

Reconnaissance d'événements structurés temporellement dans un signal par raisonnement temporel

F. WANG¹, G. CARRAULT¹, R. QUINIOU², M.-O. CORDIER²

¹ LTSI, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex France

feng.wang@univ-rennes1.fr

guy.carrault@univ-rennes1.fr

² IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex France

Rene.Quiniou@irisa.fr

Marie-Odile.Cordier@irisa.fr

Résumé – Une nouvelle approche basée sur le raisonnement temporel est proposée pour la reconnaissance automatique d'arythmies. Les arythmies sont représentées par un ensemble de modèles de chroniques. Chaque modèle est composé d'un ensemble d'événements liés par des contraintes temporelles qui limite le délai de leurs occurrences. Un raisonneur temporel appelé, système de reconnaissance de chronique, instancie à partir du flot d'événements en entrée les modèles représentant différentes arythmies. Les résultats démontrent que l'approche proposée est appropriée à la reconnaissance d'arythmies complexes.

Abstract – We proposed a new temporal reasoning based approach to recognise arrhythmias in real time. Arrhythmias are depicted by chronicle models consisting of a set of events linked by temporal constraints restricting the range of the relative delay between their occurrence time. The temporal reasoner, called a chronicle recognition system, achieves arrhythmia recognition by detecting instances of these chronicle models on the input ECG signal previously transformed into a series of symbolic events. Experimental results demonstrate that the approach is a good complement for the existing methods based on complex QRS classification.

1. Introduction

D'un point de vue médical, le signal ECG renseigne à la fois sur la structure, la forme, l'orientation, la taille et l'état de santé du tissu contractile myocardique. La chronologie et le déroulement des processus d'activations auriculaires (onde *P* et intervalles *PP*) et ventriculaires (complexes *QRS* et intervalles *RR*) et leurs rapports mutuels (intervalles *PR*) permettent de poser des diagnostics de troubles de rythme ou de conduction. L'ECG se présente donc comme un signal : *i*) constitué d'un alphabet (les formes d'ondes et les intervalles de temps entre les occurrences de ces formes), *ii*) structuré par les multiples agencements temporels de ces formes, caractéristiques des différents troubles du rythme susceptibles d'apparaître. La reconnaissance d'arythmies revient par conséquent à détecter les ondes et à vérifier la conformité des intervalles temporels qui les séparent par rapport aux caractéristiques des arythmies recherchées. Ce constat indique que les arythmies peuvent être modélisées comme un ensemble d'événements liés par des contraintes temporelles et que leur reconnaissance peut être considérée comme un problème de raisonnement temporel. Ce type de raisonnement consiste à formaliser la notion du temps et à raisonner sur l'aspect temporel des connaissances [1].

L'objet de cette communication est de décrire la méthode de reconnaissance d'arythmies que nous avons récemment proposée. La première partie de cette communication décrit l'approche globale que nous développons associant traitement du signal, apprentissage inductif et reconnaissance

d'arythmies basée sur le raisonnement temporel. La deuxième section présente plus en détail la reconnaissance de chroniques et son raisonnement. L'ultime partie présente les taux de reconnaissance de notre approche sur signaux réels.

2. Approche globale proposée

La Figure 1 présente l'approche complète proposée pour reconnaître en temps réel les arythmies [2]. Elle est constituée de trois modules principaux : l'abstraction temporelle, l'apprentissage automatique symbolique et la reconnaissance de chroniques. L'abstraction temporelle décompose l'électrocardiogramme (ECG) en entités élémentaires de façon à obtenir un codage symbolique de l'ECG. Plus précisément, il s'appuie sur la détection du complexe QRS [3], la détection de l'onde P [4] et la classification du complexe QRS [5] en ligne. Le deuxième module, l'apprentissage automatique, découvre par exploration d'une base de signaux codés de manière symbolique les règles qui régissent la structure temporelle des arythmies. Nous utilisons la programmation logique inductive (PLI) qui est une méthode d'apprentissage automatique induisant des caractérisations de concepts en logique du premier ordre à partir d'exemples de ces concepts. Cet aspect est très important pour représenter la relation temporelle entre les ondes. Dans cette étude, PLI est utilisée afin de pallier la difficulté de la construction de la base de chroniques associée à un ensemble d'arythmies [6, 7]. Nous ne développerons pas ces deux modules dans cette communication. Les détails peuvent être trouvés dans les

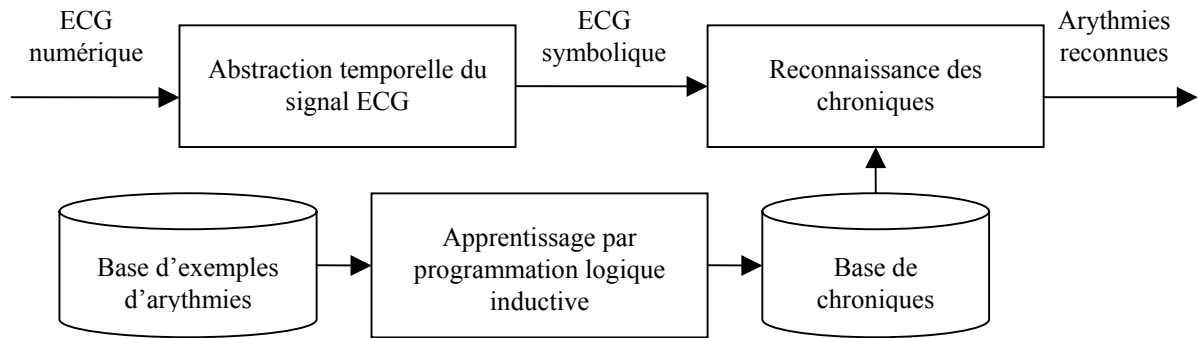


Figure 1 : Approche globale proposée pour la reconnaissance des arythmies.

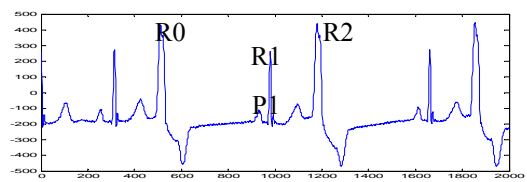
références [3-7]. Le troisième module est la reconnaissance de chroniques et s'appuie sur le raisonnement temporel pour détecter l'occurrence d'arythmies.

3. Système de reconnaissance de chroniques

Nous avons choisi le système de reconnaissance de chroniques CRS [8] car il s'appuie sur des algorithmes de propagation de contraintes temporelles efficaces [9]. Les modèles de chroniques (ensemble d'événements temporellement contraints) représentent les motifs temporels à reconnaître. CRS tente d'identifier, à la volée, toutes les instances de ces chroniques pouvant s'apparier aux événements du flot symbolique codant le signal en entrée. L'appariement affecte aux variables temporelles, associées aux événements des instances de chroniques, les dates d'occurrence des événements correspondants sur le flot d'entrée.

Avant de préciser le processus de la reconnaissance d'arythmie par CRS, un exemple de chronique est présenté afin de montrer comment un trouble du rythme peut être représenté par la règle obtenue par PLI et la chronique équivalente. La Figure 2-a présente un extrait de signal ECG comprenant un bigeminisme. La règle apprise par PLI, présentée Figure 2-b, caractérise le bigeminisme par une séquence composée de deux battements ventriculaires prématurés ($qrs(R0, \text{anormal}, _)$ et $qrs(R2, \text{anormal}, R1)$) séparés par un battement normal ($p_wav(P1, \text{normal}, R0)$, $qrs(R1, \text{normal}, P1)$). Elle stipule, de plus, que l'intervalle temporel entre $qrs(R1, \text{normal}, P1)$ et $qrs(R2, \text{anormal}, R1)$ doit être court. La Figure 2-c présente la chronique équivalente à cette règle par un graphe de contraintes temporelles, dans lequel les nœuds représentent des variables temporelles associées aux dates des événements correspondants et les arcs indiquent des contraintes temporelles entre variables. L'étiquette d'un arc définit une telle contrainte par un encadrement du délai (exprimé en ms) devant exister entre les événements associés aux deux variables connectées par l'arc. Des contraintes qualitatives peuvent également être exprimées. Sur les figures les contraintes sur la morphologie des ondes sont représentées symboliquement par la forme des nœuds du graphe : un cercle représente un événement normal tandis qu'un carré

représente un événement anormal. Il faut noter qu'une



(a) un extrait de l'ECG comprenant bigeminisme

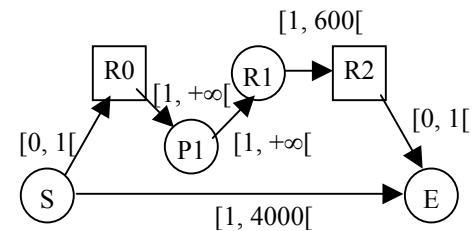
bigeminisme :-

```

qrs(R0, anormal, _),
p_wav(P1, normal, R0),
qrs(R1, normal, P1),
qrs(R2, anormal, R1),
RR(R1, R2, court).

```

(b) la règle apprise caractérisant un bigeminisme



(c) la chronique représentant un bigeminisme

Figure 2 : Un exemple de chronique de bigeminisme.

arythmie peut être présentée par plusieurs chroniques.

Une fois la base de chroniques construite, CRS instancie parallèlement toutes les chroniques appartenant à cette base au fur et à mesure de l'arrivée des événements sur le flot d'entrée. Pour chaque chronique, CRS vérifie la cohérence de toutes les contraintes temporelles ainsi que la cohérence des variables associées aux attributs des événements. A titre d'exemple, lorsque CRS reçoit un flot d'événement (voir Figure 3) en entrée, le processus de reconnaissance d'un bigeminisme (chronique Figure 2-c) peut être décrit ainsi : CRS crée tout d'abord une instance vide. Le premier événement attendu est un complexe QRS anormal, alors, l'arrivée du premier événement, une onde P normale ne

correspond pas à cet événement et donc ne provoque aucune action. L'occurrence du deuxième événement, un complexe QRS normal, vérifie l'événement attendu mais ne satisfait pas la contrainte sur l'attribut `anormal`, ce deuxième événement ne peut donc pas non plus être intégré à l'instance de chronique. Par contre, le troisième événement, un QRS `anormal`, est du type requis et la contrainte sur la morphologie est satisfaite. L'instant R_0 est alors fixé à 1357 ms. De la même façon, les instants P_1 et R_1 sont instanciés respectivement aux dates d'occurrence des événements suivants, une onde P normale apparaissant à l'instant 2528 ms et un complexe QRS normal arrivant à l'instant 2686 ms. Il ne reste plus qu'un événement, un complexe QRS `anormal`, qui doit satisfaire la contrainte temporelle $R_2 - R_1 < 600$ ms pour compléter cette instance. Le QRS `anormal` arrivant à l'instant 3203 ms est justement l'événement attendu et donc l'instant R_2 est fixé à 3203 ms. Les deux autres instants S et E sont fixés respectivement à $R_0 - 1$ et $R_2 + 1$ et donc satisfont la contrainte $E - S < 4000$ ms. La chronique de bigeminisme est par conséquent reconnue.

4. Résultats de reconnaissance de chroniques

Des expérimentations ont été effectuées sur des signaux réels afin d'évaluer la performance du système de reconnaissance des arythmies. Quatre enregistrements (100, 119, 214, 231) appartenant à la base de données MIT-BIH ont été choisis. Ils comprennent un rythme normal et quatre classes d'arythmies représentatives : les extrasystoles (PVC), le mobitz de type II (MII), le bigeminisme et le bloc de branche gauche (BBG). Un exemple type de chacune des arythmies ci-dessus est présenté Figure 4.

Toutes les arythmies ont été préalablement annotées de façon manuelle : les arythmies d'un cycle cardiaque liées à un PVC et un BBG sont annotées à l'occurrence correspondant au complexe QRS anormal. Les occurrences de MII sont annotées au début de la séquence caractéristique (le début de la première de deux ondes P consécutives sans complexe QRS intermédiaire). Les occurrences de bigeminisme sont annotées à la fin de la séquence caractéristique.

Une arythmie est considérée comme reconnue lorsque tous les événements et les contraintes temporelles de la chronique associée sont vérifiés. Le temps de reconnaissance est l'instant associé au dernier événement de la chronique.

Événement	Date (ms)	Attribut
Onde P	651	Normale
QRS	836	Normal
QRS	1357	Anormal
Onde P	2528	Normale
QRS	2686	Normal
QRS	3203	Anormal

Figure 3 : un exemple de flot d'événements en entrée du reconnaiseur.

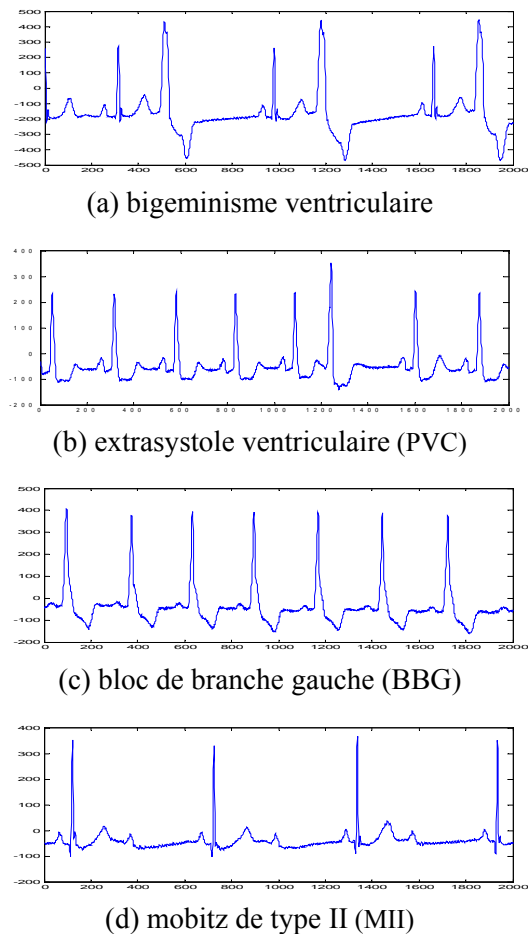


Figure 4 : Exemples des arythmies

La performance de la reconnaissance est mesurée par la sensibilité $Se(i)$, représentant la probabilité de bonne reconnaissance de l'arythmie i , et la spécificité $Sp(i)$, une mesure indirecte de la probabilité de fausse alarme puisque cette dernière n'est rien d'autre que $1 - Sp(i)$. Elles sont définies par :

$$Se(i) = \frac{VP(i)}{VP(i) + FN(i)} \quad (1)$$

$$Sp(i) = \frac{VN(i)}{VN(i) + FP(i)} \quad (2)$$

où $VP(i)$ (Vrai Positif) représente le nombre de l'arythmie i correctement reconnues, $FN(i)$ (Faux Négatif) le nombre de l'arythmie i mal reconnues ou non-reconnues, $VN(i)$ (Vrai Négatif) le nombre d'arythmies à l'exception de l'arythmie i correctement reconnues, $FP(i)$ (Faux Positif) le nombre d'arythmies reconnues incorrectement comme l'arythmie i .

La Figure 5 présente les résultats obtenus en utilisant les annotations manuelles. Dans la première expérience (Exp1), on utilise tous les événements (onde P et complexe QRS) pour spécifier les chroniques. Les résultats expriment les taux de bonnes reconnaissances pour le MII et le bigeminisme. Par contre, le fait que les extrasystoles (PVC) se produisent dans un contexte de BBG dans l'enregistrement 214 conduit à des sensibilités médiocres pour ces deux classes d'arythmies car le cas d'arythmies multiples n'a pas été pris en compte lors

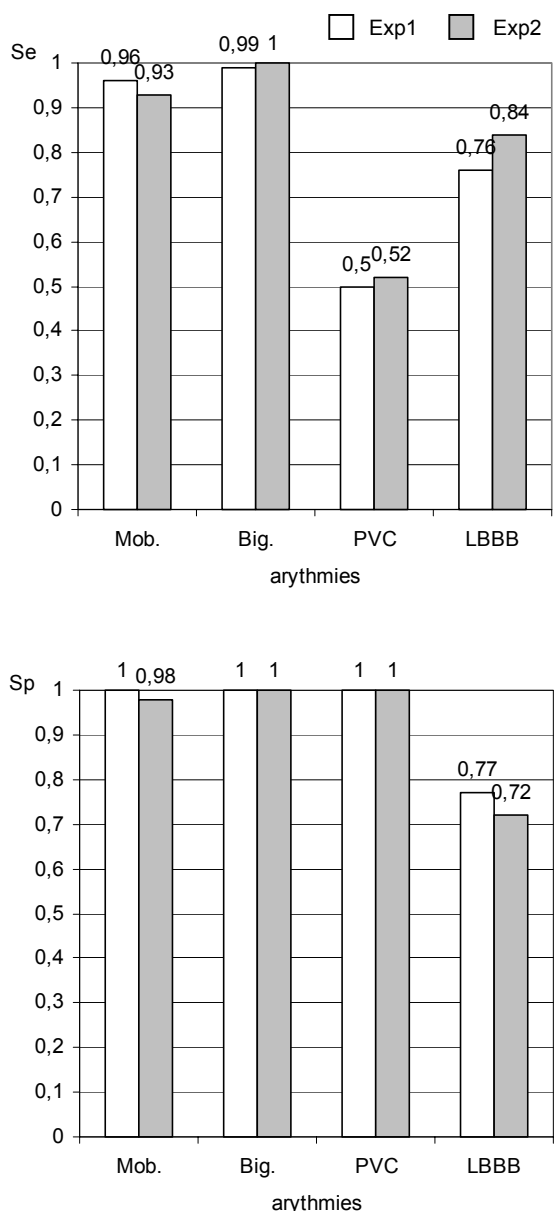


Figure 5 : Les sensibilités et les spécificités des expériences comparatives.

de l'étape d'apprentissage. La spécificité relativement faible associée à la classe BBG est due aussi à un nombre important de faux positifs provenant de nombreuses occurrences de blocs de branche droite (BBD). Ce résultat milite en faveur d'une description plus fine des complexes QRS.

En tenant compte de la difficulté de détection de l'onde P et afin de trouver un ensemble de chroniques plus robuste, la deuxième expérience (Exp2 dans la Figure 5) a été effectuée lors de l'apprentissage sans prendre en compte les occurrences de l'onde P. Les résultats pour le bigeminisme et le PVC sont très proches de ceux de la première expérience. Néanmoins la performance de la reconnaissance du MII s'est légèrement dégradée. On peut noter que le modèle de chronique est approprié à reconnaître des arythmies complexes constituées de plusieurs cycles cardiaques. Pour les arythmies caractérisées uniquement par un seul complexe QRS, par exemple, BBG et PVC, un classifieur comme les réseaux de neurones peut suffire à les reconnaître.

5. Conclusion

Une nouvelle approche alternative est présentée dans cette communication pour reconnaître en ligne les arythmies. Les résultats démontrent que le modèle de chronique est approprié tant pour décrire que pour reconnaître les arythmies, surtout pour les arythmies complexes s'établissant sur plusieurs cycles cardiaques. La performance de la reconnaissance dépend largement de la complétude de la base de chroniques. L'établissement de l'ensemble de chroniques à l'aide de l'apprentissage automatique donne de la flexibilité à l'ensemble et laisse entrevoir la possibilité de construire une approche orientée patients.

Nous privilégions actuellement la reconnaissance multivoie mais aussi la prise en compte, à l'étape d'apprentissage, des arythmies multiples qui pénalisent aujourd'hui les performances de notre système de reconnaissance. Une reconnaissance hiérarchique est également étudiée afin d'éviter la difficulté de la détection de l'onde P.

Références

- [1] A. K. Pani et G. P. Bhattacharjee, "Temporal representation and reasoning in artificial intelligence: A review," *Mathematical and Computer Modelling*, vol. 34, pp. 55-80, 2001.
- [2] G. Carrault, M.-O. Cordier, R. Quiniou, et F. Wang, "Temporal abstraction and Inductive Logic Programming for arrhythmia recognition from electrograms," *Artificial Intelligence in Medicine*, 2003, à paraître.
- [3] A. I. Hernandez, G. Carrault, F. Mora, L. Thoraval, G. Passariello, et J. M. Schleich, "Multisensor fusion for atrial and ventricular activity detection in coronary care monitoring," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 46, pp. 1186-1190, 1999.
- [4] L. Senhadji, F. Wang, A. I. Hernandez, et G. Carrault, "Wavelet Extrema Representation For QRS-T Cancellation," *Computers in Cardiology 2002*, Memphis, USA, 2002.
- [5] L. Senhadji, G. Carrault, J. J. Bellanger, et G. Passariello, "Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, vol. 14, pp. 167-173, 1995.
- [6] R. Quiniou, M.-O. Cordier, G. Carrault, et F. Wang, "Application of ILP to cardiac arrhythmia characterization for chronicle recognition," *Proceedings of the 11th International Conference on Inductive Logic Programming*, Stralsbourg, France, 2001.
- [7] F. Wang, G. Carrault, R. Quiniou, et M.-O. Cordier, "Apprentissage de séquences structurées : exemple en ECG," 18e colloque GRETSI'01 sur le traitement du signal et l'image, Toulouse, France, 2001.
- [8] C. Dousson, P. Gaborit, et M. Ghallag, "Situation recognition: Representation and algorithms," *Proceedings of the Thirteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence [IJCAI 93]*, 1993.
- [9] R. Dechter, I. Meiri, et J. Pearl, "Temporal constraint networks," *Artificial Intelligence*, vol. 49, pp. 61-95, 1991.