

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES  
DE L'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE (PARIS VI)

INDEXATION AUTOMATIQUE DE CONTENUS AUDIO MUSICAUX

Geoffroy Peeters

IRCAM-CNRS-UPMC

12 avril 2013, IRCAM – Paris - France

## Curriculum Vitae

### Indexation automatique de contenus audio musicaux

- Introduction générale
- Travaux de recherche
- Conclusions et perspectives

## Parcours

1991-1995 Ingénieur Civil Electricité/ Télécom:

- UCL (Université Catholique de Louvain-la-Neuve), Belgique

1995-1996 DEA Master ATIAM

- Université Paris VI, Télécom ParisTech

1996-2001 Thèse de doctorat Université Paris VI

- Thèse: modèles de signaux, transformation du son, utilisation de la phase
- Allocation de recherche
- Directeur : Xavier Rodet
- Félicitations du jury à l'unanimité

2001-2004 Chargé de recherche à l'IRCAM (CDD)

- STMS-IRCAM-CNRS-UPMC

2004- Chargé de recherche à l'IRCAM (CDI)

- Chef de projet pour Quaero, BeeMusic
- STMS-IRCAM-CNRS-UPMC

## Publications (hors thèse)

Journaux: 11 articles (IEEE TASLP, JNMR, JASA, Eurasip,...)

Articles de conférences internationale: plus de 60 articles (ICASSP, ISMIR, WASPAA ...), Best paper award ICMC-2003

Brevets: 3 internationaux

Norme: co-auteur ISO MPEG-7 Audio

Ouvrage: 1 chapitre d'ouvrage

2 articles de vulgarisation

Le plus cité: « A large set of audio features for sound description » = rapport en ligne

## Encadrements

Thèses de doctorat : 4

- K. El-Ghali (2012-\*\*\*\*), L. Régnier (2008-2012), H. Papadopoulos (2006-2010), D. Tardieu (2004-2007)

Stages de Master : 10

- U. Marchand (2013), J. Flocon-Cholet (2012), F. Rigaud (2010), L. Régnier (2008), H. Papadopoulos (2006), A. Wronecki (2005), F. Mislin (2005), D. Tardieu (2004), J.-B. Goyau (2004), A. Laburthe (2002)

Post-doctorants : 8

- L. Benaroya, J. Pauwels, F. Kaiser, M. Ramona, Ch. Charbuillet, D. Tardieu, L. Smith, J.-J. Burred

Développeurs : 3

- A. Saccoia, C. E. Cella, D. Fenech

Annotateurs : 4

- E. Deruty, M. Riffault, J.-F. Rouse, N. Baubillier

Encadrement de 9 personnes au 1er mai 2013 (3 étudiants, 6 post-docs)



## Membres de jury de thèse de doctorat

### Examineurs : 5

- Slim Essid (ENST), Locan McDonagh (INRIA), Hélène Lachambre (IRIT), Mathieu Ramona (ENST), Laurent Oudre (ENST)

### Rapporteurs, « Opponents »: 6

- Enric Guauss (UPF, Espagne), Antti Eronen (TUT, Finlande), Nicolas Scaringella (EPFL, Suisse), Klaus Seyerlehner (JKU, Autriche), Cyril Laurier (UPF, Espagne), Anamaria Mesaros (TUT, Finlande)

## Lecteur

### Reviewer

### Program Committee :

- ISMIR, ACM-Multimedia, DAFx

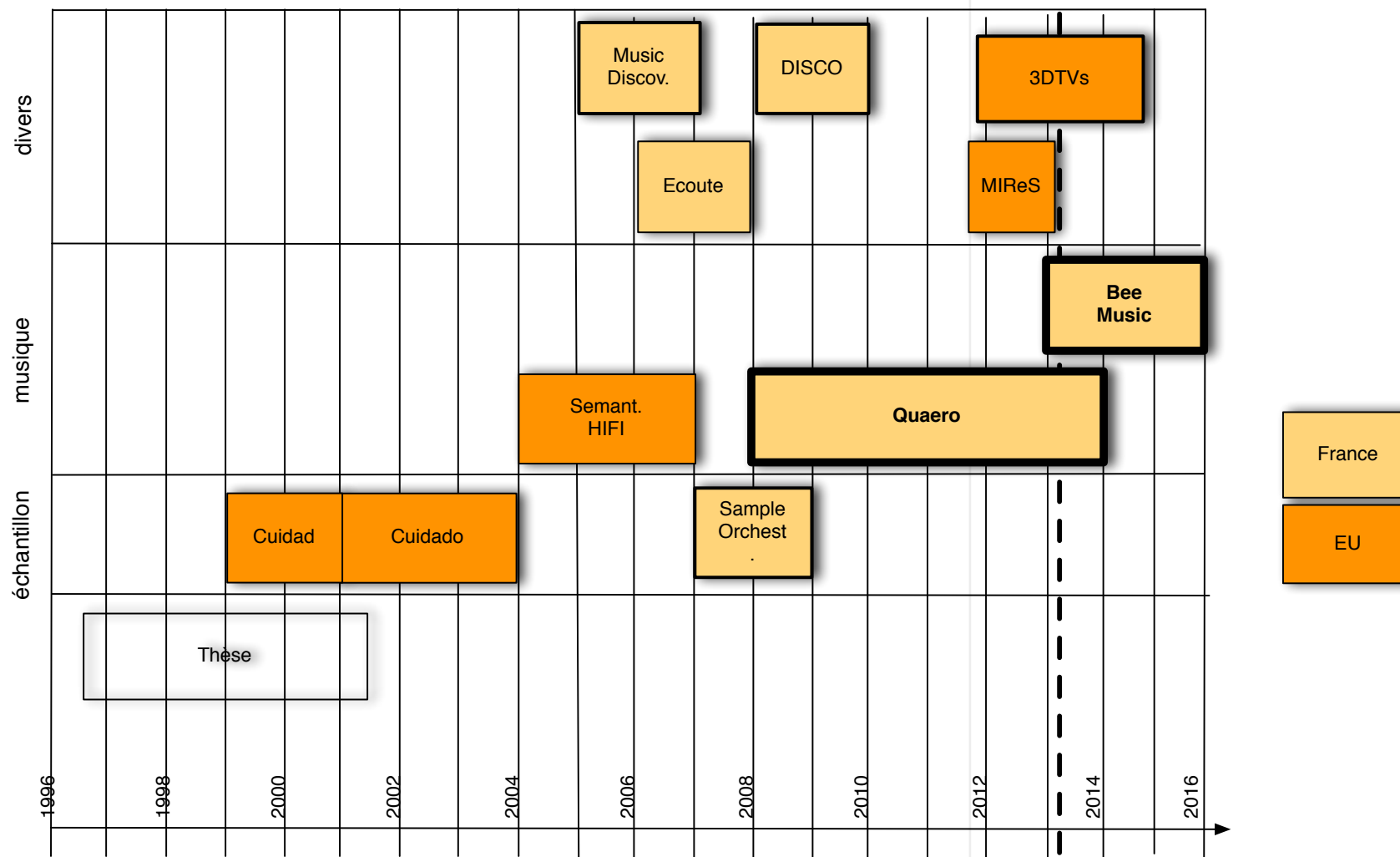
## Organisation d'évènements scientifiques

2012	Workshop on "Music Information Research and Creation »
2011	<u>14th International Conference on Digital Audio Effects (DAFx)</u>
2008	2nd International Workshop on Learning Semantics of Audio Signal (LSAS)
2004	Workshop on MPEG-7, AES 25th International Conference on Metadata for Audio, London, UK

## Responsabilités d'enseignement

CNAM (2010-***):	Analyse des images et des sons numériques (NSY122)
ATIAM (2010-***):	Master 2 ATIAM
UTC (2002-2003):	Master Hypermédia
ENSBA (1998-1999):	Master Hypermédia/Multimédia de Télécom ParisTech

## II Projets



## Curriculum Vitae

### Indexation automatique de contenus audio musicaux

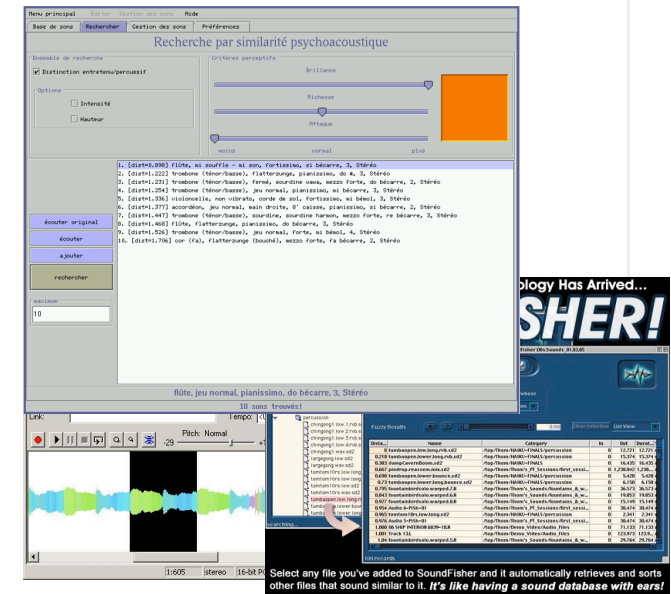
- Introduction générale
- Travaux de recherche
- Conclusions et perspectives

# Introduction

## Indexation automatique de contenus audio musicaux

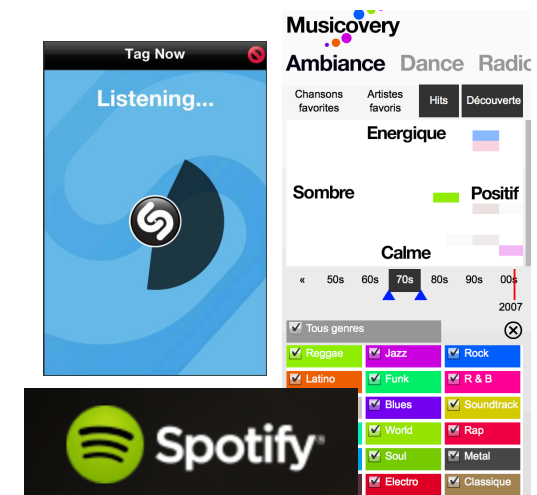
### Contexte 1999

- ISMIR n'existe pas
- Recherches
  - segmentation parole/musique, reconnaissance des instruments par approche CASA, estimation des battements, représentations « objets » de sources audio (MPEG-4 SAOL)
- Evaluations
  - sur quelques fichiers
- Applications
  - description des échantillons (Studio-OnLine, MuscleFish)
- Musique
  - Napster
- ISO MPEG-7 Audio



### Contexte 2013

- ISMIR communauté bien établie, sessions MIR à ICASSP, ACM-M
- Evaluation
  - sur un million de titres
- Applications
  - Shazam/MIDOMI
- Musique
  - écoute en streaming (YouTube, Last-FM, Spotify, Deezer),
  - alimentés en métadonnées par des web-services (Echo-Nest, BMAT)



### « Indexation audio » ?

L'ensemble des recherches permettant de repérer des éléments significatifs dans des documents audio ou dans des collections de documents audio.

Recherches relatives aux

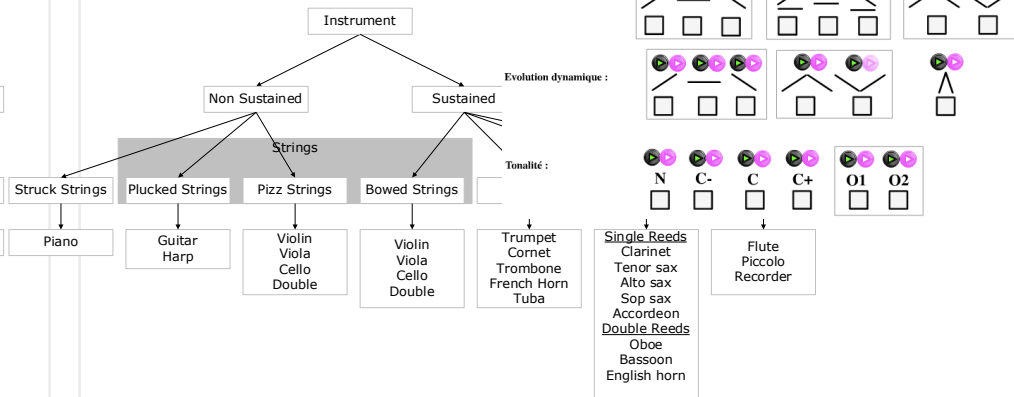
- éléments significatifs → définir les éléments, création de données annotées en ces éléments significatifs

# Introduction

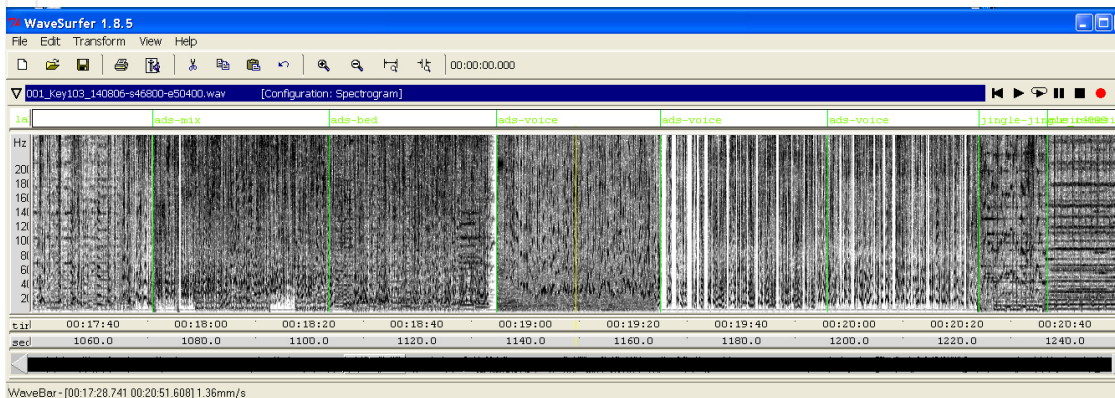
## Indexation automatique de contenus audio musicaux

### Éléments significatifs ?

#### Pour les échantillons



#### Pour un flux audio (radio/télé)



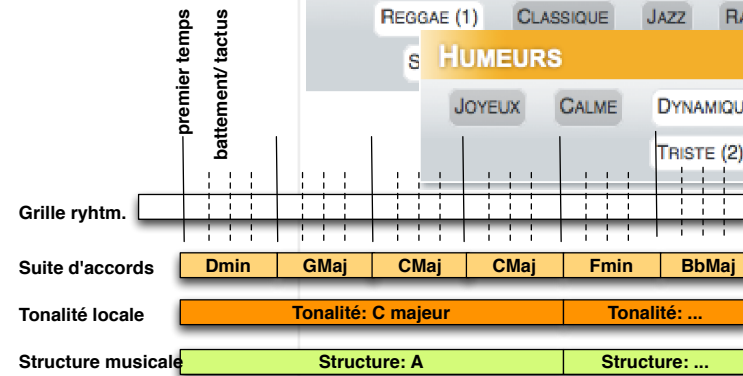
#### Pour la musique

##### GENRES

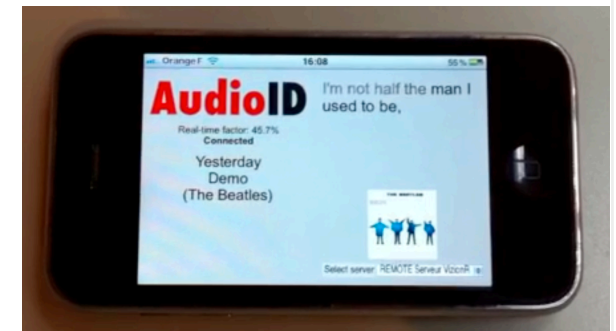
POP/ROCK BLUES ELECTRONIQUE MÉTAL/PUNK  
REGGAE (1) CLASSIQUE JAZZ RAP

##### HUMEURS

JOYEUX CALME DYNAMIQUE (25) ROMANTIQUE  
TRISTE (2)



#### Inter-documents

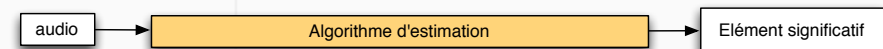
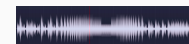


### « Indexation audio » ?

L'ensemble des recherches permettant de repérer des éléments significatifs dans des documents audio ou dans des collections de documents audio.

Recherches relatives aux

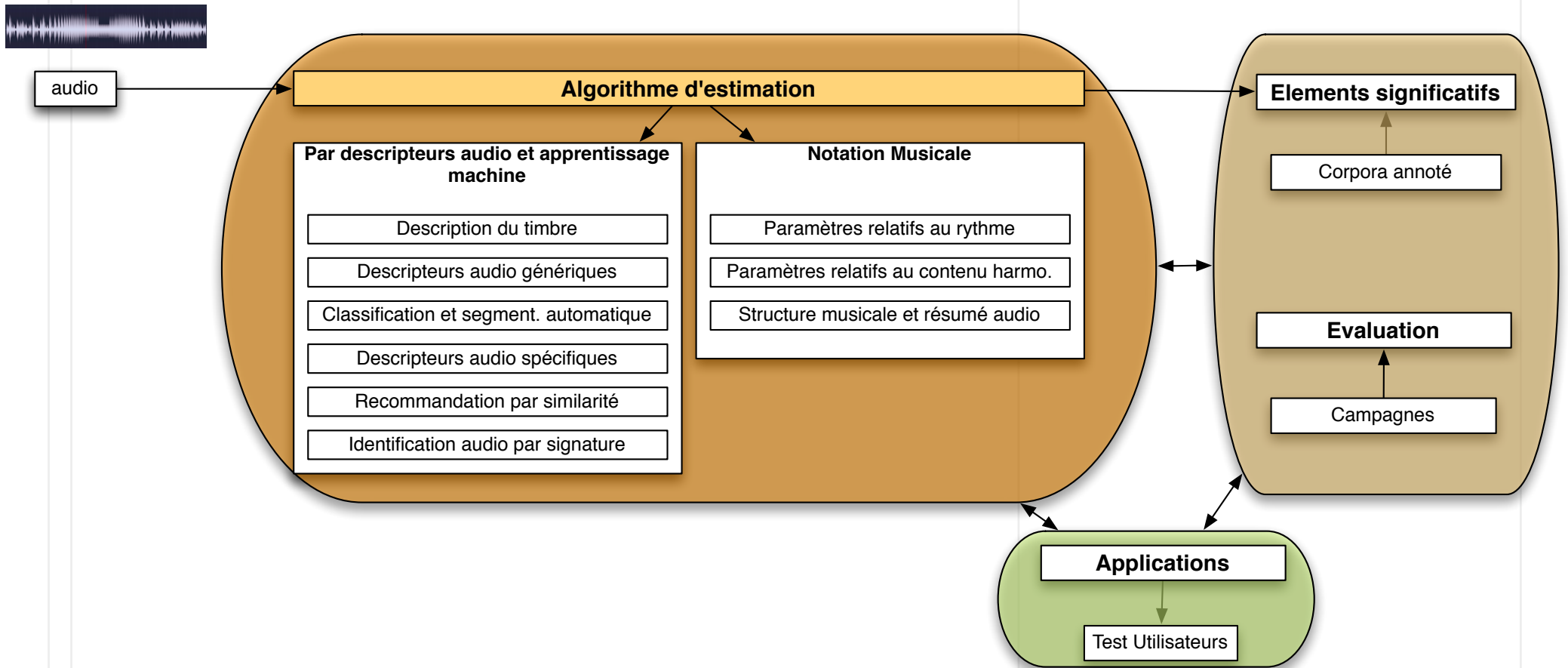
- éléments significatifs → définir les éléments, création de données annotées en ces éléments significatifs
  - significatifs pour un type de **contenu** donné
  - **portée** de la signification
  - significatifs dans un contexte donné: **application**
    - **accès** aux documents audionumériques,
    - utilisation dans la **création**
- repérer → création de technologies= algorithmes d'estimation
  - introduction de connaissance
    - approche dite « **machine-learning** »
    - approche dite « **human-learning** »



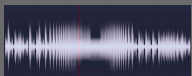
- évaluation des performances des technologies repérant ces éléments significatifs
- technologies utilisées dans des applications (optimisations, scénarii utilisateurs, interfaces, tests utilisateurs)

# Indexation automatique de contenus audio musicaux

## Plan du document manuscrit







audio



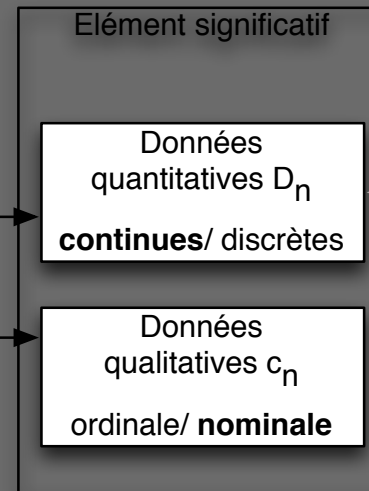
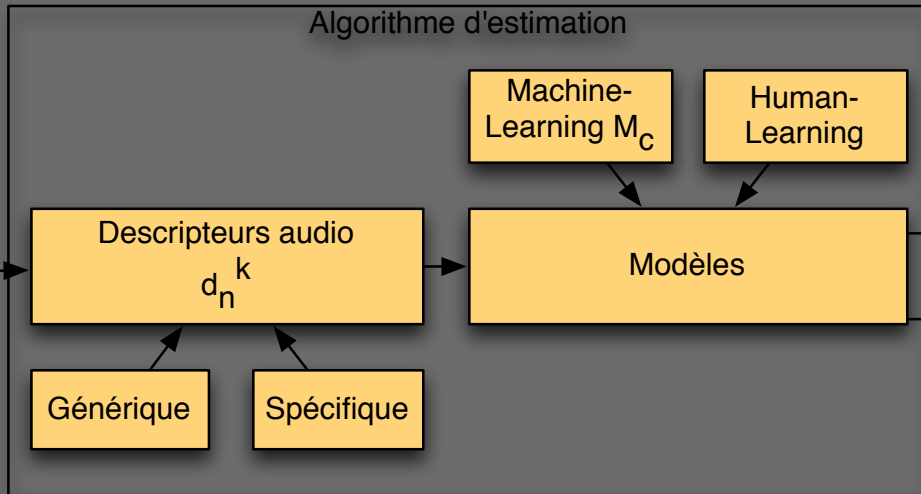
Algorithme d'estimation



Élément significatif

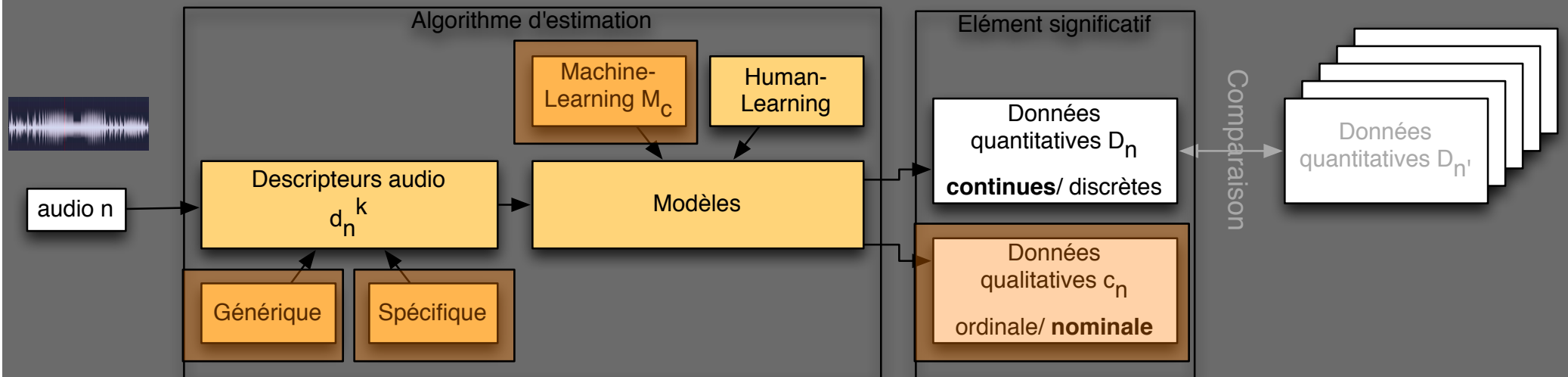


audio n

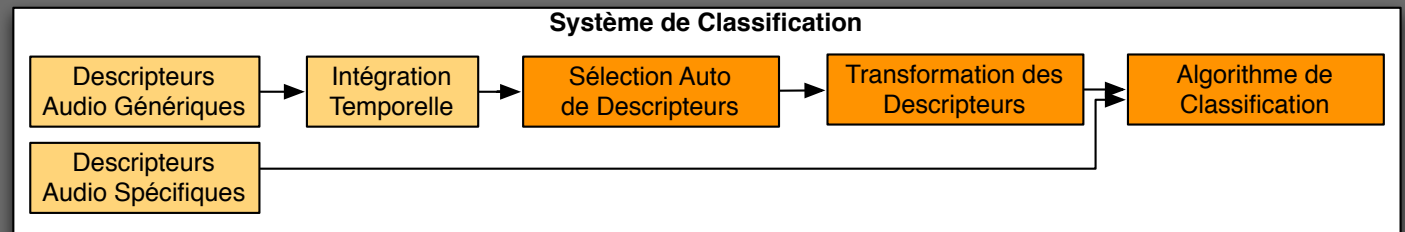


Comparaison





## L'apprentissage machine pour les problèmes de classes

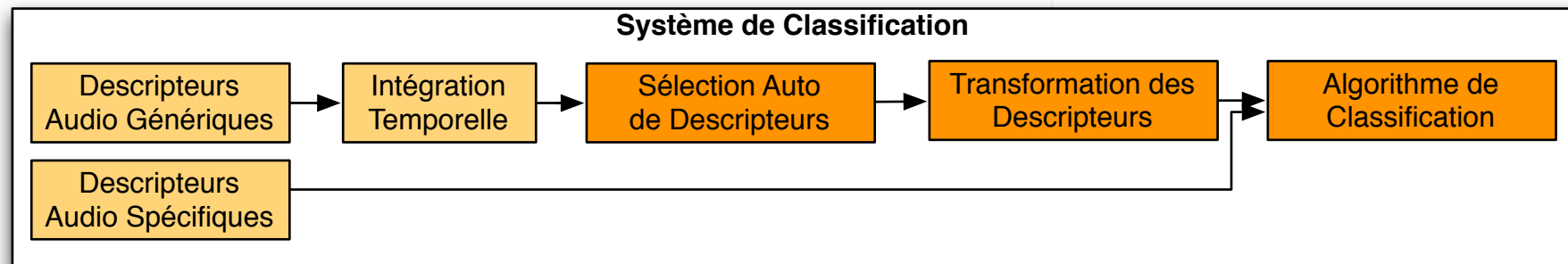


## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Systèmes génériques de classification

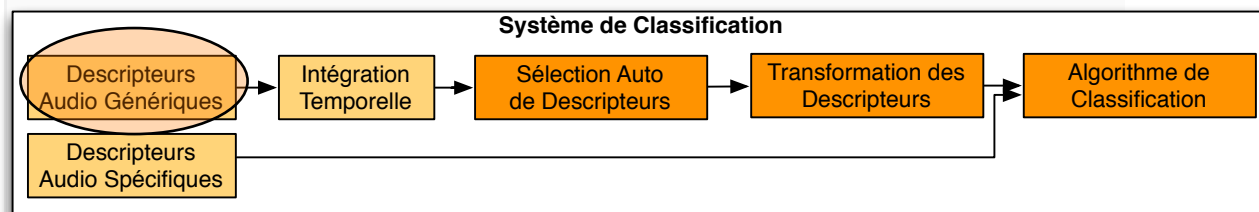
- Pourquoi créer une machine à apprendre ?
  - De nombreux éléments significatifs sont mal définis mais peuvent être exemplifiés
- Intérêt scientifique
  - Comment **apprendre** à une machine à **apprendre**
- Intérêt applicatif
  - Pouvoir créer des modèles de classification/segmentation automatique pour un ensemble d'éléments significatifs
- Solution proposée:
  - **Extraction** de descripteurs, **Sélection** automatique de descripteurs, **Apprentissage** supervisé des classes



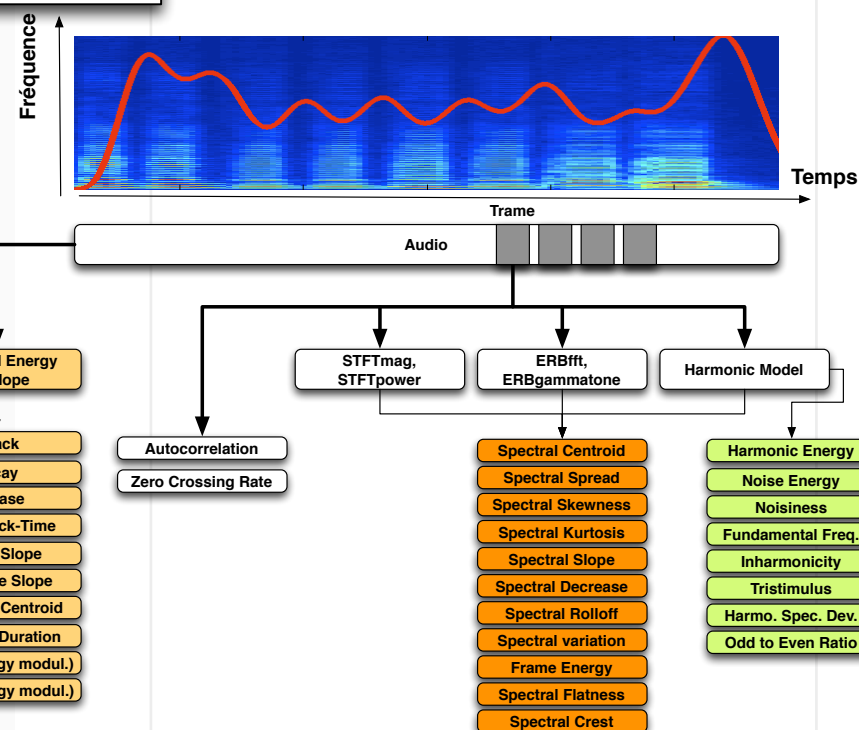
## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Descripteurs audio génériques



- Pourquoi étudier les descripteurs audio génériques?
  - Le descripteur est la **source d'information** audio
- Solution proposée
  - Créer un grand ensemble de descripteurs audio + ASAD
- Contributions
  - **Regroupement** de différents domaines
  - **Meilleurs** descripteurs (Log-Attack-Time)
  - **Nouveaux** descripteurs
  - **Formaliser** l'organisation
  - **Invariance**
- Implémentations:
  - ircamdescriptor (Tisserand, Cella, Saccoia, Comu) ,
  - Timbre Toolbox

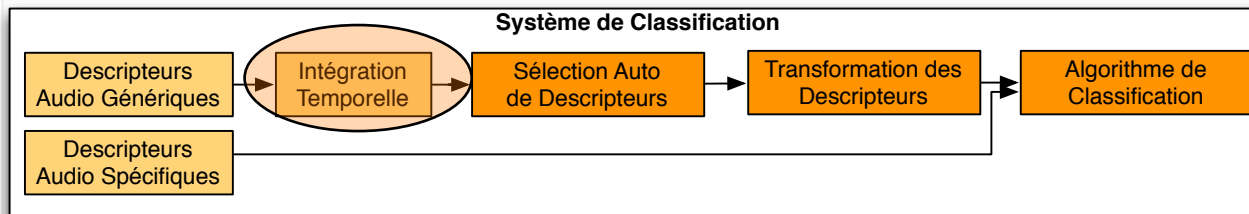


- P. Herrera, G. Peeters, and S. Dubnov. Automatic classification of musical instrument sounds. *Journal of New Music Research*, 32(1) :3–21, 2003.
- G. Peeters. A large set of audio features for sound description (similarity and classification) in the cuidado project. *Cuidado project report*, Ircam, 2004.
- G. Peeters, B. Giordano, P. Susini, N. Misdariis, and S. McAdams. The timbre toolbox : Extracting audio descriptors from musical signals. *JASA* 130(5), November 2011

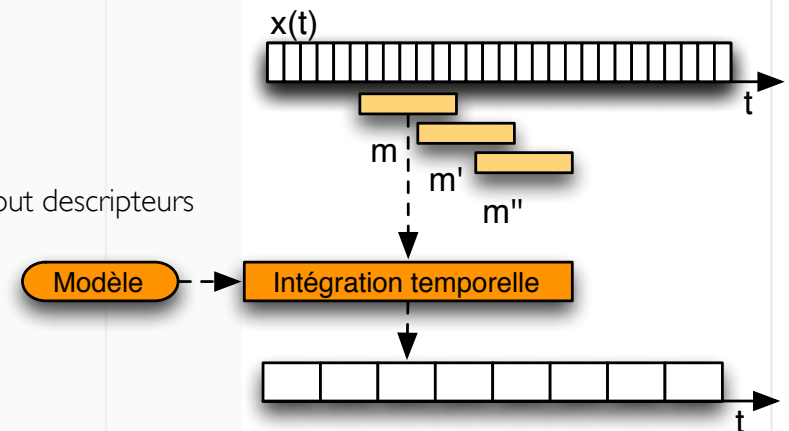
## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Intégration temporelle



- Techniques sans apprentissage de modèles
  - Opérateurs simples
    - Contributions: **pondération** par la sonie, médianes/ interquartiles
  - Modèle Auto-Régressif multi-varié (ARM)
    - Contributions: Utilisation du **résiduel**
  - Spectre de modulation
    - Contributions: Worms et Rodet 1998, Peeters 2002: **généralisation** à tout descripteurs
- Techniques avec apprentissage de modèles
  - Méthodes par dictionnaires
  - Multi-probe histogram
  - Modèle du monde, « Universal Background Model »
- Analyses « beat-synchrone »
  - **Études** des différents types de beat-synchrone

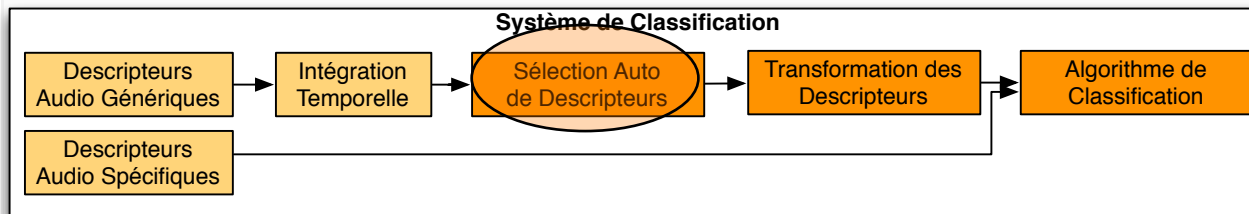


- X. Rodet, L. Worms, and G. Peeters. Method for characterizing a sound signal. US 2005/0163325 A1 / EP 1459214 A1 / JP 2005-513576 A / WO 2003/056455, 2003.
- G. Peeters. Deriving Musical Structures from Signal Analysis for Music Audio Summary Generation: Sequence and State Approach, Lecture Notes in Computer Science., 2004.
- C. Charbuillet, D. Tardieu, and G. Peeters. Gmm supervector for content based music similarity. In Proc. of DAFx, Paris, France, September 2011.
- D. Tardieu, C. Charbuillet, F. Cornu, and G. Peeters. Mirex-2011 single-label and multi-label classification tasks: Ircamclassification2011 submission. In MIREX (Extended Abstract), 2011.

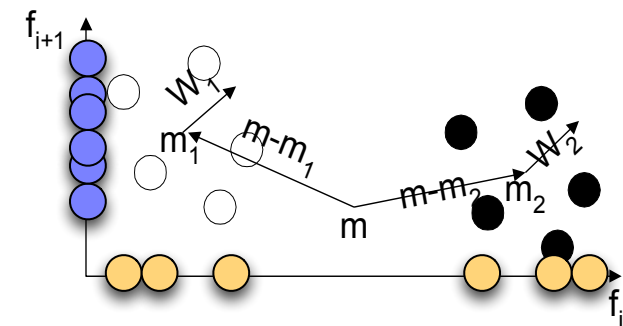
## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Sélection Automatique de Descripteurs



- Pourquoi étudier la sélection automatique de descripteurs ?
  - Les algorithmes existants (CFS, Relief-F) ne sont pas satisfaisant pour nos problèmes
- Contributions
  - Nouveaux algorithmes de SAD
  - Catégories : **Filter**, **Embedded**, **Wrapped**
  - Inertia Ratio Maximization with Feature Space Projection (IRMFSP)
    - A) Choix de descripteurs **informatifs** vis-à-vis des classes  
Rapport d'**inertie** (discriminant de Fisher)
    - B) Choix de descripteurs **non-redondants**  
**Orthogonalisation** de Gram-Schmidt

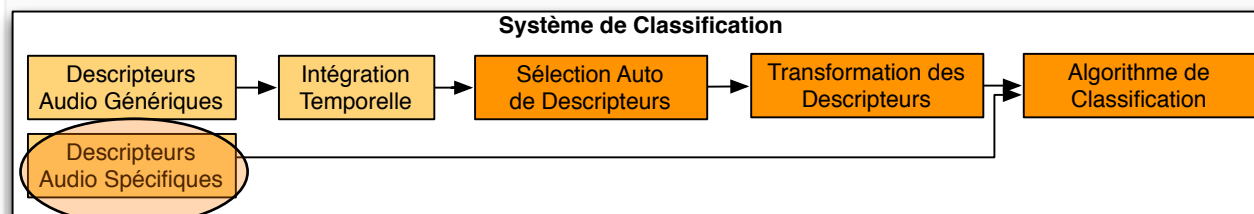


- G. Peeters and X. Rodet. Automatically selecting signal descriptors for sound classification. In Proc. of, Goteborg, Sweden, 2002.
- G. Peeters. Automatic classification of large musical instrument databases using hierarchical classifiers with inertia ratio maximization. In Proc. of AES 115th Convention, New York, USA, 2003.

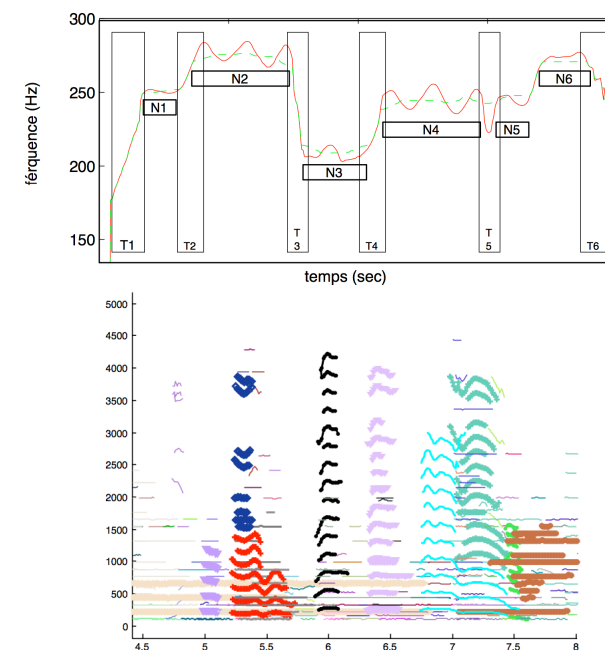
## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Descripteurs audio spécifiques



- Pourquoi étudier les descripteurs audio spécifiques ?
  - Certains éléments significatifs ne peuvent être décrit par des descripteurs génériques
  - Quand l'élément est bien identifier on peut **développer des descripteurs** spécifiques
- Exemples
  - [Master, PHD Lise Régner] Description de la voix chantée
    - Descripteurs **intonatifs**: caractérisation du vibrato, tremolo, portamento, legato (Pm2 + « haute-résolution »)
    - Lachambre
    - Descripteurs **génériques** True-Envelope Cepstral Coefficient
    - Résultats identification du (de la) chanteur(se)
      - MFCC/GMM: 73.4%
      - Intonatif + TECC : **89.1%**
  - [Peeters, 2010]: Description de la **morphologie** sonore
  - [Tardieu, 2011]: Description de l'effet de **production**
  - [PHD Kaoutar-El-Ghali]: Unités Sémiotiques Temporelles



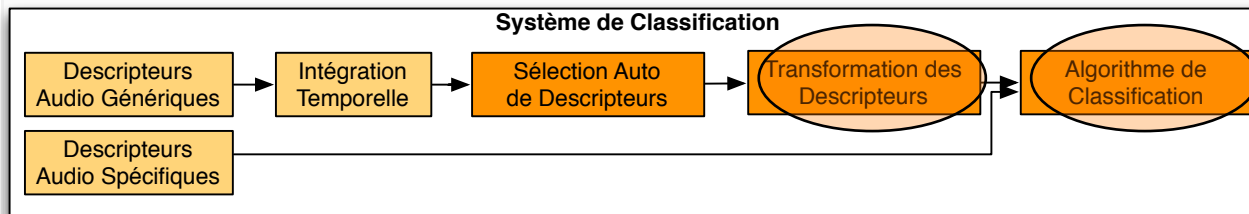
- L. Régner. *Détection de la voix chantée dans un morceau de musique*. Master thesis, Université Paris VI, 2008.
- D. Tardieu, E. Deruty, C. Charbuillet, and G. Peeters. Production effect: Audio features for recording techniques description and decade prediction. In Proc. of DAFx, Paris, France, September 2011.
- G. Peeters and E. Deruty. Sound indexing using morphological description. *Audio, Speech and Language Processing, IEEE TASLP*:675–687, March 2010.



## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Algorithmes de classification



- Transformation des descripteurs: Box-Cox, PCA, LDA
- Algorithmes de classification : Gaussien, GMM, SVM, à plat, hiérarchique, Single/Multi label
- ircamclassification1 [Peeters 2007]:
  - Single-label, IRMFSP + GM, GMM, KNN, HMM
- ircamclassification2 [Burred, Peeters, 2009]:
  - Multi-label (one-versus-all) + SVM, optimisation
- ircamclassification3 [Tardieu, Charbuillet, Ramona, Cornu, Peeters, 2011]:
  - UBM, ARM + Architecture plug-in

- G. Peeters. A generic system for audio indexing : application to speech/ music segmentation and music genre. In Proc. of DAFX, Bordeaux, France, 2007.
- J.-J. Burred and G. Peeters. An adaptive system for music classification and tagging. In Proc. of LSAS, Graz, Austria, 2009.
- D. Tardieu, C. Charbuillet, F. Cornu, and G. Peeters. Mirex-2011 single-label and multi-label classification tasks : Ircamclassification2011 submission. In MIREX Extended Abstract, 2011.

## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Performances

Tâche MIREX	Mesure d'Eval.	2008	2009	2010	2011	2012
Single-Label : Mood	Mean Accuracy	63.7 <sub>GP</sub> →63.7 <sub>GP</sub>	63.7 <sub>GP</sub> →65.7 <sub>CL</sub>	63.2 <sub>GP</sub> →64.1 <sub>WLJW</sub>	67.2 <sub>TCCP</sub> →69.5 <sub>JR</sub>	→67.8 <sub>PP</sub>
Single-Label : Genre Mixed	Mean Accuracy	63.9 <sub>GP</sub> →66.4 <sub>GT</sub>	70.6 <sub>BP</sub> →73.3 <sub>CL</sub>	70.7 <sub>BRPC</sub> →73.6 <sub>SSPK</sub>	75.3 <sub>TCCP</sub> →75.6 <sub>WR</sub>	→76.1 <sub>WJ</sub>
Single-Label : Genre Latin	Mean Accuracy	-	67.3 <sub>BP</sub> →74.7 <sub>CL</sub>	70.7 <sub>BRPC</sub> →79.9 <sub>SSPK</sub>	74.9 <sub>TCCP</sub> →75.8 <sub>SSPK</sub>	→77.0 <sub>RW</sub>
Single-Label : Classical Comp.	Mean Accuracy	49.0 <sub>GP</sub> →53.3 <sub>ME</sub>	55.7 <sub>BP</sub> →61.0 <sub>CL</sub>	55.2 <sub>BRPC</sub> →65.3 <sub>WLB</sub>	57.9 <sub>TCCP</sub> →68.8 <sub>JR</sub>	→69.7 <sub>LBLJK</sub>
Multi-Label : Tag Mood	Av. Tag F-Meas	-	19.5 <sub>BP</sub> →21.9 <sub>LWW</sub>	46.6 <sub>BRPC</sub> →46.6 <sub>BRPC</sub>	47.8 <sub>TCCP</sub> →49.1 <sub>SSKS</sub>	→49.1 <sub>SSKSS</sub>
Multi-Label : Tag MajorMiner	Av. Tag F-Meas	-	29.0 <sub>BP</sub> →31.1 <sub>LWW</sub>	47.8 <sub>BRPC</sub> →47.8 <sub>BRPC</sub>	49.8 <sub>TCCP</sub> →49.8 <sub>TCCP</sub>	→49.5 <sub>PH</sub>

- Validation de notre approche ?
  - Bon résultats à travers toutes les tâches (single, label)
  - Constante augmentation de 2008 à 2011
  - DBN (PH) reste en dessous de TCCP, SSKS utilise des descripteurs spécifiques

## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.3 Classification et segmentation automatique

#### Applications

- Instruments, matériaux/onomatopées, segmentation parole/musique, genre, humeur, instrumentation-globale, enregistrement, ...

**Quaero MSSE PROJECT**

Artistes, titre, album... tous les champs Rechercher

Recherches proches : [the cure](#) (264) [u2](#) (244) [new model army](#) (186) [frank black](#) (148) [depeche mode](#) (136) [r.e.m.](#) (106)

**A Means to An End** Joy Division  
Dynamique - Pop/Rock - Guitare électrique, Batterie, Electronique  
Closer (Extended)

ajouter à une playlist  
chercher des musiques similaires

0:0 - 4:9 écouter le résumé | écouter l'intégral | afficher les passages chantés

**RÉSULTATS (8764)**

enregistrement dans une playlist Modes de lecture : automatique | manuel

Titre	Artiste	Album	Durée
A Means to An End	Joy Division	Closer	04:00
I Dig You	The Cure	Seventeen Seconds Deluxe Edition	03:36
Vamos	Pixies	Surfer Rosa	02:53
Tread Oh	Bob Marley & the Wailers	Is This the Chapel	02:26
I Feel You	Depeche Mode	Songs of Faith & Devotion Live	07:11
The Walk	The Cure	Concert: The Cure Live	03:31
Morceau 7	Of Montreal	Kissing Fauna, are you the destroyer ?	11:54
The Sound of Silence	Simon & Garfunkel	Collected Works	03:08
Harvest	Big Country	Come Up Screaming	04:09
I'll Be Over You	Toto	Legend	03:49
The Chain	Fleetwood Mac	Rumours	04:30
Pure And Easy (Previously Unreleased)	The Who	Who's Next	04:21

**HUMEURS**  
JOYEUX (25) CALME (138) DYNAMIQUE (4662)  
ROMANTIQUE (512) TRISTE (1445)

**GENRES**  
POP/ROCK (625) BLUES (969) ELECTRONIQUE (57)  
METAL/PUNK (617) REGGAE (169)  
CLASSIQUE (165) JAZZ (327) RAP (115)  
SOUL/FUNK (211) LATIN (380) RNB (250)

**INSTRUMENTATIONS**  
GUITARE ELECTRIQUE (5494)  
GUITARE ACOUSTIQUE (1427) ELECTRONIQUE (2485)  
BATTERIE (6619) CUIVRES (264)  
ORCHESTRE A CORDES (150) PIANO (391)  
ACOUSTIQUE (861)

**ENREGISTREMENTS**  
STUDIO (4713) LIVE (3834)

**MES PLAYLISTS**

**MUMA the music mashup** search 1950 - 2012

**Chord sequence**

C#	D#	F#	G#	A#		
C	D	E	F	G	A	B
C#m	D#m	F#m	G#m	A#m		
Cm	Dm	Em	Fm	Gm	Am	Bm

Play with a MIDI input device

**Moods**  
Happy  
Calm  
Sad  
Dynamic  
Romantic

**Genres**  
Electro  
R&B  
Pop/Rock  
Jazz  
Rap

**Instruments**

Guitars  
Electric  
Acoustic

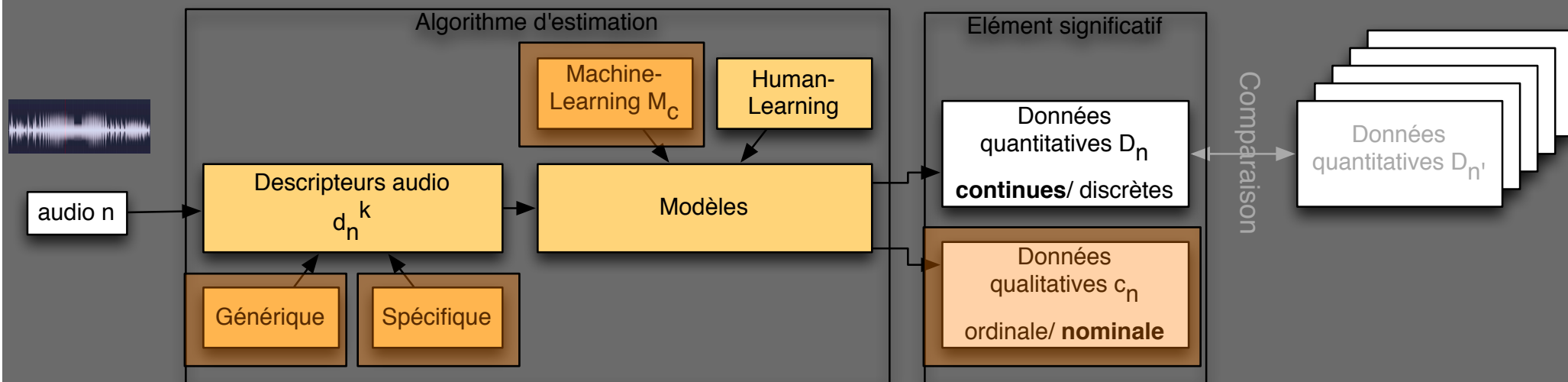
Drums  
Electronic  
Pop/Rock  
Hard Rock/Metal  
Jazz/Country/Soul

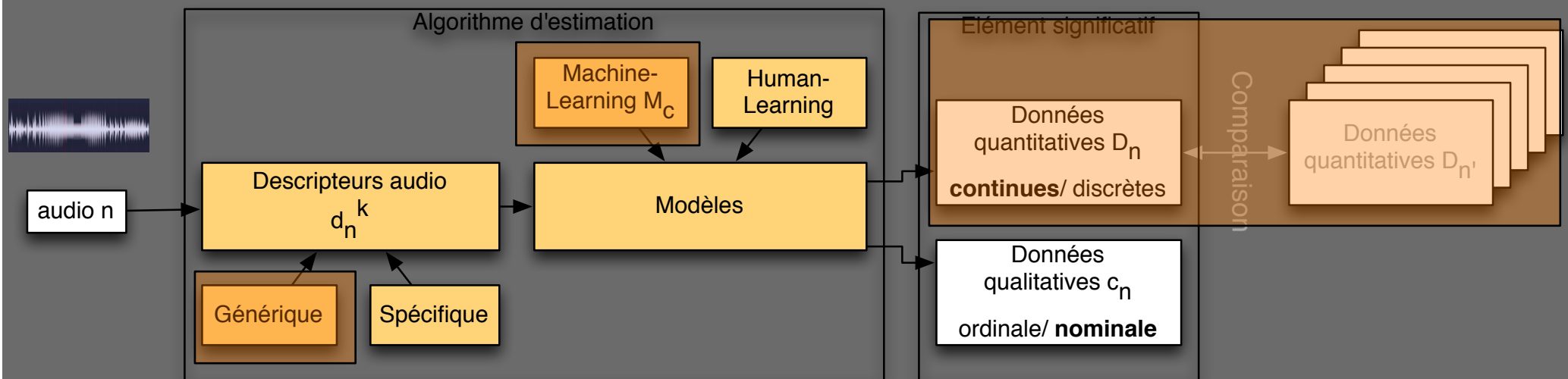
**Artists**  
No artist matching

**Tracks**

Hall of Fame	Track
	Good Night Irene
	Ton invitation
	Better Together
	Tonton d'America
	Tout ce qu'on a

- G. Peeters, F. Cornu, D. Tardieu, C. Charbuillet, J. J. Burred, M. Ramona, M. Vian, V. Botherel, J.-B. Rault, and J.-P. Cabanal. A multimedia search and navigation prototype, including music and video-clips. In Proc. of ISMIR, Porto, Portugal, October 2012.
- A. Lenoir, R. Landais, G. Peeters, L. Oudre, and T. Fillon. Muma: A music search engine based on content analysis. In Proc. of IEEE ICME Barcelona, Spain, July 2011.





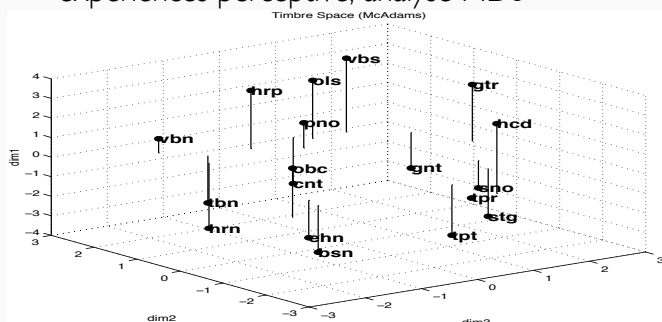
Données continues et applications inter-documents

## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### Description du timbre « sonore » et « musicale »

#### Timbre « sonore »

- Contexte :
  - 1999: descripteurs timbre, ISO MPEG-7-Audio
- Le « timbre » ?
  - différence entre deux sons même H, S, D
  - expériences perceptive, analyse MDS



- Etat de l'art:
  - [Krimphoff 1994] [Misdariis 1998]
- Contributions :
  - Comment rendre les descripteurs **meilleurs, robuste** ?
  - Comment sélectionner **les meilleurs** descripteurs audio ?
    - Corrélation, régression multiple
  - Pourquoi passer par les axes perceptifs ?
    - Prédiction directe à partir des **distances**,
  - Validation** du modèle de prédiction de distance (MPEG « Core Experiment »): expérience perceptive IRCAM/MTG

#### Timbre « musicale »

- Contexte:
  - Recommandation musicale
- Le « timbre » ?
  - ?
  - évaluation à posteriori (métadonnées, tests perceptifs, Pandora)
- Verrous:
  - Pertinence
  - Passage à l'échelle (« scalabilité »),
  - Eviter les orphelins et les attracteurs
- Etat de l'art:
  - SKLD: Symmetrized KL Divergence (Acouturier, Pachet)
- Contributions
  - Rendre l'approche SKLD « **scalable** » ? (CNAM, Paris Dauphine)
    - Rendre SKLD métrique, utilisation du M-tree, recherche approximative
  - Alternative** à l'approche SKLD ?
    - Techniques d'**identification du locuteur**: Super-Vecteur
    - Nouvelles techniques de normalisation

Measure	CTCP2	SSPK2	STBD1	STBD2
Average Fine Score	58.586	58.642	33.906	30.562
Average Cat Score	1.296	1.312	0.636	0.578

- G. Peeters, S. McAdams, and P. Herrera. Instrument sound description in the context of mpeg-7. In Proc. of ICMC, Berlin, Germany, 2000.
- G. Peeters, S. McAdams, J. Krimphoff, P. Susini, N. Misdariis, and B. Smith. Method for characterizing the timbre of a sound signal in accordance with at least a descriptor. Brevet FR2830118 (26.09.01) / Patent 20040220799 / U.S. Patent Number : 7,406,356, 2001.
- C. Charbuillet, G. Peeters, S. Barton, and V. Gouet-Brunet. A fast algorithm for music search by similarity in large databases based on modified symetrized kullback-leibler divergence. In Proc. of IEEE CBMI, pages 1–6, Grenoble, France, June 2010.
- C. Charbuillet, D. Tardieu, and G. Peeters. Gmm supervector for content based music similarity. In Proc. of DAFx, pages 425–428, Paris, France, September 2011.

## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.1 Description du timbre

Son: Orchestration [PHD D.Tardieu]

- Comment retrouver le sous-ensemble de sons  $n_i$  tel que leur **combinaison** soit perceptivement la plus proche d'un son cible  $n_c$

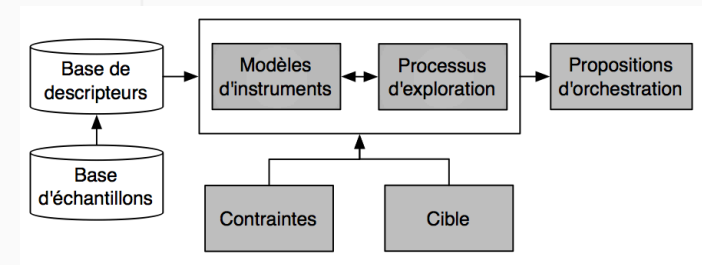
$$\{d_{nc}^k\} \leftarrow n_c \stackrel{?}{\approx} \sum_i n_i \longrightarrow \sum_i \{d_i^k\}$$

- Etat de l'art :

- [Psenicka, 2003] [Rose, 2005]

- Contributions :

- Qu'est-ce qu'un son  $n_i$  ?
  - combinaison d'un instrument, d'une hauteur, d'un mode de jeu, d'une nuance → taxinomie proposée
- Comment représenter un instrument joué ? grande variabilité (instrument, instrumentiste, conditions de jeu)
  - modèles génératifs
- Représentation d'un son joué ?
  - intersection de plusieurs sous-modèles génératifs (plus de données d'apprentissage)
- Addition de deux sons ? propriété perceptive, prédiction à partir des descripteurs audio, addition de modèles,
- optimisation multicritères (front de Pareto)
- Thèse de G. Carpentier, Ph. Esling

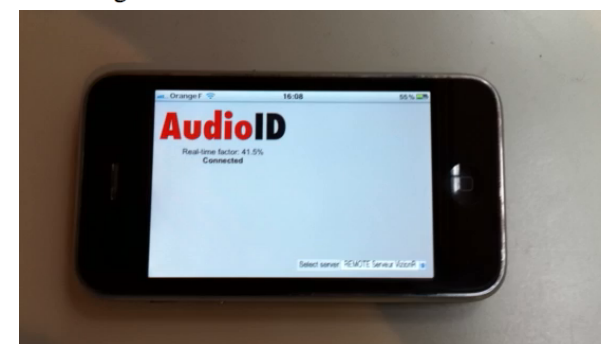
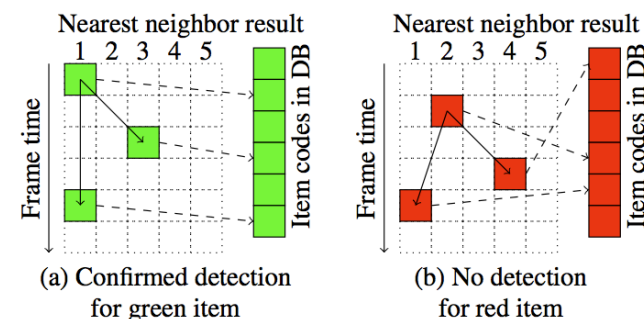
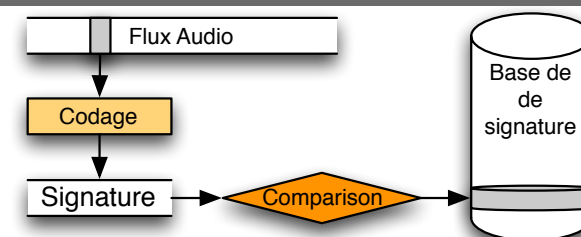


## 2. Indexation audio par descripteurs audio et apprentissage machine

### 2.6 Identification audio par technique de signature

#### Musique: Identification par empreunte digitale

- Objectif:
  - Identifier un extrait audio par technique d'emprunte digitale
- Verrous
  - Signature **discriminante** mais **robustesse**, comparaison **rapide**
- Etat de l'art:
  - Philips, Shazam, Télécom-Paris, AudioID du FHG, AudioDNA du MTG
- Contributions
  - Comment représenter un signal audio de manière compacte ?
    - [Worms et Rodet 1998]: l'évolution temporelle de ces propriétés (spectre de modulation, norme L2)
  - Comment rendre ce signal indépendant du canal de transmission ?
    - [Peeters 2004]: spectre de modulation passage en échelle log, échelle perceptive
  - Comment rendre le code plus robuste (décalage, bruit) ?
    - [Ramona, Peeters]: synchronisation des codes, stratégies de recherche par « rangs » cumulés
- Résultats
  - Corpus Yacast (240h): Shazam(\*) 84.6%, Philips(\*) 89.5%, AudioPrint 98%
    - (\*) système ré-implémenté
  - Mise à disposition d'un framework publique d'évaluation
  - Système AudioPrint

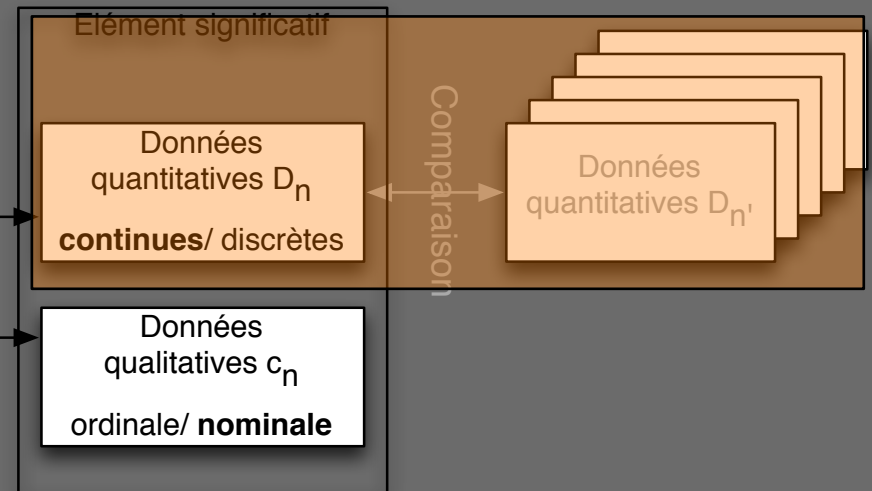
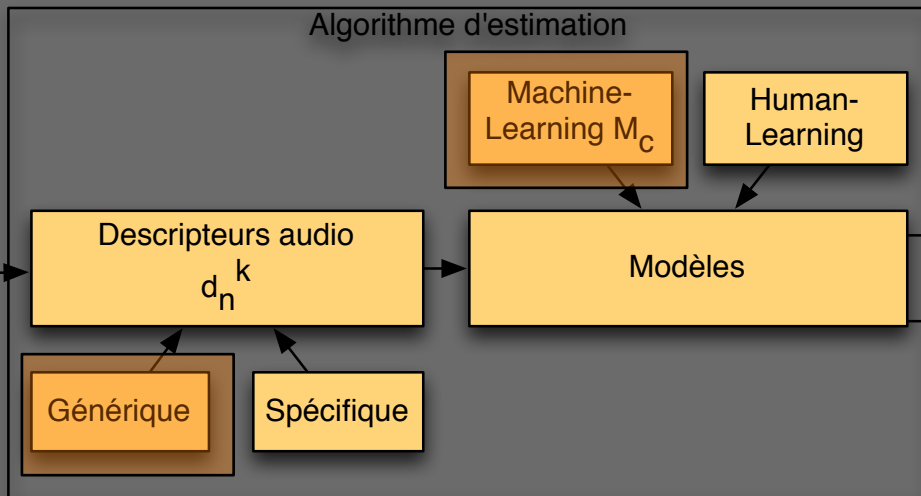


- L. Worms. Reconnaissance d'extraits sonores dans une large base de données. Practical lessons, Ircam, 1998.
- X. Rodet, L. Worms, and G. Peeters. Method for characterizing a sound signal. US 2005/0163325 A1 / EP 1459214 A1 / JP 2005-513576 A / WO 2003/056455, 2003.
- M. Ramona, S. Fenet, R. Blouet, H. Bredin, T. Fillon, and G. Peeters. A public audio identification evaluation framework for broadcast monitoring. Journal of ETAI, 26(1-2):119-136, February 2012.
- M. Ramona and G. Peeters. Audioprint : An efficient audio fingerprint system based on a novel cost-less synchronization scheme. In Proc. of IEEE ICASSP, Vancouver/Canada, May 2013.



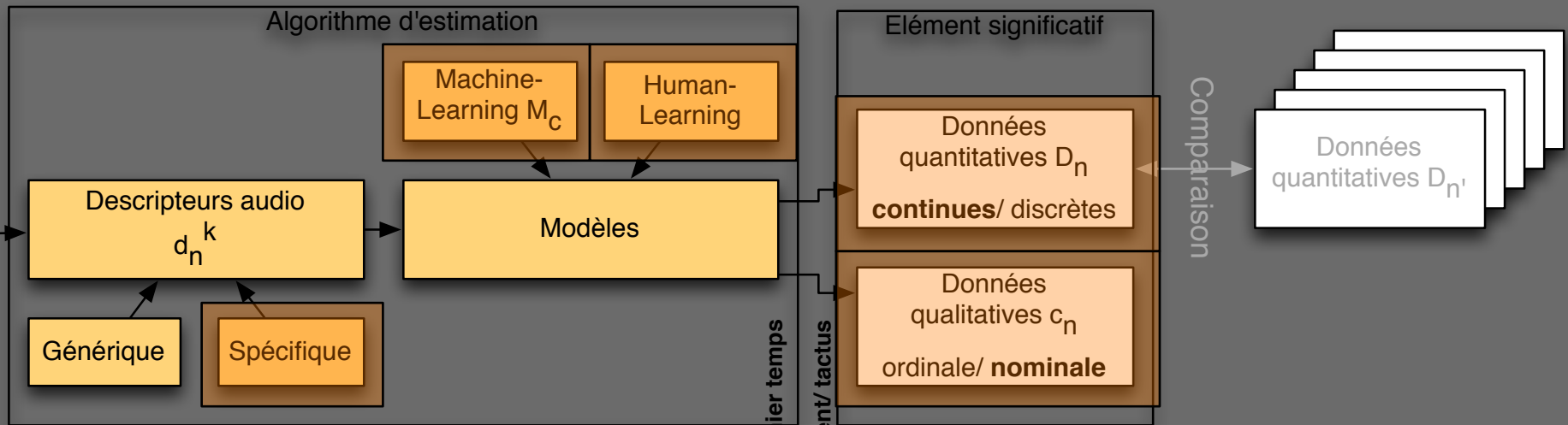


audio n



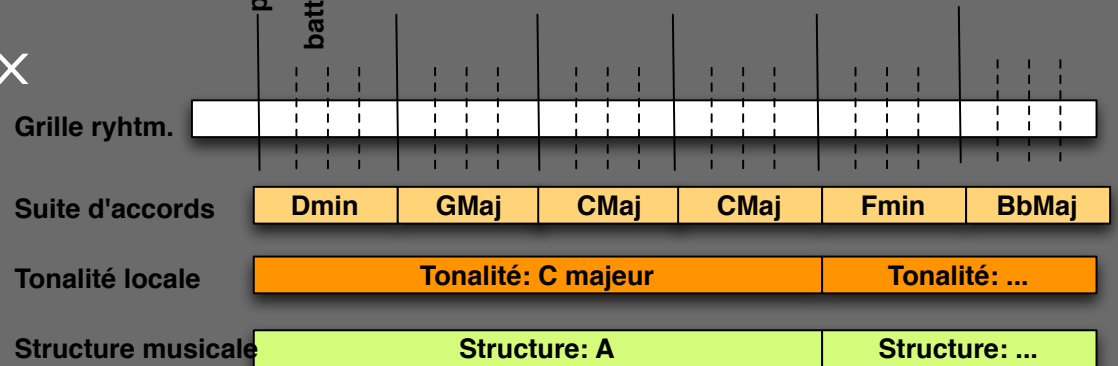


audio n



# Concepts musicaux et locaux

## Le rythme



## 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

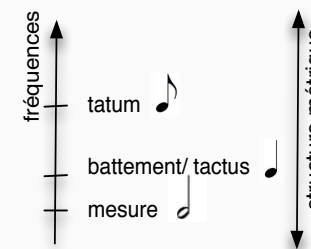
### 3.1 Estimation des paramètres relatifs au rythme

#### Pourquoi ?

- Intérêt scientifique: description du **temps**
- Intérêt applicatif: **grille de lecture** du temps, des événements musicaux
- Contributions: 10 articles (4 de journaux)

#### Problématiques ?

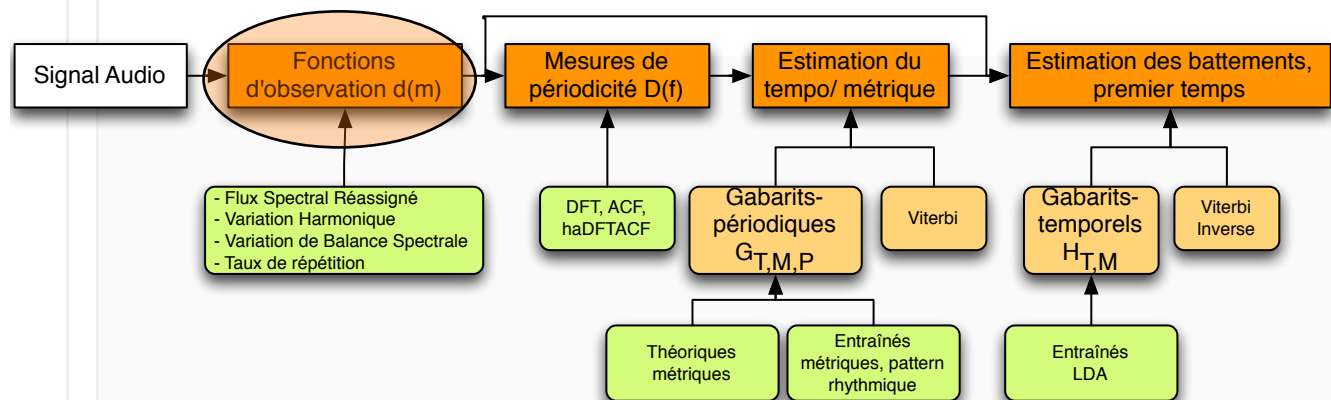
- Non-proéminence des événements
  - difficile de détecter les attaques
  - solution: approche **spectrale**: détecter périodicités de fonctions observations → battements
- Ambiguïté des niveaux-métriques à estimer
  - Exemple: 6/8 à 60bpm, 2 mesures 3/4 à 180bpm
  - solution: estimation simultanée des différents niveaux métriques par **gabarits-périodiques**
- Complexité rythmique
  - solution: **apprentissage** des caractéristiques des patterns rythmiques (gabarits)
- Variabilité temporelle
  - solution: modèle de **Markov** et Markov inversé



- G. Peeters. Template-based estimation of time-varying tempo. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2007(1) :158–158, 2007. doi :10.1155/2007/67215.
- G. Peeters. Copy and scale method for doing time-localized m.i.r. estimation : Application to beat- tracking. Journal of New Music Research, 40 (2) :153–164, June 2011.
- G. Peeters. Spectral and temporal periodicity representations of rhythm for the automatic classification of music audio signal. IEEE TASLP, 19(5) :1242–1252, July 2011.
- G. Peeters and H. Papadopoulos. Simultaneous beat and downbeat-tracking using a probabilistic frame- work : theory and large-scale evaluation. IEEE TASLP, 19(6) :1754–1769, August 2011.

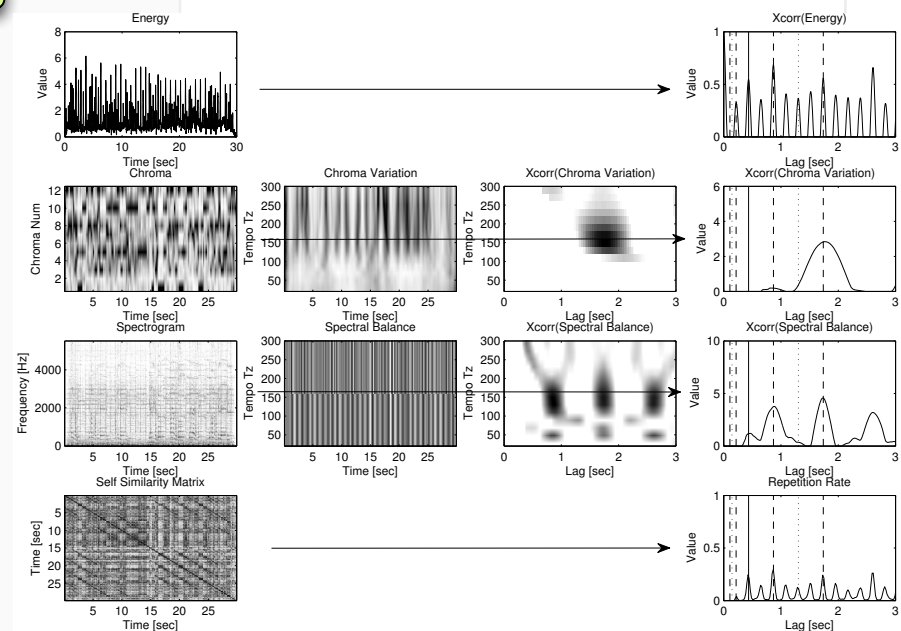
## 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

### 3.1 Estimation des paramètres relatifs au rythme



#### Quels paramètres sont susceptibles d'être liés au rythme ?

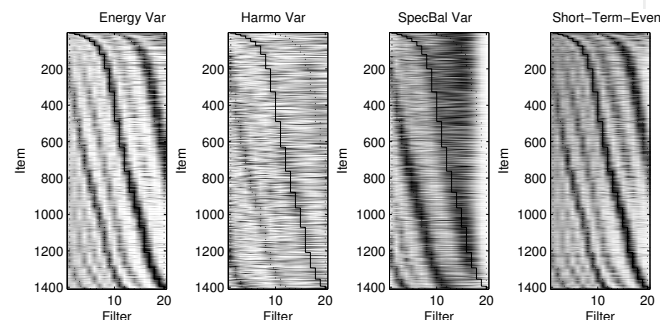
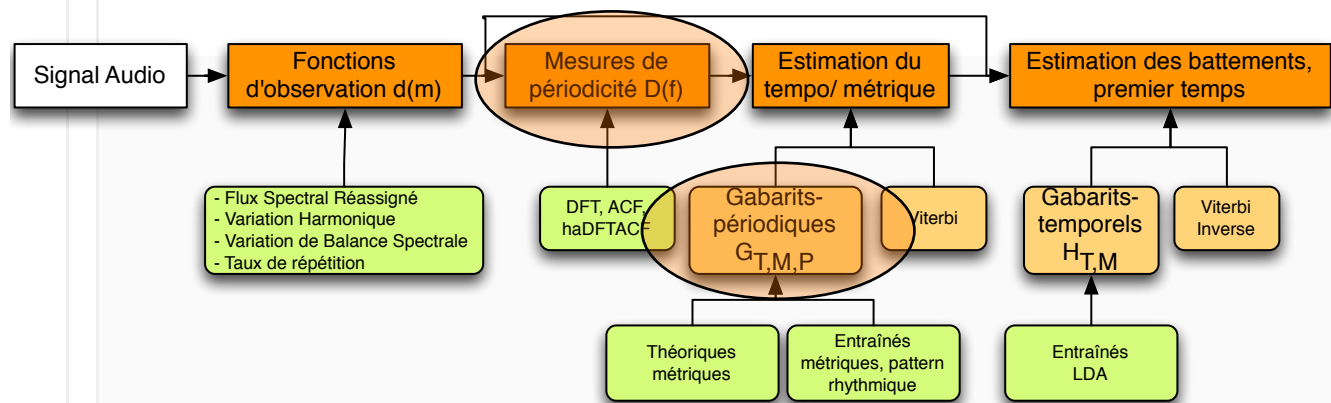
- Fonctions d'observations
  - Flux spectral réassigné
  - Variation harmonique
  - Variation de balance spectrale
  - Taux de répétition



- G. Peeters. Template-based estimation of time-varying tempo. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2007(1) :158–158, 2007. doi :10.1155/2007/67215.
- G. Peeters. Copy and scale method for doing time-localized m.i.r. estimation : Application to beat-tracking. Journal of New Music Research, 40 (2) :153–164, June 2011.
- G. Peeters. Spectral and temporal periodicity representations of rhythm for the automatic classification of music audio signal. IEEE TASLP, 19(5) :1242–1252, July 2011.
- G. Peeters and H. Papadopoulos. Simultaneous beat and downbeat-tracking using a probabilistic frame-work : theory and large-scale evaluation. IEEE TASLP, 19(6) :1754–1769, August 2011.

### 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

#### 3.1 Estimation des paramètres relatifs au rythme



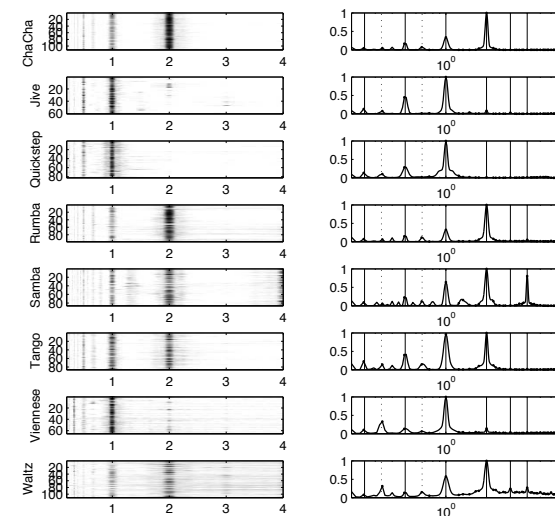
#### ■ Comment mesurer la périodicité ?

- DFT
- ACF
- Product Hybrid Axis DFT/ACF [ICASSP 2006 pitch estimation]

#### ■ Comment représenter la périodicité ?

- **Gabarits** de périodicité
  - Absolues
  - Relatives cepstre discret  $f=T.[1/4, 1/3, \dots, 4]$
- Théoriques
- Entraînés
- Réel, Complexe

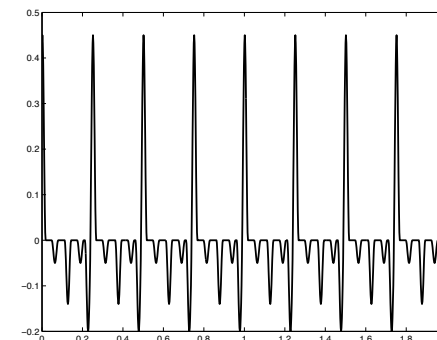
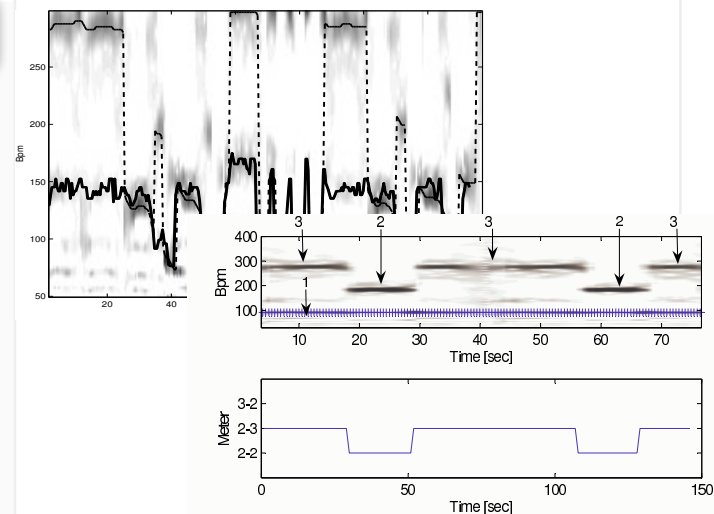
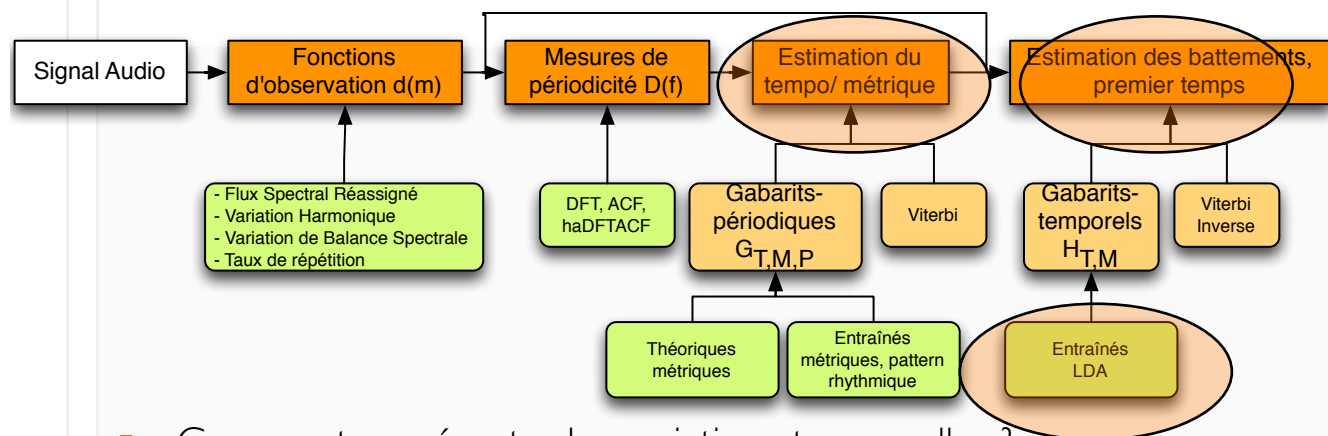
- Tempo
- Classification
- Copy and scale
- Tempo perceptif



- G. Peeters. Template-based estimation of time-varying tempo. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2007(1) :158–158, 2007. doi :10.1155/2007/67215.
- G. Peeters. Copy and scale method for doing time-localized m.i.r. estimation : Application to beat- tracking. Journal of New Music Research, 40 (2) :153–164, June 2011.
- G. Peeters. Spectral and temporal periodicity representations of rhythm for the automatic classification of music audio signal. IEEE TASLP, 19(5) :1242–1252, July 2011.
- G. Peeters and H. Papadopoulos. Simultaneous beat and downbeat-tracking using a probabilistic frame- work : theory and large-scale evaluation. IEEE TASLP, 19(6) :1754–1769, August 2011.

## 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

### 3.1 Estimation des paramètres relatifs au rythme

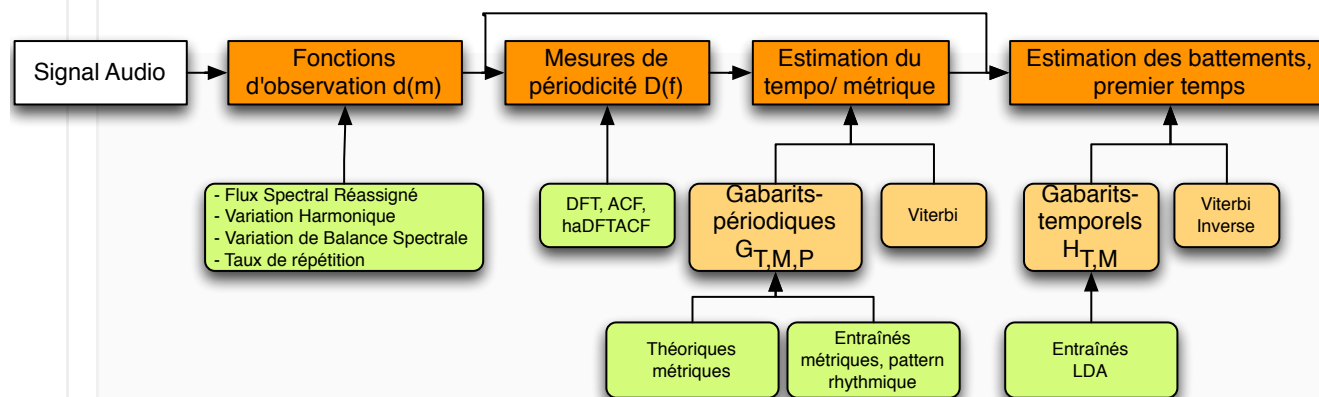


- Comment représenter les variations temporelles ?
  - Viterbi: décodage du **tempo** et de la **métrique**
    - Etats cachés = [tempo, métrique]
    - Observations = périodicités des fonctions d'observations
    - Transition = variation de tempo, métrique
    - Décodage = états à travers le temps
  - Viterbi **inverse**: décodage des **battements, premiers-temps**
    - Etats cachés = [temps i est un bpim=j]
    - Observations =
      - Corrélation reas-spectral-flux avec **gabarits-temporel entraînés (LDA)**
      - Modèle de variation de contenu harmonique, de balance spectral
    - Transition =
      - espacement entre les battements = 1/tempo
      - succession des bpim possibles dans une métrique (1,2,3,4,1,2,...)
    - Décodage = états (les temps) à travers les numéro de battements

- G. Peeters. Template-based estimation of time-varying tempo. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2007(1) :158–158, 2007. doi :10.1155/2007/67215.
- G. Peeters. Copy and scale method for doing time-localized m.i.r. estimation : Application to beat- tracking. Journal of New Music Research, 40 (2) :153–164, June 2011.
- G. Peeters. Spectral and temporal periodicity representations of rhythm for the automatic classification of music audio signal. IEEE TASLP, 19(5) :1242–1252, July 2011.
- G. Peeters and H. Papadopoulos. Simultaneous beat and downbeat-tracking using a probabilistic frame- work : theory and large-scale evaluation. IEEE TASLP, 19(6) :1754–1769, August 2011.

## 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

### 3.1 Estimation des paramètres relatifs au rythme



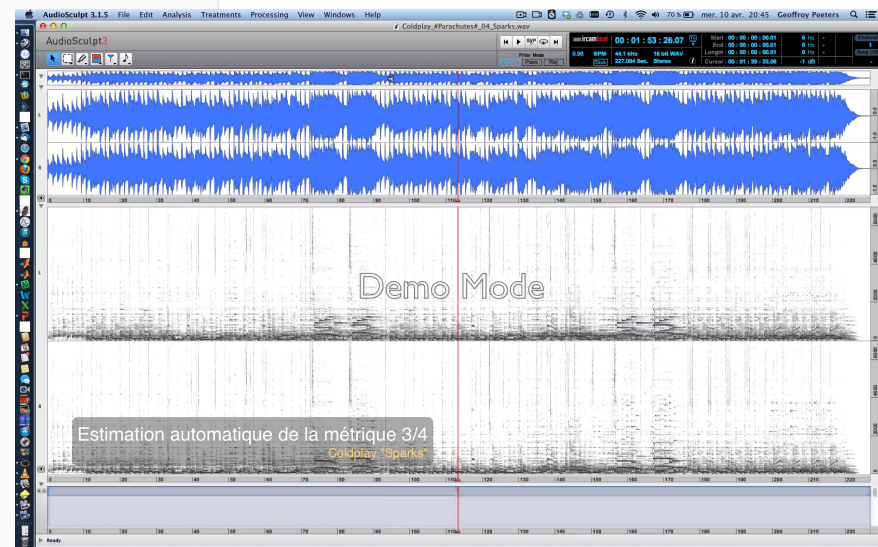
#### Performances

Plusieurs fois 1<sup>er</sup> à MIREX (voir détails)

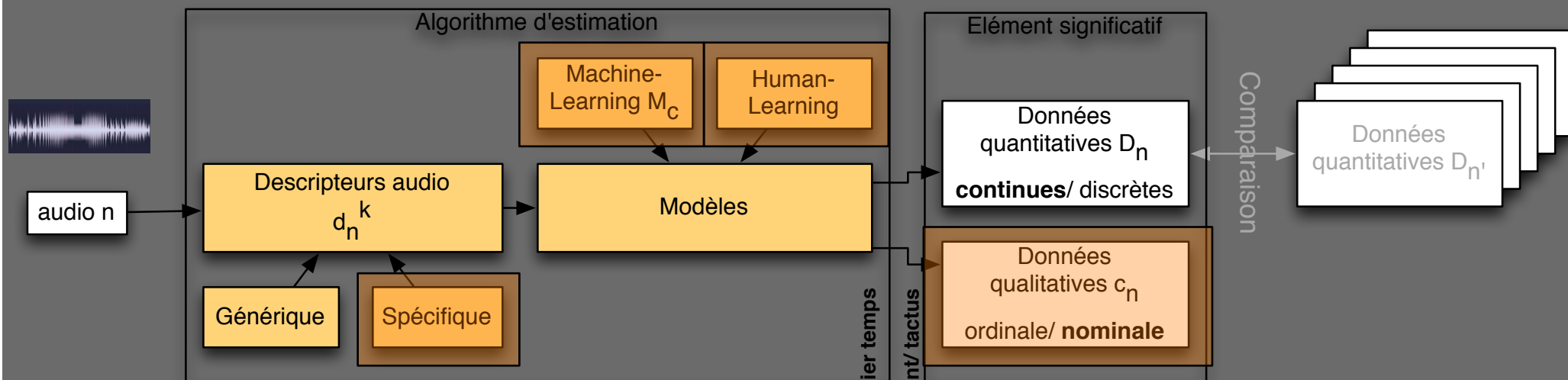
#### Applications

Ircambeat [Tisserand, Cella, Comu]

Audiosculpt 3.0 [Picasso]

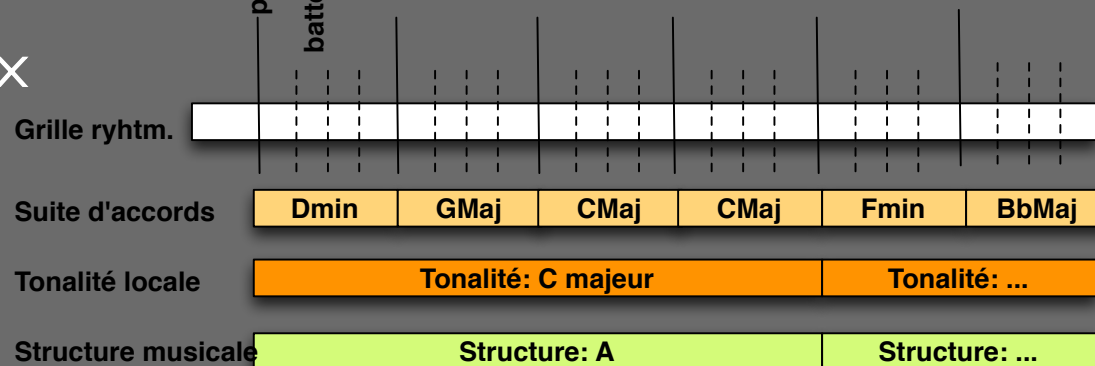


- G. Peeters. Template-based estimation of time-varying tempo. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2007(1) :158–158, 2007. doi :10.1155/2007/67215.
- G. Peeters. Copy and scale method for doing time-localized m.i.r. estimation : Application to beat- tracking. Journal of New Music Research, 40 (2) :153–164, June 2011.
- G. Peeters. Spectral and temporal periodicity representations of rhythm for the automatic classification of music audio signal. IEEE TASLP, 19(5) :1242–1252, July 2011.
- G. Peeters and H. Papadopoulos. Simultaneous beat and downbeat-tracking using a probabilistic frame- work : theory and large-scale evaluation. IEEE TASLP, 19(6) :1754–1769, August 2011.



# Concepts musicaux et locaux

## Le contenu harmonique



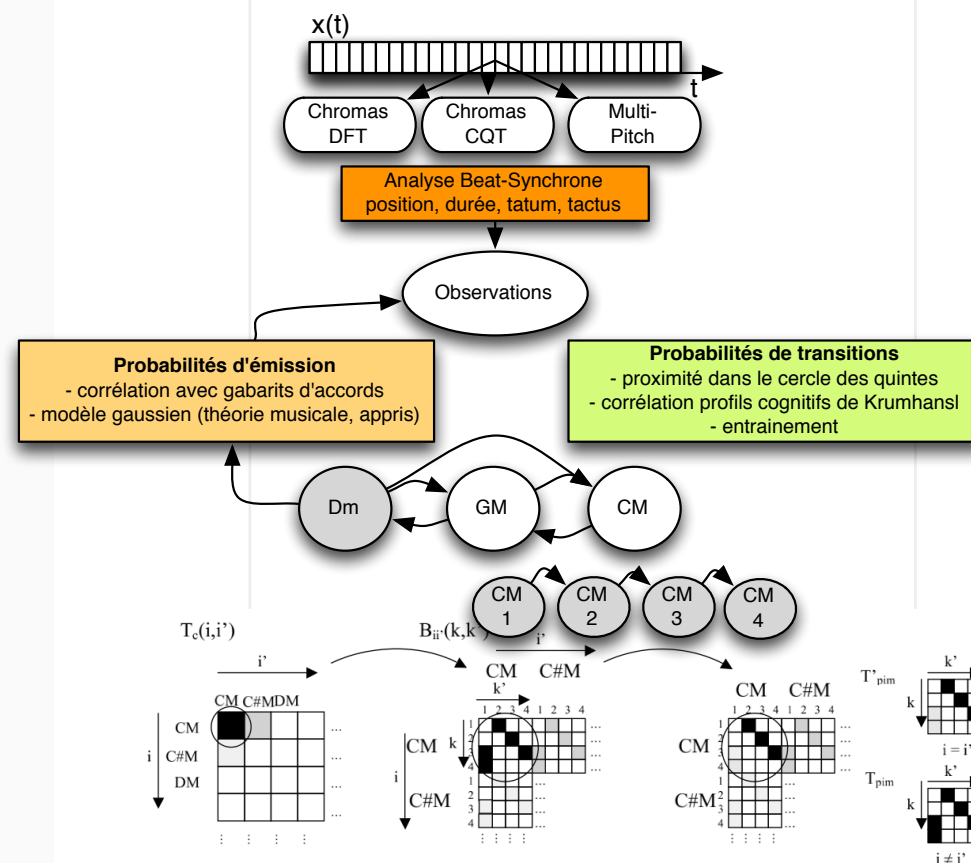


# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

## 3.2 Estimation des paramètres relatifs au contenu harmonique

Estimation jointes accords, premiers temps, tonalité [Master, PHD H. Papadopoulos]

- Comment **encoder la connaissance** musicale ?
  - Tonalité, accord: probabilité d'observation, gabarit
  - Accord au cours du temps: modèle de Markov caché
  
- Comment **encoder l'interdépendance** ?
  - Estimation jointe accords, premier temps
    - Constat: changements d'accords 4/1 ou 2/3
    - Chord → CPIM « Chord Position inside Measure »
    - Matrice de transition
  - Estimation jointe: accords, premier temps, tonalité
    - HMM pour chacune des 24 tonalités
  
- Comment **prendre en compte les erreurs** ?
  - Erreurs potentielles de beat incluse dans la matrice de transition
  
- Peut-on rendre la structure interdépendante ?
  - Estimation jointes structure, accords, tonalité [J. Pauwels]
    - Constat: Perplexité final < inter < intra



- H. Papadopoulos. Joint Estimation of Musical Content Information. Phd thesis, University Paris VI, 2010.
- H. Papadopoulos and G. Peeters. Joint estimation of chords and downbeats from an audio signal. IEEE TASLP 19(1) :138 – 152, January 2010.
- H. Papadopoulos and G. Peeters. Local key estimation from an audio signal relying on harmonic and metrical structures. IEEE TASLP, 20(4) :1297 – 1312, May 2012.
- J. Pauwels and G. Peeters. Segmenting music through the joint estimation of keys, chords and structural boundaries. In Submitted to ACM Multimedia, Barcelona, Spain, 2013.

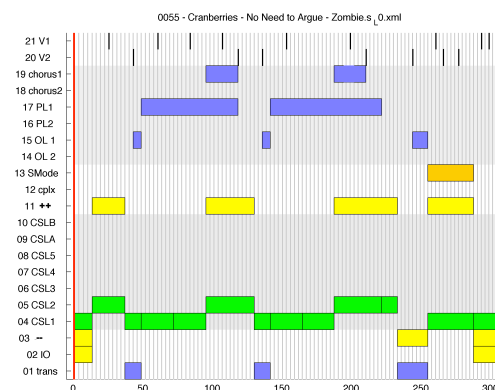
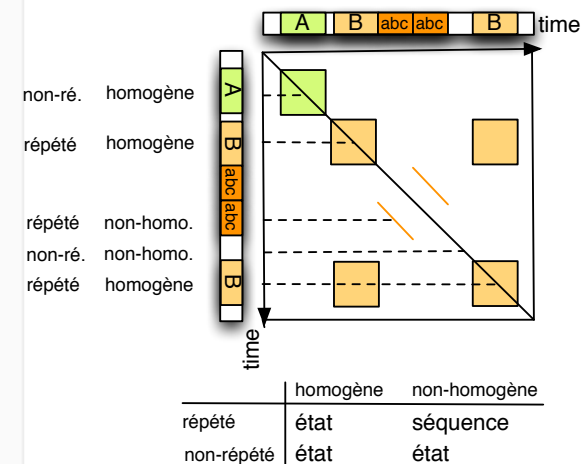
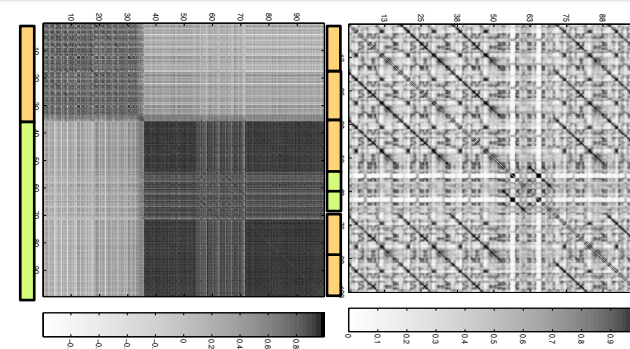


# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

## 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

### La Une structure musicale

- Qu'est-ce que la structure musicale ?
  - 2001 Corpus MPEG-7 Audio Structure: **état** et **séquence**
  - Pluralité de structure: différents points de vue possibles
    - Contenu considéré,
    - Echelle temporelle considérée
    - Rôle musical du segment (couplet, refrain)
    - Approche paradigmatique/ syntagmatique [IRISA]
  
- Contributions
  - 2004 Proposition de **distinguer** les approches
    - Par **état** (hypothèse d'homogénéité)
    - Par **séquence** (hypothèse de répétition/ non-homogène)
  
  - 2009 Proposition d'un système d'annotation **multidimensionnel**

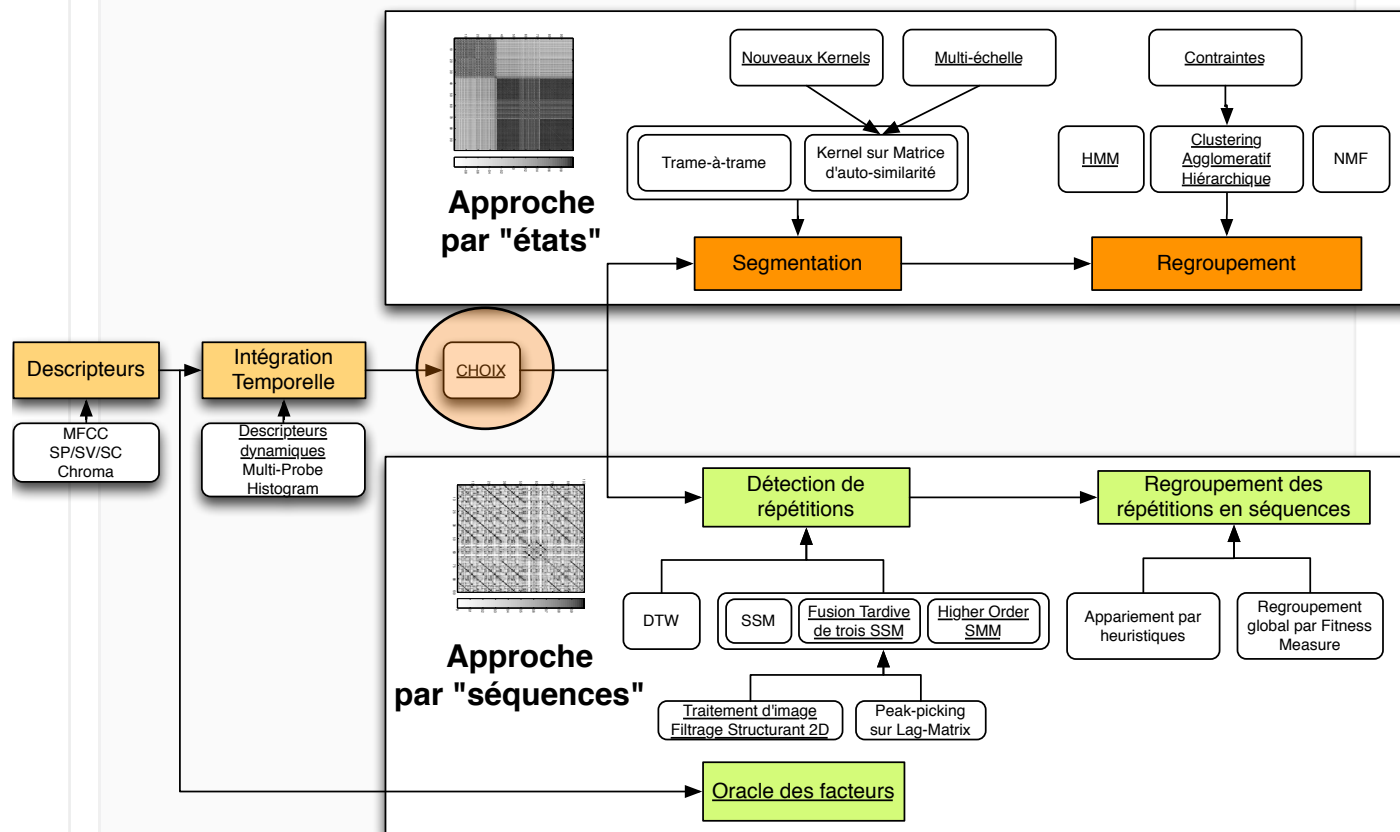


- G. Peeters. Deriving Musical Structures from Signal Analysis for Music Audio Summary Generation: Sequence and State Approach, pages 142–165. Lecture Notes in Computer Science., 2004.
- G. Peeters and E. Deruty. Is music structure annotation multi-dimensional ? a proposal for robust local music annotation. In Proc. of LSAS, Graz, Austria, 2009.
- G. Peeters and E. Deruty. Toward music structure annotation. In Proc. of ISMIR (Late-Breaking News), Kobe, Japan, 2009.

### 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

#### 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

#### Contributions

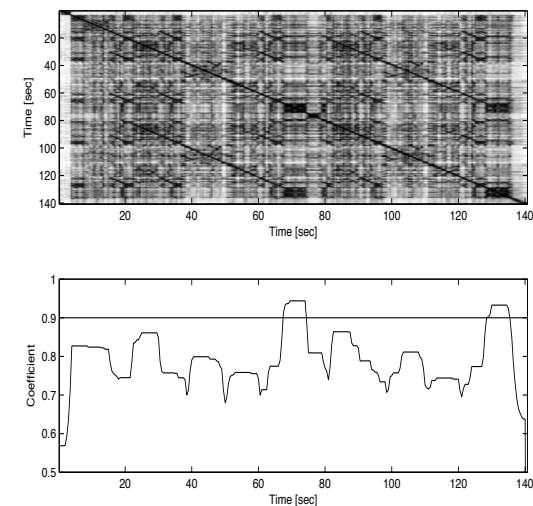


Comment choisir l'approche ?

Contribution:

2011:

mesure de « stateness »

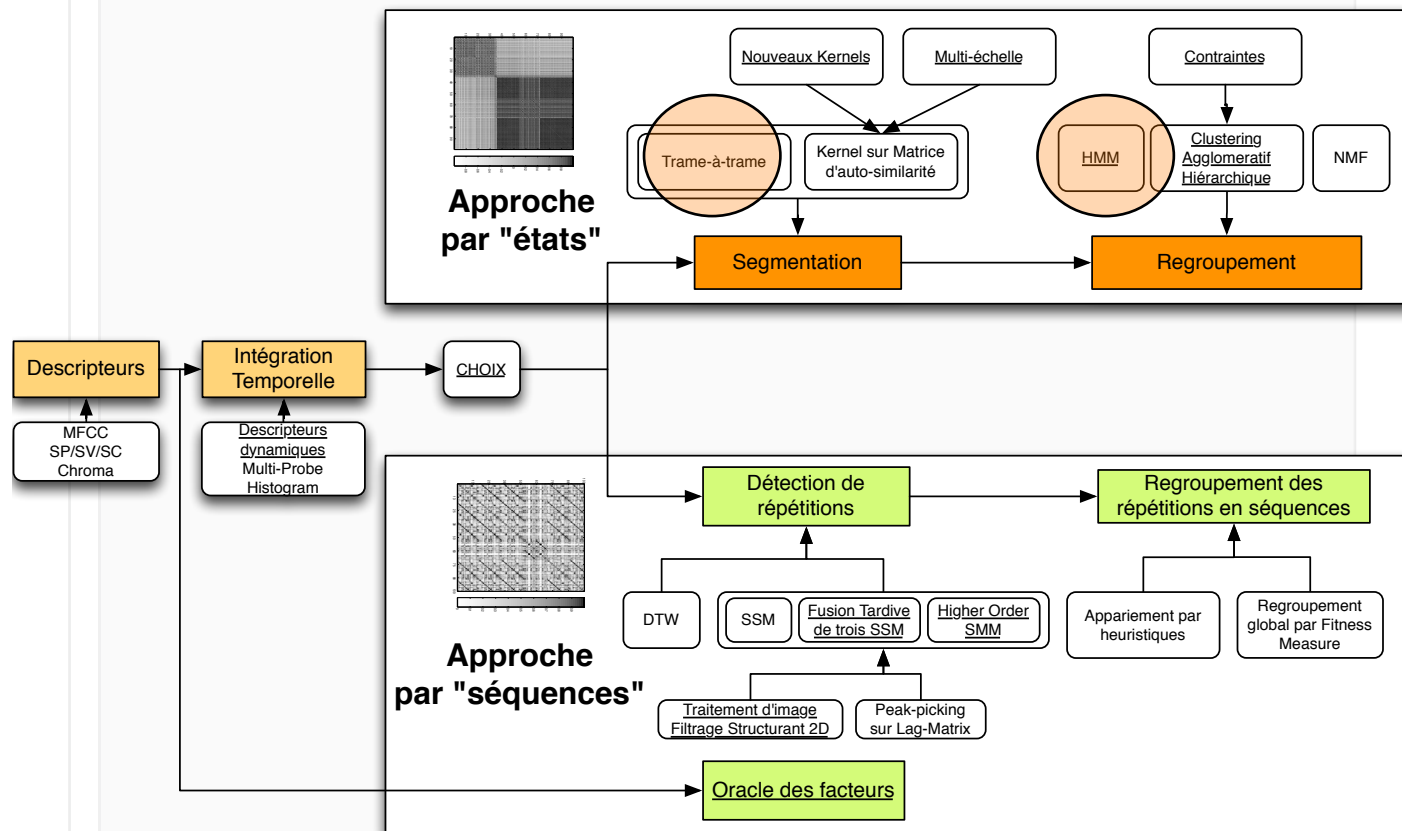


- G. Peeters. Music structure discovery: measuring the 'state-ness' of times. In Proc. of ISMIR (Late- Breaking News), Miami, Florida, USA, October 2011.

# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

## 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

### Contributions

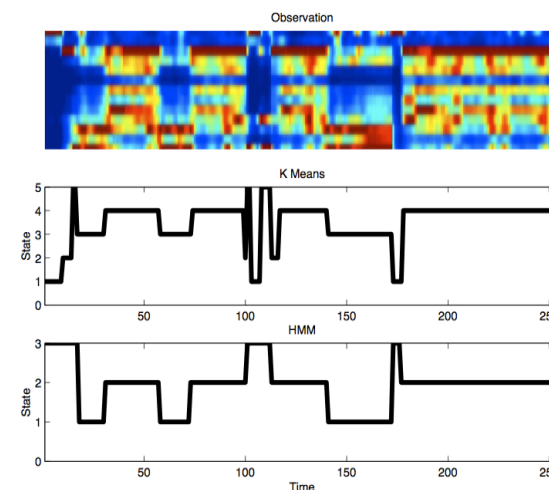


Comment estimer les états ?

Contribution:

2002:

- la structure provient de ruptures, d'homogénéité, de répétitions, enchaînements
- segmentation + états d'un HMM

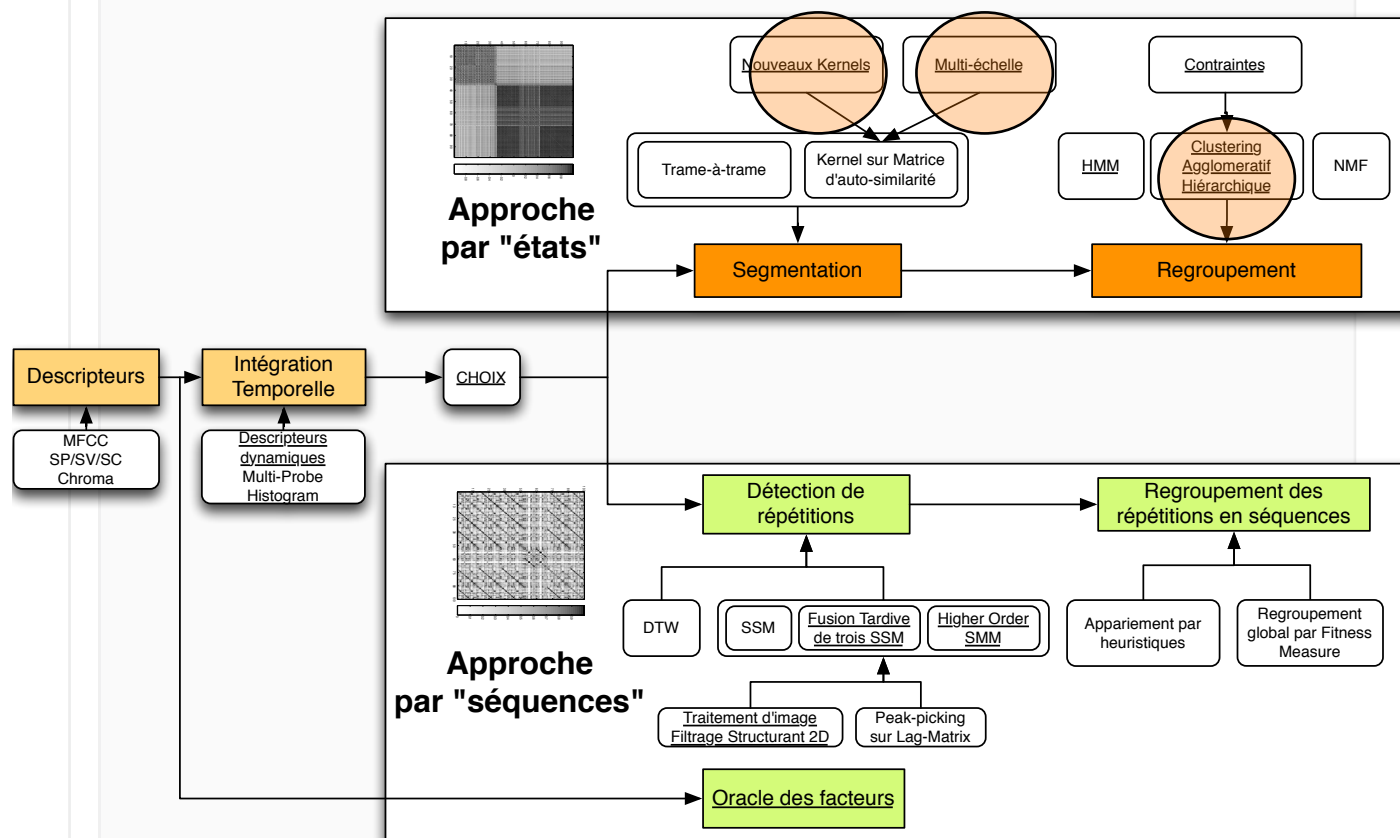


- G. Peeters, A. Laburthe, and X. Rodet. Toward automatic music audio summary generation from signal analysis. In Proc. of ISMIR, pages 94–100, Paris, France, 2002.
- G. Peeters. Method for processing an audio sequence for example a piece of music. Patent Audio summary (FR04/01493, 2004/06/16), Europe 04767355.3, Japan 516296/2006, US 2006/0288849 A1, 2003.

# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

## 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

### Contributions



Comment considérer les différentes échelles possibles ?

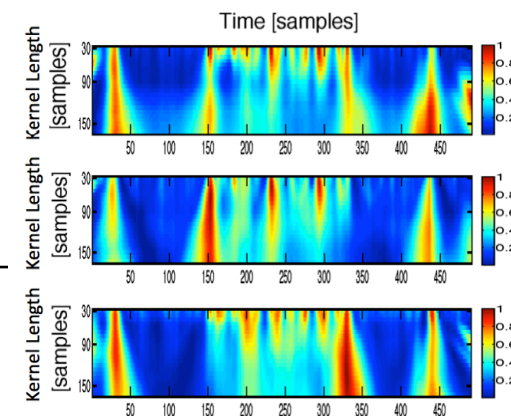
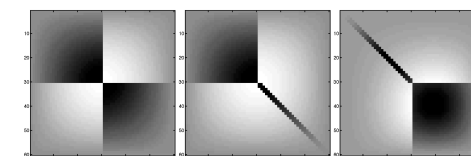
Contributions:

2013:

nouveaux noyaux de segmentation,  
noyaux multi-échelles

2007:

algorithme de clustering hiérarchique  
agglomératif contraint

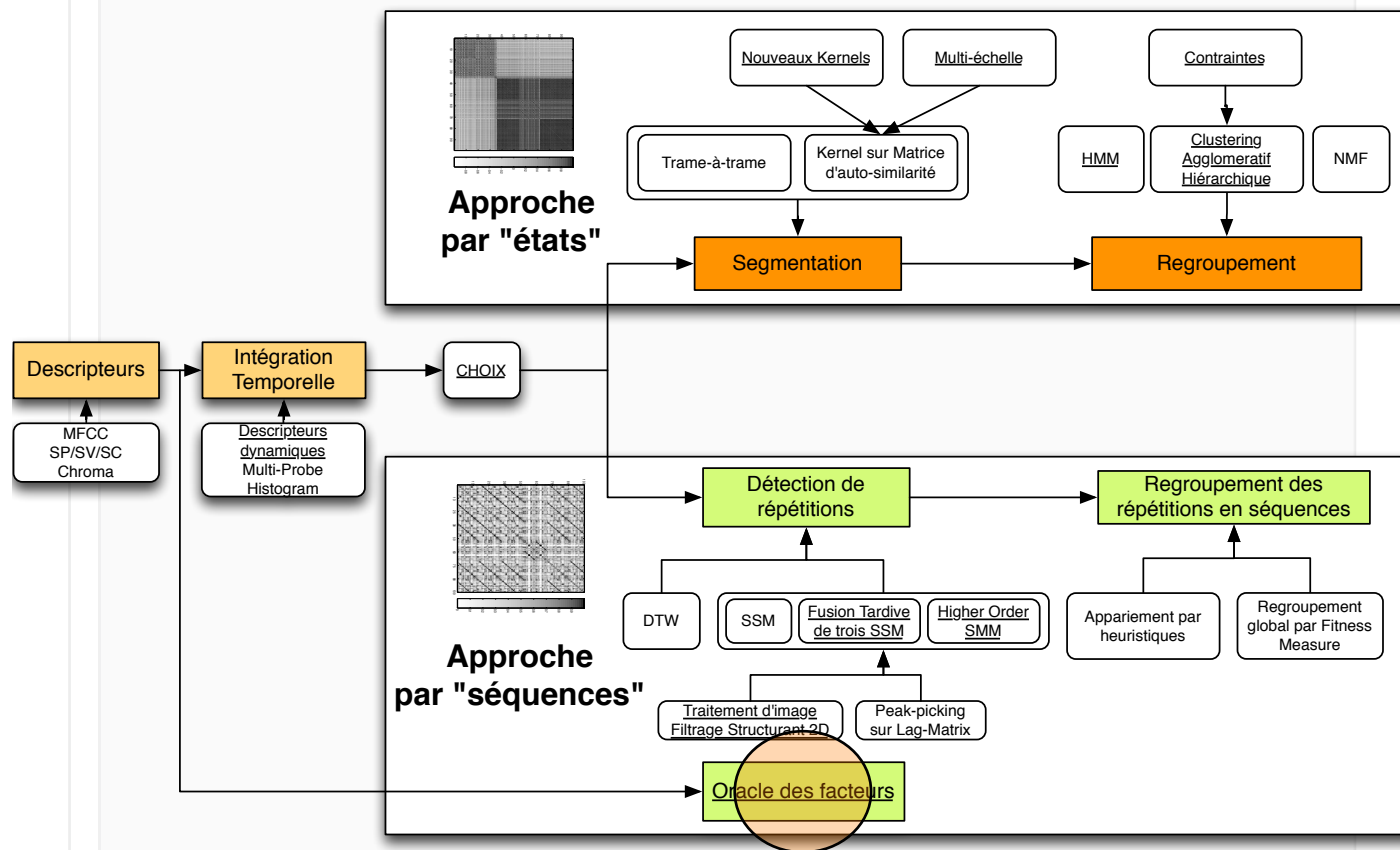


- F. Kaiser and G. Peeters. Adaptive temporal modeling of audio features in the context of music structure segmentation. In Proc. of AMR Copenhagen, Denmark, October 2012.
- F. Kaiser and G. Peeters. Multiple hypotheses at multiple scales for audio novelty computation within music. In Proc. of IEEE ICASSP Vancouver, British Columbia, Canada, May 2013.

### 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

#### 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

#### Contributions



Comment estimer les séquences ?

Contributions:

2002:

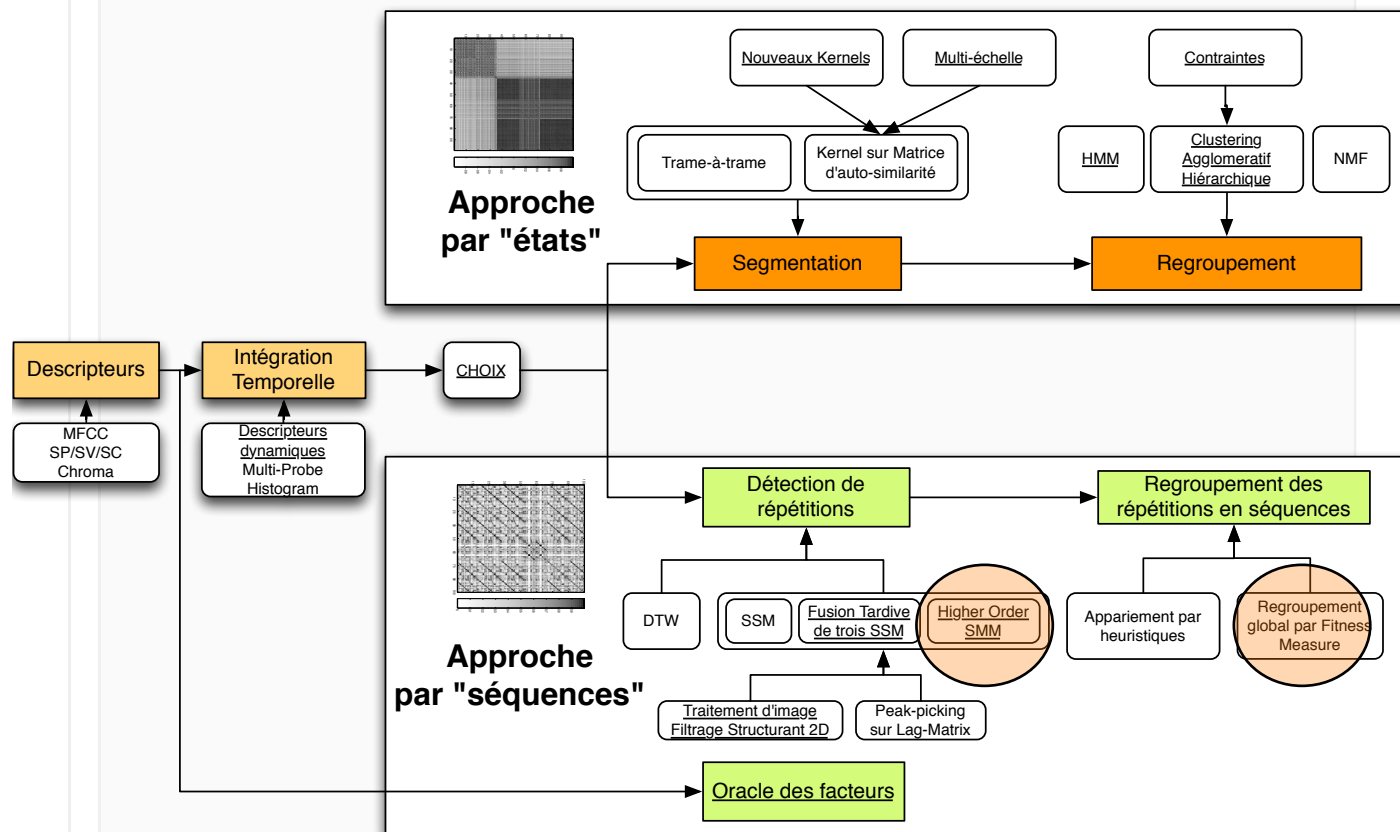
- représentation symbolique des descripteurs par quantification
- application d'un oracle des facteurs

• A. Laburthe. Résumé sonore. Master thesis, INPG, Université Joseph Fourier, Grenoble, France, 2002.

# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

## 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

### Contributions

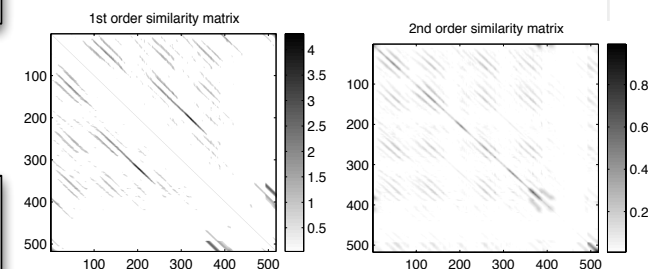


Comment estimer les séquences ?

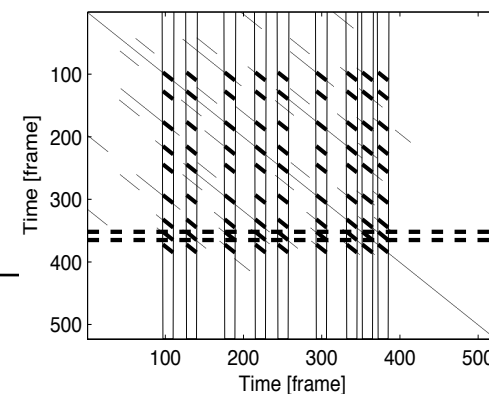
Contributions:

2007:

- matrice de similarité d'ordre supérieurs;
- approche de type fitness measure »



$$S_2(t, t') = \int_u S(t, u)S(u, t')\partial u$$



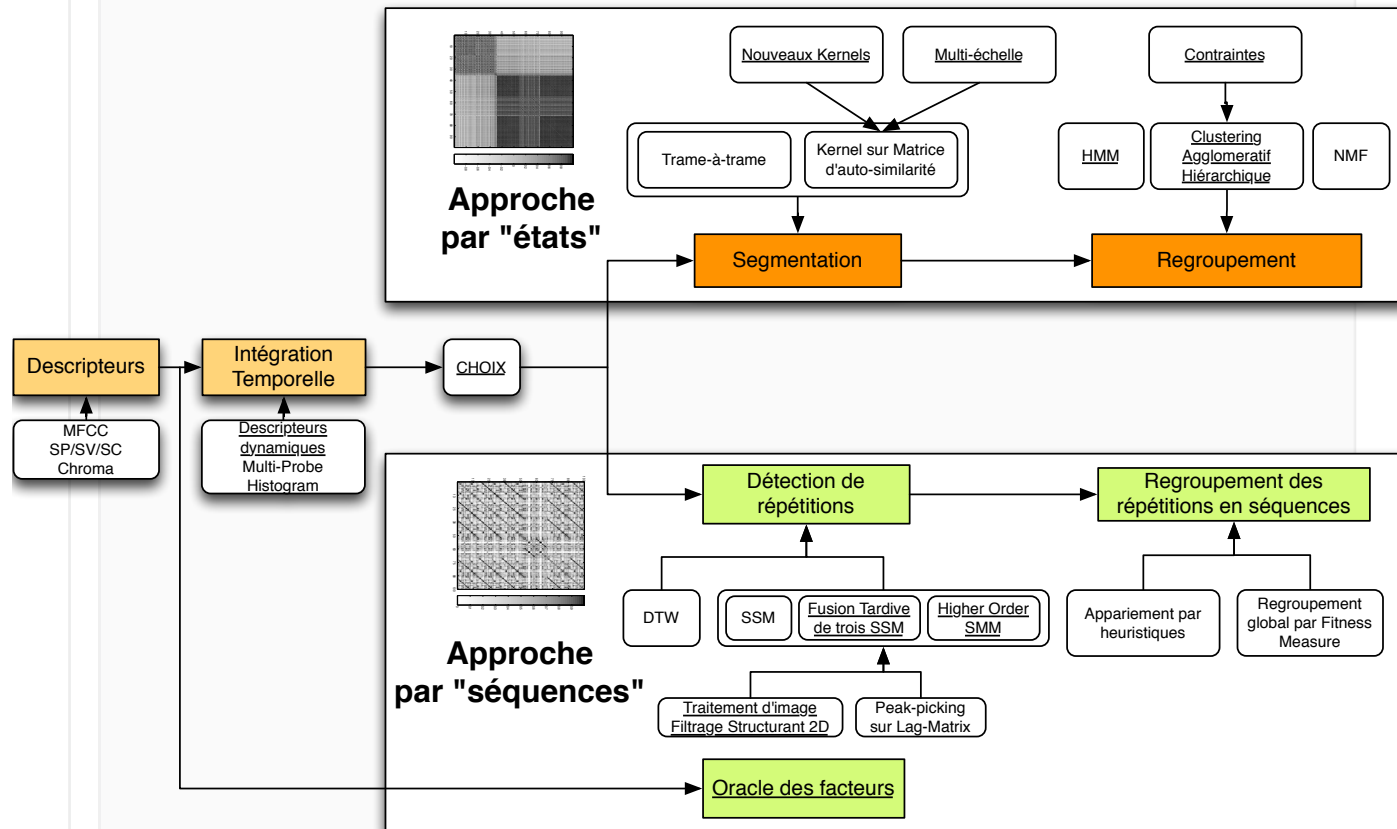
- G. Peeters. Sequence representation of music structure using higher-order similarity matrix and maximum-likelihood approach. In Proc. of ISMIR, Vienna, Austria, 2007.



# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

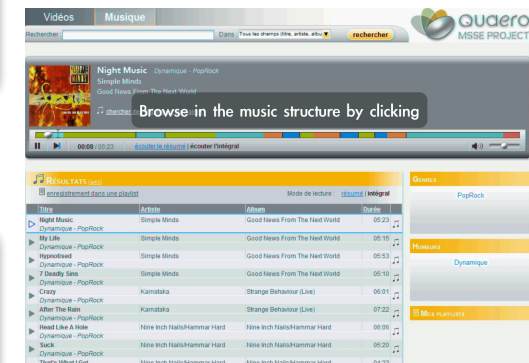
## 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

### Contributions



Utilisation ?

Navigation intra-document

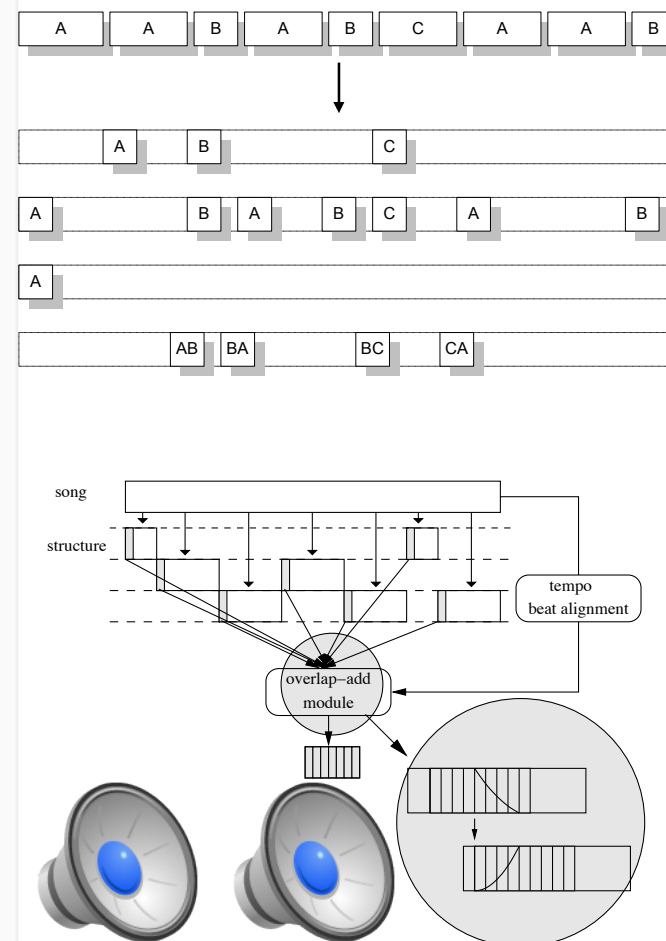


# 3. Estimation de paramètres relatifs à la notation musicale

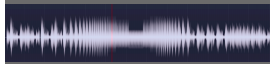
## 3.3 Estimation d'une structure musicale et d'un résumé audio

### Résumé audio

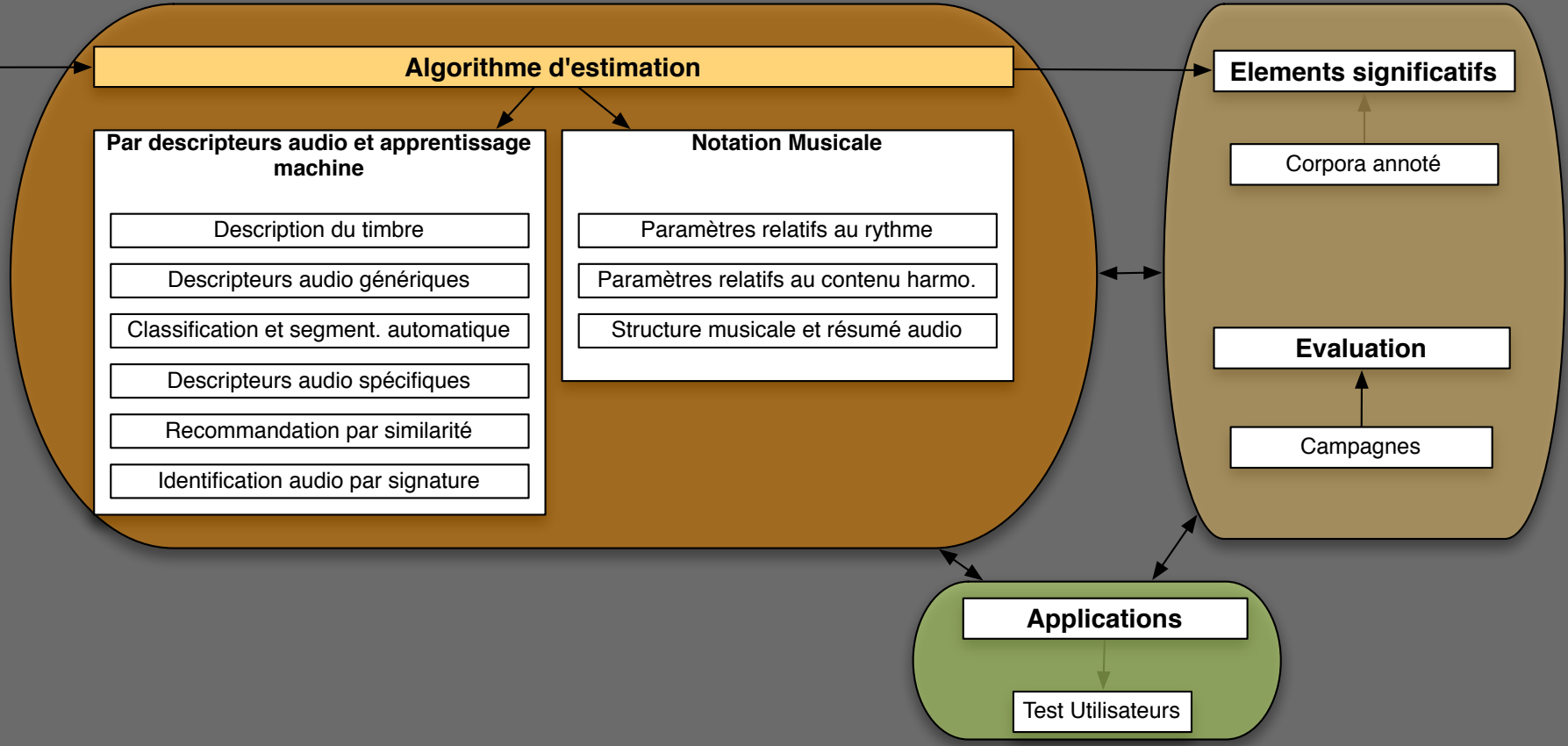
- Qu'est-ce qu'un bon résumé ?
  - Résumer en un **temps minimum** le contenu d'un morceau de musique
  - Contenir les éléments les plus **représentatifs** du morceau
- Solution proposée
  - Utilisation de la structure estimée
  - **Sélection** des segments
  - Technique de **montage**
    - Beat-Synchronous Overlap-Add
    - Downbeat-Synchronous Overlap-Add
- Evaluation
  - quantitative
  - qualitative



- G. Peeters. Method for processing an audio sequence for example a piece of music. Patent Audio summary (FR04/01493, 2004/06/16), Europe 04767355.3, Japan 516296/2006, US 2006/0288849 A1, 2003.
- G. Peeters, F. Cornu, D. Tardieu, C. Charbuillet, J. J. Burred, M. Ramona, M. Vian, V. Botherel, J.-B. Rault, and J.-P. Cabanal. A multimedia search and navigation prototype, including music and video-clips. In Proc. of ISMIR, Porto, Portugal, October 2012.



audio



## 4. Création de corpora annotés et campagnes d'évaluation

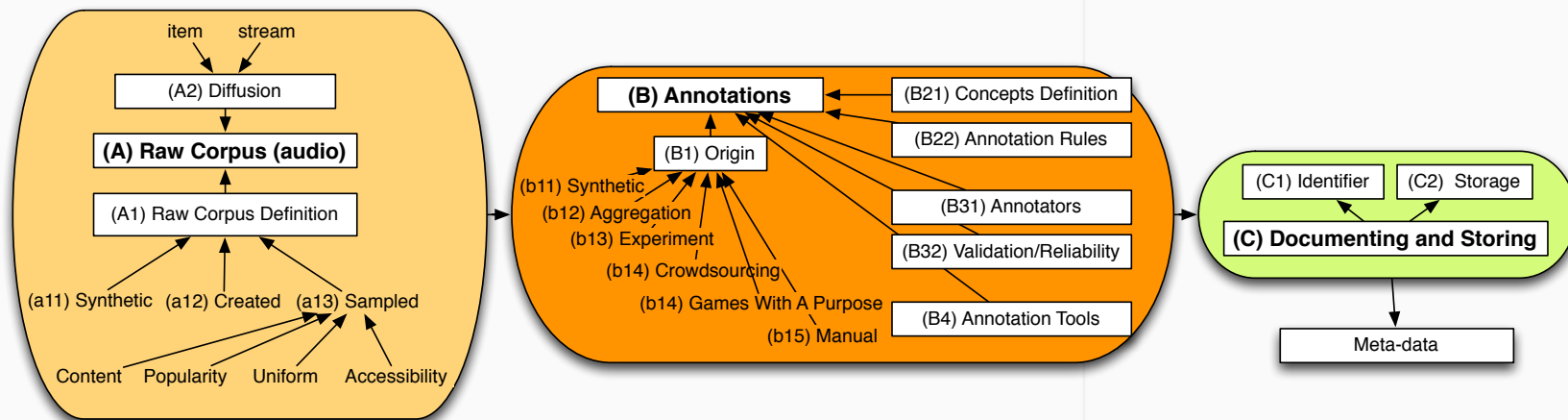
### 4.1 Création de corpora annotés

#### Pourquoi ?

- Importances de l'accès à des données annotées
  - Observation
  - Apprentissage
  - Evaluation
- Corpora annotés:
  - Quaero [Deruty, Riffault, Rousse, Baubillier]

#### Proposition de description des corpora annotés [Peeters, Fort]

- Faciliter la réutilisation, l'échange des corpora en les décrivant mieux



- G. Peeters and K. Fort. Towards a (better) definition of the description of annotated m.i.r. corpora. In Proc. of ISMIR (International Society for Music Information Retrieval), Porto, Portugal, October 2012.

## 4. Création de corpora annotés et campagnes d'évaluation

### 4.1 Création de corpora annotés

#### Application au corpus Quaero

- Choix des items
  - Items réels (a l 3): musique commercialisée
  - Sélection: popularité, contenu, sampling (All-Music-Guide)
- Origine des annotations
  - Annotations manuelles (b l 5) par quatre experts (B3 l)
- Définition des concepts à annoter
  - Perceptual Recognition Rate
  - Nouveaux concepts, redéfinition de concepts existants (genre, accords, structure)
- Annotation
  - Deux campagnes d'annotation, pré-campagnes
  - 8000 en global, 500 items en local
- Validité des annotations
  - Global: accords inter-annotateurs
  - Local: adjudication dans Quaero-Eval
- Outils d'annotation
  - QIMA-G (SQL/PHP/Flash): inspiré de Mucosa (MTG)
  - QIMA-L: calque de représentations, annotations
- Stockage et distribution
  - Format XML musicdescription
  - Audiosculpt 3.0, ircambeat, ircamchord, ircamstructure



quaero Quaero Global Annotat

login as: peeters  
[logout](#)

Track annotation panel

Please listen to the following track carefully and answer to the following questions

Artist: Bee Gees  
Track: Too Much Heaven  
Album: Spirits Having Flown  
Path: http://quannot.ircam.fr/quaerolocal\_v03/0647\_-\_Bee\_Gees\_-\_Spirits\_Having\_Flown\_-\_Too\_Much\_Heaven.mp3

1. Cvoix\_table  
describe voice aspects of a music track

1.1 Qvoix\_number\_table pas de chant (NA)  
DESC: describe the number of voices

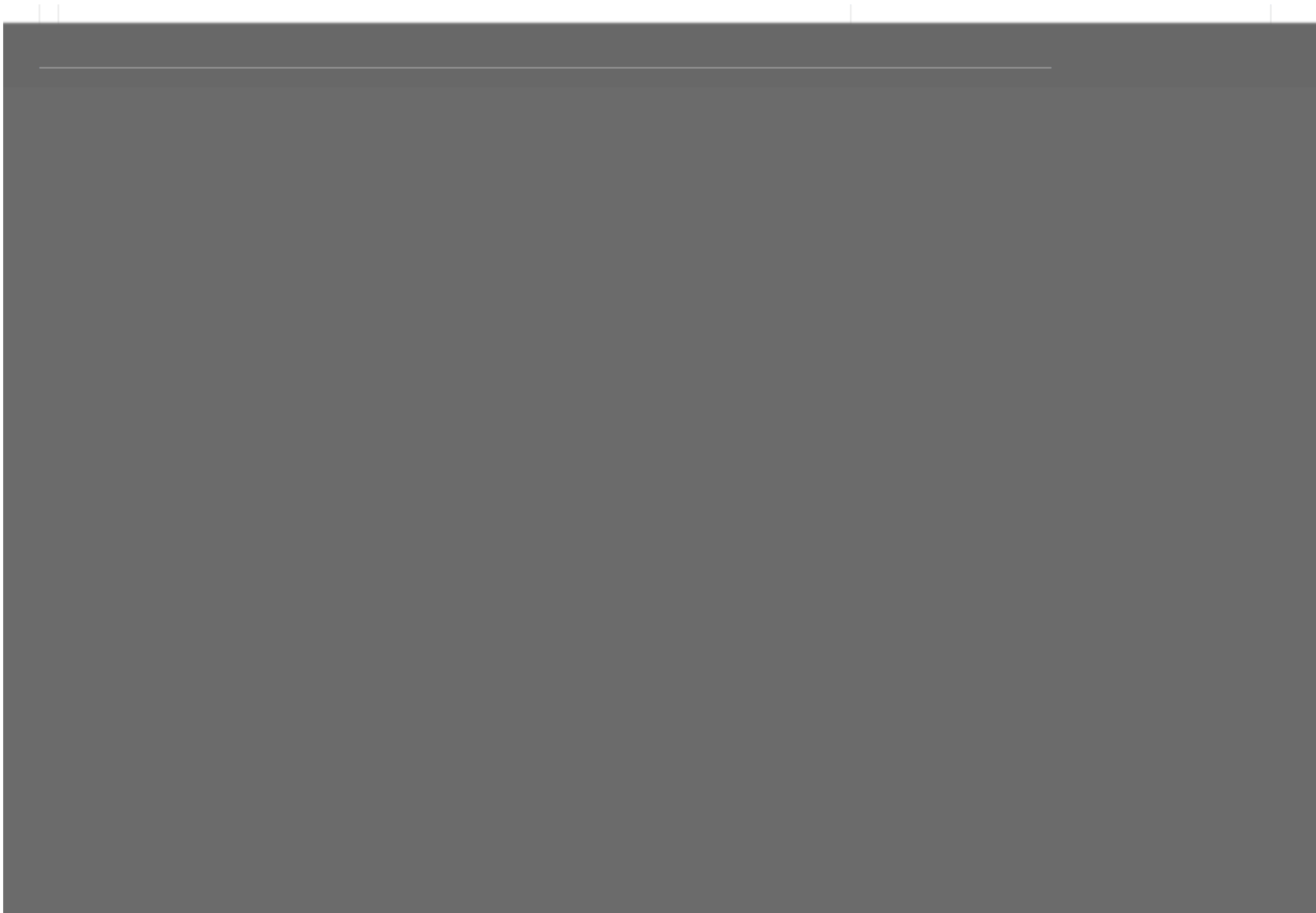
1.2 Qvoix\_genre\_table NA  
DESC: describe the genre

## 4. Création de corpora annotés et campagnes d'évaluation

### 4.2 Campagnes d'évaluation

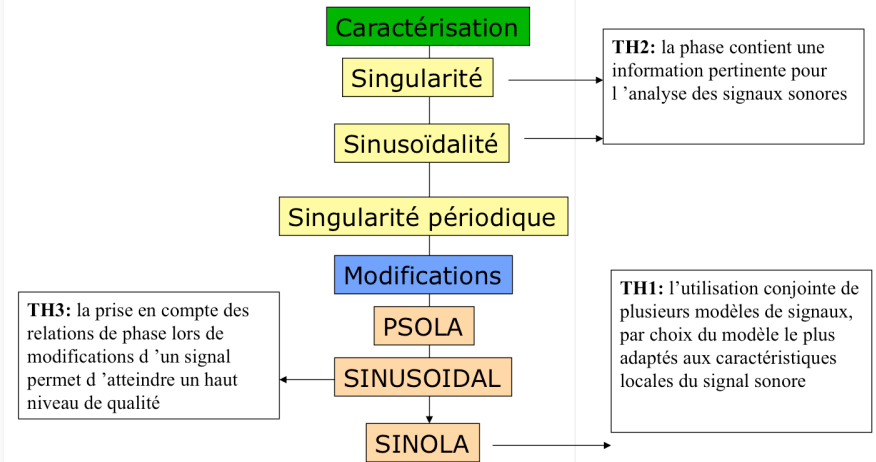
- Pourquoi s'intéresser aux évaluations ?
  - Importance de l'évaluation:
    - Permettre de mesurer, comparer les performances des technologies
    - Réfléchir au domaine d'applications: concept à estimer, mesure, données
  
- Pourquoi s'intéresser à l'établissement des campagnes d'évaluations ?
  - MIREX a beaucoup aidé au développement du domaine MIR mais n'est pas parfait
  - « algorithm-to-data » forme centralisée, gratuit → peu d'avancées possibles, tâches souvent pas bien définies [Pauwels ICASSP 2013]
  
- Contributions
  - Spécifications de Quaero-Eval (IRIT, IRAM, Télécom, IRISA)
    - « algorithm-to-data » mais données/framework distribuées, adjudication, élaboration collaborative des tâches
  - Co-organisation dans MediaEval de MusiClef 2012, MusiClef 2013, multimodal (audio, text, web, video)
    - Système de task-leader (tâche définie par la communauté et supervisée par les task leaders)
    - « data-to-algorithm », données/framework/référence distribuées
  - Session Evaluation of ISMIR-2012:
    - Brainstorming de la communauté MIR sur la bonne manière de faire une campagne d'évaluation
    - Gareth Jones, MIREX, MillionSong, MusiClef, Julian Urbano

- N. Orio, C. C. S. Liem, G. Peeters, and M. Schedl. MusiClef : Multimodal music tagging task. In Proc. of CLEF, Roma, Italy, September 2012.
- M. Schedl, C. C. S. Liem, N. Orio, and G. Peeters. A professionally annotated and enriched multimodal data set on popular music. In Proc. of ACM MMSys, Oslo, Norway, February 2013.
- G. Peeters, J. Urbano, and G. Jones. Notes from the ismir 2012 late-breaking session on evaluation in music information retrieval. In Proc. of ISMIR (Late-Breaking News), Porto, Portugal, 2012.



## Spécificités de l'indexation automatique de contenu audio

- Objectif de la **description** recherchée
  - la description est l'**objectif** en soi
- Echelles considérées
  - analyses et évaluations à un niveau **macroscopique**
- Verrous
  - traitement du signal, apprentissage machine, formalisation
  - + accessibilité à des **données annotées**
    - de **masses** → mesures statistiquement significatives
    - du **monde réel** → représentatives complexité monde musicale
  - + définition des éléments significatifs pour le domaine musical
    - encore un **travail important** à réaliser
- Application des algorithmes à des « masses » de données :
  - « **passage à l'échelle** » des technologies,
  - **robustesse** (application pour tous signaux)
  - non-possibilité de **paramétrer** les algorithmes

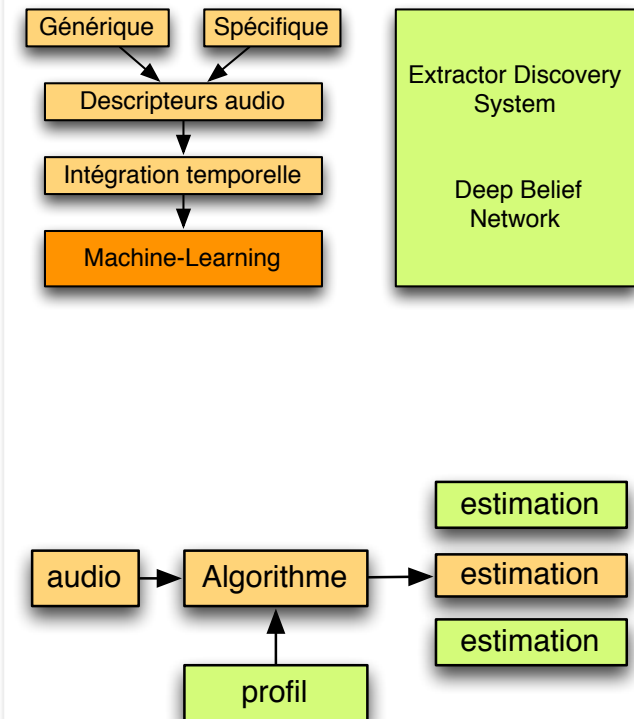


PHD Defense 11 juillet 2001



## Directions pour des travaux futurs de recherche

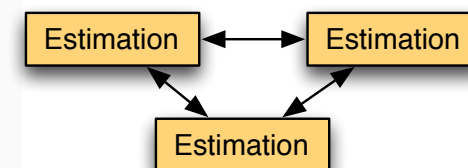
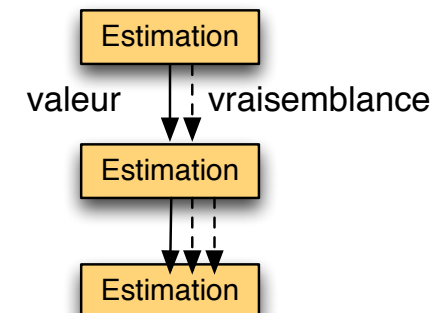
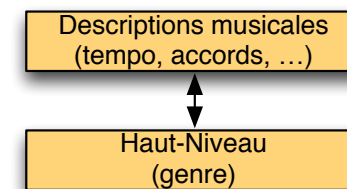
- Systèmes de classification: améliorer quelle partie ?
  - Frontières floues
  - Descripteurs sémantique oui, mais lourd, besoin de définition
  - Intégration temporelle: déterminant
  - Génération: couteux, beaucoup de données, connaissance ?
  - Algorithme de classification: paramétrage, besoin de comprendre
  - Analyse en détails des résultats, souvent des erreurs d'annotations
  
- Prise en compte de la perception et de « vérités terrain » multiples
  - Paradigme actuelle: reproduction vérité terrain unique
  - plusieurs vérités terrains peuvent coexister
  - considéré les vérités terrains
    - dans la conception de l'algorithme
    - dans leur estimation



- G. Peeters and J. Flocon-Cholet. Perceptual tempo estimation using gmm regression. In Proc. of ACM Multimedia/ MIRUM (Workshop on Music Information Retrieval with User-Centered and Multimodal Strategies), Nara, Japan, November 2012.

## Directions pour des travaux futurs de recherche

- **Modèle sémantique de description de contenu**
  - estimer la haut-niveau (genre) à partir de descriptions musicales (tempo, accords) [Tzanetakis]
  - utilisation du haut-niveau (genre) comme contexte pour l'estimation des descriptions musicales
- **Systèmes d'estimation en cascade et propagation d'erreurs**
  - aujourd'hui: système d'estimation indépendants ou joints
  - système en cascade ? prise en compte des erreurs, de leur propagation
    - [Papadopoulos 2010]: propagation erreur beat pour beat-synchrone
    - [Ozerov 2011]: propagation erreurs de séparation dans MFCC
- **Estimation jointe des descriptions de contenu**
  - mettre en évidence les relations d'interdépendances
  - manière de formaliser ces interdépendances
    - Papadopoulos: [accords, premier temps, tonalité]
    - Peeters [battement, premier temps]
    - Pauwels [accords, tonalité, structure]



HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES  
DE L'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE (PARIS VI)

INDEXATION AUTOMATIQUE DE CONTENUS AUDIO MUSICAUX

Merci