Représentations de séquences de parole en espaces de faible dimensionalité

J. A. Arias, R. André-Obrecht, J. Farinas

SAMOVA - IRIT
Université Paul Sabatier

XXVIIèmes Journées d'Etude sur la Parole
Juin 2008

Plan

Plan

Traitement automatique de l'information audio

- Les collections de données audio se développent de plus en plus
- La recherche se concentre en :
  - La discrimination parole/musique
  - La classification automatique ou semi-automatique de la musique ou de la vidéo
  - L'identification des langues
  - La vérification des locuteurs
  - L'identification des émotions dans la parole

Paramétrisation - Classification

- Extraction de paramètres
  - Coefficients cepstraux, analyse de prédiction linéaire, taux de passage à zéro, entropie, flux spectral, modulation de l'énergie dans certaines bandes de fréquence, etc,
- Méthodes de classification
  - Modèles de Markov Cachées (HMM), Modèles de Mélanges de Lois Gaussiennes (GMM), Séparateurs à Vaste Marge (SVM) ou des combinaisons de ces modèles

Plan

Objectifs

- Transformer des séquences de taille variable en vecteurs de taille fixe de faible dimensionalité
- Estimer le nombre de groupes de la base de données
- Appliquer des algorithmes à noyau et de regroupement
- Fixer la paramétrisation. On utilise les coefficients cepstraux (séparation filtre-source où les premiers coefficients correspondent à l'information relative au seul conduit vocal)

Algorithmes utilisées

- Algorithme d'échelle multidimensionnelle : À partir des distances entre points, on peut trouver un système de coordonnées qui préserve ces distances
- Regroupement spectral : Approximation du problème de séparation d'un graphe en k-groupes. Nous l'utilisons pour mettre en évidence le nombre de clusters dans le nouvel espace
- Kernel PCA : Analyse en composantes principales dans le «espace de caractéristiques»

Corpus

- ANITA (Audio eNhancement In secured Telecom Applications)
- 180 enregistrements monocanaux en studio (haute qualité)
- Séquences de parole phonétiquement équilibrées, présentées en segments d'une durée d'environ 7 secs et échantillonnées à 16 kHz
- Exemple : « Je ne sentis ni le coup ni la chute ni rien de ce qui s'ensuivit jusqu'au moment où je revins à moi »

Plan

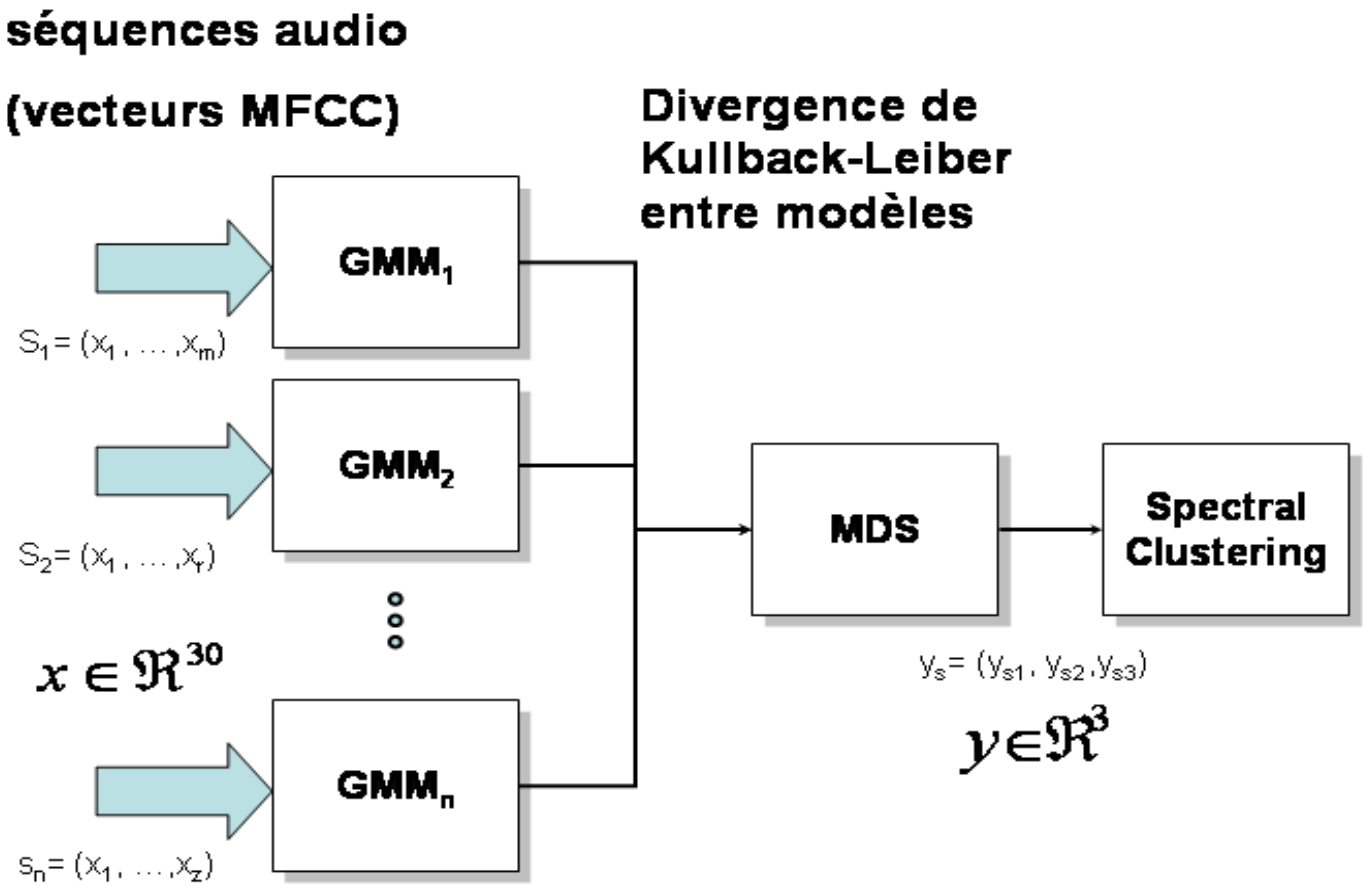
Description

Dissimilarité de Kullback-Leibler entre distributions de probabilité

- Chaque séquence s_i de la base est décrite par un mélange de lois gaussiennnes GMM_i
- La dissimilarité statistique $\delta_{ij},\ i,j = 1,\ldots,N$ entre deux lois GMM_i et GMM_j est obtenue avec la divergence symétrique de Kullback-Leibler. Ces dissimilaritées sont soumis à l'algorithme MDS
- Le résultat de MDS est un lot de vecteurs de faible dimensionalité qui représentent les séquences audio de la base de données (un vecteur par séquence)
- Les valeurs propres du regroupement spectral indiquent le nombre de clusters dans l'ensemble
- Kernel PCA, k-means, ou le regroupement agglomerative peuvent ensuite être utilisés

Système

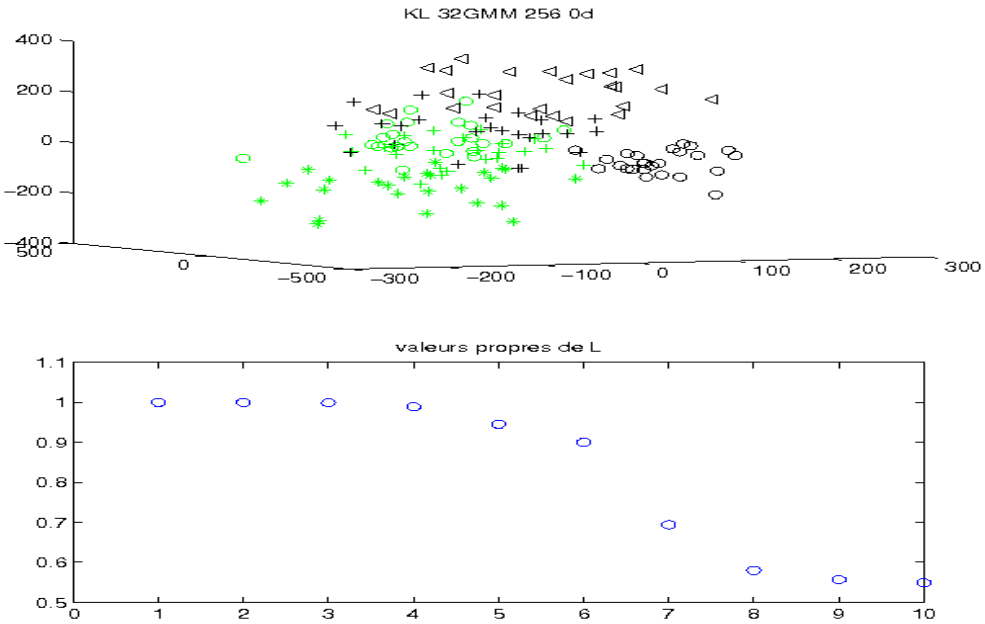
Dissimilarité de Kullback-Leibler entre distributions de probabilité



Résultats

Dissimilarité de Kullback-Leibler entre distributions de probabilité

- Chaque point représente une séquence de parole et chaque symbole signale un locuteur. Les principales valeurs propres du Laplacien montrent la présence de 6 clusters dans l'ensemble



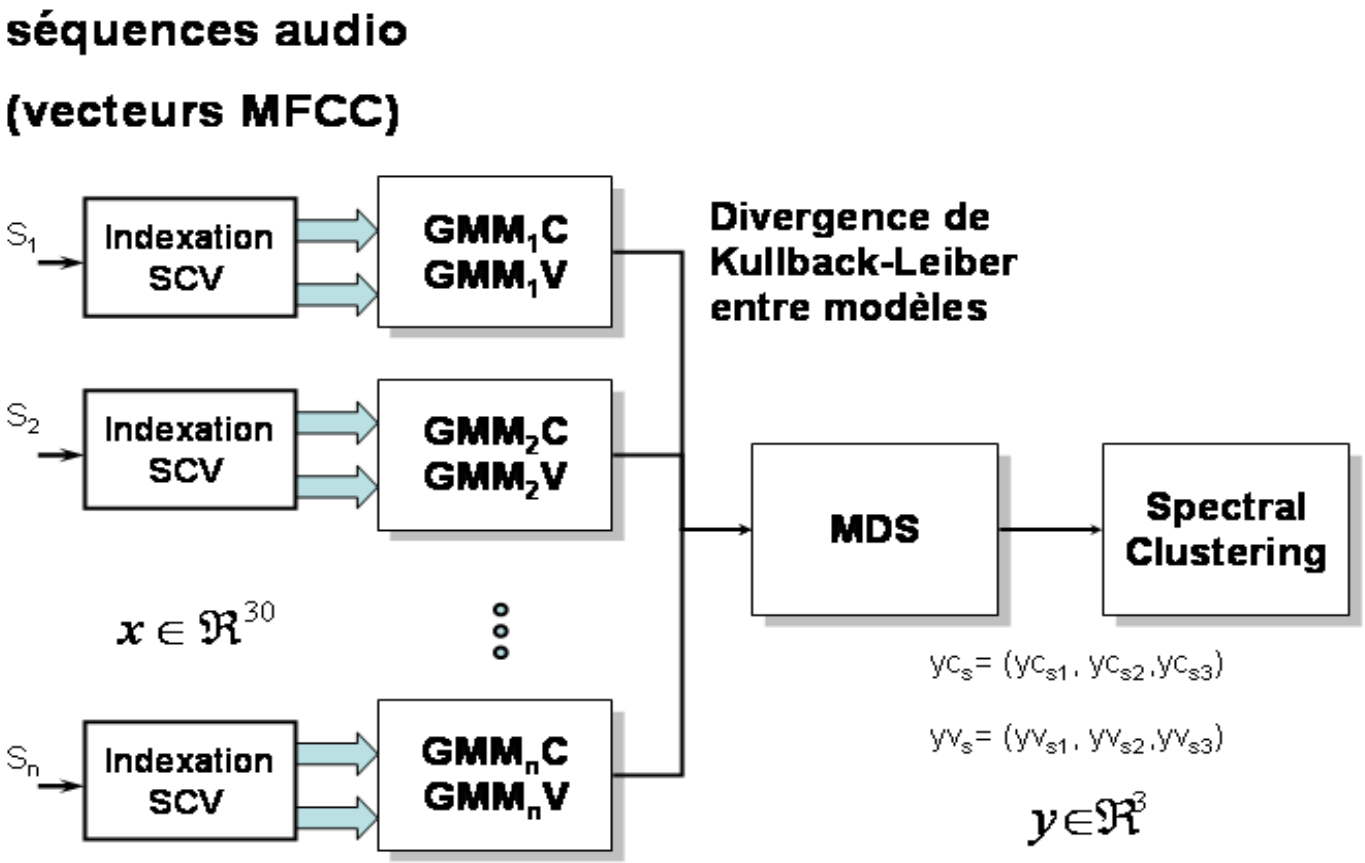
Plan

Description

Modélisation différenciée Consonne - Voyelle

- Une étape de pré-traitement est ajoutée au Système KL pour modéliser séparément les unités phonétiques 'vocaliques' (V) et 'consonantiques' (C)
- À partir des unités C et des unités V extraites sur chaque séquence s_i de parole, sont appris deux modèles GMM $(GMM_i C, GMM_i V)$
- Les calculs de la distance de KL sur chaque sous-ensemble $GMM - C$ et $GMM - V$ permettent par la méthode MDS de projeter l'ensemble de séquences dans deux espaces différents Y_C et Y_V

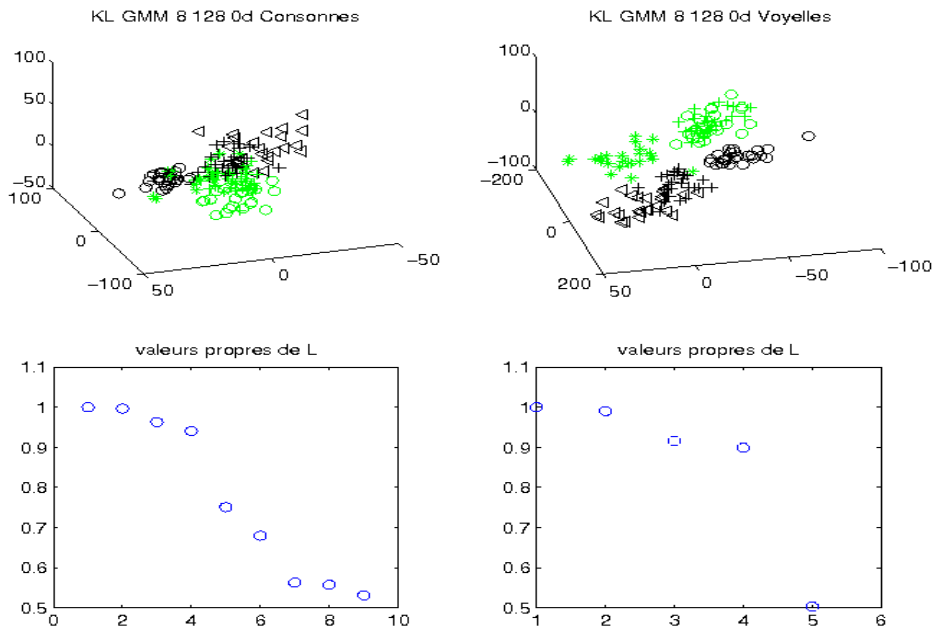
Système
Modélisation différenciée Consonne - Voyelle



Résultats

Modélisation différenciée Consonne - Voyelle

- On utilise moins de composantes par modèle
- Les résultats de la projection Y_V montrent une meilleure séparation de locuteurs
- L'eigengap indique 4 clusters

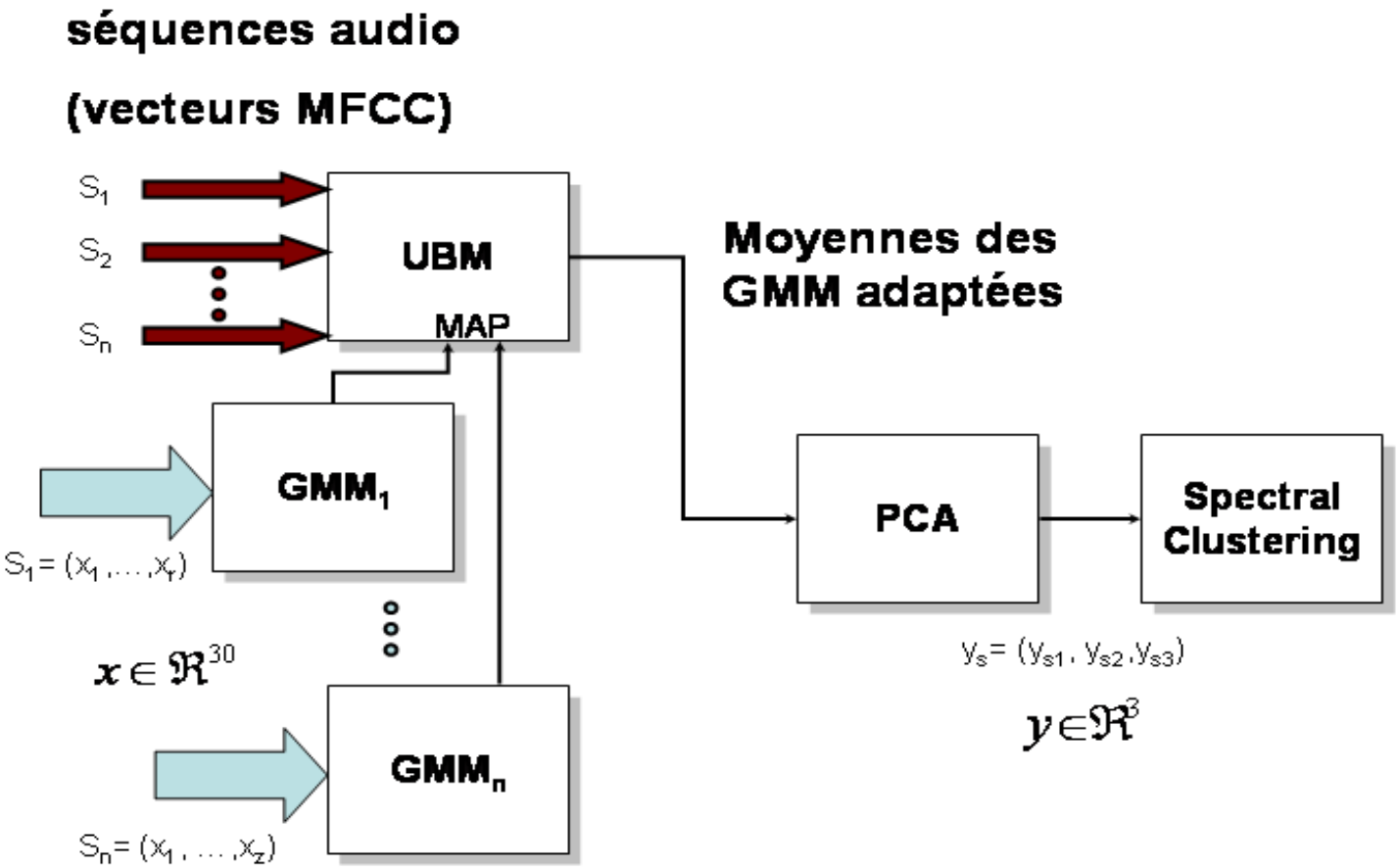


Plan

Description
Supervecteurs GMM

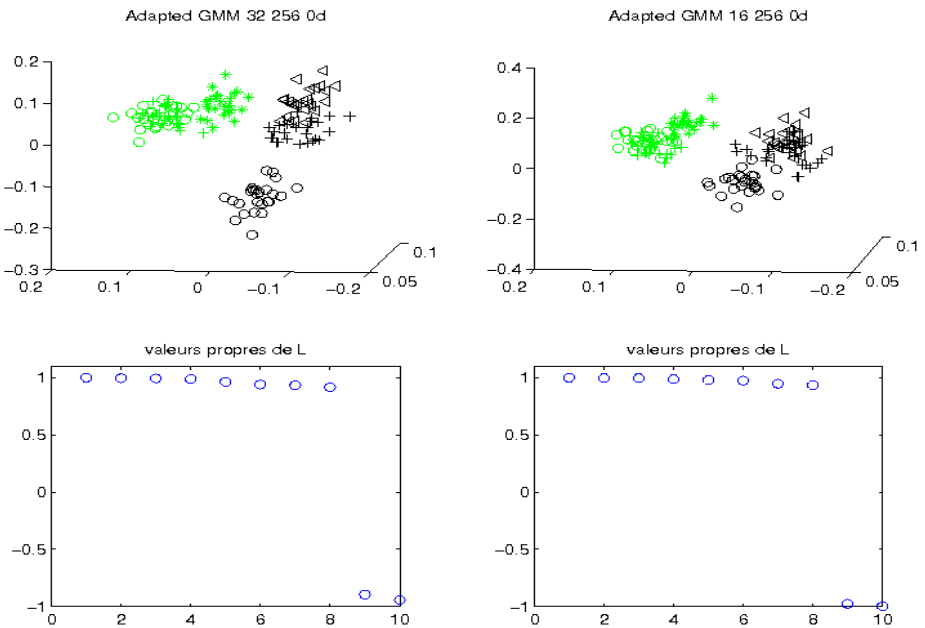
- Le calcul de la divergence KL est très coûteux en temps d'exécution
- Une alternative d'utilisation des GMM comme représentants de séquences acoustiques est de concaténer les vecteurs moyennes et créer ainsi un « supervecteur » par GMM
- La méthode pour estimer les GMM a été modifiée pour rendre les GMM compatibles entre eux
- Nous utilisons l'adaptation MAP d'un modèle universel à chaque séquence s_i de parole analysée pour fournir leur modèle GMM_i

Système
Supervecteurs GMM



Résultats
Supervecteurs GMM

- La projection montre une bonne séparation de locuteurs, proche de celle obtenue avec le Système KL-CV(*GMMV*)
- L'eigengap indique 8 clusters



Conclusions

- Nous présentons diverses possibilités pour visualiser des séquences de parole en espaces 3D
- On propose l'étude des valeurs propres d'une matrice Laplacienne pour identifier le nombre de clusters stables dans l'ensemble
- Les projections Y issues du Système SV et du Système KL-CV($GMMV$) sont les plus appropriées pour l'identification des clusters

- Perspectives
  - Utilisation des méthodes à noyau
  - Application à d'autres bases de données (parole/musique, langues, émotions)

Bibliographie


C. Bishop
Pattern Recognition And Machine Learning.
Springer, 2006.


I. Borg and P. Groenen
Modern Multidimensional Scaling : Theory and Applications.
Springer, 1997.


A. Ng and M. Jordan and Y. Weiss
On Spectral Clustering : Analysis and an algorithm
Advances in Neural Information Processing Systems, 2001.


P. Knees and M. Schedl and T. Pohle and G. Widmer
Exploring music collections in virtual landscapes
IEEE Multimedia, 2007.