

Analyse de signaux multi-composantes: avancées théoriques et applications musicales

Dominique Fourer

IREENA - Université de Nantes

20 avril 2015 - séminaire IRIT

IREENA
Institut de Recherche en Électrotechnique et Électronique
de Nantes-Métropole



Plan

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Plan

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Candidat MCF, qualifié 26, 61.

Postes occupés

- 2015-auj. : postdoc à l'IREENA, ANR ASTRES (pour 1 an)
- 2014-2015 : postdoc au LaBRI, ANR DIADEMS
- 2009-2013 : doctorant au LaBRI, université de Bordeaux 1
- avant 2009 : ingénieur R&D : SC2X S.A.S (Bordeaux, Fr) et Sisenior SPRL (Bruxelles, Be), Assistant d'éducation : Clg. H. Brisson (Talence, Fr)

Diplômes

- Ph.D : "Approche informée pour l'analyse du son et de la musique" (direc. : S. Marchand, univ. Brest)
- MSc mathématiques appliquées : spec. Traitement harmonique et contrôle du signal
- MSc informatique : spec. Image et son.

Recherche

Domaines de recherche

- Traitement du signal : analyse, modélisation, transformation et synthèse de signaux audio, analyse spectrale, codage de sources, problèmes inverses
- Extraction d'informations musicales (MIR) : transcription polyphonique, détection et reconnaissance du timbre
- Traitement de la parole : caractérisation et modélisation des attitudes socio-culturelles (analyse statistique et apprentissage machine)

Projets

- ANR ASTRES (ENS LYON, LJK, IREENA, 2013-2017)
- ANR DIADEMS (IRIT, LaBRI, LIMSI, LAM, CREM, 2012-2015)
- PEPS/IDEX, univ. Bordeaux (2013-2014)
- ANR DReAM (LaBRI, Lab-STICC, TSI, GIPSA-lab, 2009-2014)

Enseignements

Avec responsabilités et création de supports comme moniteur (3 ans), ATER (1 an) et vacataire (1 an) : ≈ 400 HETD.

Public

- Institutions : UFR, école d'ingénieur (ENSEIRB) et IUT
- Niveaux : L1 \rightarrow M2
- Supervision : plusieurs projets L3 et 2 co-encadrements de Master recherche

Sujets

- Mathématiques : algèbre, statistique
- Traitement du signal : traitement d'images, traitement du son musical
- Informatique : programmation, algorithmique, base de données (SQL), UML

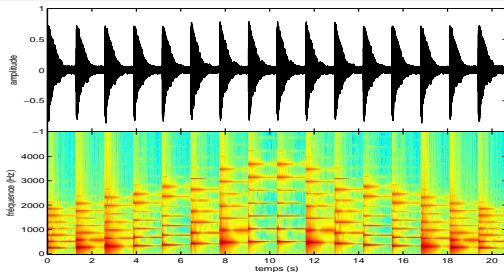
Plan

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence**
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Représentation temps-fréquence

Pourquoi ?

- Choix naturel pour les signaux non-stationnaires
- Hypothèse de stationnarité rarement vérifiée pour les signaux "réels"
- Notion d'amplitude et de fréquence instantanée [Ville, 48]



Spectrogramme d'un son de piano jouant la gamme de Do majeur.

Principales limitations

Décomposition linéaire en atomes temps-fréquence

$$\Phi_x(\gamma) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\phi_\gamma^*(t) dt \quad (1)$$

avec $x, \phi_\gamma \in L^2(\mathbb{R})$ et $\|\phi_\gamma\|^2 = \int_{\mathbb{R}} |\phi_\gamma(t)|^2 dt = 1$

Principe d'incertitude d'Heisenberg

$$\sigma_t \sigma_\omega \geq \frac{1}{2} \quad (2)$$

avec :

$$\sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - \bar{t})^2 |\phi_\gamma(t)|^2 dt \quad \text{et} \quad \bar{t} = \int_{\mathbb{R}} t |\phi_x(t)|^2 dt$$

$$\sigma_\omega^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega - \bar{\omega})^2 |\hat{\phi}_\gamma(\omega)|^2 d\omega \quad \text{et} \quad \bar{\omega} = \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \omega |\hat{\phi}_x(\omega)|^2 d\omega$$

Projet ANR ASTRES

ASTRES : Analyse, Synthèse et Transformations par,

- Réallocation
- EMD (Empirical Mode Decomposition)
- Synchrosqueezing

Partenaires : ENS Lyon, IREENA, LJK et GIPSA-Lab

Objectifs

- Consolider, unifier et étendre les méthodes reposant sur ces 3 approches
- Mise en oeuvre dans des cadres applicatifs pertinents (e.g. débruitage, mesure physique, etc.)
- Évaluations comparatives et implémentation sous forme d'une boîte à outil MATLAB

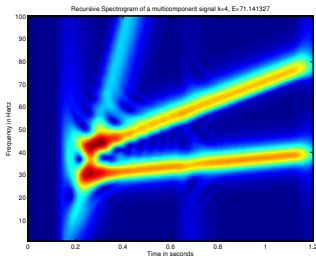
La réallocation spectrale,

[Kodera *et al.* 1978, Auger & Flandrin 1995]

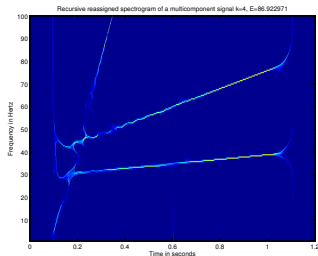
$$\hat{t}(t, \omega) = -\frac{\partial \phi(t, \omega)}{\partial \omega} \quad (3)$$

$$\hat{\omega}(t, \omega) = \omega + \frac{\partial \phi(t, \omega)}{\partial t} \quad (4)$$

avec $F_x^h(t, \omega) = \int_{\mathcal{R}} x(t) h(t - \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau = M(t, \omega) e^{j\phi(t, \omega)}$



(a) spectrogramme



(b) spectrogramme réaloué

Le synchrosqueezing,

Le synchrosqueezing de la transformée en ondelettes

[Daubechies 1996, 2011] Variante de la réallocation permettant d'obtenir une représentation admettant une reconstruction.

$$\text{SST}_x^{\delta,\gamma}(t,\omega) = \frac{1}{C_\Psi} \int_{|W_x(t,s)| > \gamma} W_x(t,s) \frac{1}{\delta} \rho\left(\frac{\omega - \hat{\omega}(t,s)}{\delta}\right) \frac{ds}{s} \quad (5)$$

avec x un signal, $W_x(t,s)$ sa transformée en ondelettes, $C_\Psi = \int_0^\infty \hat{\Psi}(\omega)^* \frac{d\omega}{\omega}$, $\int \rho = 1$, la précision $\delta > 0$, le seuil γ .

Le synchrosqueezing de la TFCT

Variante appliquée à la TFCT admettant une reconstruction approchée [Thakur 2011]

$$\text{SST}_x^{\delta,\gamma}(t,\omega) = \frac{1}{h(0)} \int_{|F_x^h(t,\nu)| > \gamma} F_x^h(t,\nu) \frac{1}{\delta} \rho\left(\frac{\omega - \hat{\omega}(t,\nu)}{\delta}\right) d\nu \quad (6)$$

$F_x^h(t,\omega)$ la TFCT de x utilisant le fenêtre d'analyse h .

et l'EMD...

La Décomposition en Modes Empiriques

[Huang 1998] Méthode non linéaire, non paramétrique et sans hypothèse de stationarité permettant de décomposer un signal x en une somme de composantes h_i (les IMF) et un résidu r

Data: entrée x

Result: Les IMF h_i , le résidu r

$r \leftarrow x, i \leftarrow 0;$

while r contient plus de 3 extrema **do**

$i \leftarrow i + 1, h \leftarrow r;$

while non stop(h) **do**

$h \leftarrow h - \mathcal{M}h;$

end

$h_i \leftarrow h, r \leftarrow r - h;$

end

où \mathcal{M} applique un lissage basé sur la demi-somme des enveloppes supérieures et inférieures du signal traité.

Plan

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 **Contributions en théorie du signal**
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Travail en cours : la réallocation de Levenberg-Marquardt temps réel

[Fourer, Auger, 2015]

Objectifs

- rendre ajustable et plus robuste la réallocation avec la LMR
- implémentation temps réel par bancs de filtres récurrents causaux

La TFCT interprétée comme une convolution

$$y_x^g(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)g(t - \tau, \omega) d\tau \quad (7)$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(t - \tau) e^{j\omega(t-\tau)} d\tau \quad (8)$$

$$= e^{j\omega t} \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(t - \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (9)$$

$$= e^{j\omega t} F_x^h(t, \omega) = M_x^h(t, \omega) e^{j(\Phi_x^h(t, \omega) + \omega t)} \quad (10)$$

$$= |y_x^g(t, \omega)| e^{j\Psi_x^g(t, \omega)} \quad (11)$$

Reformulation des opérateurs

avec $\Psi_x^g(t, \omega) = \Phi_x^h(t, \omega) + \omega t$

La réallocation de Levenberg-Marquardt [Auger et al. 2012]

$$\begin{pmatrix} \tilde{t} \\ \tilde{\omega} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t \\ \omega \end{pmatrix} - \left(\nabla^t R_x^h(t, \omega) + \mu I_2 \right)^{-1} R_x^h(t, \omega) \quad (12)$$

$$R_x^h(t, \omega) = \begin{pmatrix} t - \hat{t}(t, \omega) \\ \omega - \hat{\omega}(t, \omega) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \Psi_x^g}{\partial \omega}(t, \omega) \\ \omega - \frac{\partial \Psi_x^g}{\partial t}(t, \omega) \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$\nabla^t R_x^h(t, \omega) = \begin{pmatrix} \frac{\partial R_x^h}{\partial t}(t, \omega) & \frac{\partial R_x^h}{\partial \omega}(t, \omega) \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$= \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial t \partial \omega}(t, \omega) & \frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial \omega^2}(t, \omega) \\ -\frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial t^2}(t, \omega) & 1 - \frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial t \partial \omega}(t, \omega) \end{pmatrix} \quad (15)$$

avec I_2 la matrice identité de taille 2×2 et μ le paramètre d'amortissement

Calcul efficace des dérivées partielles

En utilisant les signaux y_x^g , y_x^{Tg} , y_x^{Dg} , y_x^{DTg} , $y_x^{T^2g}$ et $y_x^{D^2g}$.

Approche inspirée de [Auger & Flandrin, 1995]

$$\frac{\partial \Psi_x^g}{\partial t}(t, \omega) = \Im \left(\frac{y_x^{Dg}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} \right) \quad (16)$$

$$\frac{\partial \Psi_x^g}{\partial \omega}(t, \omega) = \Re \left(\frac{y_x^{Tg}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} \right) \quad (17)$$

$$\frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial t \partial \omega}(t, \omega) = \Re \left(\frac{y_x^{DTg}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} - \frac{y_x^{Dg}(t, \omega) y_x^{Tg}(t, \omega)}{(y_x^g(t, \omega))^2} \right) \quad (18)$$

$$\frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial t^2}(t, \omega) = \Im \left(\frac{y_x^{D^2g}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} - \left(\frac{y_x^{Dg}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} \right)^2 \right) \quad (19)$$

$$\frac{\partial^2 \Psi_x^g}{\partial \omega^2}(t, \omega) = -\Im \left(\frac{y_x^{T^2g}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} - \left(\frac{y_x^{Tg}(t, \omega)}{y_x^g(t, \omega)} \right)^2 \right) \quad (20)$$

Calcul des filtres

Choix adapté de la fenêtre d'analyse [Nilsen, 2009]

y_x^g devient solution d'une EDO si

$$h_k(t) = \frac{t^{k-1}}{T^k(k-1)!} e^{-t/T} \Gamma(t) \quad (21)$$

$$g_k(t, \omega) = h_k(t) e^{j\omega t} = \frac{t^{k-1}}{T^k(k-1)!} e^{pt} \Gamma(t) \quad (22)$$

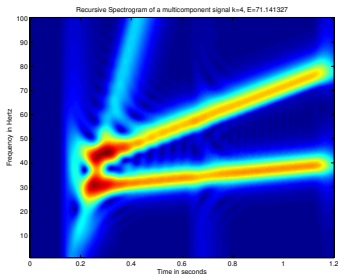
avec $\Gamma(t)$ la fonction de Heaviside, $p = j\omega - \frac{1}{T}$ et $k \geq 2$

Discretisation par invariance impulsionnelle

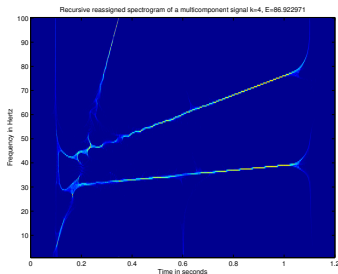
$$G_k(z, \omega) = T_s \mathcal{Z} \{g_k(t, \omega)\} = \frac{T_s^k}{T^k(k-1)!} \frac{\sum_{i=1}^k A_{k-1, k-i} \left(e^{pT_s} z^{-1} \right)^{i-1}}{(1 - e^{pT_s} z^{-1})^k} \quad (23)$$

TFCT et réallocation classique récursive temps réel

Exemple d'un signal multi-composantes.



(c) spectrogramme



(d) spectrogramme réalloué

Figure: Spectrogramme récursif et spectrogramme réalloué récursif à l'ordre $k = 4$.

LMR récursive : sinusoïde de fréquence ω_0

$$x(t) = e^{j\omega_0 t}$$

$$\tilde{t}(t, \omega_0) = t - \frac{kT}{\mu}, \quad \tilde{\omega}(t, \omega) = \frac{\omega_0 + \mu\omega}{1 + \mu}$$

(a) LMR

(b) LMR récursive $k = 5$

Figure: Spectrogrammes réalloués par LMR pour $\mu \in [0.01, 500]$.

LMR récursive : cas d'une impulsion

$$x(t) = \delta(t - t_0)$$
$$\tilde{t}(t, \omega) = \frac{\mu t + t_0}{1 + \mu}, \quad \tilde{\omega}(t, \omega) = \omega$$

(a) LMR

(b) LMR récursive $k = 5$

Figure: Spectrogrammes réalloués par LMR pour $\mu \in [0.01, 500]$.

LMR récursive : cas d'un signal multi-composantes

(a) LMR

(b) LMR récursive $k = 5$

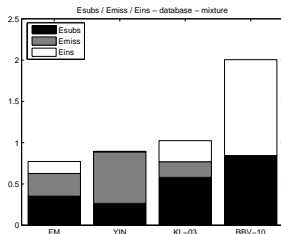
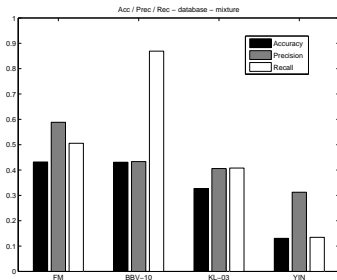
Figure: Spectrogrammes réalloués par LMR pour $\mu \in [0.01, 500]$.

Exemple d'application à la transcription polyphonique

Estimation F_0 -multiple

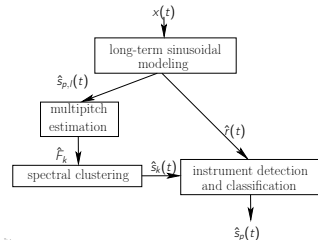
Méthode proposée dans [Fourer 2009, 2013] (utilisant la réallocation classique)

Comparaison avec : YIN [Cheveigne Kawahara 2002], [Klapuri 2003], [Bertin et al. 2010]



Application à la détection d'instruments ethnomusicologiques 1/2

Méthode proposée dans [Fourer, Rouas, Auger 2015].



Difficultés

- détection d'instruments et reconnaissance instantanée du timbre
- plusieurs instruments actifs en même temps
- présence de bruit

Application à la classification automatique d'instruments ethnomusicologiques 2/2

Mélanges artificiels créés à partir d'enregistrements "solo" réels.

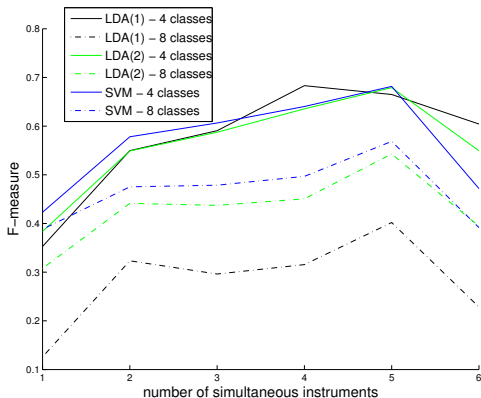


Figure: F-mesure en fonction du nombre maximal d'instruments présents dans le mélange.

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Description de la *Singular Spectrum Analysis*

Technique de décomposition des signaux [Ghil et al. 1989-2012]

- dirigée par les données et sans a priori
- fournit des composantes significatives (décomposition d'une matrice de covariance)
- 1 seul paramètre : la taille de la fenêtre d'analyse L
- Nombreuses applications (météorologie, astronomie, économie) et peu d'études théoriques

Principe

à partir d'un signal réel $x = x_1, x_2, \dots, x_N$,

- 1 construction d'une matrice de Hankel $X \in \mathcal{R}^{L \times K}$ avec $K = N - L + 1$
- 2 calcul et tri par ordre décroissant des valeurs propres λ_i et des vecteurs propres U_i et $V_i = X^T U_i / \lambda_i$ de $C = XX^T$
- 3 calcul des signaux \mathcal{X}_i pour $i \in [1, \text{rang}(X)]$ en moyennant les éléments anti-diagonaux des matrices $X_i = \lambda_i U_i V_i^T$

Regroupement en composantes

Approche classique (manuelle)

Les signaux \mathcal{X}_i sont regroupés en composantes significatives en se référant à l'analyse des valeurs singulières, le comportement des vecteurs propres ou la corrélation entre les \mathcal{X}_i pour obtenir m

composantes $\mathcal{Y}_j = \sum_{i \in I_j} \mathcal{X}_i$.

Approche automatique par CAH [Harmouche, Fourer et al. 2015]

- 1 affectation de chaque \mathcal{X}_i à un groupe distinct
- 2 tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint, fusion des 2 groupes les plus proches (contenant les 2 éléments les plus corrélés)
- 3 les signaux \mathcal{Y}_j sont construits à partir des groupes I_j obtenus

Quelques résultats

Séparation d'un signal composé d'une sinusoïde et d'un chirp mélangés à du bruit.

Exemple d'application 1/3

Étude de la consommation électrique d'une habitation sur une année...

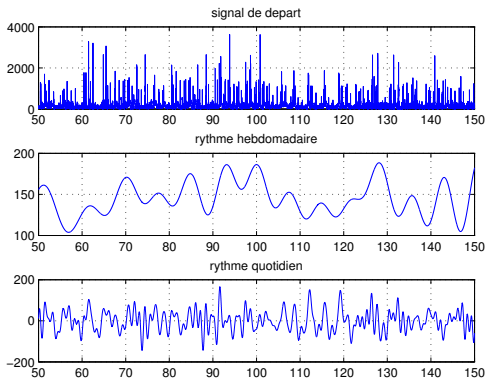
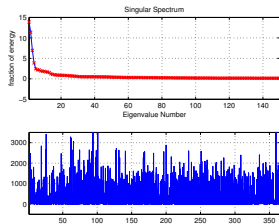


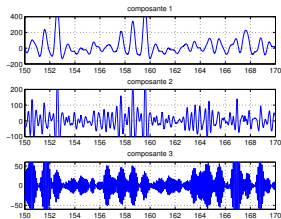
Figure: Extraction des composantes par filtrage.

Exemple d'application 2/3

Étude de la consommation électrique d'une habitation sur une année...



(a) Spectre singulier

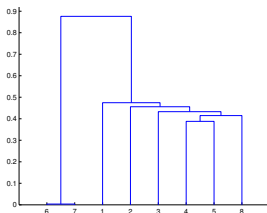


(b) Composantes

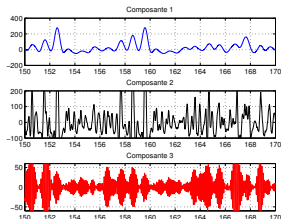
Figure: Décomposition par SSA manuelle.

Exemple d'application 3/3

Décomposition par SSA automatique



(a) Dendrogramme



(b) Composantes

Figure: Décomposition par SSA automatique.

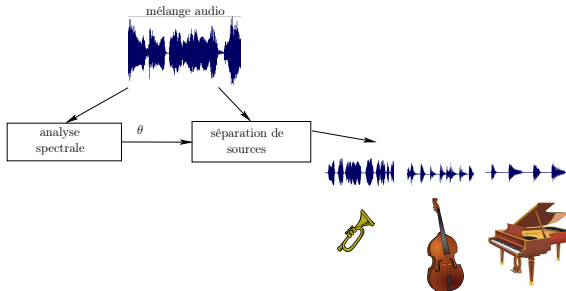
Plan

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 **L'analyse spectrale informée**
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Estimation paramétrique appliquée à la séparation de sources

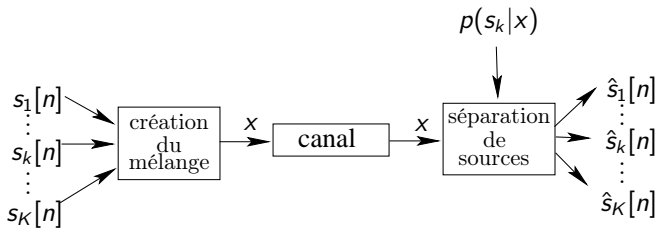
Travaux de thèse, dans le cadre du projet ANR DREAM (LaBRI, Lab-STICC, Gipsa-Lab, Telecom ParisTech, Institut Langevin).

- estimation des paramètres des sources à partir du signal de mélange observé
- estimation des sources isolées par classification des paramètres estimés



L'estimation aveugle

Exemple : la séparation de sources audio (canal sans bruit).



- les signaux estimés par cette approche contiennent des erreurs souvent importantes,
- on ne contrôle pas la qualité des estimations qui dépend de la technique utilisée et de la nature du signal.

Limitation de l'estimation classique

Borne de Cramér-Rao

Variance minimale pour un estimateur sans biais.

$$V[\hat{\theta}] \geq \text{CRB} \quad (24)$$

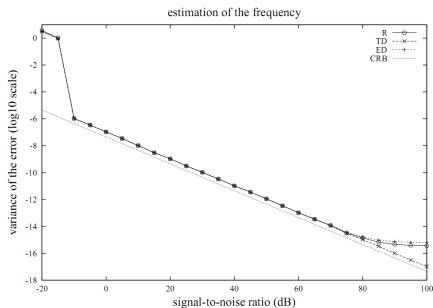
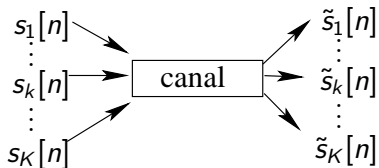


Figure: Erreur d'estimation de la fréquence d'une sinusoïde mélangée à du bruit.

Le codage pur

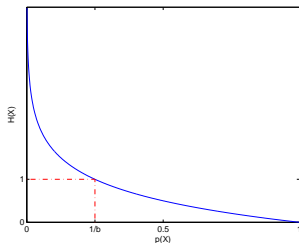
Problème de compression des données.



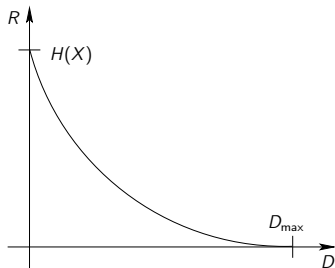
- trivial pour la séparation de sources,
- nécessité de trouver un codage plus efficace car la taille des données est plus importante.

Limitation du codage

L'entropie définit la quantité d'information théorique minimale permettant de représenter une source X .



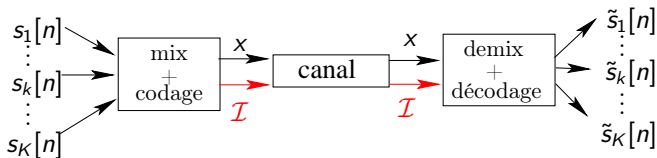
entropie de Shannon
(sans perte)



fonction débit-distorsion
(avec perte)

L'approche informée

Approche combinant estimation et codage de sources

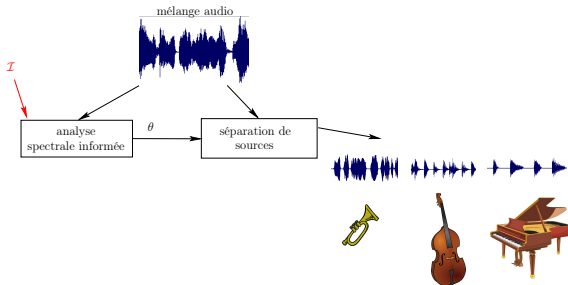


- on ne transmet que l'information complémentaire permettant de "guider" un estimateur,
- problème d'optimisation débit-distorsion.

Estimation paramétrique informée appliquée à la séparation de sources

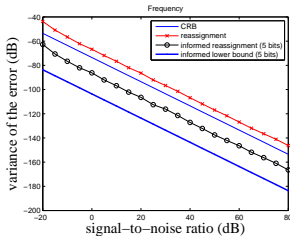
Combinaison estimation-codage

- estimation **informée** des paramètres des sources à partir du signal de mélange observé,
- estimation des sources isolées par classification des paramètres estimés.

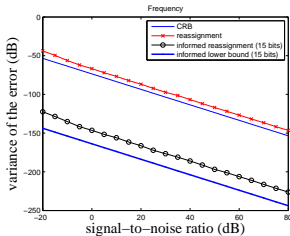


Nouvelles bornes théoriques

CRB et ILB (Informed Lower Bound) pour l'estimation de la fréquence d'une sinusoïde mélangée à du bruit [Fourer, Marchand 2010].



(a) avec 5 bits



(b) avec 15 bits

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Analyse spectrale informée, cas sphérique

Modèle de signal

$$x(t) = \sum_i a_i \cos(\omega_i t + \phi_i) = \sum_i f(\theta_i) \quad (25)$$

- on fixe $\theta = (a, \omega, \phi)$ un vecteur de \mathbb{R}^3
- $\tilde{\theta} = (\tilde{a}, \tilde{\omega}, \tilde{\phi})$ le vecteur cible (informé)
- l'application de codage : $C_d(\theta) = C_e(a), C_f(\omega), C_g(\phi)$ telle que $d = e + f + g$

Fonction de distorsion

Erreur quadratique pondérée par une fenêtre w :

$$\mathcal{D}(\theta, \tilde{\theta}) = \sum_{n=-N/2}^{N/2} w[n] \left| a \cos(\omega n + \phi) - \tilde{a} \cos(\tilde{\omega} n + \tilde{\phi}) \right|^2 \quad (26)$$

Problème de quantification vectorielle

- trouver d minimal pour la distorsion choisie,
- trouver e , f , et g qui minimisent $\mathcal{D}(\theta, \tilde{\theta})$ (allocation des bits),
- tenir compte des dépendances entre les paramètres (i.e. ce n'est pas la peine d'allouer des bits à ω et à ϕ si $a \approx 0$).

Solution optimale efficace

Entropy Constrained Unrestricted Spherical Quantization
(ECUSQ)[Korten, Jeusen & Heusdens 2007] :

- définit la distorsion comme une fonction de l'entropie cible H_t ,
- définit un quantificateur de taille variable qui minimise D_{H_t} .

ECUSQ

Fonctions de densité du quantificateur

$$\gamma_A(a, \omega, \phi) = 2^{1/3(\tilde{H}_t - 2b(A) - \log_2(\sigma_w))}, \quad (27)$$

$$\gamma_\Phi(\tilde{a}, \omega, \phi) = \tilde{a} \gamma_A(a, \omega, \phi), \quad (28)$$

$$\gamma_\Omega(\tilde{a}, \omega, \phi) = \tilde{a} \sigma_w \gamma_A(a, \omega, \phi), \quad (29)$$

avec $b(A) = \int f_A(a) \log_2(a) da$ et $\sigma_w^2 = \frac{1}{\|w\|^2} \sum_{n=-N/2}^{N/2} w[n]^2 n^2$.

Fonction débit-distorsion

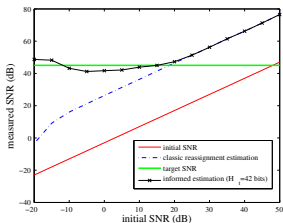
Distorsion moyenne comme une fonction de l'entropie cible H_t :

$$D_{\text{ECUSQ}} = \frac{\|w\|^2}{8} 2^{-2/3(H_t - 2b(A) - \log_2(\sigma_w))} \quad (30)$$

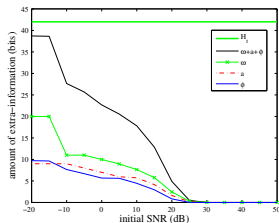
Simulation pour un SNR cible à 45dB

$$\text{SNR}^{\text{cible}} = 45 \text{ dB} \Rightarrow H_t \approx 42 \text{ bits}$$

On ne transmet que les bits d'information complémentaires à l'estimateur choisi (ici la réallocation spectrale) permettant d'atteindre la qualité choisie.



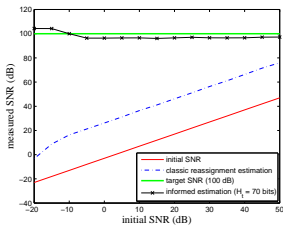
SNR



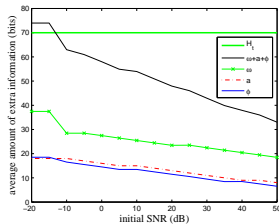
débit utilisé (H_t constant)

Simulations pour un SNR cible à 100dB

$$\text{SNR}^{\text{cible}} = 100\text{dB} \Rightarrow H_t \approx 70\text{bits}$$



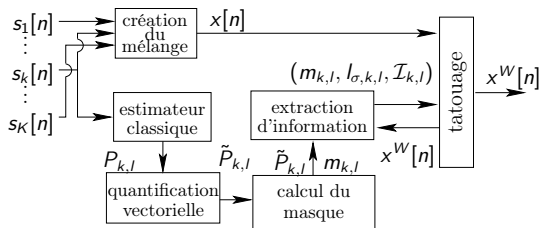
SNR



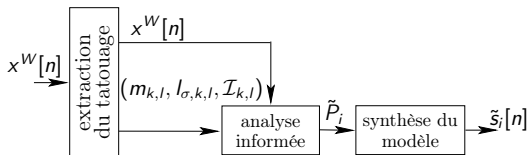
débit utilisé

Application : séparation de sources informée (ISS)

[Fourer, Marchand 2011-2013] Généralisation de l'approche "estimation + codage" pour compenser les limitations en théorie de l'estimation et de l'information.



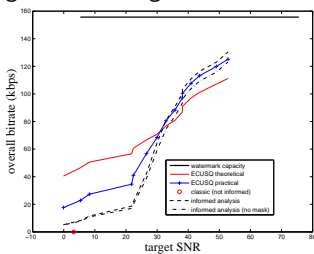
(c) Codeur



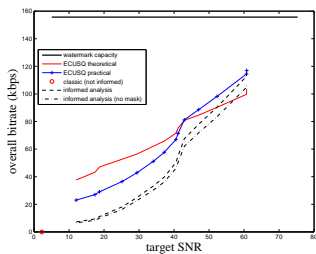
(d) Décodeur

Résultats

Signal de mélange tatoué 



voix   



guitare   

Plan

- 1 Une courte biographie...
- 2 Introduction à l'analyse temps-fréquence
- 3 Contributions en théorie du signal
 - La réallocation de Levenberg-Marquardt en temps réel
 - Étude de séparabilité sur la SSA
- 4 L'analyse spectrale informée
 - Motivations
 - Mise en oeuvre dans les problèmes d'estimation
- 5 Perspectives

Bilan

Contributions

- Avancées en théorie du signal (analyse temps-fréquence, approche informée)
- Applications en traitement du signal audio
- Travail collaboratif pluridisciplinaire (e.g. mathématiques, physique, informatique, ethnomusicologie)

Perspectives

- Réallocation et synchrosqueezing d'autres transformées
- Extension de techniques existantes (temps réel ou informée)
- Implantation sur cartes micro-contrôleurs (e.g. LMR temps réel)
- Nouvelles applications (estimation, codage, problèmes inverses, etc.)...

Perspectives de travail collaboratif à l'IRIT

Recherche

- Analyse et modélisation haute-précision de signaux (e.g. parole, musique, images et vidéo)
- Codage optimal et corrections d'erreurs pour la transmission de signaux
- Avancées théoriques et propositions de nouveaux outils en traitement du signal
- Développement de nouvelles applications (détection d'événements, similarité entre signaux, etc.)...

Enseignement à l'université de Toulouse

Prise immédiate d'enseignements dans les domaines suivants :

- Mathématiques (analyse, algèbre, probabilités)
- Traitement du signal et des images (théorie et applications)
- Algorithmique et programmation

Bibliographie

Articles en cours de soumission (depuis février 2015)

- [SP 2015] **Dominique Fourer**, and François Auger. Improving the readability of the S transform. Signal Processing. (in preparation)
- [TSP 2015] **Dominique Fourer**, and François Auger. Towards Recursive Levenberg-Marquardt time-frequency reassignment. IEEE Trans. Sig. Proc. (in preparation).
- [GRETSI 2015] J. Harmouche, **D. Fourer**, P. Flandrin, F. Auger and P. Borgnat. Une ou deux composantes : la réponse de l'analyse spectrale singulière. Proc. Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI'15).
- [EUSIPCO 2015] **Dominique Fourer**, Jean-Luc Rouas and François Auger. Instantaneous instrument recognition in polytimbral ethnomusical audio field recordings. Nice, France. Aug. 2015.

Sélection de travaux antérieurs

- [DLFM 2014] T. Fillon, J. Simonnot, M-F. Mifune, S. Khoury, G. Pellerin, M. Lecoz, E. Amy de La Bretèque, D. Doukhan, **D. Fourer**, J-L. Rouas, J. Pinquier, J. Mauclair and C. Barras. Telemeta : An open-source web framework for ethnomusical audio archives management and automatic analysis. Proc. 1st Digital Libraries for Musicology workshop (DLfM 2014). London, UK. Sept, 2014.
- [JASP 2013] **Dominique Fourer** and Sylvain Marchand. Informed Spectral Analysis : audio signal parameters estimation using side information. EURASIP. Journal on Advances in Signal Processing 2013, 2013 :178 (doi :10.1186/1687-6180-2013-178).
- [EUSIPCO 2012] **Dominique Fourer** and Sylvain Marchand. Informed Multiple-F0 Estimation Applied to Monaural Audio Source Separation. In Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO'12), Bucharest, Romania, August 2012.
- [WASPAA 2011] **Dominique Fourer** and Sylvain Marchand. Informed Spectral Analysis for Isolated Audio Source Parameters Estimation. In Proceedings of the IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA'11), New Paltz, New York, USA, October 2011. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).