

AIDAR : Une architecture pour l'indexation de documents audionumériques

Benjamin Tshibas-Kabeya (*), Frédéric Beaugendre(**), Gianluca Bontempi (*), Guy Maréchal(***)

btshibas@ulb.ac.be, Frederic.Beaugendre@voice-insight.com, gbonte@ulb.ac.be, gmarechal@brutele.be

(*) Université Libre de Bruxelles, Département d'Informatique, Machine Learning Group
Boulevard du Triomphe - CP212 1050 Bruxelles Belgium

(**) Voice-Insight s.a., Eebic Building - 40, avenue J. Wybranlaan B-1070 Bruxelles Belgium
(***) TITAN asbl, c/o Minotaur, Rue de la Consolation, 72 1030 Bruxelles Belgium

Mots clefs :

Indexation automatique, création de métadonnées, classification textuelle, apprentissage supervisé, archivage audionumérique

Keywords:

Automatic indexing, metadata creation, textual classification, supervised learning, audionumerical filing

Palabras clave :

Ajuste automático, creación de metadatos, clasificación textual, aprendizaje supervisado, archivado audionumérico

Résumé

La plateforme **AIDAR** (Adressage et Indexation de Documents multimédia Assisté par des techniques de Reconnaissance vocale) est la matérialisation d'un projet éponyme financé par la Région de Bruxelles Capitale (2004-2006). L'architecture AIDAR a pour but la création et la gestion (semi-)automatique de l'indexation de données multimédia (audio, vidéo et annotation de photos numériques) en langue française. Pour ce faire, le projet s'est focalisé sur l'automatisation du processus d'indexation et d'archivage, à travers le déploiement de techniques de reconnaissance vocale, de segmentation et de classification textuelle. La validation expérimentale de l'approche est rendue possible par l'utilisation de documents audio et textuels fournis par la Radio-Télévision Belge de la Communauté Française (RTBF).

Bien que le projet couvre l'entièreté du processus d'indexation, cet article se focalisera sur l'étape de classification textuelle, réalisée par des méthodes d'apprentissage automatique supervisé. Une description de la procédure de classification ainsi que quelques résultats préliminaires de classification supervisée sur des documents textuels de journaux parlés en français seront présentés et discutés.

1 Introduction

Un aspect crucial de la veille stratégique est la récolte d'information. Faire de la veille stratégique signifie rester à l'écoute des tendances et traiter l'information de manière structurée : cibler les thèmes, les domaines ou les types d'information à chercher, ce qui permet de ne prendre en considération que les informations utiles pour les prises de décisions ultérieures. Comme nous le verrons par la suite, l'une des tâches du projet AIDAR peut s'inscrire dans ce contexte de recherche d'information thématique.

Les dix dernières années ont vu se multiplier les moyens de produire, filtrer, chercher, classifier, gérer et exploiter les données photos et multimédia numérisées. Les différents moyens de communications dont Internet, l'expansion des diffusions de médias par le câble ou le satellite, l'accès de qualité à l'information par l'intermédiaire de supports démocratiques et fiables comme le DVD constituent un ensemble de facteurs qui imposent une constatation: les utilisateurs (dans le domaine professionnel autant que privé) sont aujourd'hui confrontés à une telle quantité de documents multimédias provenant de multiples sources et de ce fait, un accès efficace et précis à l'information devient extrêmement difficile.

De nos jours, les détenteurs de droits sur les archives analogiques disposent de contenus (souvent appelés « essences ») qui doivent être numérisés sans délai au départ de leur format analogique et indexés correctement. En effet, il se trouve que ces essences sont souvent:

- Archivées sur des supports fragiles, non pérennes, de formats propriétaires (bandes magnétiques, supports acétates, ...)
- Représentées selon des formats analogiques ou mixtes propriétaires qui exigent des équipements très contraignants et souvent coûteux
- Indexées de manière sommaire (la plupart du temps, une simple fiche papier collée sur la bobine !)
- Stockées de manière séquentielle et non structurée
- En très grand nombre (des centaines de milliers d'heures pour beaucoup des détenteurs de droits)

La tâche des archivistes pour récupérer ces archives, les numériser, les structurer et les indexer afin de les rendre exploitables est énorme et quasi impossible aux vues des contraintes de budget, de temps et de personnel compétent. De nombreuses expériences ont été menées afin d'évaluer le temps nécessaire à ces tâches et les résultats sont inquiétants: normalement il faut de 4 à 8 heures de travail par heure de média à traiter. Il s'ensuit que tout ce qui peut aider les archivistes à réaliser cette immense tâche a un potentiel d'application énorme.

Dans le domaine des archives, de nombreux et très intéressants projets ont déjà été réalisés. Parmi eux nous citons le projet 'Open Archive Initiative' [28] et celui des Départements de la Culture des pays de l'Union Européenne MINERVA [15] où la Communauté Française de Belgique figure en tant que partenaire. Aussi, les méthodes d'indexation automatique et semi-automatique ont fait l'objet de divers projets: les projets européens ECHO [16], THISL (97-00) [17], CIMWOS[18], PRIMAVERA [19], AMICITIA [20], COLLATE [21], METAVISION [22] ; les projets RNTL (Ministère de la Recherche Français) AGIR (98-01) [23] et DOMUS VIDEUM (02-04) [24], le projet METISS (Irisa) [25]. Un aperçu de l'effort de la recherche européenne dans ce domaine a été fourni par un congrès en "Intelligence artificielle" appliquée aux media (Juin 2002, au Centre universitaire LABRI de Bordeaux). De ce congrès, il ressort que les techniques AI sont en général puissantes et adaptées, mais que le cadre pour les mettre en œuvre manque cruellement.

Le projet de recherche appliquée AIDAR (**A**dressage et **I**ndexation de **D**ocuments multimédia **A**ssisté par des techniques de **R**econnaissance vocale) vise à fournir une réponse à ce vide en créant les conditions pour pouvoir tester les techniques d'indexation dans un contexte réaliste et pour valider expérimentalement l'entièreté du processus qui mène du fichier multimédia aux métadonnées. Ce projet financé par la Région de Bruxelles Capitale regroupe trois partenaires: Voice-Insight S.A., l'Université Libre de Bruxelles (ULB) et l'asbl TITAN.

La tâche principale de ce projet est l'indexation automatique et semi-automatique (par exemple assistée par des outils de reconnaissance vocale) de documents audio numériques. Une telle indexation possède un double avantage :

- de minimiser considérablement les coûts d'indexation. Une indexation manuelle suppose en effet la formation spécifique de personnes qualifiées pour ce type de tâche, puis l'écoute intégrale des documents afin d'y attacher une série d'index prédéfinis ;
- de proposer une méthodologie d'indexation cohérente, unifiée et reproductible pour la masse sans cesse croissante de documents disponibles.

Dans la plate-forme *AIDAR*, la création des métadonnées pour l'indexation et l'archivage est le résultat d'un processus (Figure 1) qui intègre les technologies suivantes :

- Reconnaissance vocale
- Segmentation textuelle
- Classification textuelle par apprentissage supervisé

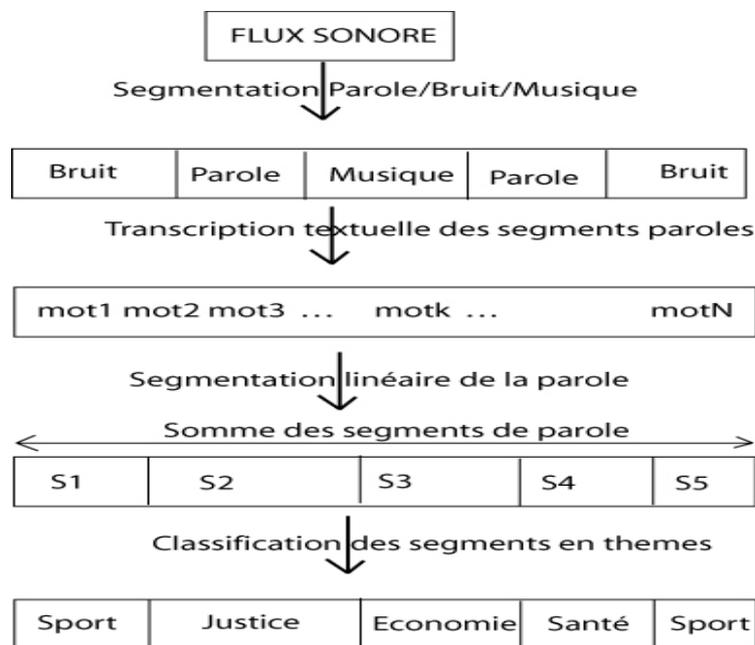


Figure 1 : Flux de transformations

Les étapes de reconnaissance vocale et de segmentation s'appuient sur le moteur « *Speeral* » développé par le Laboratoire d'Informatique d'Avignon (LIA) [26]. Ce moteur reçoit en entrée le flux sonore et renvoie d'abord une segmentation parole/bruit/musique. Une segmentation linéaire textuelle est ensuite effectuée sur la transcription textuelle issue de la première phase [27]. Cette segmentation permettra de déjà séparer la suite de mots en parties plus ou moins cohérentes de manière non supervisée.

Dans cet article, nous nous attarderons sur la troisième étape, la classification en thèmes (utilisation de méthodes supervisées).

2 Classification textuelle supervisée

Les techniques d'apprentissage supervisé permettent de modéliser un phénomène caractérisé par un ensemble de variables d'entrée et une ou plusieurs variables de sortie sur base d'un nombre fini d'observations (training set) [29,30]. Dans le contexte de la classification textuelle, le phénomène à modéliser est le contenu sémantique d'un texte, les variables d'entrée sont un ensemble de statistiques

sur le texte et la variable de sortie est la classe qui représente le thème (politique, économie, sport) abordé dans le texte. La classification textuelle [5] par apprentissage supervisé vise donc à classer des documents textuels selon une liste de thèmes ou classes prédéfinis (par exemple : politique, guerre, sport, économie, ...). Le rôle de la classification dans le projet AIDAR est l'extraction des thèmes des émissions radiophoniques afin de faciliter l'archivage, l'indexation et le repérage des fichiers sonores. Comme pour tous les problèmes d'apprentissage automatique, la disponibilité de données d'entraînement adaptées pour le développement et la validation constituent un élément essentiel pour la réussite de la classification. Dans le cadre du projet AIDAR, le service des archives de la Radio-Télévision Belge de la Communauté Française (RTBF) a mis à disposition une large quantité de données audio et textuelles contenant les enregistrements d'une année d'émissions de « La Première » (Journal parlé RTBF <http://www.lapremiere.be>) et la transcription XML des "conduites" des journalistes. Un exemple de fichier XML en *Annexe*: les champs d'intérêt pour la classification sont le thème (balise <Cat>) et le texte (balise < sujet >).

Il est important de préciser que les fichiers fournis ne sont pas classés et ne comportent donc pas à la base de balises thématiques. Ces balises ont été ajoutées à la main suivant un thésaurus non hiérarchique fournis par la RTBF comportant environ 90 classes. Ce thésaurus a été défini par des experts archivistes.

2.1 Prétraitement des données

Cette section donne un bref aperçu du prétraitement du texte qui doit avoir lieu avant la phase d'apprentissage automatique. La première étape de prétraitement consiste à *vectoriser* le texte afin d'en extraire les mots sémantiquement utiles. En effet, tous les mots d'un document ne sont pas intéressants pour réaliser la tâche de classification. On exclura donc des termes comme les conjonctions, certains adverbess, certains verbes (« être », « sembler »,...).

La seconde étape est appelée *lemmatisation* et consiste à ramener chaque mot du texte à sa racine sémantique la plus proche. Prenons les mots suivants : « alimentation », « alimentaire », « aliment ». Après la lemmatisation, ces trois mots seront ramenés à leur forme primaire qui est « aliment ». Cette procédure s'occupe également de réduire les formes conjuguées, les formes plurielles et les substantifs. Pour ce faire, nous avons utilisé une adaptation de l'algorithme de Porter [3] adapté au français et appelée Snowball [4].

La troisième étape (*vectorisation*) transforme le document dans un vecteur de mots (« *bag of words* » [5]). Chaque index du vecteur représente un terme du document issu de la seconde étape. La valeur de chaque composante du vecteur est calculée en fonction de la fréquence du terme correspondant dans le document et sa fréquence dans l'ensemble des documents traités. Nous avons utilisé la fonction *tfidf()*(term frequency inverse document frequency) [5], communément adoptée dans la littérature.

2.2 Résultats de la classification textuelle

Après avoir transformé le problème de classification dans un problème entrée-sortie, les algorithmes de classification s'appliquent à extraire de l'ensemble de documents déjà classés (*training set* en anglais) un modèle statistique qui capture les relations entre vecteurs d'entrée et classes. Nous avons utilisé deux méthodes de classification largement plébiscitées dans le domaine de la classification textuelle [6]: les « Arbres de décision » [1] et les « Support Vector Machines » [2].

En ce qui concerne l'implémentation des algorithmes d'apprentissage, nous avons utilisé le software « C5.0 » pour les arbres de décision [8] et les programmes de l'outil de calcul statistique R pour les SVM [9].

Les résultats sont présentés sous forme de tableaux (matrices de confusion), et sous forme de taux d'erreur de classification. Les tableaux possèdent une colonne prédiction et une colonne classe réelle. La colonne prédiction est la classe prédite par les algorithmes de classification alors que la classe réelle est la vraie classe d'appartenance du document. Les tableaux nous permettent de détailler les résultats afin de montrer quelles classes de documents posent les problèmes majeurs lors de la

classification. Le taux d'erreur représente le pourcentage de mauvaises classifications des algorithmes d'apprentissage et correspond au nombre de mauvaises classifications divisé par le nombre total de documents classés. Nous allons ici montrer deux tests préliminaires où seulement sept classes thématiques ont été prises en considération: « Aéronautique », « emploi », « état étranger », « justice », « politique », « santé publique » et « sport ».

Les tests utilisent un jeu de données composé de 381 documents et dont le nombre de variables d'entrées (nombres de mots différents) est de 11.670.

2.2.1 Test I

La validation est réalisée par une méthode *k-fold cross-validation* où $k=13$. Ceci signifie que le jeu de données est d'abord réparti en 13 sous-ensembles de taille égale. Chacun des 13 sous-ensembles est utilisé à tour de rôle comme échantillon de test, alors que les 12 autres sous-ensembles servent à l'apprentissage. L'estimation de la qualité de prédiction est la moyenne des qualités de prédiction obtenue pour chacun des 13 tests.

Les résultats nous montrent le pourcentage d'erreur moyen de classification des modèles ainsi que les tableaux classes réelles/prédictions après l'entraînement des modèles par cross-validation.

Arbres de décisions

Classes \ Prédictions	Aéronautique	Emploi	Etat Etranger	Justice	Politique	Santé P.	Sport
Aéronautique	31	4	1	2	0	0	0
Emploi	7	22	0	1	3	0	0
Etat Etranger	2	2	60	7	5	4	2
Justice	4	3	9	79	1	3	2
Politique	4	5	2	2	36	0	2
Santé P.	0	0	1	0	0	14	1
Sport	1	0	1	2	1	1	54

Table 1 : Tableau de prédictions arbres de décision pour 13-fold cross validation

Le pourcentage moyen de mauvaises prédictions est de 22%.

SVM

Classes \ Prédictions	Aéronautique	Emploi	Etat Etranger	Justice	Politique	Santé P.	Sport
Aéronautique	48	2	0	2	0	0	0
Emploi	1	33	0	0	0	0	0
Etat Etranger	0	0	74	0	0	0	0
Justice	0	0	0	91	0	0	0
Politique	0	1	0	0	46	0	0
Santé P.	0	0	0	0	0	22	0
Sport	0	0	0	0	0	0	61

Table 2 : Tableau de prédictions SVM pour 13-fold cross validation

Le pourcentage moyen de mauvaises prédictions est de 1,5%.

2.2.2 Test II

La validation est réalisée en prenant pour chacune de sept classes 4 documents (donc 28 au total) qui vont être utilisés pour les tests. Le reste des documents est utilisé pour l'entraînement des modèles d'apprentissage.

Arbres de décisions

Classes \ Prédications	Aéronautique	Emploi	Etat Etranger	Justice	Politique	Santé P.	Sport
Aéronautique	4	1	0	0	0	0	0
Emploi	0	2	0	0	0	0	0
Etat Etranger	0	0	3	1	1	0	1
Justice	0	0	1	2	0	1	1
Politique	0	0	0	0	3	0	1
Santé P.	0	0	0	0	0	3	0
Sport	0	1	0	1	0	0	1

Table 3 : Tableau de prédictions pour les arbres de décisions

Le pourcentage moyen de mauvaises classifications pour C5.0 est de 35,7%.

SVM

Classes \ Prédications	Aéronautique	Emploi	Etat Etranger	Justice	Politique	Santé P.	Sport
Aéronautique	3	1	0	0	0	0	0
Emploi	0	3	0	0	0	0	0
Etat Etranger	1	0	3	0	2	0	0
Justice	0	0	1	4	0	1	2
Politique	0	0	0	0	2	0	0
Santé P.	0	0	0	0	0	3	0
Sport	0	0	0	0	0	0	2

Table 4 : Tableau de prédictions pour les SVM

Le pourcentage moyen de mauvaises classifications pour SVM est de 28,5%.

2.2.3 Discussion

Les tests effectués renvoient un pourcentage d'erreur de classification autour de 25 %.

Le test II apparaît toutefois être un indicateur moins biaisé de la vraie performance vu le nombre égal de documents de test par classe. Ceci est rarement le cas dans le test I où les ensembles sont construits de manière arbitraire et les classes ne sont pas uniformément réparties dans chacun des 13 ensembles de tests. La méthode qui apparaît comme la plus efficace est la méthode SVM. Ceci confirme la bonne réputation de cette méthode dans le domaine de la classification de documents textuels [6]. Le pourcentage de bonne classification (75 %) obtenu est un résultat encourageant en regard des données disponibles au moment des tests.

Les erreurs de classification peuvent être dues à plusieurs facteurs: le bruit et l'ambiguïté sémantique. Le premier type d'erreur est dû au bruit qui peut être présent dans les données d'entraînement. Ceci signifie que les documents utilisés ne sont pas assez caractéristiques pour pouvoir être discriminés en classes différentes. Ces cas peuvent se produire par exemple lorsque le contenu d'un document classé comme appartenant à la classe « emploi » fait allusion à la suppression d'emplois dans une compagnie aérienne comme on peut le voir dans la *table 6*. Bien que le thème général de la séquence parle de licenciement, de chômage et de plan de restructuration, le fait qu'il y ait les mots « compagnie aérienne » peut créer du bruit dans les données.

Le deuxième type d'erreurs est dû à l'ambiguïté sémantique. Notons qu'un même mot peut prendre plusieurs sens, apparaître dans des contextes différents et de ce fait contribuer à des classes différentes. Prenons comme exemple le verbe « battre », ce verbe peut aussi bien signifier « frapper » (le document pourrait alors appartenir à la classe « criminalité »), que gagner (le document pourrait alors appartenir à la classe « sport ») ou encore « mélanger » (le document pourrait alors appartenir à la classe « cuisine »).

3 Conclusions et travaux futurs

Dans l'état actuel du projet, nous n'avons pu présenter que quelques tests préliminaires qui ont été réalisés avec un sous-ensemble (+/- 500 documents) des documents fournis par la RTBF.

Les documents textuels n'étant pas classés au préalable, un temps assez considérable doit être employé pour pouvoir annoter plus de documents.

Dans le futur, d'autres tests seront effectués, notamment avec différents jeux de données et différents paramètres pour les algorithmes de classification. Il est toutefois remarquable que les tests préliminaires affichent un taux de classification correct, considéré par les experts d'archivage comme intéressant puisque comparable avec la performance d'un être humain.

Les travaux futurs en classification s'attarderont sur d'autres méthodes de classification (par exemple la méthode « *k*-Nearest Neighbors » [10]), sur une organisation hiérarchique des classes (par exemple selon le modèle « Dublin Core ») et sur l'apport des méthodes de sélection de variables. La sélection de variables [11] est un procédé souvent utilisé en apprentissage supervisé afin de ne garder qu'une partie des variables d'entrées (une partie de l'ensemble des mots dans la classification textuelle). Cette technique permet de diminuer le nombre de variables du problème et ainsi réduire le temps d'exécution des algorithmes. La sélection de variables permet également de ne garder que les variables qui discriminent le mieux les documents à classer et ainsi rejeter les variables redondantes ou apportant peu d'informations. Pour ce faire, nous envisageons de tester des techniques de « *ranking* » [12] et des techniques de « *ranking* » [13] et [14].

4 Bibliographie

- [1] QUINLAN, J.R 1986. Induction of decision trees. *Machine Learning* 1:81-106.
- [2] JOACHIMS, T. (1998). Text categorization with Support Vector Machines: Learning with many relevant features. In *Machine Learning: ECML-98, Tenth European Conference on Machine Learning*, pp. 137--142.
- [3] PORTER, M.F., 1980, An algorithm for suffix stripping, *Program*, 14(3) :130-137. It has since been reprinted in Sparck Jones, Karen, and Peter Willet, 1997, *Readings in Information Retrieval*, San Francisco: Morgan Kaufmann, ISBN 1-55860-454-4.
- [4] PORTER, M.F., 2001, *Snowball: A language for stemming algorithms*
- [5] SEBASTIANI Fabrizio, A Tutorial on Automated Text Categorization. In Analia Amandi and Ricardo Zunino, editors, *Proceedings of ASAI-99, 1st Argentinian Symposium on Artificial Intelligence*, pages 7--35, Buenos Aires, AR, 1999.
- [6] YANG Yiming and LIU Xin, A re-examination of text categorization methods. *Proceedings of ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, (SIGIR)*, 1999.

- [7] VAPNIK V. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer-Verlag, New York, 1995
- [8] See5/C5.0: <http://www.rulequest.com/see5-info.html>
- [9] The R Foundation for Statistical Computing: <http://www.r-project.org/>
- [10] JIANGSHENG Yu Method of k -Nearest Neighbors. Institute of Computational Linguistics Peking University, China, 100871
- [11] YANG Y. and PEDERSEN J. O., A comparative study on feature selection in text categorization. In Proceedings of ICML-97, 14th International Conference on Machine Learning, pages 412-420, Nashville, US, 1997.
- [12] GUYON and ELISSEEFF, A. 2003. An introduction to variable and feature selection. *J. Mach. Learn. Res.* 3 (Mar. 2003), 1157-1182.
- [13] MARON O. and MOORE A. The racing algorithm: Model selection for lazy learners. *Artificial Intelligence Review* 11(1?5):193?225, 1997.
- [14] BONTEMPI G., BIRATTARI M., MEYER P.E. (2005) Combining Lazy Learning, Racing and Subsampling for Effective Feature Selection. <<http://www.ulb.ac.be/di/map/gbonte/ftp/icannga05.pdf>> In B. Ribeiro et al., editors, Adaptive and Natural Computing Algorithms: Proceedings of the International Conference ICANNGA05, Springer Computer Science, SpringerWienNewYork, pp. 393-396.
- [15] MINERVA network (Ministerial Network for Valorising Activities in digitisation): http://www.cordis.lu/ist/directorate_e/digicult/minerva.htm
- [16] EU-project ECHO: European Chronicles on-Line (IST-1999-11994) (<http://pi.ijs.si/ProjectIntelligence.Exe?Cm=Project&Project=ECHO>)
- [17] EU-Project THISL: Thematic Indexing of Spoken Language (Esprit) (<http://www.dcs.shef.ac.uk/spandh/projects/thisl/>)
- [18] EU-Project CIMWOS Combined Image and Word Spotting (Esprit)
- [19] EU-project PRIMAVERA: Personalised Retrieval and Indexing of Media Assets in Virtual Environments for Real-time Access (IST-1999-20408) (<http://pi.ijs.si/ProjectIntelligence.Exe?Cm=Project&Project=PRIMAVERA>)
- [20] EU-project AMICITIA: Asset Management Integration of Cultural heritage In The Interchange between Archives (IST-1999-20215) (<http://pi.ijs.si/ProjectIntelligence.Exe?Cm=Project&Project=AMICITIA>)
- [21] EU-project COLLATE: Collaboratory for Annotation, Indexing and Retrieval of Digitised Historical Archive Material (IST-1999-20882) (<http://pi.ijs.si/ProjectIntelligence.Exe?Cm=Project&Project=COLLATE>)
- [22] EU-project METAVISION (IST-1999-20859) (<http://pi.ijs.si/ProjectIntelligence.Exe?Cm=Project&Project=METAVISION>)
- [23] RNRT-Project AGIR (RNRT) Architecture Globale pour l'Indexation et la Recherche par le contenu de données multimédia (<http://www.telecom.gouv.fr/rnrt/pagir.htm>)
- [24]] RNRT-Project DOMUS VIDEUM: Sélection, indexation, visualisation avancée et recherche par le contenu des documents vidéo pour les plates-formes multimédia domestiques avec apprentissage du profil utilisateur (http://www.telecom.gouv.fr/rntl/AAP2001/Fiches_Resume/DOMUS-VIDEUM.htm)
- [25] METISS (Irisa) : Modélisation et expérimentation pour le traitement des informations et des signaux sonores (projet) (<http://www.inria.fr/recherche/equipes/metiss.fr.html>)
- [26] NOCERA Pascal, LINARES Georges, MASSONIÉ Dominique. Principes et performances du décodeur parole continue Speeral. Journée d'Etudes sur la Parole (JEP), Nancy, 2002.
- [27] SITBON L., BELLOT P., Adapting and comparing linear segmentation methods for French, Laboratoire d'Informatique d'Avignon, 2004

- [28] WARNER Simeon. 2001. Exposing and Harvesting Metadata Using the OAI Metadata Harvesting Protocol: A Tutorial. HEP Libraries Webzine Issue 4 / June 2001. [<http://library.cern.ch/HEPLW/4/papers/3/>]
- [29] NILSSON Nils J. Introduction to Machine Learning. Artificial Intelligence Laboratory Department of Computer Science Stanford University. Stanford, CA 94305
- [30] MICHIE D., SPIEGELHALTER D.J., TAYLOR C.C. Machine learning, Neural and Statistical Classification

5 Annexe

```

    <?xml version="1.0" encoding="ISO-8859-1" ?>
  = <emission>
    <reference>2004/02/08-0800F08000008</reference>
    <code-arch>F0800</code-arch>
    <titre>JP FEDERAL 08H00</titre>
    <sous-titre />
    <centre-production>JP</centre-production>
    <duree>20:00</duree>
    <ref-netia />
  = <sequence>
    <numero>1</numero>
    <code-arch />
    <titre-arch />
    <titre>CONGRES DU VLD : LE VLD RESTERA AU GOUVERNEMENT</titre>
    <sous-titre />
    <droits />
    <centre-production>JP 17H</centre-production>
    <duree>00:31</duree>
    <ref-netia>395293</ref-netia>
    <support />
    <matiere />
  = <personne>
    <role>journaliste</role>
    <nom>SIRLEREAU</nom>
    <prenom>MARC</prenom>
  </personne>
  = <personne>
    <role>itv</role>
    <nom>DE GUCHT</nom>
    <prenom>KAREL</prenom>
  </personne>
  <note />
  </personne>
  <lieu>BELGIQUE</lieu>
  < sujet>CHAPEAU SIRLEREAU Oui le VLD restera bien au sein de la majorité, c'est ce qu'ont décidé hier les
    militants du parti libéral flamand avec près de 83% des voix. Ce qui ne veut pas dire que les militants sont
    pour l'octroi du droit de vote aux étrangers non- européens pour les élections communales, bien au contraire
    mais les militants ont donc décidé de ne pas en faire une question de gouvernement, et ce n'est pas vraiment
    une surprise, Marc Sirlereau. NETIA 395 293 (17h) - SIRLEREAU FIN : ... ua congrès du VLD TEXTE Le
    suspense n'était plus vraiment de mise même si Karel De Gucht, la semaine dernière avait su faire monter la
    pression. Le résultat du congrès était prévisible, l'octroi du droit de vote aux étrangers pour les élections
    communales, n'allait pas provoquer une crise gouvernementale.Le VLD, parti du Premier ministre n'aurait
    pas pris ce risque à 4 mois des prochaines élections. A l'issue du congrès, Karel De Gucht, président du
    VLD, reconnaissait qu'il s'attendait à ce résultat : - Je pense que la décision du congrès est très claire ; 83% a
    voté contre la résolution qui demande qu'on sortirait du Gouvernement, donc la décision du congrès est
    parfaitement claire et je pense que c'est important que un parti de la majorité qui a en plus le Premier
    ministre, s'exprime très clairement sur le sort du Gouvernement, oui. - Finalement, le score vous a surpris ? -
    Pas tout à fait parce qu'hier, j'ai fait un pari et j'avais exactement les chiffres, qui ont été dévoilés il y a 5
    minutes, 83 contre 17, donc. Ce samedi, le VLD a donc clairement voulu se positionner comme une grande
    partie de la population flamande, il s'est dit opposé au droit de vote pour les étrangers aux élections
    communales mais en même temps, il a voulu apparaître comme un parti responsable et sérieux qui ne décide
    pas ainsi de quitter un Gouvernement qu'il préside. Là dessus, médiatiquement le VLD aura réussi son coup ,
    depuis une semaine, l'actualité politique tournait essentiellement autour de ce qui pouvait arriver au congrès
    du VLD. FIN</ sujet>

```

```
- <media>
  <ref-son />
- <plage>
  <index-debut>00:00</index-debut>
  <index-fin>00:31</index-fin>
  </plage>
  </media>
  <chapeau />
- <Cats>
  <Cat>POLITIQUE</Cat>
  </Cats>
- <Locs>
  <Loc />
  </Locs>
- <Inds>
  <Ind>Marc Sirlereau</Ind>
<Ind>Karel De Gucht</Ind>
  </Inds>
- <Orgs>
  <Org>VLD</Org>
  </Orgs>
- <Socs>
  <Soc />
  </Socs>
  </sequence>
- <sequence>
  <numero>2</numero>
```