

Apprentissage relationnel de motifs temporels

Marie-Odile Cordier*, René Quiniou*,
IRISA
Campus de Beaulieu
F-35042 RENNES Cedex
{Marie-Odile.Cordier,Rene.Quiniou}@irisa.fr
<http://www.irisa.fr/dream/site/>

Résumé. Nous présentons deux expériences d'apprentissage relationnel de motifs temporels comportant des contraintes numériques - des chroniques - à partir de séries temporelles. La première concerne l'apprentissage d'arythmies cardiaques à partir d'électrocardiogrammes. La deuxième réalise l'apprentissage de règles prédisant la dégradation de la qualité de service dans un réseau de télécommunications à partir de données d'exploitation. L'influence de la méthode de discrétisation et de segmentation des données sur la qualité des résultats est discutée.

1 Introduction

Une manière de réaliser la supervision de systèmes dynamiques, tels des procédés industriels ou des patients en unité de soins intensifs, consiste à rechercher dans les valeurs fournies par un ensemble de capteurs des configurations particulières, indicatrices de comportements pathologiques. Les configurations les plus simples sont des changements notables sur la tendance d'une variable indiquée par la valeur d'un capteur. Bien souvent, une simple variation sur la tendance, baisse ou hausse plus ou moins brutale, n'est pas suffisamment discriminante et plusieurs variations se produisant sur une ou plusieurs variables doivent être prises en compte simultanément. De plus, la durée des variations ainsi que leur espacement sont souvent des indications précieuses permettant de mieux diagnostiquer les phénomènes auxquels le système observé est soumis. Les chroniques (Dousson et al. 1993; Dousson et Vu Duong 1999) sont particulièrement bien adaptées pour représenter de telles configurations complexes : une chronique comprend un ensemble d'événements soumis à des contraintes temporelles portant sur les délais minimum et maximum entre leurs occurrences respectives.

La détection en ligne de situations critiques consiste à reconnaître de telles chroniques en instanciant les événements spécifiés dans la chronique à des événements observés sur le flot de données en entrée et à vérifier, au fur et à mesure de l'instanciation, que les contraintes spécifiées sont bien respectées. Parmi les avantages de cette méthode on trouve le fait qu'il n'est pas nécessaire que les événements spécifiés par une chronique soient contigus dans le flot d'entrée (des événements parasites peuvent apparaître entre les événements recherchés).

Ceci la différence de nombreuses méthodes qui s'attachent à rechercher des motifs temporels plus ou moins exacts - au bruit ou à la contraction et à la dilatation près - dans des séries temporelles (Keogh et Ratanamahatana 2004).

La constitution d'une base de chroniques permettant de discriminer au mieux un ensemble de pannes ou de pathologies est une tâche ardue : elle nécessite de déterminer les séquences d'événements pertinentes et d'établir les plages temporelles pouvant séparer les occurrences d'événements. Nous nous intéressons à l'utilisation de techniques d'apprentissage automatique pour ce faire. Puisque le formalisme des chroniques décrit des relations temporelles entre événements, leur apprentissage nécessite une technique s'appuyant sur un langage du premier ordre, comme la programmation logique inductive (PLI) (Muggleton et De Raedt 1994). Nous présentons succinctement son utilisation dans deux expériences : l'apprentissage de règles de classification d'arythmies cardiaques à partir d'électrocardiogrammes et l'apprentissage de règles prédisant la dégradation de la qualité de service (QoS) d'un réseau de télécommunications à partir de valeurs d'exploitation enregistrées en certains nœuds ce réseau.

2 Programmation logique inductive

La programmation logique inductive est une technique d'apprentissage supervisé utilisant le langage de programmation logique Prolog pour la représentation des exemples et des règles résultats. Un opérateur de raffinement permet de générer toutes les hypothèses possibles, des plus générales aux plus spécifiques. Une hypothèse est satisfaisante si, ajoutée à la *connaissance a priori*, elle couvre (elle permet de démontrer) au moins un exemple positif et ne couvre aucun exemple négatif. L'apprentissage s'arrête dès qu'un ensemble d'hypothèses satisfaisantes permettant de couvrir tous les exemples positifs a été produit. Des heuristiques assurent la sélection des meilleures hypothèses à chaque pas selon certains critères comme le taux de couverture. La *connaissance a priori* est destinée à aider l'apprentissage en évitant de tout apprendre. Enfin, les systèmes de PLI, tel ICL (De Raedt et Van Laer 1995), permettent d'utiliser un biais de langage déclaratif pour contraindre la forme et la complexité des règles.

3 Apprentissage d'arythmies cardiaques

L'électrocardiogramme (ECG) fourni par douze capteurs posés sur la surface du corps d'un patient reflète l'activité électrique du cœur au cours du temps. Il permet de diagnostiquer de manière non invasive de nombreuses pathologies cardiaques par la simple analyse de la forme des ondes présentes dans le signal. La surveillance d'un patient, en unité de soins intensifs par exemple, s'appuie sur l'analyse de l'ECG associé à la mesure de la pression artérielle et du rythme cardiaque et respiratoire. Nous nous sommes intéressés à la détection d'arythmies cardiaques par la reconnaissance en ligne de chroniques. Elles sont apprises au préalable, par programmation logique inductive, à partir de fragments extraits d'ECG caractéristiques de ces pathologies. Nous décrivons ci-dessous les données utilisées et les résultats obtenus lors de l'apprentissage.

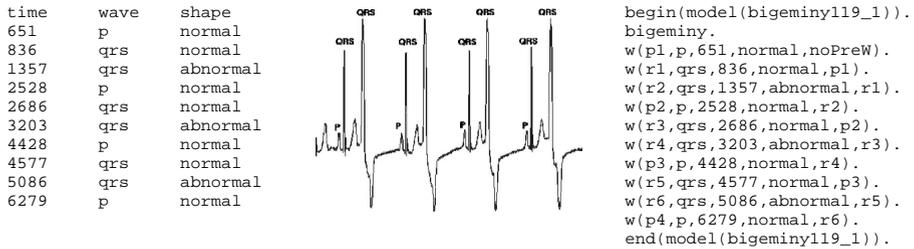


FIG. 1 – Le codage d'un fragment d'ECG : à gauche une série temporelle, à droite un exemple pour l'apprentissage.

3.1 Préparation des données

L'ECG et les phénomènes électriques conduisant à sa réalisation sont bien connus. De nombreux algorithmes issus essentiellement du domaine du traitement de signal ont été proposés, non seulement pour la détection sur l'ECG d'ondes caractéristiques telles que l'onde P (activation des oreillettes) ou l'onde complexe QRS (activation des ventricules) mais aussi pour détecter des occurrences déformées de ces ondes signant des pathologies bien répertoriées. Certaines pathologies restent hors d'atteinte de ces algorithmes car elles nécessitent une analyse sur plusieurs battements cardiaques ou la prise en compte d'éléments plus fins tels que les caractéristiques de l'onde P, pour la fibrillation auriculaire par exemple. Nous nous appuyons sur les points forts des algorithmes de traitement de signal, la détection et la classification des ondes principales de l'ECG (Carrault et al. 2003), pour constituer des séries temporelles à forte sémantique en entrée du système de reconnaissance ainsi que du système d'apprentissage.

L'abstraction temporelle des données est réalisée par des transformées en ondelettes et des réseaux neuronaux. Sur une voie donnée de l'ECG elle produit une séquence d'événements datés (onde P, QRS) ainsi qu'une qualification de leur forme en normal ou anormal (cf. figure 1). Pour l'apprentissage, un ensemble d'ECG ont été extraits de la base standard MIT-BIH (Moody et Mark 1990) et codés en respectant les annotations fournies (cf. figure 1). Cinq classes ont été retenues : *bigeminy* (bigémisme), *lbbb* (bloc de branche gauche), *mobitz2* (mobitz de type II), *pvc* (contraction ventriculaire prématurée) et *normal*. La classe *normal* ne correspond pas à une pathologie mais elle permet de focaliser les règles apprises sur des caractéristiques propres aux arythmies et proches des définitions utilisées par les cardiologues. La classe *pvc* augmente la difficulté de l'apprentissage : *pvc* est proche de la classe *normal* car un tel ECG contient peu de battements anormaux et peu rapprochés ; *pvc* est également proche de la classe *bigeminy* qui peut être considérée comme un *pvc* se produisant systématiquement tous les deux battements. 20 exemples représentant des fragments d'ECG de 10 secondes environ ont été fournis pour chaque classe. Le système de PLI utilisé est ICL.

3.2 Résultats

Voici deux règles obtenues par apprentissage pour les classes *lbbb* et *pvc* :

```
class(lbbb) :-
```

	mobitz2	bigeminy	pvc	lbbb	normal	Total	VP+	VP-
mobitz2	427	0	0	1	0	428	1.00	1
bigeminy	0	155	4	0	10	169	0.92	1.00
pvc	0	0	269	0	0	269	1	0.97
lbbb	0	1	11	2012	1124	3148	0.64	1.00
normal	0	0	0	12	2819	2831	1.00	1
FN	0	11	220	5	0	236	0	1
Total	427	167	504	2030	2819	7081		
Sensitivité	1	0.93	0.53	0.99	1			
Spécificité	1.00	1.00	1	0.78	1.00			

TAB. 1 – La matrice de confusion associée à la reconnaissance de chronique. (FN faux négatifs, VP+, resp. VP-, valeur prédictive positive, resp. négative).

```

qrs(R0, abnormal, _),
p_wav(P1, normal, R0), qrs(R1, abnormal, P1), pr1(P1,R0,normal).
class(pvc) :-
p_wav(P0, normal, _), qrs(R0, normal, P0),
p_wav(P1, normal, R0), qrs(R1, normal, P1),
qrs(R2, abnormal, R1), rr1(R1, R2, short).

```

Ces règles ont une traduction quasi-directe dans le formalisme des chroniques. Nous avons évalué la qualité de l'ensemble de règles obtenues par une validation croisée à 10 tours. La correction obtenue était proche de 100 %. La performance des règles en reconnaissance a également été évaluée sur des ECG étiquetés d'une durée totale de 2 h provenant de la base MIT (cf. tableau 1). Les résultats sont bons hormis de nombreux pvc qui n'ont pu être reconnus parce qu'associés à des lbbb, une configuration non prévue en phase d'apprentissage. De même, la classe lbbb présente un nombre important de faux positifs liés aux QRS anormaux observés dans une situation mobitz2 et, en réalité, relatifs à des blocs de branches droites souvent associés à cette pathologie.

4 Apprentissage de règles prédisant la qualité de service

Les routeurs des réseaux de télécommunications enregistrent continuellement une masse d'informations décrivant le comportement ou l'état du réseau, comme le débit instantané, l'état de diverses files d'attente, etc. Ces informations peuvent être exploitées pour la gestion instantanée du réseau, comme la modification des tables de routage, mais aussi pour diagnostiquer des défauts qui pourraient avoir des conséquences sur la qualité de service (QoS) constatée chez un client. Dans le projet Magda2, nous avons mené une expérience pour essayer prédire la QoS à partir d'indicateurs décrivant le comportement de réseau. Pour ce faire, les valeurs de 6000 variables réparties sur 6 routeurs ont été enregistrées pendant environ 36 h à raison d'une valeur toutes les 20 s alors que divers scénarios de pannes étaient effectivement joués sur le réseau en fonctionnement (105 scénarios pour cinq types de pannes) : coupure de lien et saturation à différents niveaux provoquant des congestions, etc. Dans le même temps la QoS était estimée par le taux de perte de paquets chez le client. Après étude des corrélations entre variables, 140 séries temporelles ont finalement été retenues. Nous nous sommes intéressés à

la découverte de règles spécifiant des variations de l'état de plusieurs variables précédant l'observation de la dégradation de la QoS et les plages dans lesquelles varient les délais entre les occurrences de ces différents événements.

4.1 Préparation des données

Une étape de réduction de la complexité des séries temporelles est tout d'abord nécessaire. Au contraire de l'expérience présentée plus haut, nous ne disposons pas d'une connaissance suffisante pour recoder les séries temporelles en séquences d'événements significatifs datés. Nous avons donc retenu une représentation linéaire par morceaux réalisée par une adaptation de l'algorithme de Pratt et Fink (Pratt et Fink 2002). Elle est ensuite mise sous forme symbolique par discrétisation de la valeur des pentes des segments en cinq valeurs : *forte montée*, *montée*, *plateau*, *descente*, *forte descente*. Les exemples ont été constitués par l'extraction de sous-séquences d'environ 7 mn aux environs des périodes où les pannes ont été provoquées.

La génération de règles est réalisée en deux étapes : tout d'abord génération de règles d'association atemporelles discriminant les types de pannes, puis introduction de contraintes temporelles en utilisant les informations issues des exemples couverts par ces règles. Nous avons utilisé le système Aleph (Srinivasan 2001) pour cet apprentissage car il permet la prise en compte de plus gros volume de données.

4.2 Résultats

Voici une des règles obtenues lors de cet apprentissage :

```
degrad_qos(A,T) :-
    frag(A,v4094,B,'step+',T1), min(B,low),
    frag(A,v4810,C,l,T2),
    10<T-T1<30, 10<T-T2<30.
```

Elle signifie que si l'on observe une montée brutale à l'instant $T1$ sur la variable $v4094^1$ et un profil en 'L' (plateau suivi d'une descente brutale suivie d'un plateau) sur la variable $v4810^2$ alors on observera une dégradation de la QoS à l'instant T situé entre 10 s et 30 s après $T1$ et $T2$. Nous avons utilisé une validation croisée de type leave-one-out pour l'évaluation des résultats. La correction des règles obtenues est excellente (environ 98 %, pour chacune des classes). Du point de vue qualitatif les règles sont relativement générales, mais leur interprétation est difficile car elles associent souvent des variables qu'il est difficile de relier. La performance des règles obtenues en situation de reconnaissance quasi-réelle n'a pas été évaluée.

5 Conclusion - discussion

Nous avons présenté deux expériences d'apprentissage de chroniques à partir de deux types de séries temporelles abstrayant des signaux enregistrés par des capteurs : dans la première les séries représentent des séquences d'événements obtenus par application d'algorithmes de

¹ $v4094$: Sophia-jnxCosIfqFc-Queued_Pkts-network-control-38

² $v4810$: Paris_Saint_Lambert_1-jnxCosIfqFc-HTRD_Byte_Rate-expedited-forwarding-52

traitement de signal ; dans la seconde les séries sont des séquences de formes de base obtenues par application d'un algorithme provenant du domaine de la fouille de données, plus efficient mais également plus frustré.

Les éléments apparaissant dans les séries du premier type ont une sémantique très affirmée et correspondent aux éléments manipulés par les spécialistes. Les règles obtenues sont de ce fait facilement interprétables par un cardiologue. Elles ont été jugées pertinentes après explication du formalisme utilisé. Les éléments utilisés dans les représentations de la deuxième expérience sont plus généraux et moins remarquables sur le plan sémantique. Les règles obtenues sont par conséquent moins "parlantes" et un doute subsiste sur leur pertinence malgré leurs performances en apprentissage.

Références

- Carrault G., Cordier M.-O., Quiniou R. et Wang F. (2003), Temporal abstraction and inductive logic programming for arrhythmia recognition from ECG, *Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 28, pp 231–263.
- De Raedt L. et Van Laer W. (1995), Inductive constraint logic, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 997, pp 80–94.
- Dousson C., Gaborit P. et Ghallab M. (1993), Situation recognition : representation and algorithms, *Proceedings of IJCAI-93*, pp 166–172, Chambéry, France, Morgan Kaufman.
- Dousson C. et Vu Duong T. (1999), Discovering chronicles with numerical time constraints from alarm logs for monitoring dynamic systems, *Proceedings of IJCAI 1999*, pp 620–626.
- Keogh E. et Ratanamahatana C. A. (2004), Exact indexing of dynamic time warping, *Knowledge and Information Systems : An International Journal (KAIS)*, 6(3).
- Moody G. B. et Mark R. G. (1990), The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it, *Proceedings of Computers in Cardiology Conference*, volume 17, pp 185–188, Chicago, IL, IEEE Computer Society Press.
- Muggleton S. et De Raedt L. (1994), Inductive logic programming : Theory and methods, *The Journal of Logic Programming*, Vol. 19 & 20, pp 629–680.
- Pratt K. B. et Fink E. (2002), Search for patterns in compressed time series, *International Journal of Image and Graphics*, 2(1), pp 89–106.
- Srinivasan A. (2001), *The Aleph Manual*,
<http://web.comlab.ox.ac.uk/oucl/research/areas/machlearn/Aleph/>.

Summary

We describe two experiments in relational learning temporal patterns with numerical constraints - called chronicles - from temporal series. The first one is concerned with learning cardiac arrhythmias from electrocardiograms. The second one is about learning rules for predicting quality of service degradation in a telecommunication network from data recorded on routing devices. We discuss how the discretization method used for segmentation influences the quality of the results.