

Extraction de motifs temporels pour la détection dynamique de conflits ethno-politiques

Laure Mouillet* **, Bernadette Bouchon-Meunier*, Emmanuel Collain**

* UPMC, LIP6, Pole IA
8 rue du Capitaine Scott
75015 Paris
France

Bernadette.Bouchon-Meunier@lip6.fr
<http://www.lip6.fr>

**Thales, division Systèmes Terre et Interarmées
160 boulevard de Valmy
92704 Colombes
France

{Emmanuel.Collain, Laure.Mouillet}@fr.thalesgroup.com
<http://www.thalesgroup.com>

Résumé. Nous présentons une réalisation en cours sur l'extraction de motifs temporels à partir de séquences d'événements dans le cadre de la détection dynamique des conflits ethno-politiques. Notre contexte d'application présente plusieurs difficultés : le phénomène que l'on cherche à modéliser est fortement variable et les données sont bruitées. Mais nous disposons d'une connaissance a priori du domaine qui peut être exploitée pour guider l'apprentissage en contraignant l'espace de recherche des motifs. Nous proposons une méthode supervisée d'apprentissage de scénarios dont l'originalité est d'utiliser une mesure de pertinence qualitative par opposition aux mesures basées sur la fréquence. Cette méthode intègre des concepts de logique floue.

1 Introduction

Les travaux présentés dans cet article s'inscrivent dans un projet de détection dynamique des conflits ethno-politiques. Cependant la méthode présentée dans ce rapport est générale et peut être appliquée à d'autres types de situations à surveiller. Nous appelons *conflits ethno-politiques* les conflits armés internes opposant le gouvernement à un groupe ethnique ou politique qui revendique du territoire, un droit de participation plus active au pouvoir ou encore un meilleur statut. Ces conflits sont particulièrement surveillés d'une part à cause des catastrophes humanitaires qu'ils engendrent et d'autre part parce qu'ils risquent de remettre en cause la stabilité de la région dans laquelle ils se produisent. Par la suite, nous les appelons plus simplement *crises*. La détection est qualifiée de *dynamique* car elle prend en compte des événements et permet de suivre la situation au jour le jour.

Le but de nos travaux est d'aider les experts du domaine à constituer une base de scénarios décrivant des déroulements typiques de crises. Ces scénarios sont modélisés dans le formalisme des gabarits (Collain 1995), (Eude 1998). Un gabarit décrit les types d'événements qui participent au scénario et les contraintes qui s'appliquent aux événements ou aux couples d'événements. Les gabarits alimentent un système de reconnaissance de scé-

narios mis au point dans des travaux antérieurs (Eude 1998), (Mouillet et al. 2004). Pour détecter l'occurrence d'un type de crise surveillée, le système évalue la similarité entre une situation courante, représentée par une séquence d'événements, et les scénarios décrits par les experts. La technique des gabarits utilise des éléments de logique floue qui permettent d'exprimer une connaissance imparfaite sur les phénomènes décrits, par exemple des contraintes temporelles imprécises entre deux événements. Les techniques de reconnaissance des gabarits permettent donc d'exprimer le fait qu'un scénario est partiellement reconnu, soit parce que l'on n'a pas reconnu tous les événements prévus dans le modèle, soit parce que les contraintes qui s'appliquent aux événements sont satisfaites de façon imparfaite. On appelle *hypothèse de scénario* un scénario partiellement reconnu. Une note de reconnaissance est affectée à chaque hypothèse de scénario ; elle évolue en fonction des nouveaux événements qui viennent (ou non) enrichir l'hypothèse. Elle reflète la similarité entre l'ensemble des événements qui instantancient l'hypothèse de scénario et le gabarit de référence. Lorsque la note de reconnaissance d'une hypothèse dépasse un seuil prédéfini, une alerte est donnée sur la zone concernée. On passe à l'étape suivante de gestion de la crise qui sort du cadre de cette contribution. La qualité de la surveillance dépend directement de la qualité des scénarios fournis en entrée du système. L'élaboration d'une bibliothèque de scénarios étant un travail fastidieux, nous avons orienté notre recherche vers un système d'aide à l'acquisition des scénarios en fonction des données disponibles sur les crises passées.

Nous sommes dans un contexte d'apprentissage supervisé car nous cherchons à mettre en évidence des motifs caractéristiques des crises à partir de séquences correspondant à des exemples et des contre-exemples de crises. La mise en œuvre de méthodes existantes de découverte de motifs temporels à partir de séquences d'événements s'est révélée peu fructueuse sur nos données car elles sont très bruitées et les exemples d'une même classe varient fortement : il est difficile de mettre en valeur des motifs qui soient caractéristiques de crises. Dans la littérature, un motif est considéré comme caractéristique d'une classe s'il est fréquent dans les exemples de cette classe et non fréquent dans les exemples des autres classes. Nous avons souhaité assouplir cette approche fréquentiste. En nous appuyant sur les travaux de (Rifqi 1996), nous considérons qu'un motif est caractéristique d'une classe s'il *ressemble* beaucoup aux motifs présents dans les exemples de cette classe et s'il est très *différent* des motifs présents dans les exemples des autres classes.

2 Données

Nous disposons d'un corpus de *données-événements* qui a été mis au point dans le cadre du projet PANDA (Bond et Bond 1998). Il s'agit de dépêches d'agence de presse qui ont été codées automatiquement sous une forme de paires attributs-valeurs en utilisant des dictionnaires d'événements, de lieux et d'acteurs. Les données représentent des interactions politiques qui ont eu lieu entre deux acteurs dans la période janvier 1984 – avril 1995. La couverture géographique est mondiale. Chaque donnée-événement est datée et caractérisée par la nature de l'interaction qu'elle représente ("accorder l'asile", par exemple). Les autres attributs ne sont pas forcément tous renseignés. Ils représentent les acteurs concernés par l'interaction (un acteur est désigné comme origine de l'interaction et l'autre comme cible de l'interaction) et son lieu. Les valeurs possibles prises par les attributs sont connues à l'avance : elles sont décrites dans une ontologie qui représente les connaissances du domaine mises en œuvre. Dans les données, chaque terme de l'ontologie est représenté par un code : par exemple, l'événement de type "accorder l'asile" est représenté par le code "213". Les types d'événement

ments sont représentés par des entiers et les valeurs des autres attributs par des étiquettes représentant leur catégorie. Par exemple, la catégorie des réfugiés est désignée par "REF". Cette catégorie est une sous-catégorie de groupe communautaire ("GUR").

Date	Acteur origine		Acteur cible		Event	Place
	Source	SAgt	Target	TAgt		
5/8/94	USA	EXE	HAI	REF	213	USA
1/31/9	8TUTSI	LOC	BUI		739	BUI

TAB. 1 – Extrait des données PANDA.

Les termes utilisés dans la représentation des données (type de l'événement, description des acteurs, lieu, etc.) sont hiérarchisés dans une taxonomie qui décrit des relations de généralisation/spécialisation entre ces termes. La figure 1 illustre la taxonomie des événements sous la catégorie "Accuse". Dans les données, on peut observer des événements de tout niveau de cette hiérarchie.

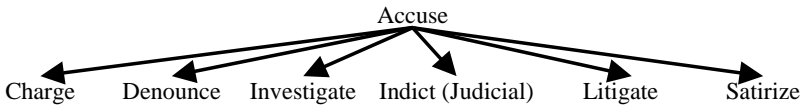


FIG. 1 – Taxonomie des événements de type Accuse.

L'ensemble des données-événements, ordonnées chronologiquement, constitue une séquence d'événements. Nous basant sur les résultats de l'étude de (Gurr et Harff 1994), nous en avons extrait des sous-séquences correspondant à des exemples positifs de conflits ethnopolitiques et d'autres sous-séquences correspondant à des exemples négatifs.

3 Formalisme des gabarits

Dans un premier temps, nous apprenons un type très simple de gabarits. Par souci de synthèse, nous présentons uniquement le type de gabarits que nous apprenons mais le formalisme original gabarits (Collain 1995), (Eude 1998) est beaucoup plus riche. La structure des gabarits que nous apprenons est représentée par un arbre de profondeur 1 du type de celui qui est représenté sur la figure 2. La racine est le phénomène abstrait que l'on cherche à décrire. Ce phénomène est décomposé en une combinaison d'activités homogènes directement observables. Une activité homogène est une itération d'événements de même type. Dans notre approche, elle est caractérisée par le type des événements qui constituent l'activité (indiqué par E_i sur la figure 2) et par le nombre d'événements qui doivent être observés pour que l'activité soit considérée comme reconnue (#Occurrences sur la figure 2). Afin de représenter l'imprécision de la connaissance sur le phénomène, le nombre d'itérations est représenté par un sous-ensemble flou.

Un graphe temporel permet de représenter les contraintes temporelles qui s'appliquent aux dates de début et de fin des nœuds dans le gabarit. Il est possible d'ajouter des contraintes opérationnelles qui s'appliquent aux valeurs des attributs des données quiinstancient les feuilles des gabarits. Une contrainte unaire permet de restreindre le type des valeurs des attributs : par exemple, on peut contraindre l'acteur origine de l'interaction à appartenir à la

catégorie GUR. Une contrainte binaire permet de lier les valeurs des attributs de plusieurs nœuds des gabarits : par exemple, on peut imposer la contrainte d'unicité de lieu dans le gabarit en imposant que toutes les observations de toutes les feuilles du gabarit aient une valeur identique pour l'attribut lieu.

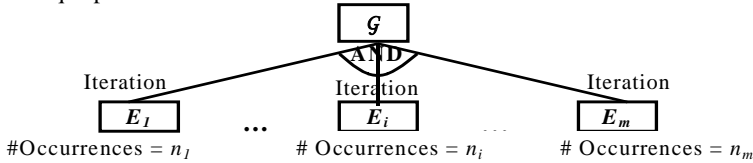


FIG. 2 – Forme des motifs appris.

4 Apprentissage des gabarits

Nous proposons une méthode d'apprentissage des gabarits qui est séquentielle dans le sens où elle consiste à apprendre d'abord l'ensemble des activités qui participent au gabarit – la partie *description* des scénarios, pour reprendre la notation de (Mayer 1999) – puis les contraintes temporelles qui lient les dates de début et fin des activités – la partie *contrainte* des scénarios. Nous n'apprenons pas les contraintes opérationnelles. Nous les exploitons pour réduire la taille des séquences d'événements sur lesquelles porte l'apprentissage.

4.1 Partie description

Pour l'apprentissage de la partie description des gabarits, chaque séquence d'événements est résumée par un objet dont les attributs sont les types d'événements possibles figurant dans l'ontologie et les valeurs sont le nombre d'itérations de ce type d'événements dans la séquence. Nous appelons description d'un exemple cette représentation. Ensuite, Nous construisons une description floue d'un gabarit à partir des descriptions des exemples en adaptant la méthode de construction d'un prototype virtuelle décrite dans (Rifqi et al. 2000). D'abord, des degrés de typicalité sont calculés pour chaque valeur d'attribut présente dans la base de données comme une fonction qui dépend positivement de sa ressemblance avec les valeurs des autres objets de sa classe et négativement de sa dissimilitude avec les valeurs des objets des autres classes. Ensuite, un prototype de la classe C est construit selon un seuil de typicalité τ . C'est un objet virtuel constitué des attributs pour lesquels au moins une valeur dépasse τ . La valeur accordée à chaque attribut retenu dans le prototype est l'union de toutes les valeurs dans les exemples de la classe C qui a un degré typicalité plus élevé que τ . La ressemblance et la dissimilitude entre deux objets sont évaluées par des mesures de comparaison (Rifqi 1996). Dans le cadre formel des mesures de comparaison, deux ensembles flous sont comparés selon les poids relatifs (évalués avec une mesure d'ensemble flou) de leurs éléments communs et distinctifs. Les mesures de ressemblance sont utilisées pour des comparaisons entre les descriptions de deux objets du même niveau de généralité, pour décider s'ils ont beaucoup de caractéristiques communes. Les mesures de dissimilitude sont utilisées pour identifier les caractéristiques distinctives des objets.

Cette méthode est une technique de construction d'un sous-ensemble flou représentatif d'un ensemble de valeurs numériques non floues.

4.2 Partie contrainte

Nous traitons ici uniquement des contraintes temporelles entre les activités. Chaque activité e_i est caractérisée par deux dates : sa date de début (beg_i) et sa date de fin (end_i). On cherche les contraintes s'appliquant à tout couple de dates de $\{beg_i\} \cup \{end_i\}$. Dans l'état actuel de nos recherches, nous proposons de déterminer des contraintes temporelles non floues sur les dates de début et de fin des activités en adaptant la méthode de (Vu Duong 2001). Cette méthode consiste à utiliser comme intervalle admissible de durée entre un couple de dates de début (resp. fin) d'activités l'enveloppe convexe de toutes les durées rencontrées entre chaque couple d'activités de même type dans les exemples. Une piste de raffinement de ces contraintes consiste à apprendre des contraintes temporelles floues. Elles nous paraissent adaptées pour permettre à un exemple encore jamais rencontré d'être reconnu avec un degré non nul s'il se "rapproche" d'exemples déjà rencontrés. Cela revient à construire un sous-ensemble flou qui soit un représentant typique des valeurs présentes dans les exemples de conflits ethno-politiques. Il s'agit d'une problématique similaire à la problématique décrite dans la section 4.1 sur l'apprentissage de la partie description puisque l'on cherche un ensemble flou représentatif d'un ensemble de valeurs numériques non floues.

5 Conclusion et perspectives

Les résultats obtenus nous encouragent à tester plusieurs pistes. Dans un premier temps, nous souhaitons implémenter et valider notre méthode d'apprentissage de contraintes temporelles floues. Dans un second temps, nous souhaitons explorer deux pistes d'amélioration des motifs appris. Premièrement, nous souhaitons tirer parti des taxonomies sur les types d'événements au cours de l'apprentissage. L'exploitation des divers niveaux de généralisation des événements (Srikant et Agrawal 1995) peut donner des résultats plus satisfaisants que la simple utilisation des événements. Par exemple, si l'on dispose des deux événements *Denounce* et *Satirize*, dans certains cas, il est plus intéressant de les considérer plutôt comme deux spécialisations de *Accuse*. La deuxième piste consiste à coupler les techniques non supervisées d'extraction de motifs temporels avec les techniques d'apprentissage supervisé. Sur le modèle de (Lesh et al. 1998), les techniques non supervisées d'extraction de motifs peuvent être exploitées pour changer la représentation des séquences d'événements en objets dont les attributs sont les motifs ainsi extraits et les valeurs traduisent la présence ou l'absence du motif dans l'exemple. Ensuite, on peut appliquer des méthodes d'apprentissage supervisé classiques pour obtenir une généralisation des exemples positifs.

Références

- Bond J. et Bond D. (1998), The Protocol for the Assessment of Non-violent Direct Action (PANDA), Codebook for the P24 Data Set, 1998.
- Collain E. (1995), Technique des gabarits, rapport technique interne Thomson-CSF, RCC/DT/SES/15-233/EC, 1995.
- Eude V. (1998), Modélisation spatio-temporelle floue pour la reconnaissance d'activités militaires, rapport de thèse de doctorat de l'Université Paris 6, décembre 1998.
- Gurr, T. R. et Harff B. (1994), *Ethnic Conflict in World Politics*, Westview Press, 1994.

- Lesh N., Zaki M.J., et Ogihara M. (1998), Mining features for sequence classification, rapport technique du MERL (Mitsubishi Electric Research Laboratory) TR-98-22, décembre 1998.
- Lesot M.-J., Mouillet L., Bouchon-Meunier B. (2004), Fuzzy Prototypes Based on Typicality Degrees, Fuzzy Days 04, Dortmund, Allemagne, 2004.
- Mayer E. (1999), Apprentissage inductif de scénarios pour la supervision de réseaux de télécommunications, rapport de thèse de doctorat de l'Université de Rennes 1, 1999.
- Mouillet L., Bouchon-Meunier B., Collain E. (2004) Automated Identification of Political Conflicts with a Scenario Recognition Technique, Proceedings of IPMU 2004, vol. 3, pp 1609-1616, 2004.
- Rifqi M. (1996), Mesures de comparaison, typicalité et classification d'objets flous : théorie et pratique, rapport de thèse de doctorat de l'Université Paris 6, 1996.
- Rifqi M., Bothorel S., Bouchon-Meunier B., Muller S. (2000), Similarity and prototype based approach for classification of microcalcifications, in International Journal of General Systems, vol. 29(4), pp 623-636, 2000.
- Srikant R. et Agrawal R. (1995), Mining Generalized Association Rules, Proceedings of the 21th international conference on Very Large Databases (VLDB'95), Zürich, Suisse, pp 407-419, 1995.
- Vu Duong T. (2001), Découverte de chroniques à partir de journaux d'alarmes. Application à la supervision de réseaux de télécommunications, rapport de thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, 2001.

Summary

We present an ongoing research about temporal pattern mining from event sequences within the framework of ethno-political conflicts dynamic early warning. We have to deal with challenges resulting from our context of application: the phenomenon that we try to model is prone to much variation and data are noisy. But we have a priori knowledge of the domain that can be exploited to guide the learning process by constraining the candidate pattern search space. We propose a supervised scenario learning method, the originality of which is to use a qualitative measure by opposition to the frequency-based measures found in the literature. This method integrates fuzzy logic concepts.