

Apprentissage de séquences structurées : exemple en ECG

Feng WANG¹, Guy CARRAULT¹, René QUINIOU², Marie-Odile CORDIER²

¹Laboratoire Traitement du Signal et des Images, Université de Rennes I-INSERM 99-34
Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France

²IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex FRANCE
Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France

Feng.wang@univ-rennes1.fr, guy.carrault@univ-rennes1.fr
rene.quiniou@irisa.fr, marie-odile.cordier@irisa.fr

Résumé –

Ce travail a pour objectif de montrer comment une information temporelle structurée, émise par des algorithmes de traitement du signal, peut être apprise et exprimée sous forme de règles. La faisabilité est démontrée sur une séquence de symboles extraite d'un électrocardiogramme (ECG) ambulatoire et le but est de retrouver les séquences temporelles qui caractérisent une arythmie.

Abstract –

This work has the main objective to show how a temporally structured information, produced by signal processing algorithms, can be expressed by means of rules. The demonstration is carried out on ambulatory electrocardiographic signals and the goal consists in delivering arrhythmia's characterization rules

1 Introduction

L'une des questions qui se pose au traicteur du signal est souvent de reconnaître une séquence d'événements successifs signant le comportement d'un processus à observer. Cette difficulté est accrue dans le domaine biomédical où les processus observés et, par voie de conséquence, les scénarii à reconnaître sont mal connus. A titre d'exemple, en neurologie et en particulier en épilepsie, on s'interroge encore sur la nature des relations entre les pointes (événements transitoires paroxystiques liés à la pathologie) et les crises d'épilepsie. Existe-t-il une relation entre les occurrences des pointes et les crises? Si oui, peut-on qualifier la nature de cette relation? En cardiologie, on s'interroge également sur l'arrangement temporel, s'il existe, des battements sinusaux précurseurs à une arythmie. Enfin d'une manière plus générale, l'apparition de nouveaux capteurs dans un domaine nécessite d'apprendre, non seulement les caractéristiques propres à ces capteurs, mais aussi les signatures qu'ils sont susceptibles d'émettre.

L'objectif de cette communication est de proposer une solution à ce problème. Après une présentation formelle du problème posé, l'approche retenue, basée sur la programmation logique inductive, est exposée. Sa faisabilité est illustrée sur plusieurs exemples d'électrocardiogramme (ECG) ambulatoire où l'objectif est d'apprendre les règles temporelles qui régissent les arythmies observées. Les conclusions mais surtout les perspectives liées à ce travail sont finalement tirées.

2 Problème Posé

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. Une des questions généralement posée est de reconnaître ces arythmies. On peut s'appuyer sur les règles définies par les experts mais, dans un domaine évoluant rapidement -en cardiologie on pense en particulier aux nouvelles prothèses multisite multifonction de stimulation-, des nouvelles signatures doivent être apprises afin d'aider au mieux les cliniciens dans leur mise au point des approches diagnostiques.

D'une manière plus formelle, le problème ainsi posé est donc de découvrir parmi une collection d'événements $E = \{E_1, \dots, E_n\}$ (les formes d'ondes du signal) apparus aux instants $\{t_1, \dots, t_n\}$ (les instants d'occurrences des ondes), les relations cachées $\mathcal{R}(E_j, E_k)$ et les contraintes temporelles $CT(t_j, t_k)$ entre les événements E_j et E_k *i.e.* la syntaxe d'agencement temporel des formes.

Pour fixer les idées, la figure 1 illustre la réalisation d'un processus. Il s'agit, à partir de plusieurs réalisations de ce processus, de découvrir par apprentissage automatique que tout événement de type E_4 succède à un événement

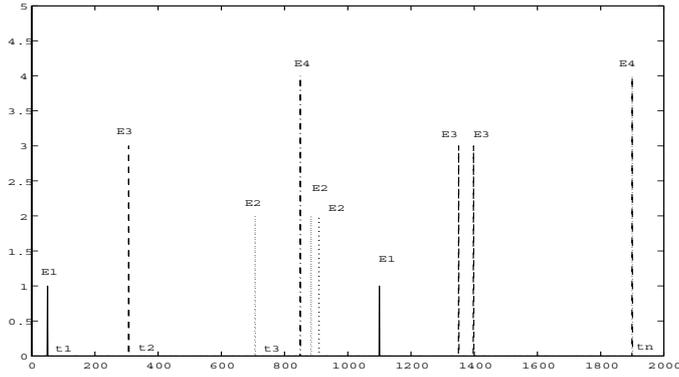


FIG. 1 – Exemple d'événements structurés dans le temps

de type E_1 avec un retard n'excédant jamais un délai de $800ms$ et ceci indépendamment de l'ordre d'apparition des événements E_2 et E_3 .

3 Approche proposée

3.1 Fondements

Plusieurs approches peuvent être retenues pour répondre à ce problème d'apprentissage. Elles peuvent relever d'une branche d'apprentissage par optimisation telle que les algorithmes *i*) relevant du connexionnisme (réseaux neuronaux)[3], *ii*) s'appuyant sur des fondements biologiques (les algorithmes génétiques)[5], ou bien encore *iii*) fondée sur l'estimation-maximisation [1]. On peut aussi utiliser des méthodes d'apprentissage par approximation où les outils d'analyse de données hiérarchique, non hiérarchique, par comité d'experts constituent des solutions possibles [1]. Enfin, il existe aussi une troisième classe relevant des méthodes par exploration des espaces d'hypothèses [6].

Dans le domaine biomédical, il est important d'explicitier les résultats dans un langage de description proche de celui employé par l'expert afin que ce dernier puisse facilement contrôler la pertinence et la validité des données représentées. Ces constats amènent à retenir une méthode d'apprentissage automatique manipulant des caractéristiques symboliques de haut niveau et de l'adapter à des problèmes relevant du traitement du signal. La programmation logique inductive répond à cette contrainte.

Elle peut être vue comme la résolution d'un problème de recherche dans un espace constitué d'un ensemble d'hypothèses respectant une forme syntaxique fixée par l'utilisateur sous forme d'un langage L_H et ne retenant que celles satisfaisant les exemples positifs et ne satisfaisant pas les exemples négatifs fournis [4]. On suppose donc que l'on dispose pour chacune des classes C_i à apprendre d'un ensemble E_i^+ d'exemples qui satisfont C_i . L'ensemble E_i^- des exemples négatifs associés à C_i est formé par tous les exemples positifs associés aux classes autres que C_i . B est la connaissance *a priori* sur le domaine qu'il est inutile de réapprendre. L_H et B constitue le *biais d'apprentissage*. Il a pour objectif de réduire la taille de l'espace de recherche.

Etant donné la connaissance *a priori* B et les ensembles d'exemples positifs et négatifs liés à chaque classe, la pro-

```
begin(model(mobitz2_231_1)).
mobitz2.
p_wave(p1, 124, normal, noPreWave).
qrs_complex(r1, 295, normal, p1).
p_wave(p2, 968, normal, r1).
p_wave(p3, 1812, normal, p2).
qrs_complex(r2, 1967, normal, p3).
p_wave(p4, 2687, normal, r2).
p_wave(p5, 3523, normal, p4).
qrs_complex(r3, 3669, normal, p5).
p_wave(p6, 4306, normal, r3).
p_wave(p7, 5159, normal, p6).
...
end(model(mobitz2_231_1)).
```

FIG. 2 – Le codage d'un exemple d'ECG

grammation logique inductive cherche à induire des hypothèses H_i respectant les deux conditions :

de suffisance $B \wedge H_i \models E_i^+$

L'hypothèse induite doit permettre, avec la connaissance *a priori*, de prouver les exemples positifs.

de consistance forte $B \wedge H_i \not\models E_i^-$

($B \wedge H_i \not\models E_j^+$ pour tout $j \neq i$)

La condition de consistance permet de vérifier qu'à partir de l'hypothèse induite et de la connaissance initiale, on ne peut pas prouver d'exemples négatifs.

où \wedge est l'opérateur *ET* logique et \models la *conséquence logique*.

L'espace de recherche induit par L_H est parcouru pour trouver l'hypothèse qui remplit les conditions ci-dessus.

3.2 Adaptation à l'ECG

Les hypothèses H_i sont les arhythmies à reconnaître. Les données brutes, sur lesquelles s'effectue l'apprentissage, s'appuient sur une description symbolique du signal telle que l'on peut la trouver à la sortie d'un module de traitement [7], [2]. La figure 2 montre le codage symbolique d'un mobitz de type 2. Elle décrit une succession d'événements provenant de deux classes, onde *P* (*p_wave*) et complexe *QRS* (*qrs_complex*), ayant comme attributs un nom, un instant d'apparition, une qualification (*normal* ou *anormal*) et le nom de l'événement le précédent immédiatement dans l'ECG.

La connaissance *a priori* B est représentée par un ensemble de formules du premier ordre. Un extrait de cette connaissance est décrit figure 3. Son intérêt est de faciliter le processus d'apprentissage. Il intègre deux types de connaissance : la première, générale (prédicats *previous*, *qualify*, *equal*), assure la continuité entre les événements, la deuxième définit le vocabulaire (*pwave*, *qrs*,...).

Enfin, le biais déclaratif va permettre de construire les hypothèses. Son rôle est de réduire la taille de l'espace de recherche, afin de diminuer les temps de réponse, tout en garantissant une certaine qualité d'apprentissage. Le biais syntaxique retenu dans notre approche s'appuie sur un langage appelé *DLAB* qui représente un moyen efficace de décrire l'espace de recherche. La syntaxe s'appuie sur une clause qui s'écrit : $T \leftarrow C$ où la tête T de la clause comme

le corps C sont des termes $DLAB$. Un terme $DLAB$ est défini par $Min - Max : L$ où L est une liste de termes et Min et Max deux entiers. Le principe consiste à sélectionner de façon récursive tous les sous-ensembles de L dont la taille est comprise entre Min et Max . Le symbole len est utilisé pour spécifier la longueur totale de la liste. Par exemple, le terme $p(2 - len : [el1, el2, el3])$ génère les expressions suivantes : $p(el1, el2)$, $p(el1, el3)$, $p(el2, el3)$, $p(el1, el2, el3)$.

Un extrait de ce biais déclaratif est reproduit figure 4. Il exprime qu'un cycle cardiaque est composé :
- d'une onde P suivie d'un complexe QRS (lignes 2-5),
- ou d'une onde P seule (lignes 6-7),
- ou d'un complexe QRS seul (lignes 8-9).

S'y ajoutent des contraintes optionnelles portant sur les intervalles $pr1$ et $rr1$ séparant les ondes (lignes 2-5), qui peuvent être plus ou moins développées afin de séparer au mieux les différentes arythmies.

```
p_wav(P, D, Prec) :-
    p_wave(P, _, D, Prec).
qrs(R, D, Prec) :-
    qrs_complex(R, _, D, Prec).
pp1(P0, P1, D) :-
    p_wave(P1, T1, _, W),
    previous(p_wave, W, P0),
    p_wave(P0, T0, _, _),
    Duration is T1-T0,
    qualify(pp1, Duration, D).
rr1(R0, R1, D) :-
    qrs(R1, T1, _, W),
    previous(qrs, W, R0),
    qrs(R0, T0, _, _),
    Duration is T1-T0,
    qualify(rr1, Duration, D).
previous(p_wave, P, P) :- p_wave(P, _, _, _).
qualify(W,D,short):-
    (W = pp1 ; W = rr1), D < 700.
equal(X,Y) :- p_wav(X, _, _), qrs(Y, _, X),
    !, fail.
equal(X,X).
...
```

FIG. 3 – Connaissances du domaine

4 Résultats

Les tests réalisés ont eu pour objectif de découvrir, à partir de plusieurs réalisations d'arythmies, les règles qui les discriminent au mieux. Les expérimentations ont été effectuées sur plusieurs ECG de la base de données *MIT-BIH*. Quatre arythmies (figure 5) ont été retenues : un rythme sinusal normal, un rythme sinusal accompagné d'un bloc de branche gauche (*lbbb*), un bigéminisme ventriculaire, un bloc auriculo-ventriculaire dit mobitz de type 2 (*i.e.* certaines ondes P ne conduisent pas à un complexe QRS). L'intérêt est de montrer la faisabilité sur plusieurs arythmies d'origine différente (supra-ventriculaire, jonctionnelle et ventriculaire) mais aussi de confronter la

```
1-1:[
    len-len:[p_wav(P1, 1-1:[normal, abnormal], R0),
        qrs(R1, 1-1:[normal, abnormal], P1),
        0-len:[rr1(R0, R1, 1-1:[short, normal, long]),
            pr1(P1, R1, 1-1:[short, normal, long])]],
    len-len:[p_wav(P1, 1-1:[normal, abnormal], R0),
        pp1(P0, P1, 1-1:[short, normal, long])],
    len-len:[qrs(R1, 1-1:[normal, abnormal], R0),
        0-1:[rr1(R0, R1, 1-1:[short, normal, long])]]
],
```

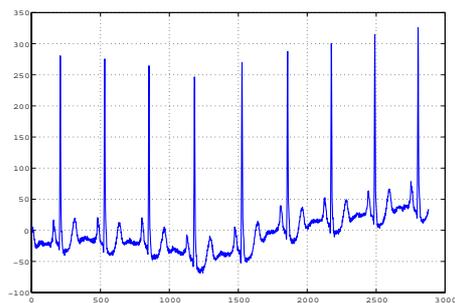
FIG. 4 – Spécification d'un cycle cardiaque en DLAB

méthode d'apprentissage à des signatures rythmiques voisines. Après avoir établi le codage symbolique du signal, les relations temporelles discriminant au mieux les différentes arythmies ont été apprises (figure 6). Le formalisme d'écriture d'une clause apprise s'appuie sur la syntaxe de la programmation logique (Prolog). Par exemple, dans la règle décrivant le mobitz de type II, $p_wav(P1, normal, R0)$ signifie que $P1$ désigne une onde P normale précédée par l'onde $R0$. Elle est suivie d'un complexe QRS normal ($qrs(R1, normal, P1)$). La contrainte $pr1(P1, R1, normal)$ assure que l'intervalle qui les sépare est normal. Le prédicat $equal(P0, R0)$ assure la continuité entre les événements et signifie qu'une dépolarisation auriculaire (*i.e.* une onde P) n'a pas entraîné de dépolarisation ventriculaire (*i.e.* un complexe QRS).

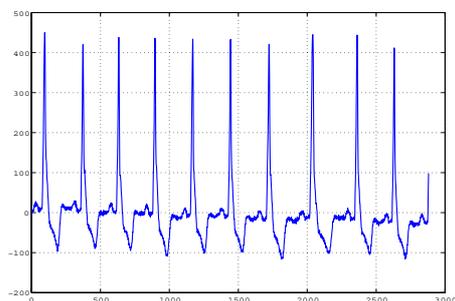
```
class(normal) :-
    qrs(R0, normal, _),
    p_wav(P1, normal, R0),
    qrs(R1, normal, P1),
    pr1(P1, R1, normal).
class(bigeminy) :-
    qrs(R0, abnormal, _),
    p_wav(P1, normal, R0),
    qrs(R1, normal, P1),
    pr1(P1, R1, normal).
class(lbbb) :-
    qrs(R0, abnormal, _),
    p_wav(P1, normal, R0),
    qrs(R1, abnormal, P1),
    pr1(P1, R1, normal).
class(mobitz2) :-
    p_wav(P0, normal, _),
    equal(P0, R0),
    p_wav(P1, normal, R0),
    qrs(R1, normal, P1),
    pr1(P1, R1, normal).
```

FIG. 6 – Un exemple de règles apprises

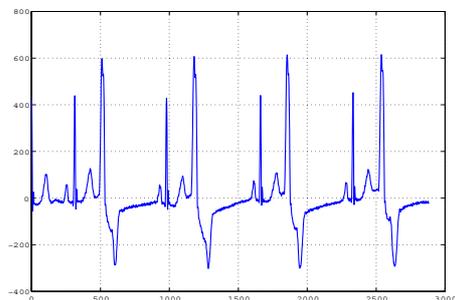
La méthodologie a été jugée au travers d'une validation croisée sur dix expérimentations différentes. A chaque essai, 10% des exemples ne sont pas pris en compte lors de l'apprentissage et sont conservés pour la phase de test. Des taux de 99,2% et 99% de couverture sont obtenus pour la base d'apprentissage et la base test, confirmant la robustesse des règles apprises. De plus, lors des dix expérimentations, les règles induites restent les mêmes.



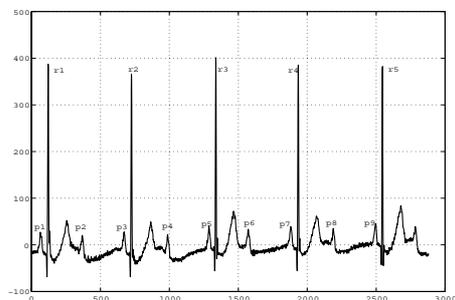
(a) normal



(b) bloc de branche



(c) bigéminisme



(d) mobitz II

FIG. 5 – Exemple de troubles du rythme

Plusieurs expérimentations complémentaires ont été réalisées en faisant varier le biais d'apprentissage et montrent que l'on peut modifier la forme des règles en fonction des objectifs (reconnaissance sur plusieurs cycles, règles minimales pour des raisons d'efficacité, ...). Des expérimentations concluantes ont également été conduites en focalisant l'apprentissage sur les événements les plus faciles à détecter dans l'ECG, comme les complexes *QRS*.

5 Conclusion

Le travail présenté dans cette communication a eu pour objectif de montrer comment le traitement du signal peut être marié à une stratégie d'apprentissage logique inductive pour acquérir une connaissance de haut niveau, interprétable par le clinicien. Il importe de souligner que les règles apprises ont été jugées bonnes et discriminantes.

Les suites à donner à ce travail sont multiples et présentent un intérêt clinique. Une première veut s'intéresser à caractériser l'arrangement temporel des battements sinusaux précurseurs à une arythmie. Une deuxième direction est l'apprentissage multi-voies en augmentant les modalités d'observations (pression hémodynamique, phonocardiogramme, ...) afin de rendre plus robuste la reconnaissance, par exemple lors des pertes de contact d'électrodes observés en situation ambulatoire. Enfin, l'arrivée de nouveaux capteurs implique d'acquérir une nouvelle expertise des signatures à reconnaître sur les signaux. La démarche proposée offre d'emblée un cadre méthodologique pour l'acquérir. A titre d'exemple, l'apparition des nouvelles prothèses actives, capables de traiter des problèmes rythmiques et hémodynamiques, mettent maintenant en jeu des sondes de stimulation dans les deux ventricules et les règles de reconnaissance des séquences critiques sont à mettre au point.

Références

- [1] E. Celeux, E. Diday, G. Covaert, Y. Lechevallier, and Y. H. Ralambondrainy. *Classification automatique des données*. Dunod Informatique, 1989.
- [2] A I. Hernández, G. Carrault, F. Mora, G. Passariello, and J. M. Schleich. Multisensor fusion for atrial and ventricular activity detection in coronary care monitoring. *IEEE TBME*, 46(10) :1186–1190, 1999.
- [3] J. Héroult and C. Jutten. *Réseaux neuronaux et traitement du signal*. Hermès, Traité des nouvelles technologie, 1994.
- [4] W. Van Laer, S. Dzeroski, and L. De Raedt. Multi-class problems and discretization in icl. In B. Pfahringer and J. Fuernkranz, editors, *Proceedings of the MLnet Familiarization Workshop on Data Mining with Inductive Logic Programming*, pages 53–60, 1996.
- [5] M. Mitchel. *An introduction to genetic algorithm*. Bradford book, 1996.
- [6] S. Muggleton. Inductive logic programming : issues, results and the challenge of learning language in logic. *Artificial Intelligence*, 114(1-2) :283–296, 1999.
- [7] L. Senhadji, G. Carrault, and J.-J. Bellanger. Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns. *IEEE EMB Magazine*, 14(2) :167–173, 1995.