

FUSION DE METHODES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE ET DE TRAITEMENT DU SIGNAL POUR LA RECONNAISSANCE D'ARYTHMIES

F. Wang¹, G. Carrault¹, R. Quiniou², M.O. Cordier², P. Mabo³

(1) Laboratoire Traitement du signal et de l'image, Equipe Mixte INSERM - Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex

(2) Projet AIDA, IRISA-INRIA - Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex

(3) Département de Cardiologie, CHRU Rennes, 35000 Rennes

RESUME

Les unités de soins intensifs pour coronariens ont conduit au début des années 90 au concept de monitoring intelligent reposant sur une association de méthodes de traitement du signal, de modèles électrophysiologiques et de bases de connaissances. Cependant, très peu de travaux ont réellement réussi cette intégration. Ce travail s'inscrit dans la problématique précédente et propose une nouvelle approche de reconnaissance des arythmies. Succinctement, elle met en jeu des méthodes d'apprentissage automatique qui visent -soit à partir d'observations réelles, soit à partir de signaux générés par un modèle cardiaque-, à apprendre les caractéristiques clefs de chaque arythmie pour générer une base de chroniques (ensemble d'événements temporellement contraints). Ces chroniques sont ensuite confrontées, par le biais d'un algorithme de reconnaissance de scénarios, à la sortie des algorithmes de traitement du signal. Ces derniers procèdent à la détection des événements de la révolution cardiaque par une approche multi-source multi-capteur, réalisent la segmentation des ondes par une chaîne de markov cachée dédiée, caractérisent les battements par un vecteur de paramètres issu d'une transformée en ondelettes, effectue la discrimination en deux ou plusieurs classes. L'ensemble est ensuite remis en forme pour construire la séquence symbolique à reconnaître. Les premiers résultats sont particulièrement intéressants et démontrent la faisabilité de l'approche. A titre d'exemple, les scénarios appris s'expriment sous formes de règle du premier ordre directement interprétables par un expert du domaine. Outre son applicabilité en cardiologie, la démarche proposée peut être étendue à d'autres domaines du biomédical dès lors que des événements structurés apparaissent sur les signaux.

Mots Clefs : Chaînes de Markov cachées, Transformée en ondelettes, Apprentissage inductif, Reconnaissance de scénarios.

ABSTRACT

Coronary Intensive Care Units (CICU), at the beginning of the nineties, led to the concept of intelligent monitoring based upon an association of signal processing methods, cardiac electrophysiological models and knowledge based system. However, very few work really achieved this full integration. Our work falls into this class of problems and aims at proposing a new approach for arrhythmia recognition. Briefly, it uses machine learning methods to learn the key features of each arrhythmia - either from real observations or from signals generated by a cardiac model - and to generate chronicles (sets of temporally constrained events). Then, these chronicles are matched, by means of chronicle recognition techniques, on the output of a signal processing module. This last one performs the detection of the cardiac event by means of a multisensor multisource approach, delineate each wave by using a dedicated hidden markov model, characterize each beat by a parameter vector from a wavelet decomposition. All these events are then used to build the symbolic observed sequence. The first results are rather interesting and prove the feasibility of the approach. As an example, the learned chronicles are expressed as first order rules and are directly interpretable by an expert of the field. In addition to its applicability in cardiology, the suggested approach can be extended to other fields of biomedical since structured events appear on the signals.

Key Words : Hidden Markov Model, Wavelet transform, Inductive Logic Program, Chronicle Recognition.

1. Introduction

Que cela soit en surveillance ambulatoire, en unité de soins intensifs pour coronariens (USI), ou bien encore dans le domaine des prothèses actives implantables (stimulateurs cardiaques, défibrillateurs automatiques...), il est important de caractériser de manière robuste les arythmies afin de pouvoir les interrompre par la thérapie la mieux adaptée. Les deux derniers contextes imposent de plus des contraintes fortes de caractérisation du rythme en temps réel auxquelles s'ajoutent, dans le cas des prothèses actives, des problèmes de conception (faible consommation, miniaturisation).

L'objet du présent article est de présenter une alternative nouvelle. Son intérêt réside dans sa généralité dans la mesure où les solutions techniques développées peuvent être directement exploitables dans différents contextes de la caractérisation de rythme (USIC, Holter,...) mais aussi, dans des champs applicatifs plus larges en biomédical, dès lors que des signatures apparaissent sur les signaux de manière structurée et que l'on cherche à les extraire automatiquement.

Ce travail représente le prolongement de multiples travaux entrepris par le Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image : la modélisation du processus électrophysiologique cardiaque, la détection des ondes liées à l'activité cardio-vasculaire, la caractérisation des formes. Il se veut aussi orienté vers le traitement du signal en proposant un nouveau schéma de segmentation des ondes ECG et une étude plus poussée de la caractérisation de complexes ventriculaires. Enfin, il est aussi novateur dans le sens où des nouveaux paradigmes sont abordés -à notre connaissance, pour la première fois dans ce domaine-, tels que l'apprentissage inductif, la reconnaissance de chroniques mais aussi et surtout la mise en œuvre commune de ces approches.

La première partie de cet article présente l'architecture globale du système de reconnaissance proposée. Les aspects bas niveau liés au traitement du signal déjà publiés sont succinctement rappelés alors qu'une place plus importante est laissée à la description d'une nouvelle méthode de segmentation et à une étude critique du codage par coefficients en ondelettes. Les intérêts d'un d'apprentissage inductif et de reconnaissance de chroniques, pour le problème posé, sont ensuite abordés. Quelques résultats préliminaires concernant la reconnaissance d'arythmies sont finalement montrés.

2. Architecture du système

La reconnaissance d'une arythmie s'appuie fréquemment sur le schéma classique représenté figure 1, englobant des aspects de détection, de caractérisations morphologique et temporelle des battements et de classification du rythme.

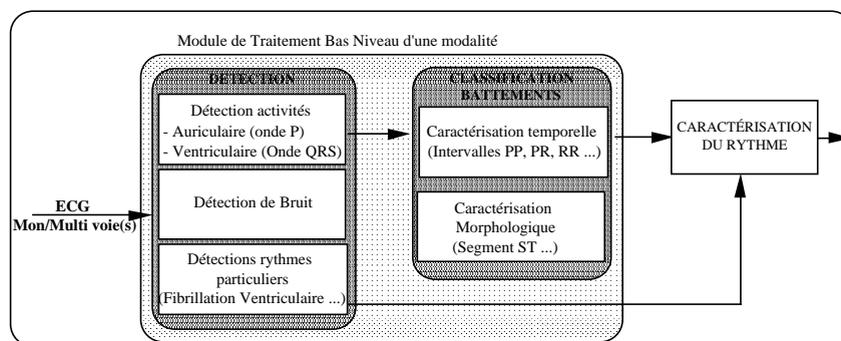


Figure 1 : Traitement bas niveau du signal ECG

La détection a connu de multiples développements, en particulier celle du complexe QRS [1, 2]. Il émerge encore aujourd'hui dans la littérature de nouvelles solutions basées sur les fondements théoriques du filtrage multi-bande et multi-cadence [3]. L'incomplétude des bases de données tests ne permettent pas d'apprécier

toutes les performances des solutions proposées et explique le fossé entre les résultats de la recherche et ceux observés en pratique clinique quotidienne marquée encore par des taux de fausses alarmes élevés notamment en ambulatoire.

La détection de l'onde d'activation auriculaire a fait l'objet d'un intérêt plus sporadique et n'a pas trouvé, à ce jour, de réponses satisfaisantes tant en holter qu'en USIC [4, 5, 6]. Les systèmes industriels de caractérisation du rythme ne basent d'ailleurs leur analyse que sur le seul complexe QRS (en se fondant à la fois sur la morphologie du QRS et sur le rythme ventriculaire), omettant d'emblée la détection des ondes P.

La caractérisation d'une onde, en particulier celle liée à l'activité ventriculaire, s'entreprind par l'extraction des caractéristiques du signal dans les domaines temporel (Durée, pente, amplitude des ondes), fréquentiel (énergie dans des bandes) ou encore en exploitant les coefficients d'une décomposition en ondelettes. Les taux de classification atteignent aujourd'hui ceux des experts (de l'ordre de 80% [7]) toutes pathologies confondues (infarctus antérieur, inférieur, hypertrophie ventriculaire ...).

La caractérisation du rythme a fait l'objet de nombreuses propositions. Des approches déterministes associées à des systèmes à base de règles déclinées par un expert ont été développées [8]. Les premières solutions à base de modélisation sont apparues dans les années 1980. Elles s'inscrivent dans un schéma proche du traitement du signal et s'appuient sur des approches multi-modèles couplées à un filtre de Kalman multi-états ou encore sur des représentations par chaînes de Markov cachées [8]. Elles sont particulièrement bien adaptées pour l'analyse des rythmes transitoires. Cependant, ces deux types d'approches présentent la même limitation liée à l'acquisition d'une expertise : la base de règles diagnostiques pour les premières, une liste exhaustive de modèles pour les secondes. Elles demeurent donc insuffisantes, comme le souligne LEBLANC dans sa revue [8] de 1987 : « *It has revealed that much work remains to be done to obtain reliable automatic identification of arrhythmias and to better understand their significance* ». Elles présentent également une limitation liée à leur incapacité à expliquer l'observation. Aussi depuis les années 1990, les premières solutions à base de modèles profonds [9, 10, 11, 12] sont nées. Elles se distinguent des précédentes dans la mesure où la base de règles diagnostiques émanent directement des principes d'électrophysiologie cardiaque par le biais du modèle et ne nécessite plus une acquisition explicite des connaissances. Cependant, aucune de ces démarches n'ont été réellement associées à une analyse conjointe du signal. L'approche décrite réalise cette association et s'inscrit naturellement dans une problématique prise de décision en signal à partir d'un modèle de l'observation. Son principe complet est reporté figure 2.

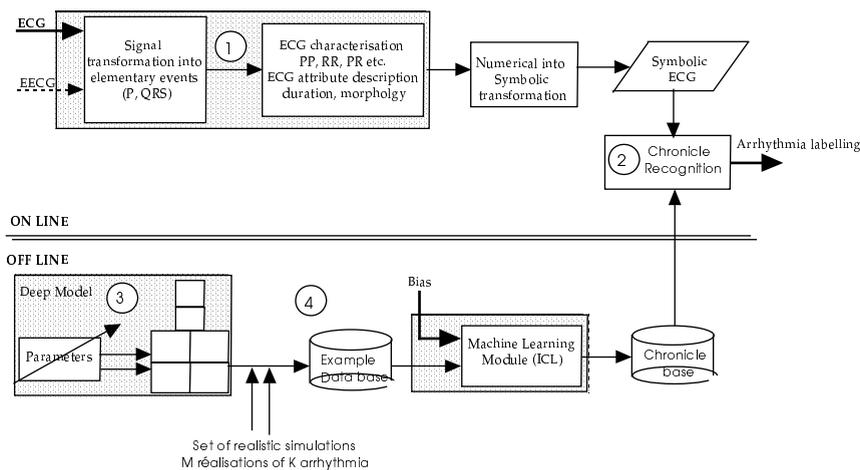


Figure 2 : Méthodologie générale proposée pour la caractérisation et la prévention des arythmies.

Ce schéma d'analyse implique des aspects :

- **de traitement du signal ❶** qui cherchent à opérer au codage automatique des signaux observés afin de générer des scénarios, structurés dans le temps, à reconnaître.

- **d'apprentissage automatique** ④ qui ont pour objectif *i*) d'extraire automatiquement, de plusieurs réalisations d'arythmies générées par le modèle ③, les caractéristiques les plus discriminantes et *ii*) de produire des règles de description des troubles du rythme (en étant le plus proche possible du langage du clinicien).
- **de reconnaissance de chroniques** ⑤ qui se chargent de réaliser en ligne la caractérisation des troubles du rythme observés à partir des caractéristiques clés extraites à l'étape d'apprentissage.

Il convient de préciser qu'au modèle ③ peut être substitué une base de signaux avec les problèmes que cela pose : complétude et maintenance de la base (ceci explique aussi pourquoi une approche par modèle a été retenue). Enfin, cette nouvelle structure de caractérisation met en jeu deux niveaux d'analyse l'un en ligne, la reconnaissance proprement dite, l'autre, hors ligne, servant à l'acquisition des connaissances.

3. Analyse en ligne

La chaîne complète de traitement du signal est reportée figure 3. Elle a pour objectif de : *i*) détecter et identifier les marqueurs de la révolution cardiaque (ondes P, QRS), *ii*) déterminer les attributs descriptifs de ces ondes, en particulier : *a*) mesurer par segmentation la durée de chacune des ondes, *b*) caractériser ces dernières par un vecteur paramètre représentatif des morphologies afin *c*) d'effectuer une discrimination en deux ou plusieurs classes. L'ensemble (instants d'apparition, durée des ondes, formes, durées des intervalles, ...) permet de générer les séquences d'événements placées à l'entrée du module de reconnaissance de chroniques.

3.1. La détection

Le module de détection a conduit à une présentation unifiée (figure 4) de deux détecteurs : l'un pour l'activité ventriculaire et l'autre auriculaire dans un cadre fusion multi-sources et multi-capteurs [13]. La structure générique développée met en jeu : un étage d'entrée multi-voies d'extraction de l'information pertinente des différentes modalités (ondes P ou QRS sur le signal ECG par exemple), un étage d'association des voies, un étage de décisions locales qui sont ensuite fusionnées.

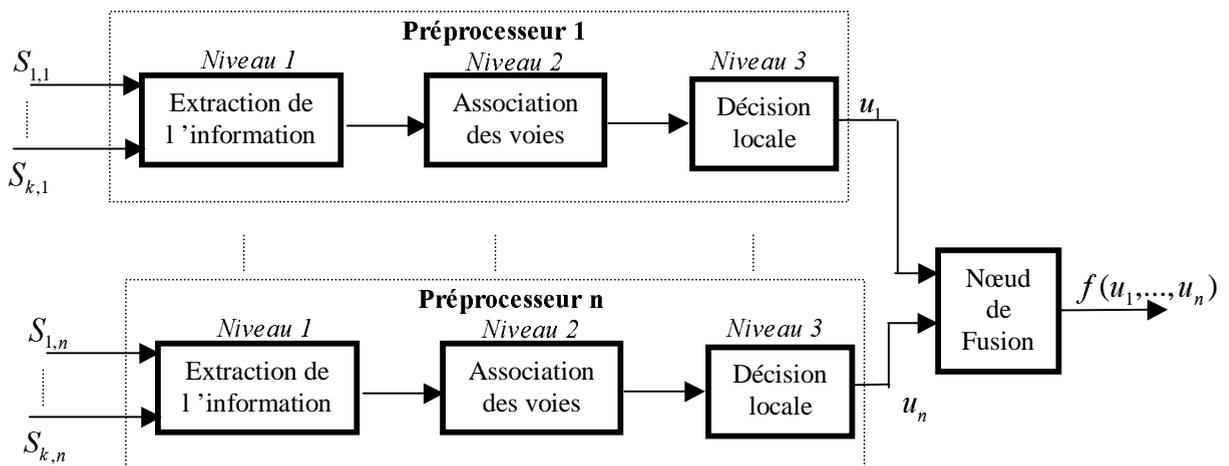


Figure 4 : Approche utilisée pour la détection des ondes

Pour le suivi de l'activité ventriculaire, le schéma de fusion proposé associe sa cause électrique et son effet sur le plan hémodynamique. L'étage d'association, afin de tenir compte de l'asynchronisme des données, se réduit à un simple retard, correspondant au délai électromécanique. Plusieurs lois d'association des décisions ont été testées : booléennes (*OU*, *ET*) ou optimales. Les tests ont été effectués sur la base de données européenne IMPROVE [14]. La mesure de performance, effectuée au moyen de Courbes Opérationnelles de Réception, illustre que le profit -en exploitant conjointement les deux sources, électrique et hémodynamique,

produites par le système cardio-vasculaire- peut être important et de fait renforce la caractérisation de l'étage ventriculaire.

Pour le suivi de l'activité auriculaire, l'association de sondes œsophagienne (EECG) et d'ECG cutané a permis de mettre au point un détecteur fiable [13]. L'étage d'association élimine l'influence de l'activité ventriculaire et revient à estimer, au sens de Wiener, la fonction de transfert optimum entre la voie œsophagienne et l'ECG cutané. La structure proposée a été resituée par rapport aux travaux de la littérature soit sur l'ECG seul [4, 5, 6], soit sur l'EECG [15]. Les résultats obtenus sont très largement en faveur de l'approche fusion multi-source et laisse entrevoir la potentialité de la caractérisation des arythmies d'origine supra ventriculaire.

3.2. La segmentation

Son objectif est de produire les instants de début et de fin de chaque onde (P, QRS, T) et intervalle (PR, ST, ...). Plusieurs alternatives sont possibles, elles peuvent être abordées sous l'angle de la détection de rupture [16] ou s'appuyer sur la modélisation des ondes [17]. Il a été choisi de poursuivre nos propres travaux portant sur les chaînes de Markov cachés (CMC), non plus en les inscrivant comme dans [18], dans un schéma de détection/reconnaissance mais plutôt d'y associer, analogiquement à [19], des étapes de segmentation/reconnaissance. Le formalisme de CMC (*cf.* [20] pour des rappels) se prête bien à la caractérisation du signal ECG : ce dernier, comme le signal de parole, peut être considéré comme la concaténation de segments composites (les ondes élémentaires) structurés dans le temps. D'autre part, les ondes observées P, QRS et T proviennent des processus électrophysiologiques cardiaques sous-jacents cachés correspondant respectivement aux dépolarisations auriculaire, ventriculaire et à la repolarisation des ventricules.

Sur le plan de la segmentation de l'ECG par CHM, deux approches de modélisations peuvent être empruntées :

1. les battements, et ceci quelle que soit l'origine (le nœud sinusal, un foyer ectopique ventriculaire, ...), sont caractérisés par un modèle unique.
2. les battements d'origine différente sont représentées par des CMCs distinctes. A titre d'exemple, une activation normale constituée de la séquence d'ondes ou d'intervalles suivants : P-PR-QRS-ST-T-ISO¹, peut être modélisée par un modèle gauche-droit λ composé de 6 états. Il en est de même pour un battement prématuré d'origine ventriculaire mais sans les deux états représentatifs de l'activité auriculaire (P, PR).

La segmentation des ondes dans cette étude n'implique pas une mise en parallèle de plusieurs modèles puisque l'information recherchée est surtout le début et la fin de chaque onde. Ce constat nous a amenés à proposer le modèle à 3 états reporté figure 5 :

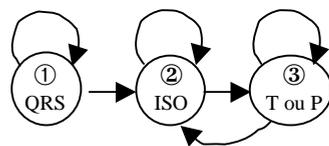


Figure 5 : Chaîne utilisée pour la segmentation d'ECG

Bien que la détection des activités auriculaires et ventriculaires soient entreprises, la chaîne privilégie la segmentation d'un battement en s'appuyant sur le point d'ancrage robuste que représente le complexe QRS. De plus, elle ne fait aucune hypothèse sur le rythme sous-jacent et autorise la segmentation d'ondes isolées (battement prématuré ventriculaire, onde P non conduite, ...).

L'instant $t_{i\odot}$ d'entrée dans l'état ①, ou QRS, marque le début du complexe QRS tandis que l'instant $t_{f\odot}$ de sortie de l'état ① marque la fin de ce complexe. Il en est de même pour les deux autres états ②, ③ qui représentent respectivement un état de ligne de base isoélectrique et les ondes P ou T. L'état ③ ayant la particularité d'émettre deux observations différentes.

¹ Où ISO représente un état de la ligne isolélectrique

Ce modèle simple se distingue de celui proposé par Clavier [19] par son nombre d'états (3 au lieu de 10). Cependant, la non stationnarité des mesures sur la durée des ondes, en particulier l'onde T, nécessite la mise en place d'un post-traitement qui exploite astucieusement les connaissances d'électrophysiologie qui stipulent qu'à chaque complexe QRS est attaché une onde T. Ce post-traitement consiste à :

1. rechercher tous les couples d'instants (t_{f_3}, t_{i_3}) avec $t_{f_3} < t_{i_3}$ correspondant à la séquence d'états ③- ②-③ où t_{f_3} est l'instant final du premier état ③ visité et t_{i_3} est l'instant initial du deuxième état ③ visité. Si la durée (voir figure 6) $(t_{f_3} - t_{i_3}) < \lambda_{QT}(RR)$ -où $\lambda_{QT}(RR)$ représente l'intervalle QT attendu estimé à l'aide de la formule de Bazett de façon à prendre en compte le rythme cardiaque-, alors la séquence ③, ②, ③ est transformée en un et un seul état ③.
2. transformer les séquences d'états ③, ②, ③ restantes en une nouvelle séquence ③, ②, ④ où l'état artificiel ④ est généré pour modéliser le début et la fin d'une onde P.

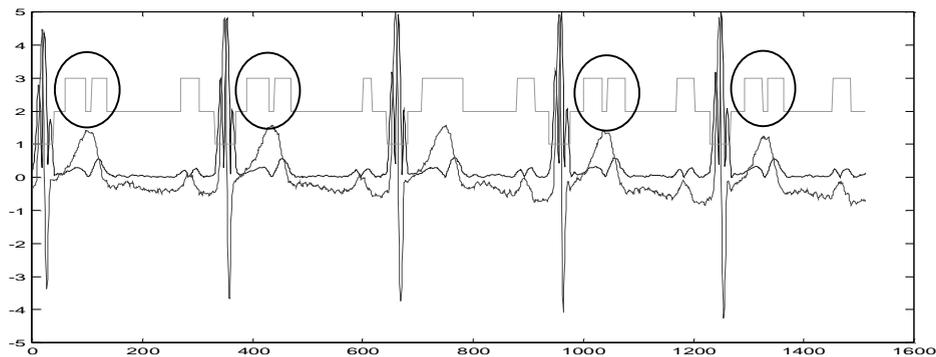


Figure 6 : Exemple d'erreurs pouvant survenir lors de l'étape de segmentation liés à la non stationnarité des mesures sur toute la durée de l'onde.

Le vecteur d'observation O_t a été réduit à la valeur absolue de la pente du signal, estimé au sens des moindres carrés sur une fenêtre temporelle de 40 ms. Les densités de probabilité (ddp) de chaque état ont été apprises et estimées à partir de la méthode du noyau [21]. Pour cette première application, le noyau retenu est gaussien ce qui revient à estimer les ddp par un mélange de gaussiennes. La mise en œuvre complète de la méthode est décrite figure 7.

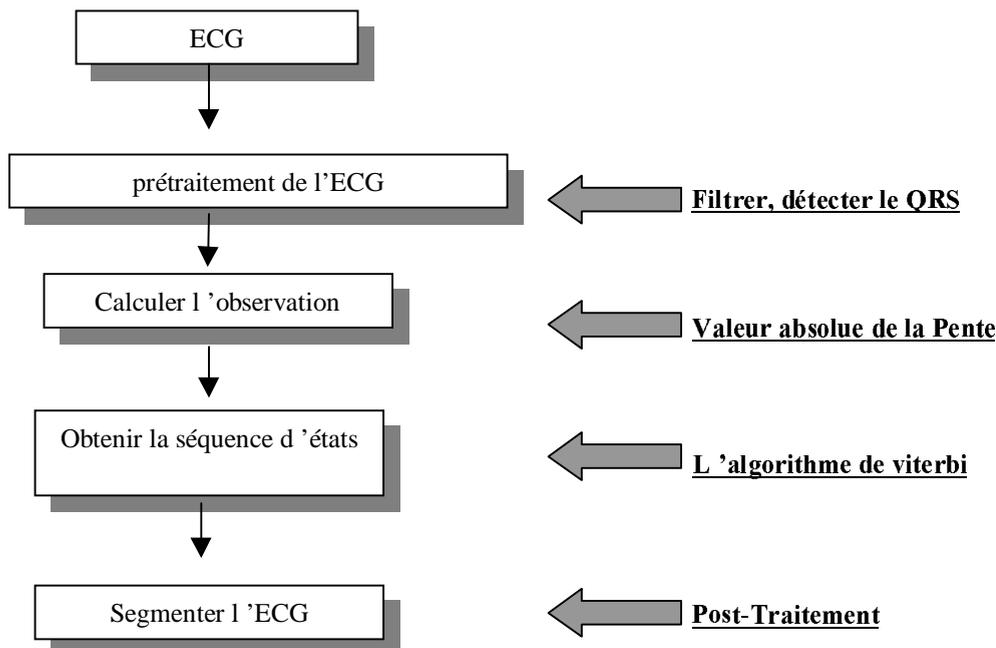


Figure 7 : Mise en œuvre de la méthode complète de segmentation

3.3. La classification de battement

Ce module a pour objectif (figure 3) d'effectuer l'étiquetage des battements en deux classes normale ou anormale. Cette ultime étape de la chaîne de traitement s'appuie sur nos travaux plus anciens de caractérisation de battement cardiaque à partir d'une représentation par ondelettes [22]. Les résultats obtenus démontraient que la représentation du complexe ventriculaire à partir des extrema de la décomposition sur une base d'ondelettes à support compact introduites par I. Daubechies présentait un excellent pouvoir de discrimination sur trois types d'activités ventriculaires distincts (un battement normal, une extrasystole et un complexe présentant une légère élévation du segment ST).

Succinctement, après la segmentation d'une onde, la méthode consiste à :

1. Décomposer un battement au moyen d'une ondelette à support compact. En omettant la dernière approximation [22], le signal peut être approché par :

$$S(t) \approx \sum_{i=0}^M D_{-i} f$$

Où $D_{-i} f$ est un niveau de détail et M est le nombre de niveaux de résolution.

2. Retenir l'extremum global E_{xi} à chaque niveau i de la décomposition pour construire le vecteur $V = [E_{x1}, E_{x2}, \dots, E_{xM}]^T$ caractérisant un battement.

Dans la première phase de ce travail, l'apprentissage des classes est assurée par une méthode d'analyse discriminante linéaire standard où les variables les plus discriminantes sont entrées en pas à pas suivant le critère de maximisation de la trace de la matrice-produit $T(q) ** (-I) * B(q)$, où $T(q)$ et $B(q)$ sont les sous-matrices de covariance totale et intra-classe au pas q . Le choix des variables se fait sur l'échantillon de base. L'affectation des individus tests ou anonymes s'effectue suivant le critère de distance minimale qui consiste à affecter un individu x à une classe C_y plutôt qu'à une classe C_z si : $d(x, g_y) < d(x, g_z)$ où g_y, g_z représentent les centres de gravité des classes C_y, C_z respectivement.

3.4. La reconnaissance de chroniques

C'est une méthode efficace utilisée pour la supervision ou la surveillance de systèmes dynamiques complexes, tels que les procédés industriels [23] ou le monitoring de patients sous assistance respiratoire [24]. De telles applications nécessitent, d'une part, la détection d'événements spécifiques, représentatifs de l'évolution du processus surveillé et, d'autre part, un mécanisme de raisonnement permettant de reconnaître la nature exacte de l'évolution à partir d'un ensemble d'événements reliés par des contraintes temporelles numériques ($début(Evt2) - début(Evt1) = 5 mn$) ou symboliques ($Evt1$ avant $Evt2$ ou $Evt1$ superpose $Evt2$). Un tel ensemble d'événements est appelé chronique et constitue la description d'un scénario générique d'une évolution, normale ou anormale, qu'il s'agit de surveiller.

La reconnaissance de chroniques consiste à comparer, à la volée, l'évolution du processus sous surveillance (à partir des valeurs d'un ensemble de paramètres reflétant son état) avec un ensemble prédéterminé de comportements représentés par les chroniques. L'observation d'un nouvel événement peut provoquer, soit l'hypothèse d'une nouvelle chronique, soit la reconnaissance d'une chronique (ensemble suffisant d'événements reconnus respectant les contraintes temporelles de la chronique), soit l'infirmité d'une chronique (ses caractéristiques temporelles sont incompatibles avec celles de la chronique), soit simplement l'ignorance de cet événement (il n'appartient à aucune chronique). La reconnaissance permet, en particulier, d'anticiper l'arrivée d'événements futurs à partir de l'instanciation partielle d'une chronique reconnue et d'intervenir de manière précoce pour éviter certaines situations graves.

Ce schéma peut être appliqué à la reconnaissance de troubles du rythme chez des patients sous surveillance cardiaque : l'ECG d'un patient est analysé en continu et codé par une séquence d'événements datés (les ondes P et les complexes QRS). Simultanément, l'algorithme de reconnaissance tente constamment d'apparier ces événements avec ceux de chroniques représentant les arythmies cardiaques.

4. Analyse hors ligne

4.1. Le modèle

Le modèle ③ a été récemment décrit dans [25]. Succinctement, il regroupe un niveau qui décrit les interactions élémentaires entre les cellules par réception et transmission d'impulsions aux structures voisines et qui correspond aux tissus myocardiques et de conduction spécialisés. La transmission des impulsions d'une cellule à l'autre s'effectuant par automate cellulaire. Un second niveau permet de générer, à partir de gabarits prédéfinis pour la conduction rétrograde et antérograde, le signal ECG. Un troisième niveau assure l'adaptabilité du modèle à de nombreuses situations électrophysiologiques paroxystiques par modification dynamique de ces paramètres.

4.2. L'apprentissage automatique

La constitution d'un ensemble de chroniques cohérent et complet correspondant à un domaine particulier est une tâche difficile et complexe. L'apprentissage automatique ④ vise à découvrir les relations et motifs cachés dans des collections de données brutes. Il permet également de pallier les difficultés liées à l'acquisition de connaissances auprès d'experts du domaine. Certaines techniques, comme la programmation logique inductive (PLI) [26], produisent des représentations symboliques de haut niveau telles que les clauses logiques, facilement interprétables par les spécialistes du domaine. Cet aspect est particulièrement important dans le domaine médical où tout système d'aide à la décision doit être capable d'expliquer et justifier ses choix.

Un système d'apprentissage prend en entrée un ensemble d'exemples positifs et d'exemples négatifs de réalisations du concept dont il cherche une définition. Dans notre cas, le système cherche à apprendre des chroniques sous forme de clauses à contraintes temporelles à partir d'ECG classés selon les arythmies auxquelles ils correspondent. L'algorithme d'apprentissage, la PLI dans notre cas, assure que les clauses produites permettent de discriminer au mieux les exemples en entrée. L'approche suivie pour l'apprentissage de chroniques a été décrite dans [27].

5. Résultats

La validation de l'approche proposée a été effectuée à partir des signaux de la base de données MIT-BIH [28]. Plusieurs rythmes ou troubles de la conduction ont été appris : un rythme sinusal (RS), un bigéminisme ventriculaire (BV), un syndrome de pré-excitation (SPE) lié à un faisceau de Kent, un mobitz de type II accompagné d'un léger bloc de branche droit (MII-BBD) et un rythme sinusal accompagné d'un bloc de branche gauche (BBG). Ces choix ont été effectués afin d'apprendre des caractéristiques liées à des arythmies supraventriculaire, jonctionnelle et ventriculaire. Ils se justifient aussi dans la mesure où une simple règle basée sur la morphologie du QRS n'est pas suffisante mais nécessite l'introduction de contraintes temporelles entre les événements. Les tests ont été réalisés sur les signaux 101 (RS), 119 (BV), 230 (SPE), 231 (MII-BBD) et 111 (BBG). Dans cette étude préliminaire, on a considéré disposer des instants d'apparition des complexes QRS, étant donné que l'objectif était de tester les méthodes de segmentation des ondes, de classification automatique ainsi que d'apprentissage des scénarios.

5.1. La segmentation

Le première étape consiste à apprendre la fonction de densité de probabilité de chaque état. Un exemple de distributions des observations pour les états ① (*i.e.* QRS), ② (*i.e.* iso), ③ (*i.e.* T ou P), et pour le fichier 101 est reporté sur la figure 8.

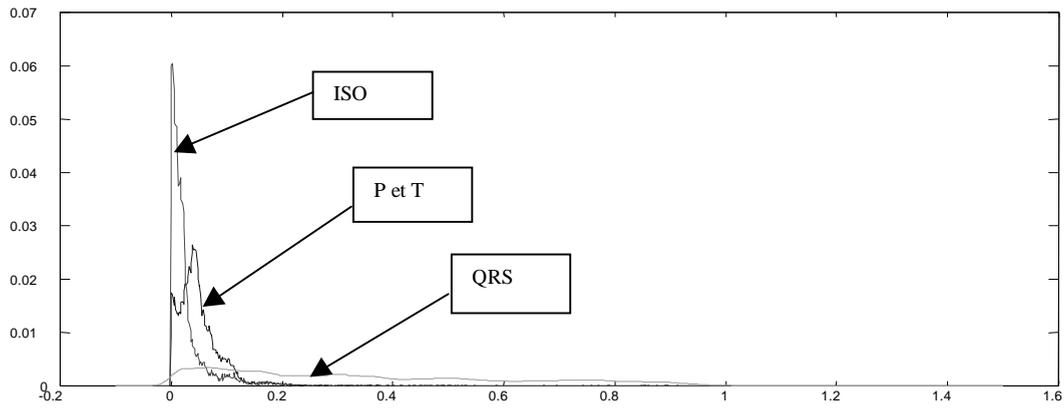


Figure 8 : Distributions des états

Cette dernière figure illustre clairement que des distributions gaussiennes ne peuvent pas convenir. Après une optimisation de la *ddp* de chaque état par la méthode du noyau et une estimation des probabilités de transition entre états par l'algorithme de Baum-Wech, les résultats de segmentation suivants au moyen de l'algorithme Viterbi ont été obtenus.

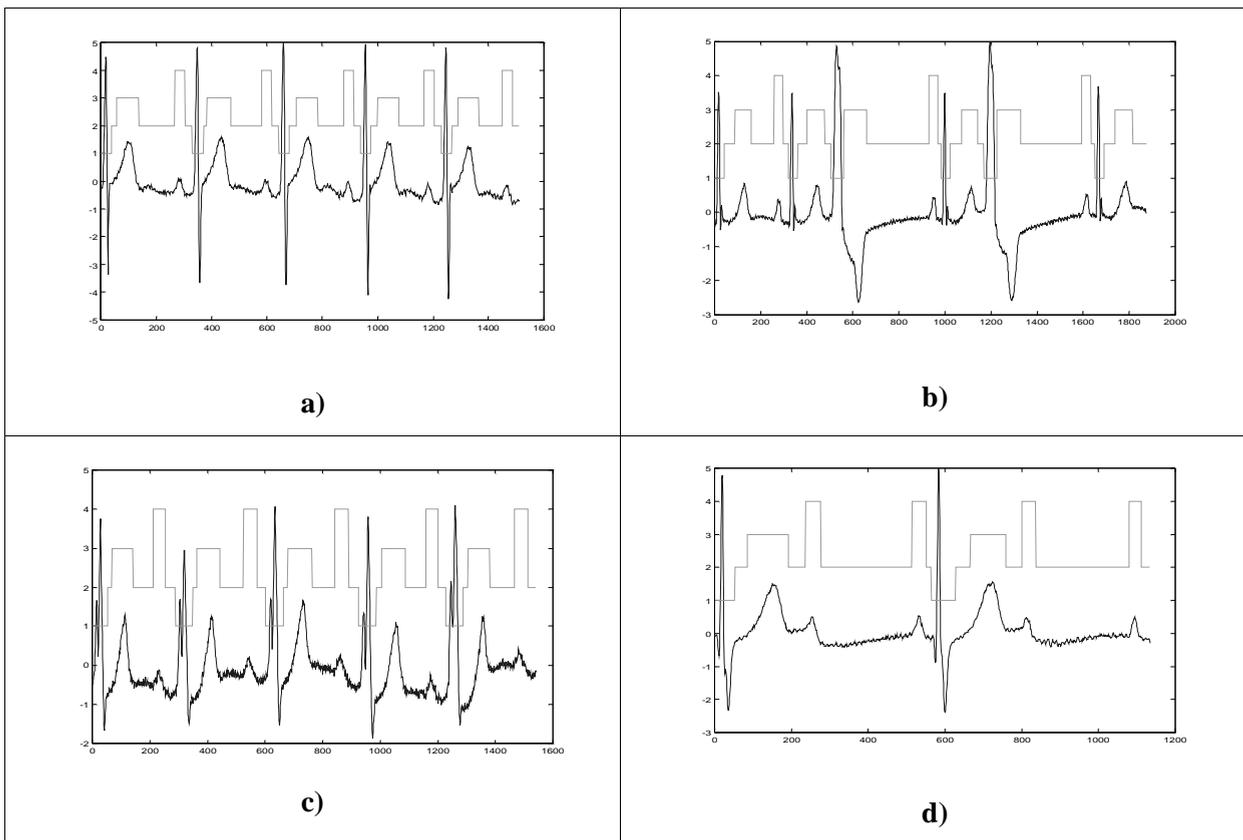


Figure 9 : Quatre exemples de segmentation par chaînes de Markov caché sur un rythme sinusal (a), un bigéminisme ventriculaire (b), un rythme sinusal accompagné d'un bloc de branche gauche (c) et un mobitz type II (d).

Les états ①, ②, ③, ④ sont indiqués par la hauteur de l'échelon sur le signal en escalier, la durée du pallier est représentatif du temps d'occupation d'un état et de fait, de la durée d'une onde. Ces résultats préliminaires montrent que la chaîne produit une segmentation satisfaisante et ceci, en dépit de rythme varié.

5.2. La classification de battement

Deux analyses ont été réalisées sur la totalité des battements observés dans les fichiers traités 101 (RS), 230 (SPE), 119 (BV), 111 (BBG) et 231 (MII). La première où l'on considère deux classes (normale/anormale), la seconde où l'on tient compte des cinq classes : RS, SPE, BB, BBG, MII-BBD. Les taux de classification en apprentissage reportés dans la table I ont été obtenus sur plusieurs bases d'apprentissage distinctes tirées aléatoirement sur l'ensemble de la population. Il en est de même pour l'estimation des taux de classification sur les bases de données tests (complexes tirés au hasard parmi les battements n'ayant pas servi à l'apprentissage).

<i>Etude</i>	<i>2 Classes</i>	<i>2 Classes</i>	<i>5 Classes</i>	<i>5 Classes</i>
Numéro du Tirage	Taux de classification à l'apprentissage en %	Taux de classification sur la base de donnée test en %	Taux de classification à l'apprentissage en %	Taux de classification sur la base de donnée test en %
1	98.0	98.0	97.33	98.0
2	98.0	98.0	98.0	98.0
3	99.33	97.33	97.33	97.33
4	98.0	96.67	98.67	97.33
5	98.0	97.33	98.67	95.33
6	98.0	98.0	98.67	98.0
7	98.0	98.0	98.67	98.0
8	96.0	100	98.67	98.67
9	99.33	96.67	99.33	94.67
Moyenne	98.07	97.78	98.37	97.26

Table I

L'analyse des résultats montre que les taux de reconnaissance enregistrés sur les bases d'apprentissage et de tests sont satisfaisants. Ils confirment la robustesse de la représentation d'un battement par les maxima de la décomposition en ondelettes à support compact. Ces résultats révèlent aussi que la séparation en deux classes normale/anormale, qui a été retenue par simplicité, pourrait être enrichie à plusieurs classes. Le tableau II montre en pourcentage le détail du tableau de classement de la population test.

Groupe d'affectation

Groupe d'origine	<i>BV</i>	<i>SPE</i>	<i>BBG</i>	<i>MII-BBD</i>	<i>RS</i>
<i>BV</i>	98.66 %			1.33 %	
<i>SPE</i>		91 %		9 %	
<i>BBG</i>			99,33 %	0.66 %	
<i>MII-BBD</i>		1.33 %		98,66 %	
<i>RS</i>				1.33 %	98.66 %

Cette qualité de séparation des classes peut être aussi illustrée graphiquement. Une analyse en composantes principales réalisée sur la totalité de la base de données montre (figure 10) clairement la séparation des différents groupes constituant la population dans le premier plan factoriel. Les zones entourées ont été tracées à la main de manière à identifier plus aisément les groupes de battements et un individu représentatif de chaque classe est relié au contour. Outre les séparations évidentes des ondes représentatives d'un bloc de branche gauche ou d'une extrasystole dans le premier plan factoriel, on apprécie aussi les différences entre une onde d'activation normale et les complexes observés dans le cas d'un syndrome de pré-excitation ou d'un bloc de branche droit, qui sont du point de vue de la morphologie semblable.

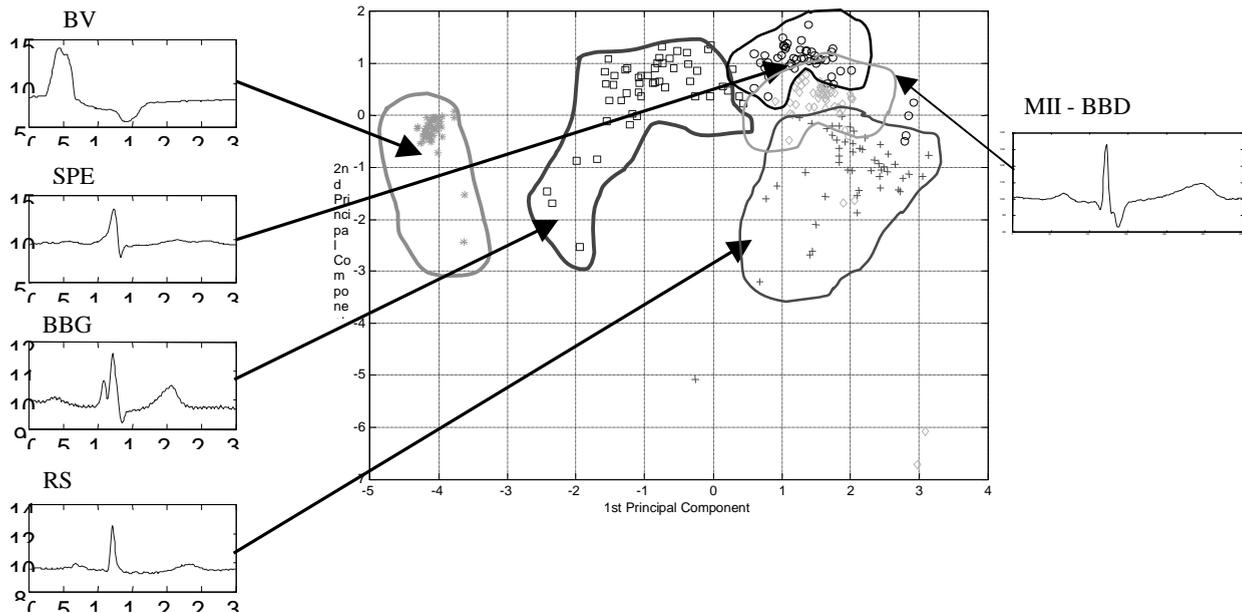


Figure 10 : Exemple d'analyse en composantes principales réalisée sur une base de données regroupant des battements normaux (RS), des extrasystoles (BV), des complexes issus d'un syndrome de pré-excitation (SPE), d'un bloc de branche gauche (BBG) et d'un bloc de branche droit (MII-BBD).

5.2. Apprentissage de chroniques

Le modèle a été utilisé pour générer plusieurs réalisations de la même arythmie afin d'apprendre les caractéristiques essentielles. Les exemples suivants montrent les règles apprises à partir de séquences générées par le modèle en s'imposant 5 cycles obligatoires.

```
rule(normal, '(ondeP(P0,normal,_), qrs(R0,normal,P0), rr1(R0,R1,long),
  ondeP(P1,normal,R0), qrs(R1,normal,P1), rr1(R1,R2,normal),
  ondeP(P2,normal,R1))')

rule(normal, '(ondeP(P0,normal,_), qrs(R0,normal,P0), rr1(R0,R1,normal),
  ondeP(P1,normal,R0), qrs(R1,normal,P1), rr1(R1,R2,normal),
  ondeP(P2,normal,R1))')

rule(bi_trigeminy, '(ondeP(P0,normal,_), qrs(R0,normal,P0), rr1(R0,R1,short),
  qrs(R1,long,R0), rr1(R1,R2,long),
  ondeP(P2,normal,R1))')

rule(bi_trigeminy, '(qrs(R0,long,_), rr1(R0,R2,long),
  ondeP(P1,normal,R0), P1 = R1,
  qrs(R2,normal,R1), rr1(R2,R3,short))')

rule(lbbb, '(ondeP(P0,normal,_), qrs(R0,long,P0), rr1(R0,R1,normal),
  ondeP(P1,normal,R0), qrs(R1,long,P1), rr1(R1,R2,normal),
  ondeP(P2,normal,R1), qrs(R2,long,P2), rr1(R2,R3,normal))')

rule(mobitzII, '(ondeP(P0,normal,_), qrs(R0,long,P0), rr1(R0,R2,long),
  ondeP(P1,normal,R0), P1 = R1,
  ondeP(P2,normal,R1))')

rule(synd_pre_excit, '(ondeP(P0,normal,_), qrs(R0,long,P0), rr1(R0,R1,normal),
  ondeP(P1,normal,R0), pr1(P1,R1,short),qrs(R1,long,P1), rr1(R1,R2,normal),
  ondeP(P2,normal,R1))')
```

Où $\text{ondeP}(P1, \text{normal}, R0)$ s'interprète comme une onde P de morphologie normale apparaissant à l'instant $P1$ et ayant comme prédécesseur l'événement apparaissant à l'instant $R0$. Les relations temporelles sont exprimées par des prédicats du type $\text{pp1}(_, _, _)$, $\text{rr1}(_, _, _)$ (*resp.* intervalle entre deux ondes P ou deux QRS successifs). À titre d'exemple, $\text{rr1}(R0, \text{long}, R1)$ indique un long intervalle entre les événements naissant aux instants $R0$ et $R1$.

5.3. Reconnaissance de chroniques

L'outil de reconnaissance de chroniques CRS (Chronicle Recognition System) [29] est utilisé. Succinctement, CRS traduit les chroniques données dans un langage de haut niveau (*cf.* exemple ci-dessous) en un réseau de contraintes temporelles géré de façon très efficace. À l'apparition d'un nouvel événement, les intervalles temporels associés aux événements non reconnus d'une chronique sont restreints, afin d'éliminer une hypothèse le plus tôt possible. Ce module est en cours d'évaluation. Les premiers tests effectués sur les exemples ayant servi à apprendre les règles ont démontré la faisabilité de l'approche. D'autres expérimentations sont cependant nécessaires pour améliorer l'ensemble des chroniques et leurs caractéristiques (complexité, robustesse, etc.). L'exemple ci-dessous représente la chronique CRS associée au mobitzII :

```
chronicle mobitzII[]() {
    event(ondeP[?w0], P0);           // ondeP(P0, normal, _),
    ?w0 in {normal};
    event(qrs[?w1], R0);             // qrs(R0, long, P0),
    ?w1 in {long};
    P0 < R0;
    event(ondeP[?w3], P1);           // ondeP(P1, normal, R0),
    ?w3 in {normal};
    R0 < P1;
    P1 = R1;                          // P1 = R1,
    event(ondeP[?w5], P2);           // ondeP(P2, normal, R1),
    ?w5 in {normal};
    R1 < P2;
    P2 = R2;                          // P2 = R2,
    nb_cycles3(start, end);
}
```

Conclusion

Ce travail s'inscrit dans une problématique de monitoring intelligent. Il se différencie de ses prédécesseurs dans la mesure où un effort réel a été consenti pour assembler les différents niveaux du concept de monitoring intelligent [30] et qu'il évite l'écueil des méthodes traditionnelles à base de connaissances (l'acquisition des connaissances et la maintenance).

Sur le plan du traitement du signal, ses contributions concernent une modification de la méthode de segmentation des ondes, proposée par Clavier [19], et une étude de la classification de battements cardiaques.

Le principal intérêt de la méthode de segmentation réside dans sa simplicité (3 états) et sa capacité à analyser de nombreux troubles du rythme ou de la conduction. Il n'en reste pas moins que les résultats présentés sont préliminaires et que la qualité de la segmentation doit être impérativement évaluée quantitativement. Ceci est actuellement en cours et est effectué en comparant les instants de début et fin d'ondes, estimés par la chaîne de Markov, aux annotations produites d'une part par un expert, d'autre part, par le modèle \mathfrak{M} (à partir de nombreuses simulations d'ECG bruitées). D'autres perspectives peuvent être aussi dessinées. En effet, les premiers résultats ont montré sur l'ensemble des fichiers traités que les paramètres du modèle étaient indépendants du patient. On pourrait envisager, pour un patient donné, d'optimiser les paramètres du modèle afin d'améliorer, si nécessaire, la qualité de la segmentation. Il est aussi clair que l'automate contraint les événements entre eux et doit permettre, outre la segmentation, de corriger les fausses alarmes ou les oublis émis par les étages de détection en particulier sur les ondes P. Enfin, bien que la reconnaissance exploite seulement les résultats de la segmentation des ondes P et QRS, l'approche proposée permet aussi la délimitation de l'intervalle QT et de fait autorise l'étude des applications qui en découlent (l'influence du système nerveux autonome, le syndrome du QT long).

Pour la classification, la qualité de représentation d'un battement cardiaque, à partir des extrema estimés à chaque niveau de sa décomposition par une transformée en ondelettes orthogonale, a été confirmé. A titre d'exemple, cinq types de complexes (normal, extrasystole, syndrome de pré-excitation, bloc de branche gauche et bloc de branche droit) peuvent être affectés, et ceci avec des taux de reconnaissance très acceptables, dans leur propre classe.

Sur le plan de l'apprentissage, l'étude préliminaire a montré l'extrême souplesse de l'approche. La complexité des chroniques devant être apprises peut être paramétrée selon que l'on cherche à obtenir des chroniques facilement lisibles par le spécialiste, des chroniques minimales pour des raisons d'efficacité ou encore des chroniques robustes privilégiant les éléments les plus faciles à déceler dans l'ECG, comme les complexes QRS. Par ailleurs, en faisant varier l'ensemble d'apprentissage, il est possible d'induire des ensembles de chroniques adaptées à un patient particulier. Il suffira de se limiter aux exemples des arythmies que ce patient risque de développer. Les chroniques qui en résultent sont plus simples et plus robustes que si elles étaient produites à partir de la totalité des exemples.

Enfin sur le plan de l'architecture globale, la faisabilité a été démontrée. Il y reste maintenant à l'évaluer quantitativement sur un plus grand nombre d'arythmies.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Gritzali F., Towards a generalized scheme for QRS detection in ECG waveforms. *Signal Processing*, Vol. 15 , 1988, pp 183-192.
- [2] Tompkins W.J. *Biomedical Signal processing*. Ed. Tompkins W.J., Prentice Hall, 1993.
- [3] Afonso-V-X; Tompkins-W-J; Nguyen-T-Q; ShenLuo. ECG beat detection using filter banks. *IEEE transactions on biomedical engineering*. No.2, Vol.46 ,1999, pp 192-202.
- [4] Gritzali F., Frangakis G., Papakonstantinou G. Detection of the P and T waves in an ECG. *Comp. Biom. Res.*, Vol. 22, 1989, pp. 83-91.
- [5] DuFault R.A, Wilcox A.C. : Dual Channel P-wave detection in the surface ECG via the LMS algorithm. *Proceedings Annual International Conference IEEE/EMBS* ,1986, pp 325-328.
- [6] Fokapu O, Girard JP. A New Approach for P Wave Detection Using Analytic Signal. *Proceedings Annual International Conference IEEE/EMBS* ,1993, pp 400-401.
- [7] Belhouli H., Apprentissages auto-améliorants et modélisation de la dynamique temporelle de données évolutives par réseaux de neurones. Application au diagnostic et à la prédiction en électrocardiologie quantitative. Thèse de l'INSA de Lyon, 1998.
- [8] LeBlanc R., Quantitative Analysis of Cardiac Arrhythmias. *CRC Crit. Rev. in Biom. Eng.*, No.1, Vol. 14, 1986, pp 1-43.
- [9] Siregar, P., Coatrieux, J. L. and Mabo, P., How can deep knowledge be used in CCU monitoring?, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*. Vol.12, 1993, pp. 92-99.
- [10] Widman, L. E., The EINTHOVEN system: toward an improved cardiac arrhythmia monitor. *Annu Symp Comput Appl Med Care*, 1991, pp. 441-445.
- [11] Hunter, J. and Kirby, I., Ticker: A Qualitative Model of the Electrical System of the Heart. *Proc. Research and Development in Expert Systems XII.* , Information Press, 1995, pp. 293-307.
- [12] Bratko, I., Mozetic, I. and Lavrac, N., *KARDIO: A study in deep and qualitative knowledge for expert systems.* (The MIT Press, Cambridge, Mass.), 1989.
- [13] Hernández A., Carrault G. , Mora F., Passariello G., Schleich J.M.. Multisensor Fusion for Atrial and Ventricular Activity Detection in Coronary Care Monitoring. Paper accepted *IEEE Trans. Biom. Eng. Special Issue on Data Fusion*.
- [14] The IMPROVE Project *IEEE Eng Med, Biol. Mag.*, No. 6, Vol. 16, 1997.
- [15] Jenkins J., Automated Electrocardiography and Arrhythmia Monitoring. *Prog. Card. Dis.* No. 5, Vol. 25, 1983, pp. 367-408.
- [16] Oficjalska B., Morphologie de l'onde P du signal ECG. Analyse de forme des signaux bidimensionnels : mesure d'effets pharmacologiques sur les ondes P, QRS et T en représentation temps-fréquence. Thèse de l'Université de Nice, 1994.
- [17] Vila J., Presedo J., Fernandez-Delgado M., Barro S., Malik M., A Mathematical Model for T wave detection, *Computer in Cardiology 1998*. Cleveland IEEE Computer Society Press, 1998.
- [18] Thoraval L. Modélisation markovienne du réseau électrophysiologique cardiaque pour l'interprétation de signaux ECG. Thèse de l'Université de Rennes I, 1995.
- [19] Clavier L. Analyse du signal ECG en vue du dépistage de la fibrillation auriculaire. Thèse de l'Université de Rennes I, 1997.
- [20] L. B. Rabiner, "A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition", *Proceedings of the IEEE*, No. 2, Vol. 77, 1989, pp 257-285.
- [21] Silverman, *Density Estimation for statistics and data analysis*. Ed. CostD.R. and al., Chapman and Hall, 1986.
- [22] Senhadji L., Carrault G., Bellanger J.J. : Comparing Wavelet Transforms for Recognizing Cardiac Patterns, *IEEE Eng. in Medicine and Biology Magazine*, No.2, Vol.14, 1995, pp 167-173.
- [23] Ghallab M., On chronicles representation on line recognition and learning. In fifth international conference on knowledge representation and reasoning, Cambridge (USA), 1996 , pp 597-606.

- [24] Ramaux N., Dojat M., Fontaine D., Temporal scenario recognition for intelligent patient monitoring. In proc. of the 6th conference on Artificial Intelligence in Medecine Europe (AIME'97), 1997.
- [25] Hernandez A, Carrault G., Mora F., Bardou A., Overview of CARMEM: A New Dynamic Quantitative Cardiac Model for ECG Monitoring and its Adaptation to Observed Signals. A paraitre dans Acta Biotheoretica.
- [26] Van Laer W., De raedt L., Dzeroski S. On multi-class problems and discretization in inductive logic programming. Lecture Notes in Intelligence Artificial, vol 1325, 1997, pp 277-286.
- [27] Carrault G., Cordier M.O., Quiniou R., Garreau M., Bellanger J.J., Bardou A.: A model based approach for learning to identify cardiac arrhythmias, Lecture Note in Artificial Intelligence, N° 1620, Ed. Sringler Verlag, 1999, pp 165-174.
- [28] Moody G. B., Mark R. G., The MIT-BIH Arrhythmia Database on CD-ROM and Software for use with it. In : Computers in Cardiology 1990. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1990, pp 185-188.
- [29] Dousson C., Alarm driven supervision for telecommunication networks. II- On-line chronicle recognition. Annales des Télécommunications n° 9/10 (tome 51), 1996, pp. 501-508.
- [30] Mora F., Passariello G., Carrault G., Le Pichon J. P., "Intelligent patient monitoring and Management Systems : A review," IEEE Eng Med, Biol. Mag., Vol. 12, 1993, pp. 23-33.

Figure 3 : Description du module traitement du signal

