** :

$$\phi(k, r' = 1) = \phi(k, r = 1)$$



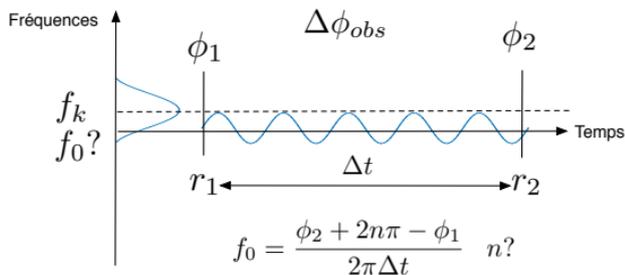
# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Le vocodeur de phase

### 2) Spectre de phase

- 2) Solution **correcte** :
  - En pratique, à travers le filtre  $k$  de la TFCT, on peut observer des sinusoides à des fréquences proches mais différentes de  $f_k$ 
    - ceci est dû à la largeur du lobe principale, aux lobes secondaires
  - Il faut **estimer cette fréquence**  $f_0$  que l'on observe à travers le filtre  $f_k$  pour ensuite appliquer la propagation de phase
    - $\phi(k, r') = \phi(k, r' - 1) + 2\pi f_0 \Delta t$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Le vocodeur de phase : spectre de phase

- **Estimer cette fréquence  $f_0$  ?**

- En utilisant la **fréquence instantanée** :

- $f_0(n) = \frac{\phi_2 + n2\pi - \phi_1}{2\pi\Delta t}$

- **Déterminer  $n$  ?**

- on cherche  $n$  tel que  $f_0 \simeq f_k$

$$n \text{ tel que } \min_n |f_0 - f_k|$$

$$\min_n \left| \frac{\phi_2 + n2\pi - \phi_1}{2\pi\Delta t} - f_k \right|$$

$$\min_n |\phi_2 + n2\pi - \phi_1 - 2\pi\Delta t f_k|$$

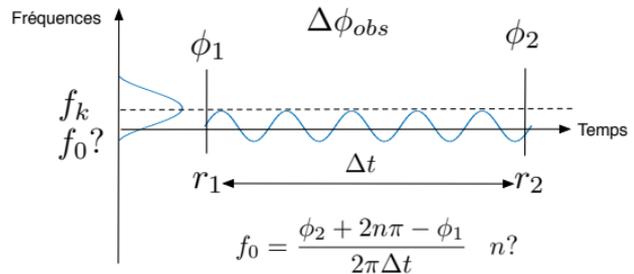
$$\min_n |\phi_2 + n2\pi - \phi_1 - \Delta\phi_{th}|$$

- ce qui revient à

- trouver la détermination principale (la valeur dans l'intervalle  $[-\pi, \pi]$ ) de

- $n = [(\phi_2 - \phi_1 - \Delta\phi_{th}) / (2\pi)]$

- il s'agit de la différence de phase non-expliquée par le modèle théorique  $\Delta\phi_{th}$



# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Le vocodeur de phase : spectre de phase

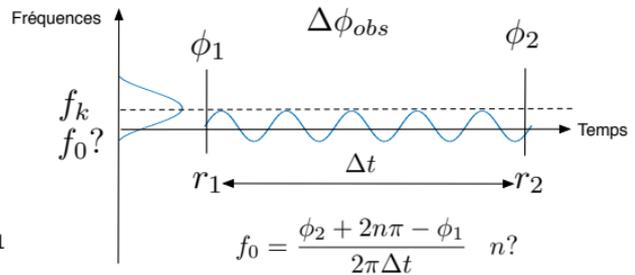
- 2) Solution **correcte** :

- Finalement la phase est incrémentée de

$$\begin{aligned}\phi(k, r') &= \phi(k, r' - 1) + 2\pi f_0 \Delta t \\ &= \phi(k, r' - 1) + \phi_2 + n2\pi - \phi_1\end{aligned}$$

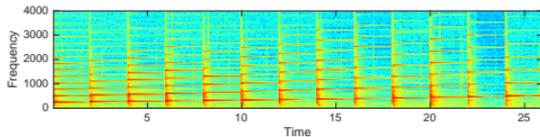
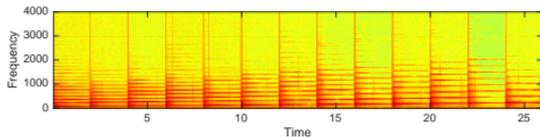
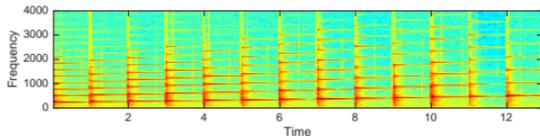
- avec comme phase **initiale** :

$$\phi(k, r' = 1) = \phi(k, r = 1)$$

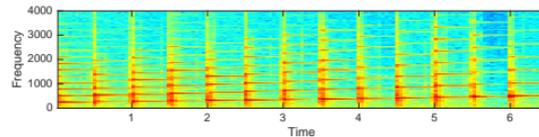
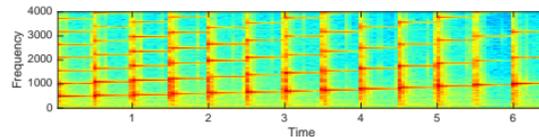
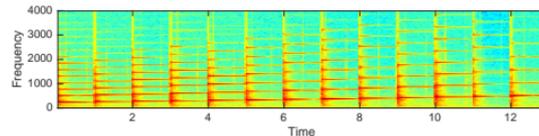


# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase



[haut] : signal original, [milieu]  $a < 1$  par ré-échantillonnage, [bas] :  $a < 1$  par vocodeur de phase



[haut] : signal original, [milieu]  $a > 1$  par ré-échantillonnage, [bas] :  $a > 1$  par vocodeur de phase

# 1- Théorie : Traitement du signal fréquentiel

Application : dilatation/ contraction du temps par vocodeur de phase

## Changement de hauteur

- Ré-échantillonnage du signal pour correction de la longueur par phase-vocoder



**Figure 8.24** Resampling of a time stretching algorithm.

## 2- Séparation de sources

## 2- Séparation de sources

### 2.1- Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

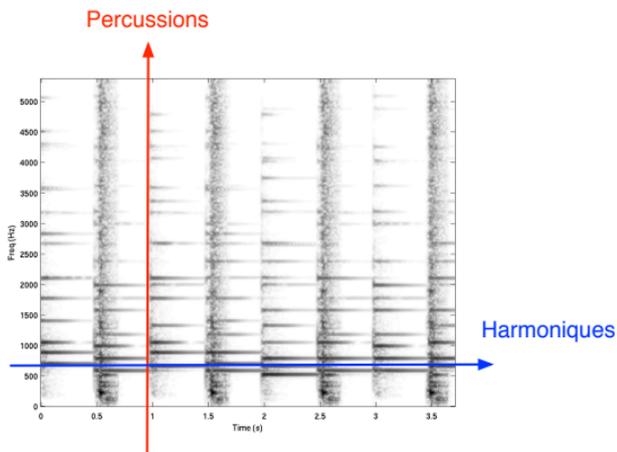
## 2- Séparation de sources

### Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

#### Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

[D. Fitzgerald. Harmonic/percussive separation using median filtering. In Proc. of DAFX, Graz, Austria, 2010.]

- **HPSS** : Harmonic-Percussive Source Separation
- On considère la TFCT comme le résultat de l'addition de composantes harmoniques et percussives
  - $X(f, n) = H(f, n) + P(f, n)$
- Morphologie en temps/fréquence des instruments de musique
  - composantes harmoniques :
    - lignes horizontales
  - composantes percussives :
    - lignes verticales

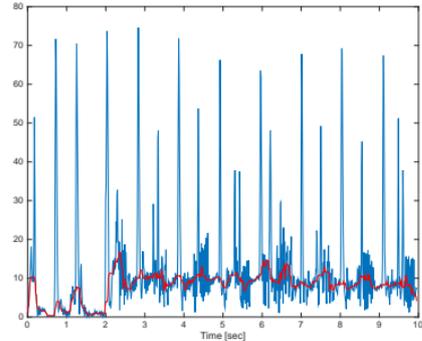
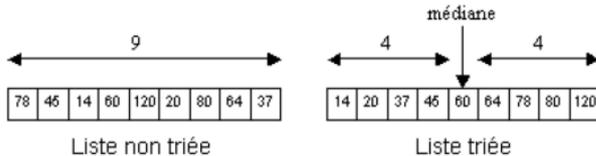


## 2- Séparation de sources

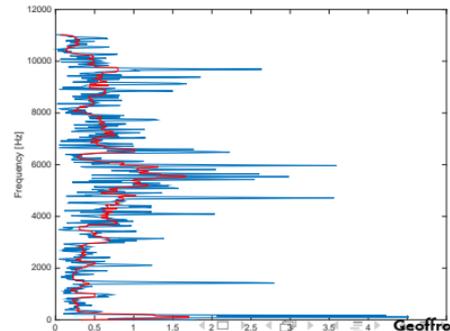
### Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

#### Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

- Création d'un **spectrogramme harmonique**  $H(f, n)$  :
  - pour chaque  $f$  on applique un filtrage médian de  $X(f, n)$  à travers les  $n$
- Création d'un **spectrogramme percussif**  $P(f, n)$  :
  - pour chaque  $n$  on applique un filtrage médian de  $X(f, n)$  à travers les  $f$
- **Filtrage médian** ?
  - remplace chaque entrée par la **valeur médiane** de son voisinage
  - Valeur médiane ?
    - valeur telle que 50% des valeurs en-dessous et 50% au-dessus



Filtrage median de  $X(f, n)$  à travers les  $n$



## 2- Séparation de sources

### Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

#### Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

- Création d'un **masque harmonique**

$$M_H(f, n) = \begin{cases} 1 & \text{si } H(f, n) > P(f, n) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

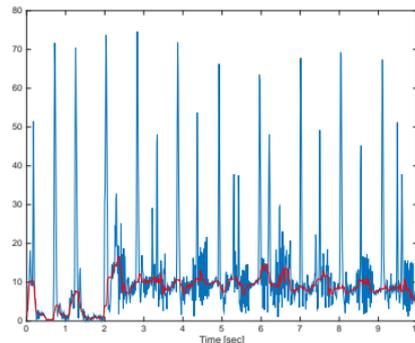
- Création d'un **masque percussif**

$$M_P(f, n) = \begin{cases} 1 & \text{si } P(f, n) > H(f, n) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

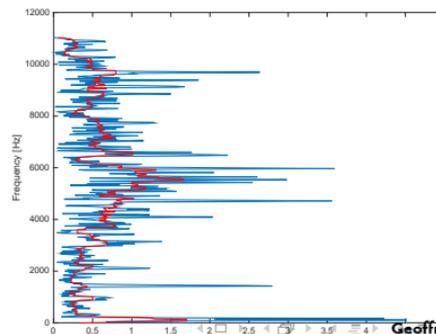
- Re-cr ation de la TFCT

$$H(f, n) = X(f, n) \cdot M_H(f, n)$$

$$P(f, n) = X(f, n) \cdot M_P(f, n)$$



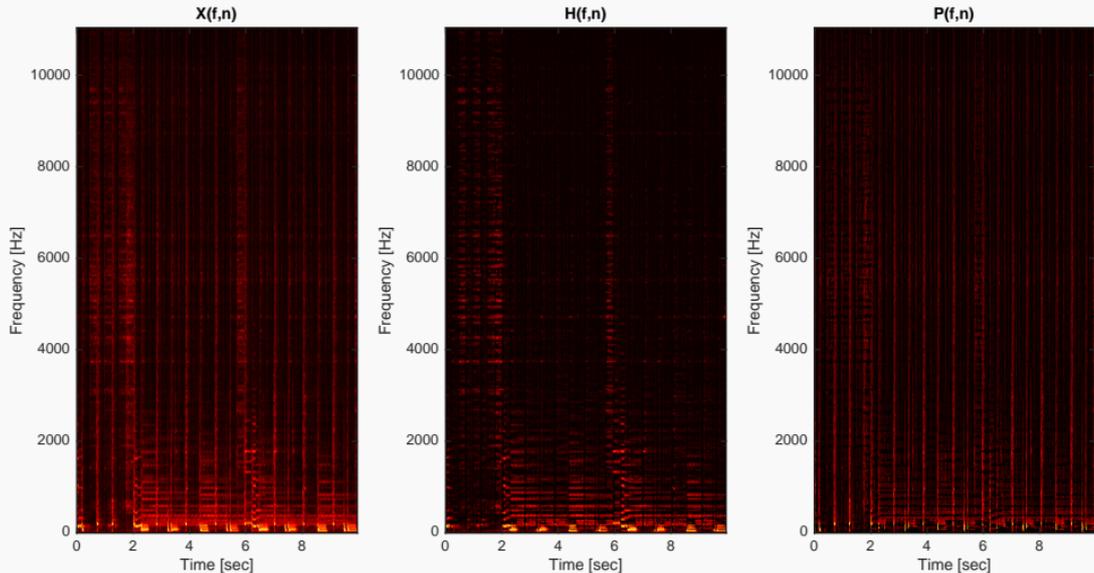
Filtrage median de  $X(f, n)$    travers les  $n$



## 2- Séparation de sources

Séparation de la partie harmonique et percussive d'un morceau de musique

Séparation de la partie percussive et harmonique d'un morceau de musique



## 2- Séparation de sources

### 2.2- Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

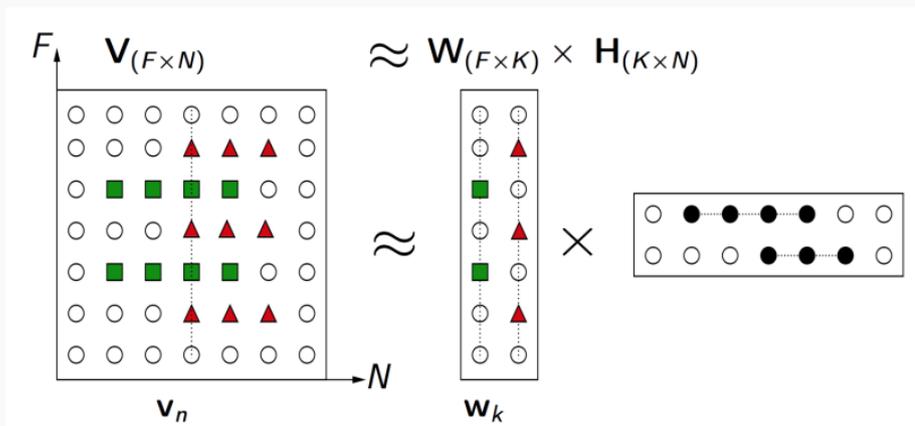
## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Introduction

[D. D. Lee and H. S. Seung. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. Nature, 1999.]

- **NMF** : Non-Negative Matrix Factorization



source : Cédric Févotte

- $V_{(F,N)} \simeq W_{(F,K)} H_{(K,N)}$ 
  - $V_{(F,N)}$  : matrice de **données**, observée (spectrogramme d'énergie), définie positive :  $V_{fn} \geq 0$
  - $W_{(F,K)}$  : matrice de **bases**, dictionnaires, définie positive :  $W_{fk} \geq 0$
  - $H_{(K,N)}$  : matrice d'**activation**, définie positive :  $H_{fn} \geq 0$
  - $K$  : le nombre de bases du dictionnaire

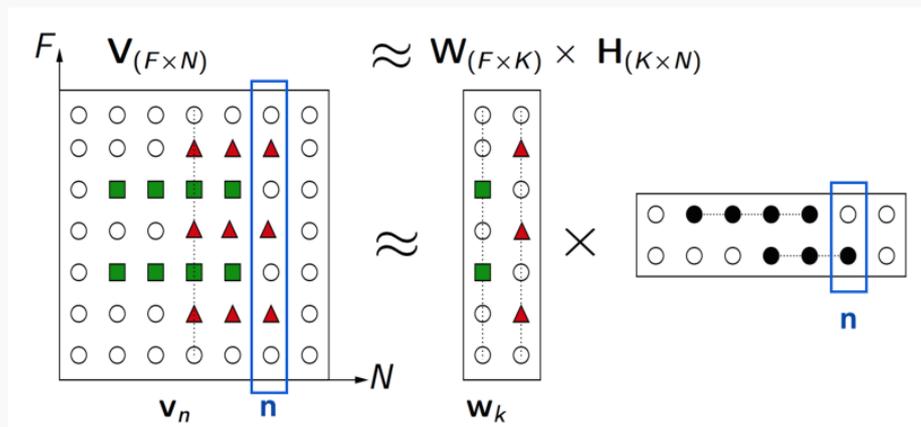
## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Introduction

- Chaque trame  $\mathbf{n}$  est reconstituée comme l'**activation**  $H$  d'un certain nombre de **bases**  $W$

- $V_{(1:F,\mathbf{n})} \approx \sum_{k=1}^K W_{(1:F,k)} H_{(k,\mathbf{n})}$



source : Cédric Févotte

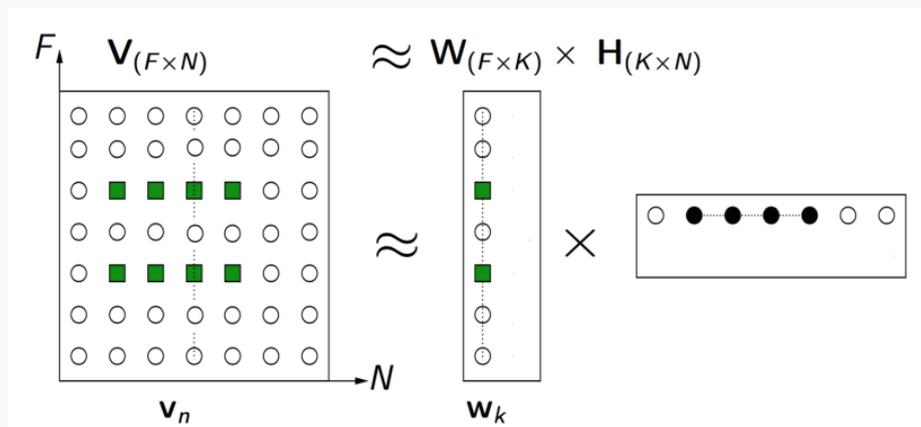
## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Introduction

- Le signal d'une **source**  $k$  est reconstitué comme

- $V_{(1:F,1:N)}^k = W_{(1:F,k=1)} H_{(k=1,1:N)}$



source : Cédric Févotte

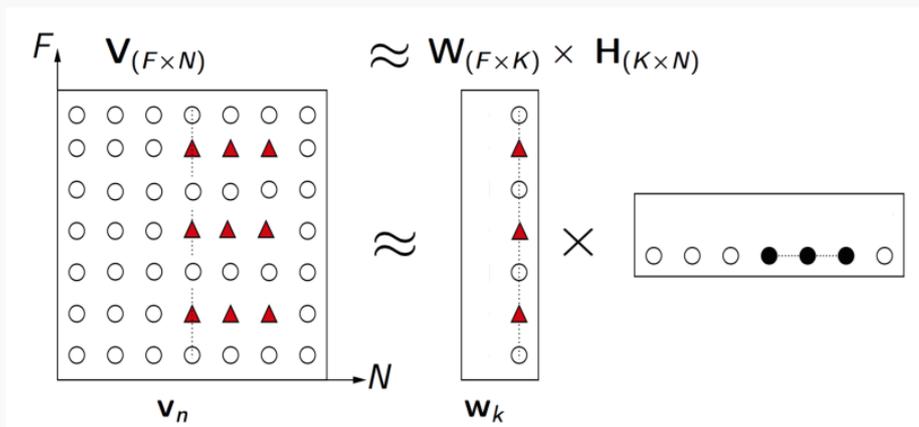
## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Introduction

- Le signal d'une **source**  $k$  est reconstitué comme

- $V_{(1:F,1:N)}^k = W_{(1:F,k=2)} H_{(k=2,1:N)}$



source : Cédric Févotte

## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Estimation des paramètres de la NMF

- $V_{(F,N)} \simeq W_{(F,K)} H_{(K,N)}$
- **Minimisation** de
  - $\min_{W, H \geq 0} D(\underline{V} | \underline{WH})$
  - $\min_{\theta} C(\theta) \stackrel{\text{def}}{=} D(\underline{V} | \underline{WH})$  avec  $\theta = \{W, H\}$
- $D/d$  est une **divergence séparable**
  - $D(\underline{V} | \hat{\underline{V}}) = \sum_{f=1}^F \sum_{n=1}^N d(v_{fn} | \hat{v}_{fn})$
- Choix de  $D/d$  :

- Distance Euclidienne :

$$d_{EUC}(x, y) = (x - y)^2$$

- Divergence de Kullback-Leibler :

$$d_{KL}(x, y) = x \log \frac{x}{y} - x + y$$

- Divergence d'Itakura-Saito :

$$d_{IS}(x, y) = \frac{x}{y} - \log \frac{x}{y} - 1$$

## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Dérivation du critère pour la distance Euclidienne

- Non Negative Matrix Factorization

$$\underset{(f,n)}{V} \simeq \underset{(f,k)}{W} \underset{(k,n)}{H}$$

- Erreur de reconstruction :  $e = V - WH$
- Minimisation de la SSE (Sum of Squared Error) ou de la norme de Frobenius de  $SSE = \|V - WH\|_F^2$
- Norme de Frobenius :  $\|A\|_F = \sqrt{\sum_i \sum_j a_{ij}^2}$

## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

### Dérivation du critère pour la distance Euclidienne

$$SSE = \|V - WH\|_F^2$$

$$SSE = (V - WH)^T (V - WH)$$

$$= (V^T - H^T W^T)(V - WH)$$

$$= V^T V - V^T WH - H^T W^T V + H^T W^T WH$$

$$= V^T V - 2V^T WH + H^T W^T WH$$

$$\frac{\partial sse}{\partial H} = -2W^T V + 2W^T WH$$

$$= 2W^T (WH - V)$$

$$\frac{\partial sse}{\partial W} = -2VH^T + 2WHH^T$$

$$= -2(V - WH)H^T$$

### Propriétés utilisées (Matrix Cookbook)

- $\frac{\partial a^T x}{\partial x} = a$
- $\frac{\partial a^T X b}{\partial X} = ab^T$
- $\frac{\partial x^T B x}{\partial x} = (B + B^T)x$
- $\frac{\partial b^T X^T X c}{\partial X} = X(bc^T + cb^T)$

## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

#### Algorithme de descente de gradient

- Descente de gradient ?
  - déplacement dans la direction opposée au gradient, de manière à faire décroître la fonction

- Le gradient :  $\frac{\partial sse}{\partial H} = \underbrace{2W^T WH}_{\nabla_+} - \underbrace{2W^T V}_{\nabla_-}$

- Mise à jour de  $H$

$$H \leftarrow H + \eta \cdot [-\text{gradient}]$$

$$H \leftarrow H + \eta \cdot \left[ \underbrace{W^T V}_{\nabla_-} - \underbrace{W^T WH}_{\nabla_+} \right]$$

- si on choisit  $\eta = \frac{H}{W^T WH}$

$$H \leftarrow H + \frac{H}{W^T WH} (W^T V - W^T WH)$$

$$H \leftarrow H + \frac{HW^T V}{W^T WH} - H$$

$$H \leftarrow H \cdot \frac{\underbrace{W^T V}_{\nabla_-}}{\underbrace{W^T WH}_{\nabla_+}}$$

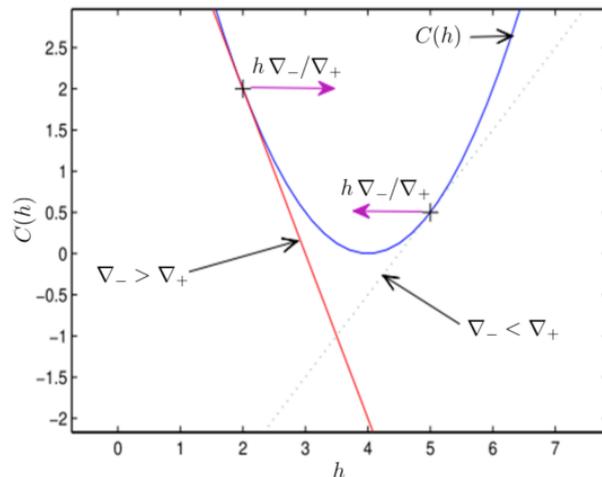
## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

### Mise à jour multiplicative

- permet de garantir que les valeurs restent positives !!!
- Séparation du gradient en contribution **positive** et **négative**

$$\nabla_h C(h) = \nabla_+ - \nabla_-$$



## 2- Séparation de sources

### Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

Algorithme complet de NMF dans le cas Euclidéen :  $V_{(f,n)} \simeq W_{(f,k)} H_{(k,n)}$

- Calcul de la TFCT :  $V(f, n) = |X(f, n)|$
- Choix du nombre de bases  $K$  du dictionnaire  $W$
- Initialisation de  $W$  et  $H$  : valeurs aléatoires positives
- Itérations
  - Mise à jour des bases  $W$  étant donné les activations  $H$

$$W \leftarrow W \cdot \frac{VH^T}{WHH^T}$$

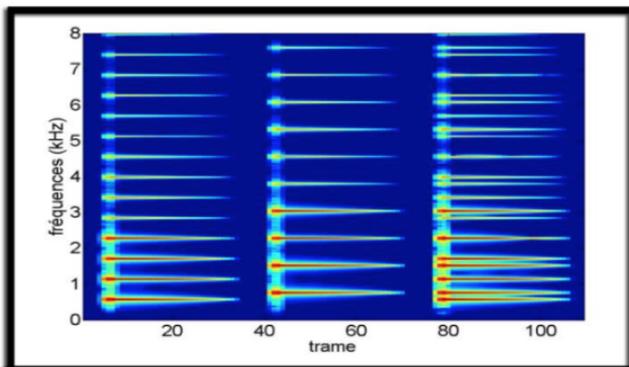
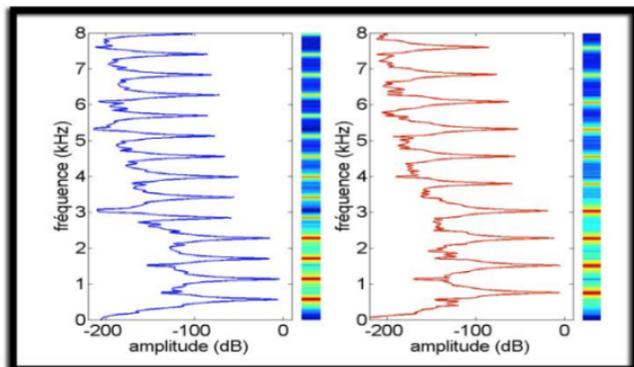
- Mise à jour des activations  $H$  étant donné les bases  $W$

$$H \leftarrow H \cdot \frac{W^T V}{W^T W}$$

- Prise en compte de l'invariance d'échelle
  - normalisations des colonnes de  $H$
  - OU
  - normalisation des lignes de  $W$
- Arrêt lorsque la SSE cesse de décroître

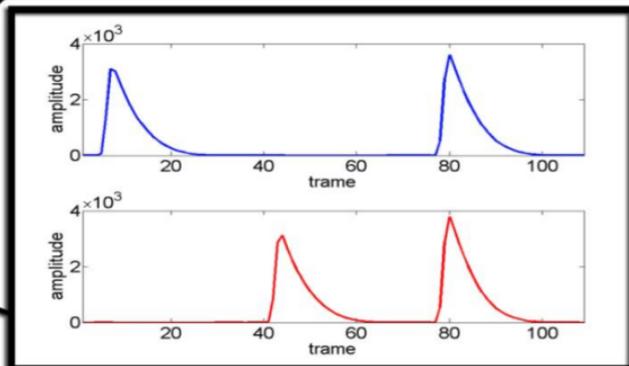
## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives



$$WH \approx V$$

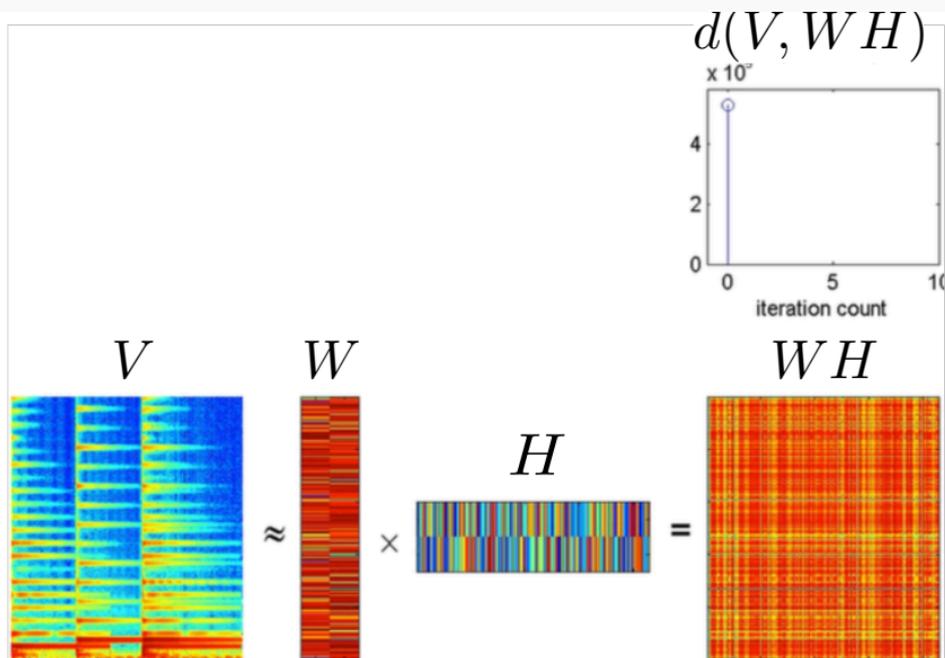
*Image d'après R. Hennequin*



## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

### Initialisation

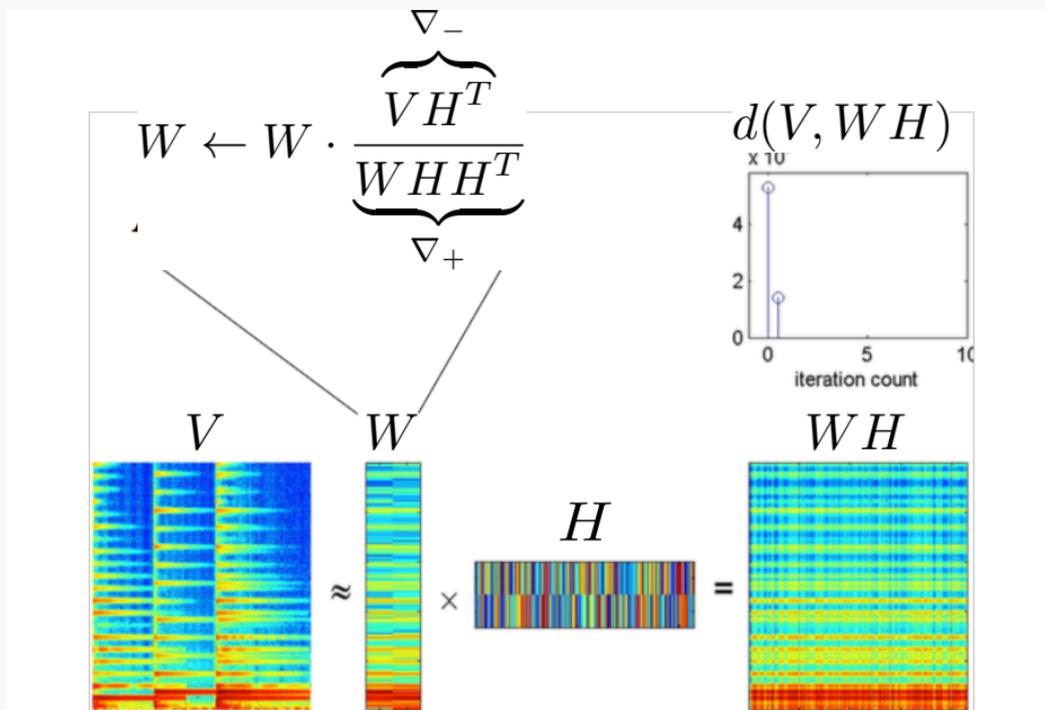


source : Tuomas Virtanen

## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

Iteration 1 : Mise à jour de  $W$

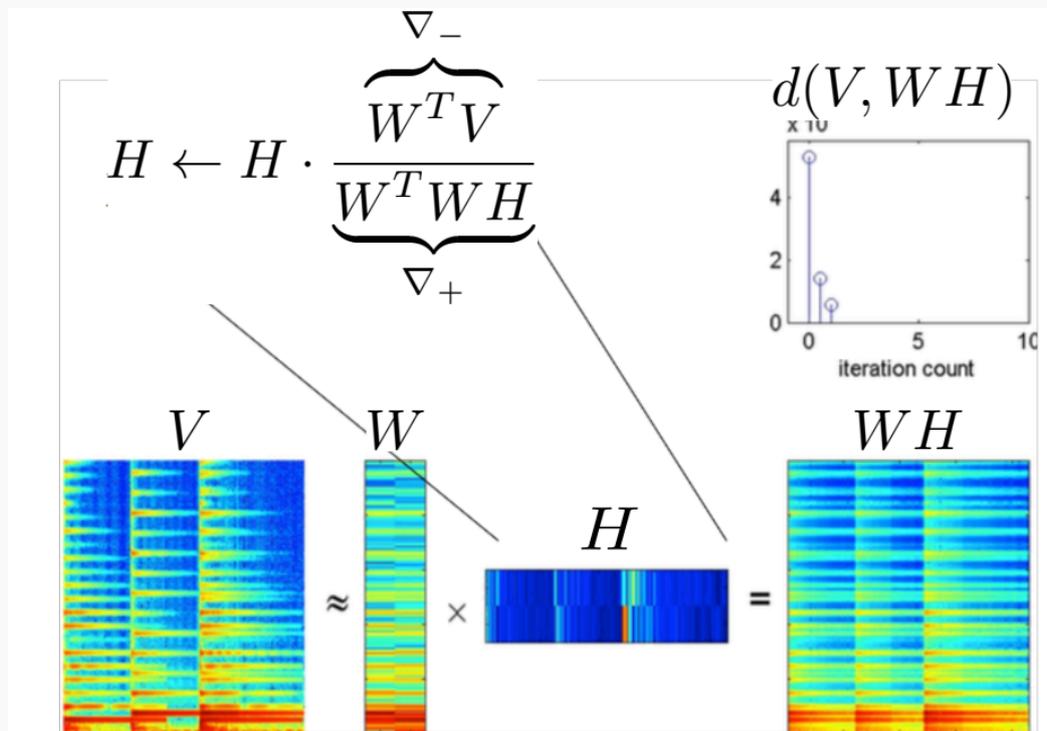


source : Tuomas Virtanen

## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

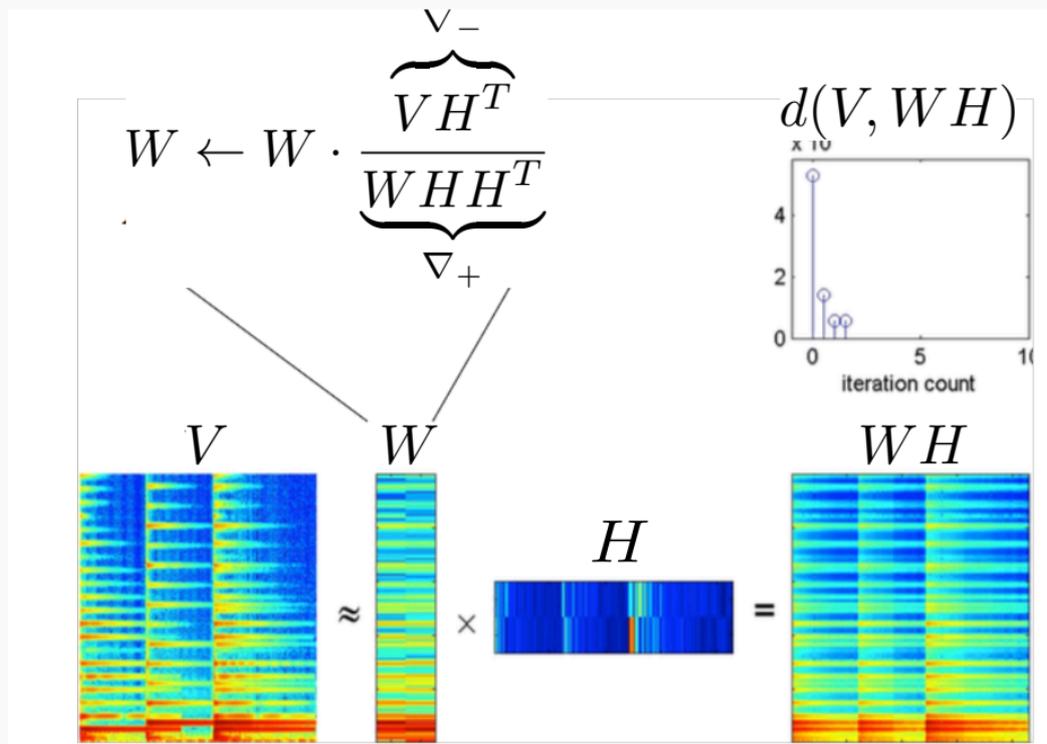
Iteration 1 : Mise à jour de H



## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

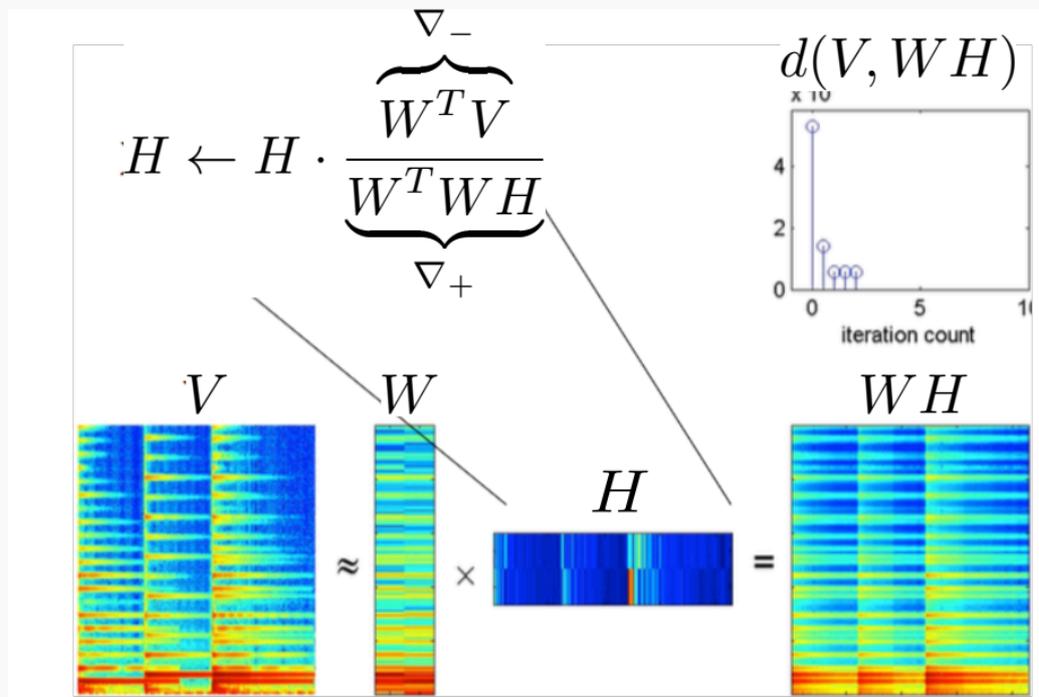
Iteration 2 : Mise à jour de  $W$



## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

Iteration 2 : Mise à jour de H

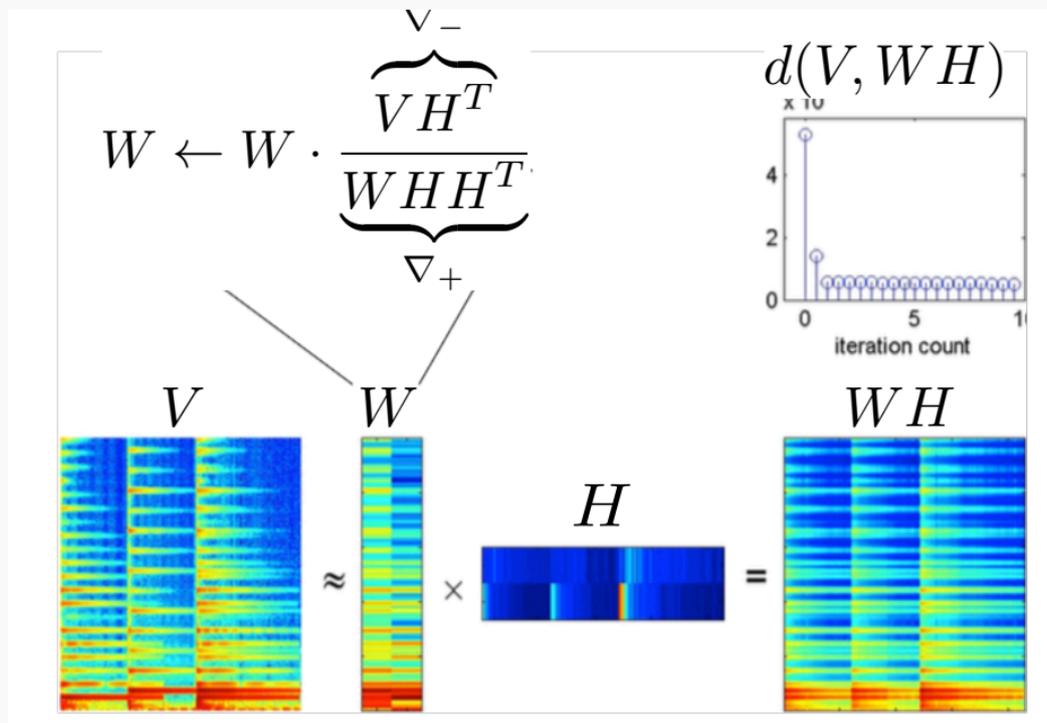


source : Tuomas Virtanen

## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

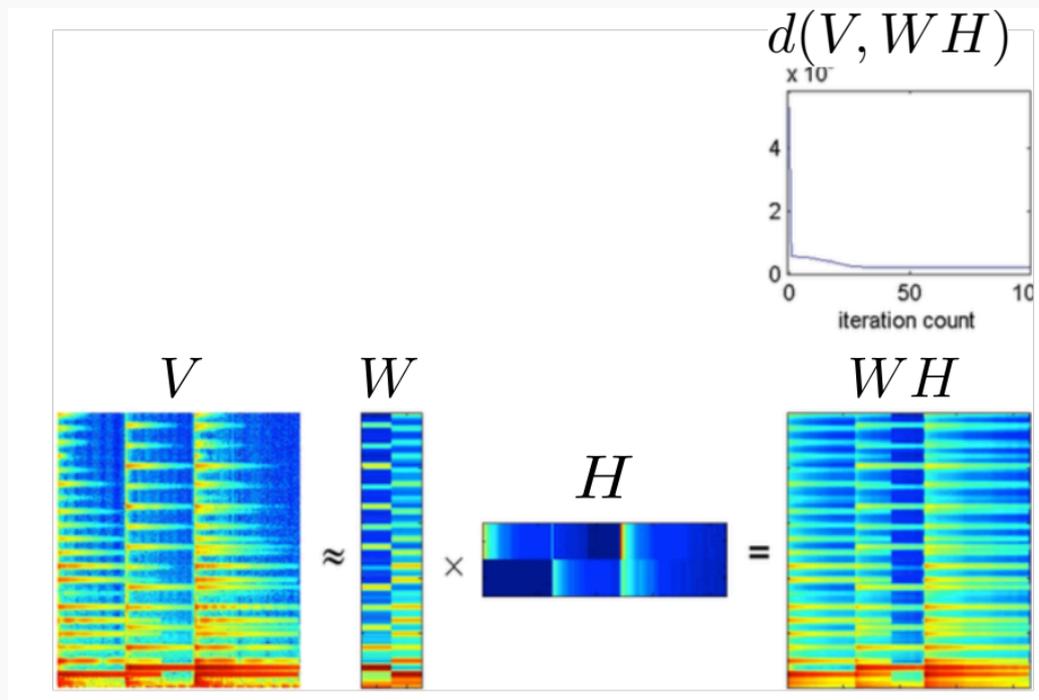
Iteration 10 : Mise à jour de  $W$



## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

Iteration 100

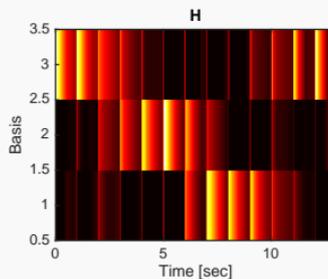
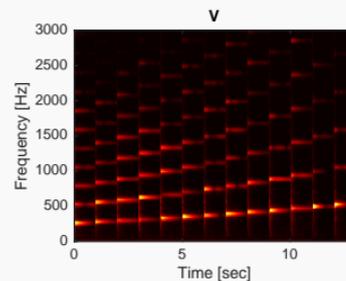
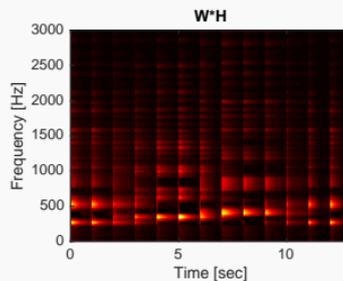
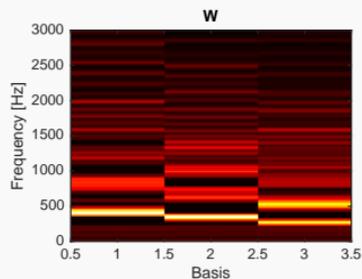


source : Tuomas Virtanen

## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

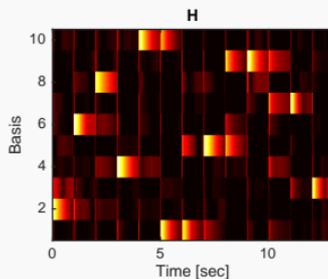
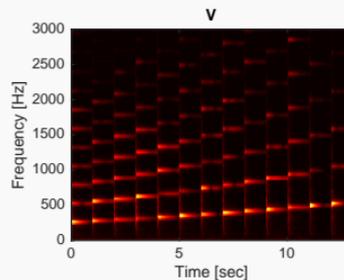
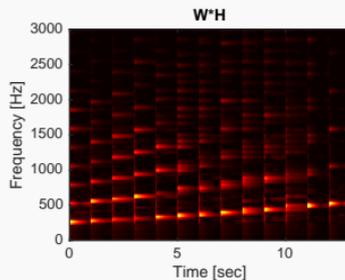
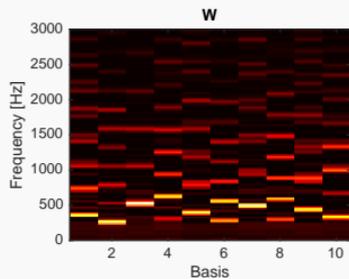
Choix du nombre de bases  $K = 3$  (trop faible)



## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

Choix du nombre de bases  $K = 10$  (correcte)



## 2- Séparation de sources

Factorisation (décomposition) en matrices non-négatives

Choix du nombre de bases  $K = 20$  (trop grand)

