

Intégration modèle-observations pour l'interprétation des battements cardiaques

Model-observation integration for the interpretation of cardiac beats

A. I. Hernández

G. Carrault

Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image. INSERM EMI 99-34.

LTSI. INSERM EMI 99-34. Université de Rennes 1. Campus de Beaulieu, Bât 22. 35042 Rennes
Alfredo.Hernandez@univ-rennes1.fr

Résumé

Ce papier présente une nouvelle approche pour l'interprétation des battements cardiaques, basée sur une intégration directe entre un modèle de l'activité électrique du cœur et l'électrocardiogramme (ECG) observé du patient. L'interprétation des battements est formalisée comme un problème d'optimisation, en minimisant une fonction d'erreur entre les signaux observés et ceux simulés par le modèle. Un algorithme évolutionnaire est employé comme méthode de recherche afin d'obtenir l'ensemble de paramètres du modèle qui reproduit au mieux les phénomènes observés. Des exemples d'adaptation du modèle à trois types différents de battements cardiaques sont présentés. Les résultats préliminaires montrent la potentialité de cette approche pour reproduire et expliquer des pathologies complexes et pour mieux localiser leur origine.

Mots Clef

interprétation de signaux à base de modèles, algorithmes évolutionnaires, arythmies cardiaques

Abstract

This paper presents a new approach for cardiac beat interpretation, based on a direct integration between a model and observed ECG signals. Physiological knowledge is represented by means of a semi-quantitative model of the cardiac electrical activity. The interpretation of cardiac beats is formalized as an optimization problem, by minimizing an error function defined between the model's output and the observations. Evolutionary algorithms are used as the search technique in order to obtain the set of model parameters reproducing at best the observed phenomena. Examples of model adaptation to three different kinds of cardiac beats are presented. Preliminary results show the potentiality of this approach to reproduce and explain complex pathologies and to better localize their origin.

Keywords

model-based signal interpretation, evolutionary algorithms, cardiac arrhythmia

1 Introduction

L'intégration des connaissances pour l'interprétation automatique des données physiologiques représente un véritable enjeu. En cardiologie, plusieurs systèmes à base de connaissances ont été proposés pour la surveillance des patients. Néanmoins, leur application clinique demeure limitée, dû aux difficultés de création et de gestion de bases de connaissance suffisamment complètes pour représenter toutes les pathologies possibles. Une alternative à ces difficultés a été l'intégration de la connaissance "profonde", consistant à employer des modèles de processus physiologiques sous-jacents (ou modèles de connaissances), afin de représenter l'information pertinente de façon compacte [17].

Le développement de systèmes à base de modèles (SBM) pour l'analyse et le diagnostic des arythmies cardiaques peut être résumé par quatre systèmes représentatifs : "KARDIO" [3], l'ensemble de modèles "TICKER" [12], "EINTHOVEN" [19] et "HOLMES" [5]. KARDIO représente un travail pionnier dans le domaine des systèmes d'assistance au diagnostic, considéré souvent comme une référence dans le domaine de la représentation des connaissances. Il est constitué d'un ensemble de règles définissant des relations électrophysiologiques, qui permet la génération de nouvelles connaissances sur les phénomènes observés. En tout état de cause, selon quelques auteurs [17], le générateur de connaissances de KARDIO ne peut pas être considéré comme un modèle, car il ne s'appuie pas sur une dimension temporelle dans son exécution. Il est plutôt considéré comme une base de règles avec un niveau supérieur d'abstraction, basé sur une application conventionnelle de chaînage avant. Les trois autres systèmes sont basés sur des modèles électrophysiologiques, représentant les propriétés spatio-temporelles de l'activité cardiaque

avec des niveaux de détail croissants. Ils présentent aussi un mécanisme de raisonnement, basé généralement sur un schéma itératif d'hypothèses et de tests, qui permet la génération d'un ensemble d'explications, suivie par une phase d'élagage, afin de garder les interprétations les plus pertinentes. Cependant, parmi les systèmes mentionnés, seulement EINTHOVEN présente une structure complète de raisonnement qui a été évaluée sur plusieurs rythmes différents [20].

En dépit de l'intérêt de ces travaux et du bond significatif qu'ils ont permis d'effectuer tant sur le plan électrophysiologique (par la compréhension des mécanismes sous jacents) que sur le plan des concepts de monitoring intelligent, l'analyse de la bibliographie montre qu'aucun système présenté ne dispose d'une interface réellement souple, directe et automatique avec les signaux observés. La plupart sont basés, tel que EINTHOVEN ou HOLMES, sur une représentation symbolique des ondes de l'ECG, réalisée manuellement, indiquant le début et la fin des activités auriculaire et ventriculaire et une description morphologique qualitative de chaque onde observée sur l'électrocardiogramme (ECG). Cet inconvénient, qui se traduit dans l'impossibilité d'une application, et de ce fait d'une explication en-ligne, est lié aux implémentations figées des modèles et au fait que très peu de ces SBM disposent d'une étape de synthèse d'ECG. Afin de réaliser une telle intégration, un système appelé CARMEM (Cardiac Arrhythmia Recognition by Model-Based ECG Matching), a été mis au point [7]. Il associe les étapes de traitement du signal, un nouveau modèle semi-quantitatif de l'activité électrique cardiaque et un module de mise à jour du modèle à partir des observations, pour l'interprétation de signaux ECG.

Après un rappel sommaire des caractéristiques clefs du modèle de CARMEM, le second paragraphe présente l'approche adoptée pour réaliser l'interface entre le modèle et les observations. Le problème d'adaptation intra-battement du modèle est examiné, dans le troisième paragraphe, sous l'angle de l'optimisation numérique. L'application des algorithmes évolutionnaires (AE) à l'identification et à l'explication d'un battement est brièvement rappelée. Des résultats préliminaires sont finalement présentés dans le dernier paragraphe et soulignent qu'un battement observé peut être expliqué par l'association du modèle et du signal. Enfin, l'annexe 1 propose une introduction à l'électrophysiologie cardiaque, afin de faciliter la compréhension de certains passages de cette communication.

2 Caractéristiques de CARMEM

Une présentation détaillée du modèle de CARMEM, ainsi que des simulations de différents types de rythmes cardiaques normaux et pathologiques peuvent être trouvées dans [9]. Le modèle dynamique et semi-quantitatif de l'activité électrique cardiaque de CARMEM, se fonde sur le paradigme d'automates cellulaires. Ce modèle est inspiré

d'un modèle cardiaque précédent, développé dans notre laboratoire [16] et a été recréé spécifiquement pour son intégration dans un système de reconnaissance "en ligne".

Il convient ici de remarquer que le niveau de détail des modèles cardiaques utilisés dans le cadre d'un SBM est forcément moindre que celui des modèles physiologiques complets (comme ceux des projets Cardiome [15] ou CardioWave [6]) dû à la complexité et aux coûts de calcul associés à ces derniers. En effet, l'une des principales difficultés liées à la conception d'un SBM est la définition de ce rapport entre niveau de détail et complexité. Le niveau de détail du modèle de CARMEM est similaire à celui d'EINTHOVEN ou HOLMES, car, d'une part, ce niveau est jugé suffisant pour permettre la reproduction et l'explication d'une large gamme de rythmes et, d'autre part, il coïncide avec le niveau d'abstraction utilisé par les cardiologues pour la caractérisation d'un rythme cardiaque. Cependant, le modèle de CARMEM se différencie des SBM proposés auparavant par le fait qu'il dispose :

- D'une adaptation dynamique des paramètres : tous les paramètres du nouveau modèle peuvent être changés dynamiquement durant la simulation.
- D'une implémentation semi-quantitative : les états des automates cellulaires représentent des phases physiologiques réelles et permettent le calcul d'un potentiel d'action simplifié.
- D'une architecture ouverte : outre le caractère dynamique de chaque automate (régit par les paramètres), son niveau d'abstraction peut être également modifié (d'une résolution grossière à une résolution plus fine). Cette architecture ouverte permet aussi d'intégrer des méta-modèles, qui ont directement accès aux paramètres de chaque structure pour contrôler son aspect dynamique.
- D'une étape de synthèse de l'ECG : elle permet de comparer directement l'activité simulée par le modèle avec l'activité observée du patient.
- De la possibilité de parallélisation : le parallélisme intrinsèque du modèle à automates cellulaires le rend d'emblée implémentable sur une machine parallèle, autorisant son exécution en temps réel, même pour un très grand nombre de structures.

Le modèle de CARMEM est également capable de générer automatiquement une explication des battements simulés, à l'aide des diagrammes de Lewis. Ces diagrammes sont une représentation spatio-temporelle standardisée de la propagation de l'activité électrique cardiaque, utilisée couramment par les cardiologues pour l'interprétation des battements cardiaques [18].

Une instance du modèle de base (qui n'inclut pas toutes les structures pathologiques) est caractérisée par 6 automates représentant des structures myocardiques (ou tissu musculaire cardiaque) et 10 automates représentant les structures du tissu spécialisé de conduction cardiaque. Chaque automate est caractérisé par un ensemble de paramètres : 5 pour les structures musculaires et 6 pour les structures du tissu de conduction. Ces paramètres représentent la

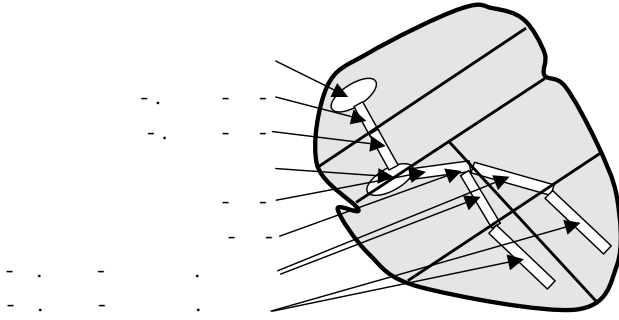


FIG. 1 – Structures cardiaques modélisées. En blanc, structures du tissu spécialisé d'excitation et de conduction; en gris, structures du tissu myocardique (OS = partie supérieure des oreillettes, OI = partie inférieure des oreillettes, VG(SI) = ventricule gauche supérieur ou inférieur, VD(SI) ventricule droit supérieur ou inférieur.

durée des différents états physiologiques de chaque tissu : la dépolarisation lente (SDD) (uniquement pour les automates du tissu de conduction), la dépolarisation rapide (UAP) et les périodes réfractaires absolue (ARP) et relative (RRP). Une illustration schématique du modèle est présentée Figure 1, où les noms associés aux principales structures cardiaques modélisées sont rappelés.

3 Approche adoptée

D'un point de vue synthétique, le problème traité dans ce travail est assimilable à la Figure 2, où deux niveaux différents de traitement de l'information interviennent : le niveau d'acquisition et de prétraitement des observations (niveau 1 ou bas niveau) et le niveau d'interprétation (niveau 2 ou haut niveau).

Le niveau 1 concerne le traitement des signaux acquis du patient et la détection des principaux événements cardiaques, comme par exemple, l'instant d'apparition des ondes P et du complexe QRS de l'ECG [1, 10]. Le niveau 2 comporte le modèle de l'activité électrique cardiaque et intègre des connaissances electrophysiologiques, afin de proposer une interprétation et/ou une simulation des phénomènes observés.

Ce travail décrit l'association des niveaux 1 et 2 de la Figure 2, qui consiste à adapter les paramètres du modèle de connaissances pour reproduire et expliquer l'observation. Cette association, essentielle pour réaliser une interprétation de l'activité cardiaque, demeure cependant complexe et nécessite :

- Une interface entre le modèle et les observations qui permet, une fois les signaux acquis et les événements d'intérêt détectés, le calcul d'une fonction d'erreur indiquant la vraisemblance de l'hypothèse testée par rapport à l'observation.
- Une adaptation intra-battement qui consiste à adapter les paramètres du modèle pour reproduire et expliquer chaque battement observé. Elle substitue les phases

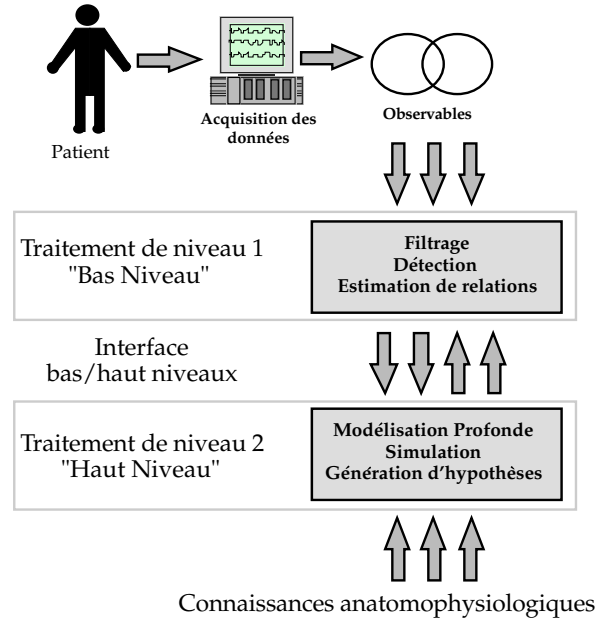


FIG. 2 – Niveaux d'un système de monitoring à base de modèles.

d'extraction de caractéristiques et de caractérisation des battements des systèmes classiques, grâce au fait que les paramètres extraits pendant l'adaptation ont une interprétation physiologique directe.

- Une adaptation inter-battement qui ajuste les paramètres du modèle, afin de reproduire le rythme cardiaque observé, en s'appuyant sur les paramètres estimés pendant le processus d'adaptation intra-battement.

4 Interface modèle - observation

On suppose disposer d'un ensemble d'observations ECG acquies du patient (ECG_O) et d'un modèle de l'activité électrique du cœur M qui a comme sortie un ensemble d'indicateurs X_S sur l'activité cardiaque modélisée, en fonction d'un ensemble de paramètres P , tel que $X_S = M(P)$.

Le premier problème traité est donc de développer une interface entre les observations du patient et la sortie du modèle profond, c'est-à-dire, de trouver une représentation de l'activité observée ($X_O = g(ECG_O)$) permettant une comparaison directe avec l'activité générée par le modèle (X_S). L'interface regroupe :

1. Le prétraitement de $ECG_{O,m}(k)$, $m=1, \dots, n$, de façon à minimiser les différents bruits et des dérives de la ligne de base.
2. La détection des ondes P (AA) et des complexes QRS (AV) sur les signaux disponibles, en utilisant les techniques développés dans [8].
3. L'extraction, par fenêtrage, du i -ème battement observé (à reproduire) :

$$B_{i,m}^o(k) = [ECG_{O,m}(\tau_i^{AV} - M_1), \dots, ECG_{O,m}(\tau_i^{AV} + M_2)]^T$$

où $ECG_{O,m}$ est la voie m de l'ECG observé, τ_i^{AV} représente l'instant d'apparition de la i -ème détection de l'AV et $(M_1 + M_2)$ est la largeur de la fenêtre, centrée sur le QRS avec $M_1=300$ ms et $M_2=500$ ms, englobant une éventuelle onde P d'instant d'apparition τ_i^{AA} . On procède de même, sur le signal synthétisé par le modèle, pour construire le battement simulé $B_{i,m}^s(k)$.

4. La normalisation de $B_{i,m}^o(k)$ et l'estimation de son axe électrique.
5. L'activation d'une instance du modèle de CARMEM. Pour chaque battement i , l'algorithme d'adaptation intra-battement est alimenté par un ensemble d'observations défini par :

$$X_{O,i} = \{ B_{i,m}^o(k), \tau_i^{AV}, \tau_i^{AA} \}$$

Les détections de l'AA qui ne sont pas contenues dans une des fenêtres $B_{i,m}^o(k)$ sont considérées comme des ondes P bloquées et déclenchent un processus d'adaptation spécifique. Afin de comparer l'activité observée ($X_{O,i}$) et synthétisée ($X_{S,i}$), un méta-algorithme de CARMEM est utilisé pour adapter les paramètres du modèle et pour obtenir l'ensemble de valeurs simulées :

$$X_{S,i} = \{ B_{i,m}^s(k), \tau_S^{AV}, \tau_S^{AA} \}$$

où $B_{i,m}^s(k)$ représente le i -ème battement synthétisé et τ_S^{AV}, τ_S^{AA} , les instants simulés d'apparition des complexes QRS et des ondes P , respectivement. Ce méta-algorithme est aussi chargé de calculer la fonction d'erreur entre $X_{O,i}$ et $X_{S,i}$, et dépend du choix de la méthode d'adaptation intra-battement. La meilleure solution estimée (*i.e.* l'ensemble de paramètres du modèle qui reproduit au mieux le battement observé) est retenue pour chaque battement et listée avec son diagramme de Lewis, généré automatiquement par le modèle. Une description symbolique de chaque onde est également générée par le modèle à ce niveau. Les paramètres contenus dans cette liste de caractérisation intra-battement peuvent être utilisés pour l'explication globale du rythme.

5 Adaptation intra-battement par algorithmes évolutionnaires

L'interprétation des battements revient ici à trouver les paramètres de chaque structure cardiaque modélisée, reproduisant au mieux la représentation du battement observé. Dans ce sens, l'adaptation intra-battement peut être vue comme un problème d'optimisation qui consiste à estimer l'ensemble optimal des paramètres P_i^* , qui minimise une fonction d'erreur qui associe les représentations des activités synthétisée et observée. L'utilisation d'un modèle de connaissances présente l'avantage d'apporter une interprétation physiologique directe de ces paramètres. Cependant, elle induit les difficultés suivantes à maîtriser :

- En raison de la nature semi-quantitative du modèle de CARMEM, la fonction d'erreur n'est pas différentiable

par rapport aux paramètres de chaque structure modélisée. Cette caractéristique empêche l'utilisation d'algorithmes déterministes d'optimisation, comme les algorithmes de descente par gradient.

- Il existe un grand nombre de paramètres à optimiser. Une analyse réalisée dans une étude préalable a montré que, 56 paramètres sur les 97 paramètres qui caractérisent le modèle cardiaque, sont directement impliqués dans l'adaptation intra-battement [9].
- L'adaptation des paramètres du modèle pour reproduire l'ECG observé est comparable, à un niveau de détail moindre, au problème inverse de l'électrocardiographie et reste donc un problème mal posé. Particulièrement, la non bijection entre les paramètres du modèle et l'ECG synthétisé se traduit par l'existence de plusieurs minima locaux dans la fonction d'erreur.

Ces difficultés imposent l'utilisation d'une technique d'optimisation qui soit : *i)* indépendante de l'existence de la dérivée de la fonction d'erreur par rapport aux paramètres (*i.e.* la recherche des solutions doit être basée uniquement sur l'évaluation de la fonction d'erreur), *ii)* adaptée aux problèmes complexes incluant un grand nombre de paramètres et de multiples optima locaux et *iii)* robuste. Deux types de méthodes d'optimisation semblent adaptés à ce problème : les méthodes de recherche exhaustive et les approches basées sur une recherche combinatoire ou stochastique. Les premières ont été écartées dans la mesure où elles provoquent des temps de calcul importants. Les secondes amènent à considérer les algorithmes évolutionnaires [11, 13].

La mise en œuvre de l'AE a nécessité de définir : la représentation des individus, la méthode d'initialisation, la fonction d'erreur et les opérateurs génétiques. La Figure 3 illustre graphiquement l'application de l'AE pour l'adaptation intra-battement. Succinctement :

- chaque individu de l'AE représente une instance du modèle complet et ses chromosomes, à valeurs réelles, sont associés aux paramètres physiologiques de chaque structure du modèle cardiaque ;
- des individus représentant des battements normaux et des battements pathologiques couramment observés en pratique clinique, sont introduits dans la population initiale ;
- la fonction d'erreur est définie à partir de : *i)* la différence morphologique, échantillon à échantillon, entre les battements observé et synthétisé et *ii)* la différence des instants d'apparition des ondes P et des complexes QRS observés et synthétisés ;
- le processus de sélection est basé sur la méthode de classement, adaptée pour la minimisation d'une fonctionnelle ;
- les opérateurs de mutation par creep géométrique et de recombinaison uniforme et heuristique ont été utilisés [13].

En particulier, cette adaptation a imposé d'effectuer des modifications sur les opérateurs génétiques classiques pour

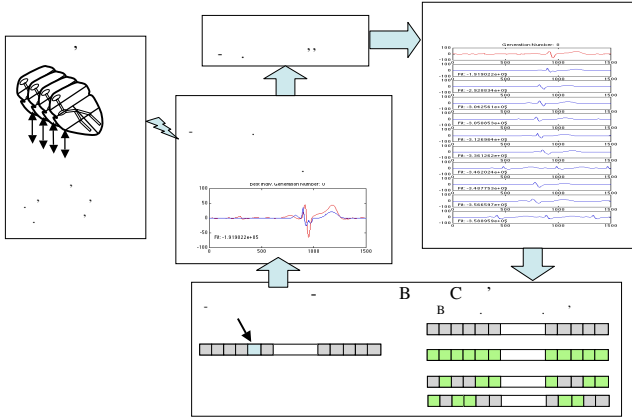


FIG. 3 – Diagramme général de l'algorithme évolutionniste utilisé pour l'adaptation intra-battement.

intégrer la connaissance physiologique. À titre d'exemple, la durée des ondes est directement associée au paramètre UAP des structures cardiaques, ce qui limite les valeurs possibles de ce paramètre à un intervalle fermé, défini par rapport à la physiologie. Ces différents aspects concernant l'AE sont présentés en détail dans [7].

6 Résultats

Avant d'effectuer l'évaluation du processus d'adaptation intra-battement, plusieurs tests ont été réalisés sur des battements normaux et pathologiques, afin de trouver les valeurs appropriées des paramètres de l'algorithme évolutionnaire. Les meilleurs résultats de convergence ont été obtenus avec une probabilité de mutation p_m relativement haute (proche de 0.6), une probabilité de recombinaison p_r proche de 0.3. La taille de la population a été fixée à 50 individus. Le critère d'arrêt est accepté si aucune amélioration de la solution n'est trouvée pendant 15 générations consécutives ou si le nombre maximal d'itérations (fixé à 300) est achevé. Les résultats sont calculés en utilisant la dérivation ECG la plus représentative de la pathologie à reproduire.

6.1 Adaptation intra-battements

Trois exemples d'adaptation intra-battement sont présentés dans ce paragraphe. Le premier décrit l'adaptation d'un battement normal. Le deuxième explique une pathologie associée à un retard de conduction dans la branche gauche (*c.f.* annexe) et le troisième, également pathologique, présente une activité ventriculaire ectopique. Les battements présentés dans le premier et le troisième exemple ont été extraits de l'enregistrement 100 et le deuxième de l'enregistrement 111 de la base de données MIT-BIH [14]. L'explication générée par le modèle a été comparée à celle décrite dans la base. Pour chaque exemple, le meilleur individu de la population initiale de l'AE d'adaptation intra-battement est présenté avec son diagramme de Lewis. Le meilleur individu de quelques générations postérieures

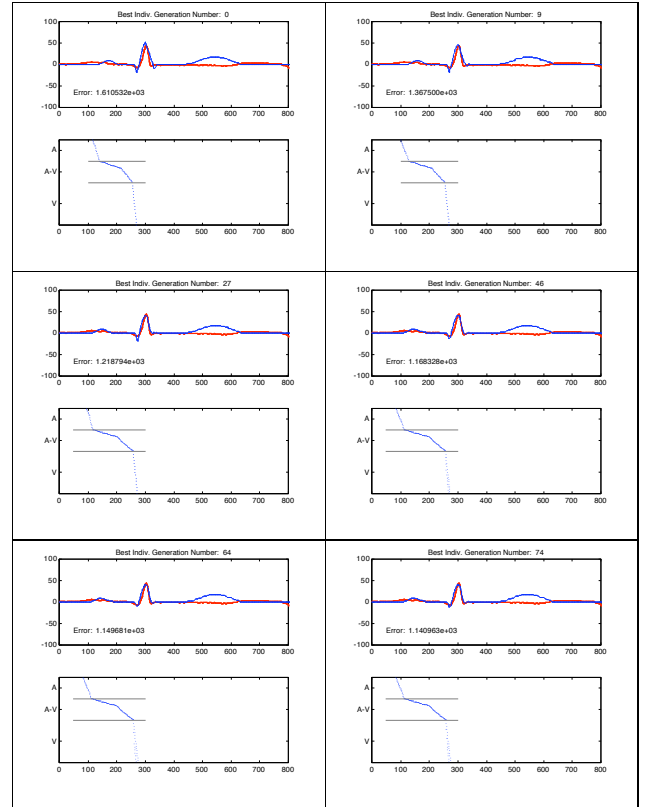


FIG. 4 – Adaptation du modèle à un battement sinusal de l'enregistrement 100 de la base de données MIT-BIH. Chaque élément montre le battement observé (ligne plus épaisse) et le battement synthétisé (ligne plus fine) avec son diagramme de Lewis pour le meilleur individu de quelques populations de l'AE d'adaptation intra-battement.

est également présenté afin de montrer les différentes hypothèses qui sont posées pendant l'évolution de l'AE.

Exemple 1 : Battement normal (Figure 4). Le meilleur individu de la population initiale (génération 0) représente, en fait, un battement normal avec un *QRS* symétrique de plus grande amplitude et une onde *P* déplacée par rapport à l'observation (Figure 4). Dans la génération 9, l'instant d'apparition de l'onde *P* simulée est plus proche de l'onde *P* observée et l'amplitude du *QRS* simulé est plus réduite. Cette tendance est notable à la génération 27. Dans la génération 46, émerge une nouvelle hypothèse - un petit délai de conduction dans la branche gauche - qui explique le léger retard du front ascendant de l'onde *R* observée. Cette hypothèse demeure le meilleur individu jusqu'à la convergence de la population, dans la génération 74, où la morphologie du *QRS* et l'instant d'apparition de l'onde *P* sont assez proches de l'observation. L'onde *T* biphasique du battement observé ne peut pas être reproduite par le modèle à cause des limitations dans les gabarits d'onde *T* utilisés par ce dernier [9].

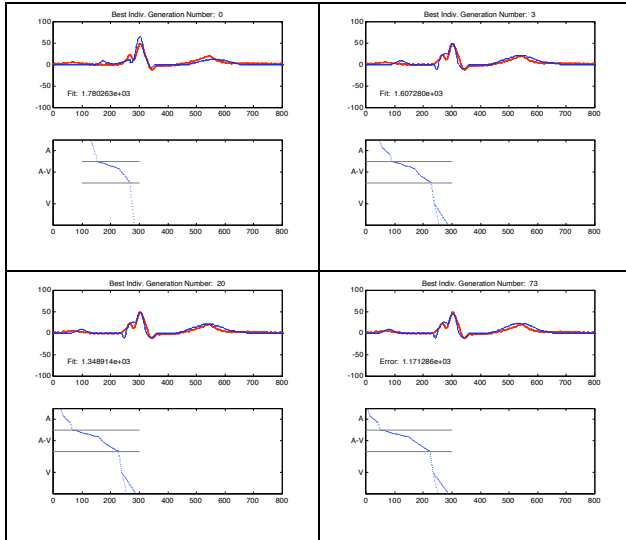


FIG. 5 – Adaptation du modèle à un battement avec bloc de branche gauche de l’enregistrement 111 de la base de données MIT-BIH.

Exemple 2 : Bloc de branche gauche (Figure 5). La Figure 5 montre quelques générations de l’AE d’adaptation intra-battement pour un complexe présentant un bloc de branche gauche. Au début du processus d’adaptation (entre les générations 0 et 2), l’individu le plus adapté présente un battement pathologique (connue comme “conduction par un faisceau accessoire”) qui explique l’énergie trouvée au début du *QRS* et une conduction ventriculaire légèrement retardée. Cependant, la génération 3 et les suivantes convergent vers l’hypothèse de bloc de branche gauche (voir diagramme de Lewis de 3 à 73). À partir de la troisième itération, l’adaptation cherche à améliorer l’instant d’apparition de l’onde *P* et, dans un degré moindre, la morphologie du complexe *QRS*. L’évolution du diagramme de Lewis (*i.e.* l’explication du battement) est notable entre les différentes générations. Il représente, à la fin de l’adaptation, des retards de conduction importants dans les structures atrio-ventriculaires et un délai important de conduction dans la branche gauche (bloc de branche gauche). Cette solution est consistante avec l’annotation de la base de données.

Exemple 3 : Extrasystole ventriculaire (Figure 6). Pour cet exemple (Figure 6), le meilleur individu de la population initiale représente une extrasystole d’origine ventriculaire gauche inférieure avec une conduction rétrograde jusqu’aux oreillettes et confirmée par l’annotation de la base MIT. L’erreur est légèrement réduite pendant les générations suivantes et, à la génération 14, une explication appropriée du battement est disponible. Néanmoins, les gabarits utilisés pour la synthèse de l’onde *T* montrent à nouveau leurs limitations pour reproduire l’onde *T* observée et la poursuite du processus d’adaptation provoque l’élimination de cette solution. Dans l’itération

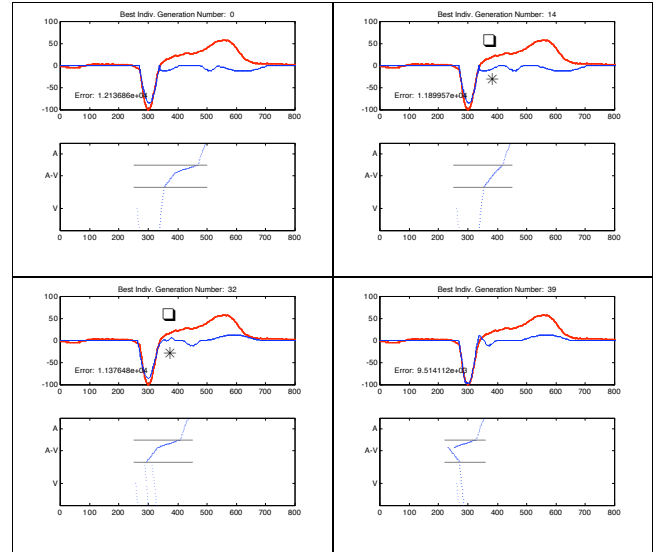


FIG. 6 – Application de l’algorithme d’adaptation intra-battement à une extrasystole ventriculaire de l’enregistrement 100 de la base MIT-BIH.

32, une nouvelle hypothèse est émise, dans laquelle l’onde *T* synthétisée est plus proche de celle observée. La description de cette solution montre encore une première activation ectopique dans le ventricule gauche qui est conduite de façon rétrograde au travers de la branche gauche du faisceau de His et vers les oreillettes. En même temps, l’impulsion est transmise vers la branche droite, activant de façon antérograde le ventricule droit pour produire une onde *T* positive. Une nouvelle hypothèse est acceptée dans la génération 39, où deux impulsions sont générées (une d’origine jonctionnelle et une autre dans le ventricule gauche). L’activation jonctionnelle présente une conduction rétrograde vers les oreillettes et une conduction antérograde vers les ventricules. Cette activation antérograde n’arrive pas à dépolariser le ventricule gauche, qui a été activé préalablement par le foyer ectopique ventriculaire gauche.

L’aspect le plus intéressant de ce résultat peut être observé entre les itérations 14 et 32, où l’onde *P* négative générée par le modèle (symbole $\square$), produite par l’activation rétrograde des oreillettes, coïncide avec celle du battement observé (symbole $*$). Cet exemple montre comment la connaissance du modèle peut être utilisée pour générer des hypothèses sur la localisation des ondes, en particulier les ondes *P* difficiles à détecter.

Résultats du test de robustesse. Les propriétés générales de robustesse des AE ont été étudiées largement dans la littérature [2, 13]. Cependant, l’efficacité des opérateurs génétiques modifiés et la variabilité des interprétations proposées pour un battement nécessite d’être évaluée. La procédure d’évaluation consiste à appliquer 35 réalisations de l’algorithme évolutionnaire d’adaptation intra-battement à chacun des battements sélectionnés de

la base de données MIT-BIH. Chaque réalisation de l'AE est arrêtée quand l'erreur du meilleur individu de la population est plus faible qu'un seuil fixé préalablement. Pour chaque tirage, l'ensemble des paramètres d'interprétation est conservé (temps global de conduction, diagramme de Lewis, paramètres des structures, ...).

La Figure 7 présente quatre solutions différentes, représentatives des 35 réalisations de l'adaptation intra-battement, appliquées au battement de l'exemple 2. Il convient de remarquer que, même si les diagrammes de Lewis diffèrent légèrement, l'interprétation proposée par ces solutions distinctes reste cohérente. Par exemple, le retard de conduction entre les oreillettes et les ventricules (retard A-V) observé dans ce battement peut être expliqué par une conduction très lente au niveau du nœud AV et une conduction quasi normale au travers des branches, (Figure 7a), ou, par des conductions également lentes au travers du nœud AV et des branches (Figure 7b à d), le temps de conduction entre les oreillettes et les ventricules restant toujours comparable. Certaines différences du même type peuvent être également observées dans la branche droite (voir, par exemple, Figure 7c et d).

Afin de quantifier statistiquement cette variabilité, ces résultats sont montrés à l'aide des graphiques de boîtes à moustaches Figure 7e, où les valeurs correspondantes des quatre solutions reproduites sont identifiées avec des symboles différents. Les solutions obtenues de toutes les réalisations fournissent des valeurs similaires de temps globaux de conduction, confirmant la robustesse de l'interprétation pour ce battement. La dispersion la plus faible est observée pour le temps de conduction de la branche gauche, qui est un paramètre clé pour la pathologie identifiée. Les dispersions les plus importantes sont observées pour les temps de conduction du nœud AV (A-V) et pour la branche droite. Bien que le temps de conduction auriculaire (oreillettes) présente une dispersion faible, 6 *outliers* sont observés (symbole '+'). Deux de ces *outliers*, marqués avec les symboles O et □, sont représentés Figure 7b et c. Cette représentation montre que l'interprétation du battement reste correcte, en dépit des *outliers* estimés sur la partie auriculaire, ces derniers s'expliquant par la faible amplitude de l'onde P observée.

6.2 Succession des battements

Une version simplifiée d'une adaptation inter-battement a été mise en œuvre et a permis de mieux identifier les contraintes qu'imposent cette adaptation. En partant des solutions trouvées pour chaque battement du rythme observé (au moyen de l'AE d'adaptation intra-battement), l'objectif a été ici de reproduire les instants d'apparition des battements observés. Ceci a été effectué en calculant la valeur du paramètre *SDD* de la structure qui génère le battement et en réinitialisant le modèle après la reproduction de chaque battement du rythme.

La Figure 8 montre la reproduction d'un rythme sinusal accompagné d'un bloc A-V et d'un bloc de branche gauche

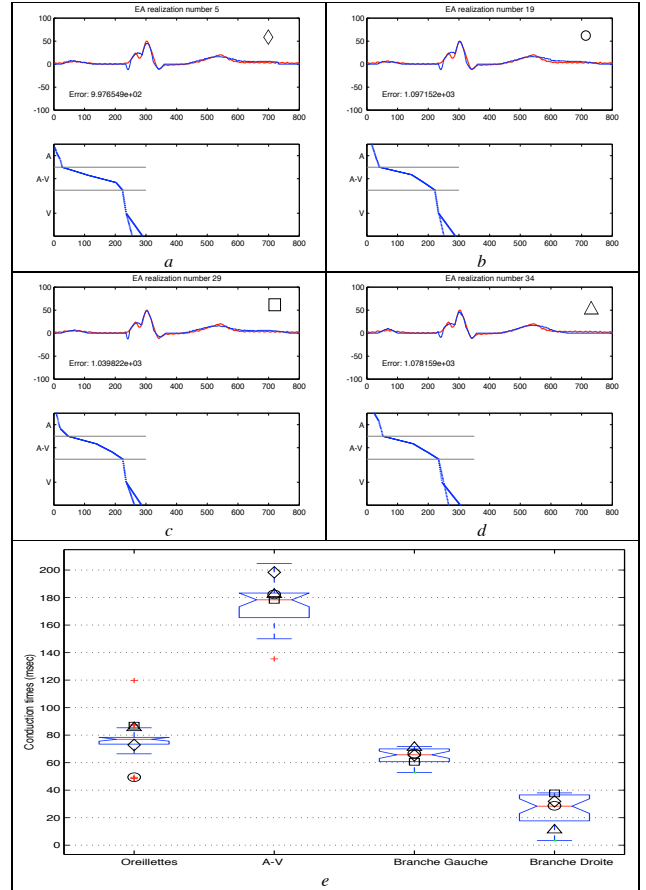


FIG. 7 – Quatre solutions obtenues de différentes réalisations de l'algorithme d'adaptation intra-battement pour le même battement observé. Panneau e : Boîtes à moustaches des temps de conduction au travers des oreillettes, de la jonction A-V et des branches gauche et droite, calculés à partir de 35 réalisations distinctes de l'adaptation intra-battement. Les symboles ◇, O, □, et △ montrent, respectivement, la position des solutions a, b, c et d sur chaque boîte.

(enregistrement 111 de la base MIT). L'adaptation du premier battement du rythme a été décrite dans l'exemple 2. Le processus d'adaptation pour les battements suivants a utilisé, dans l'étape d'initialisation, l'individu final de l'exemple 2, apportant des modifications minimales. Il en est de même pour la Figure 9, où un rythme de l'enregistrement 100 a été reproduit. Il présente quatre battements d'origine sinusale (adaptés dans l'exemple 1) et un battement ectopique ventriculaire (adapté dans l'exemple 3). Pour la reproduction du battement ectopique, l'individu de la génération 14 a été retenu (c.f. Figure 6).

7 Discussion

L'algorithme d'adaptation intra-battement a été appliqué plusieurs fois sur chacun des battements présentés dans la section précédente et aussi sur plusieurs réalisations de

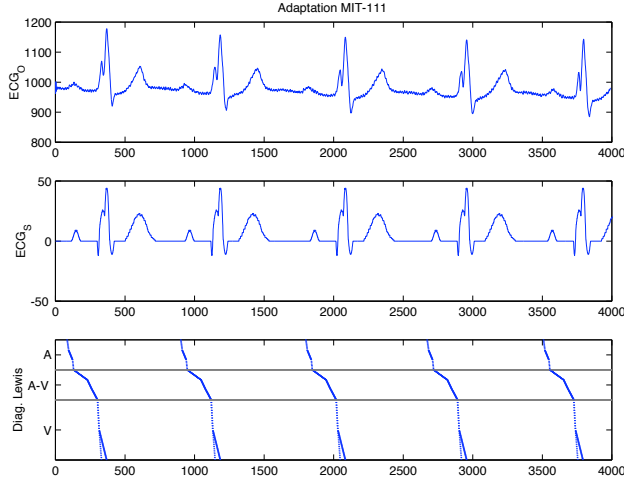


FIG. 8 – Reproduction d’un segment de l’enregistrement 111 de la base MIT-BIH en utilisant les sorties du processus d’adaptation intra-battement.

ces complexes, afin d’évaluer la robustesse de la méthode. Pour les battements d’origine supra-ventriculaire (avec ou sans troubles de conduction), les solutions obtenues, après la convergence des différentes répliques, ont présenté des petites différences, mais l’interprétation du battement au moyen du diagramme de Lewis est toujours restée identique.

Pour les battements d’origine ectopique et les échappements ventriculaires, la structure pacemaker restait cohérente pendant les répliques, mais des différences importantes ont été observées dans le chemin de conduction (Figure 6). Ces explications représentent cependant des minima locaux qui ont toujours conduit à des bonnes reproductions morphologiques du battement observé et, par conséquent, à des faibles erreurs. La plupart des erreurs de convergence observées dans l’adaptation des battements d’origine ventriculaire est liée aux limitations du modèle dans la synthèse de l’onde T .

Un autre résultat intéressant concerne l’utilisation potentielle du modèle dans la détection des ondes, particulièrement l’onde P ¹. En effet, si l’instant d’apparition de l’onde P observée n’est pas introduit comme paramètre dans l’algorithme d’adaptation intra-battement (cas d’un oubli de l’étape de détection), seule l’erreur morphologique est utilisée dans la fonction d’erreur. Bien que ceci implique une convergence plus lente, si l’onde P observée présente une amplitude raisonnable, l’AE est capable de retrouver sa position par minimisation de l’erreur morphologique. De plus, dans des cas où l’onde P n’est pas facile à identifier, comme dans l’exemple 3 du dernier paragraphe, la connaissance implicite dans le modèle sur le système de conduction cardiaque permet d’émettre une hypothèse sur sa localisation.

¹Il convient ici de souligner que la détection robuste de l’onde P demeure encore aujourd’hui un problème non résolu.

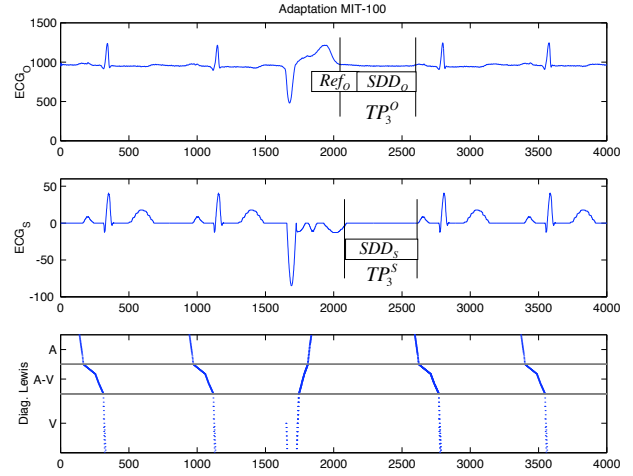


FIG. 9 – Reproduction d’un segment de l’enregistrement 100 de la base MIT-BIH en utilisant les sorties du processus d’adaptation intra-battement.

En ce qui concerne la reproduction des rythmes observés, l’approche proposée demeure simple. Dans les rythmes reproduits, la liaison entre les battements $i-1$ et i est effectuée en modifiant uniquement la période SDD de la structure pacemaker du battement i et ne prend pas en compte ni les phénomènes physiologiques qui régissent le battement $i-1$, ni la transition continue de l’état physiologique de chaque structure entre la fin du battement $i-1$ et le début du battement i . Un exemple de cette limitation peut être vu sur la Figure 9. Dans la réalité physiologique, le segment TP_3^O est la conséquence *i)* du repos compensateur (Ref_o), qui est dû aux périodes réfractaires des structures auriculaires dépolarisées de façon rétrograde dans le battement ectopique et *ii)* de la période de dépolarisation lente du nœud sinusal (SDD_O), qui suit la fin de la période réfractaire relative. Dans la simulation du rythme, les états physiologiques des structures modélisées sont re-initialisés à la fin du battement ectopique simulé (fin de l’onde T) et l’intervalle TP_3^S calculé dépend uniquement de la valeur SDD_S du nœud sinusal.

8 Conclusion

Cette communication est centrée sur l’interprétation du rythme et de battements cardiaques à base de modèles. Outre le modèle qui regroupe les connaissances électrophysiologiques, trois étapes clefs ont été identifiées comme nécessaires : l’interface entre le modèle et les observations, l’adaptation intra-battement et l’adaptation inter-battement (ce dernier point n’ayant été que partiellement traité). À la différence des interfaces manuelles utilisées dans les systèmes actuels d’analyse à base de modèles du rythme cardiaque, l’interface proposée est entièrement automatique et s’appuie sur les algorithmes de détection robuste des activités auriculaire et ventriculaire reportés dans la littérature. Une autre caractéristique originale de l’interface

réside dans le fait que l'élément principal de comparaison entre l'observation du patient et l'activité modélisée s'appuie sur le signal ECG. À notre connaissance, CARMEM est le seul SBM capable de fournir une telle intégration.

L'adaptation intra-battement diffère notablement de celle présente dans les SBM actuels, réduite souvent à une base de règles de logique du premier ordre. Les algorithmes évolutionnaires ont été considérés pour réaliser l'optimisation intra-battement. Des connaissances physiologiques ont été intégrées pour la représentation des individus, pour les opérateurs génétiques et pour la fonction d'erreur. Cette dernière est définie en considérant l'erreur morphologique entre l'ECG mesuré et simulé et les instants d'activation des ondes *P* et des complexes *QRS*. L'initialisation de la population s'appuie sur les hypothèses observées le plus souvent en pratique clinique et représente une aide pour parcourir l'espace de recherche. L'intégration de la connaissance électrophysiologique dans les opérateurs génétiques (mutation et recombinaison) s'est révélée efficace en tant que méthode pour améliorer la robustesse et la vitesse de convergence du processus d'adaptation.

Les résultats préliminaires d'adaptation soulignent les trois caractéristiques suivantes :

- Bien que la morphologie des battements reproduits ne soit pas exacte à l'observation, l'interprétation du battement, au moyen du diagramme de Lewis, reste toujours valable, particulièrement pour les activations antérogrades.
- Le modèle peut aussi être utilisé comme source de connaissance pour améliorer la détection des ondes *P*, notamment pour la réduction des non-détections.
- L'adaptation du modèle à une fausse détection du complexe *QRS* (*i.e.* un artefact) converge généralement vers une solution aberrante, sous réserve, bien entendu, que ce transitoire soit morphologiquement différent du *QRS*.

Ces caractéristiques sont, bien évidemment, intéressantes et montrent que les connaissances anatomophysiologiques peuvent être utilisées afin d'expliquer les troubles sous-jacents pour mieux localiser leur origine. En synthèse, l'approche proposée permet de générer des hypothèses à partir des mesures produites par les algorithmes de traitement du signal, de discriminer des hypothèses candidates pour ne retenir que la (les) hypothèse(s) la (les) plus vraisemblable(s) eu égard aux observables. À plus long terme, on peut envisager l'explication entre l'écart d'un état attendu et d'un état observé.

Cependant, différentes limitations persistent et représentent les orientations du développement futur. La plus importante est liée à l'étape de synthèse de l'ECG. Bien que les gabarits construits soient très efficaces dans le cas des activations antérogrades, leur signification physiologique est réduite dans le cas des activations rétrogrades, limitant la capacité du modèle à reproduire et à expliquer ces phénomènes. Des améliorations aux gabarits existants ou le développement d'une méthode de synthèse d'ECG par source équivalente, représentent des

alternatives à considérer.

Enfin, l'étape d'adaptation inter-battement, qui vise à reproduire l'activité globale du rythme comme les intervalles *RR* ou *PP*, doit être encore développée. Les deux exemples de reproduction de rythme de la base de données MIT présentés, qui utilisent un algorithme très simple d'adaptation inter-battement, permettent d'identifier la complexité du problème. Cette adaptation doit, d'une part, prendre en compte les solutions individuelles de l'adaptation intra-battement (explication du battement) et, d'autre part, préserver l'état physiologique global et la continuité de valeurs des paramètres des structures modélisées, entre les battements consécutifs (explication du rythme).

Annexe : Notions d'électrophysiologie cardiaque

Cette annexe présente une description très brève de l'électrophysiologie cardiaque, principalement dans le but de présenter le vocabulaire exigé au lecteur non-familiarisé. Une description plus détaillée peut être obtenue à partir d'un livre de physiologie ou d'électrophysiologie, comme [4].

Le cœur est l'organe responsable de la fonction de pompe dans le système cardiovasculaire. Il est divisé en quatre chambres (Figure 10). Les oreillettes sont les deux chambres supérieures et reçoivent le sang qui sera conduit aux ventricules. Ces dernières pompent le sang aux poumons et à la circulation systémique. La fonction cardiaque est commandée par une activité électrique, qui est produite et transmise par un tissu spécialisé (ou tissu nodal) dispersé dans le cœur. L'automatisme et la rythmicité sont deux caractéristiques propres au tissu nodal.

Dans des conditions normales, le nœud sinusal, situé dans la partie supérieure de l'oreillette droite, génère une activité électrique spontanée, devenant le stimulateur ou le pacemaker naturel du cœur. Cette activité électrique est transmise dans une base radiale au travers des oreillettes vers le nœud atrio-ventriculaire (ou nœud AV) où la conduction est retardée, afin de permettre aux oreillettes de se contracter et au sang de couler vers les ventricules. Après ce retard, l'impulsion électrique est conduite par le faisceau de His et par ses subdivisions : les branches gauche et droite. L'impulsion atteint finalement les cellules myocardiques des ventricules pour initier la contraction ventriculaire. Dans des conditions pathologiques, la stimulation initiale peut être générée dans une structure différente du nœud sinusal (ou "foyers ectopiques"), ou encore, l'impulsion peut être retardée ou "bloquée" à différents endroits du tissu spécialisé (fréquemment au niveau des branches gauche ou droit).

L'activité électrique produite par le cœur peut être détectée sur le thorax du patient au moyen d'un ensemble d'électrodes et d'une instrumentation spécifique. L'enregistrement de cette activité électrique est connu comme l'électrocardiogramme (ECG). La représentation d'un bat-

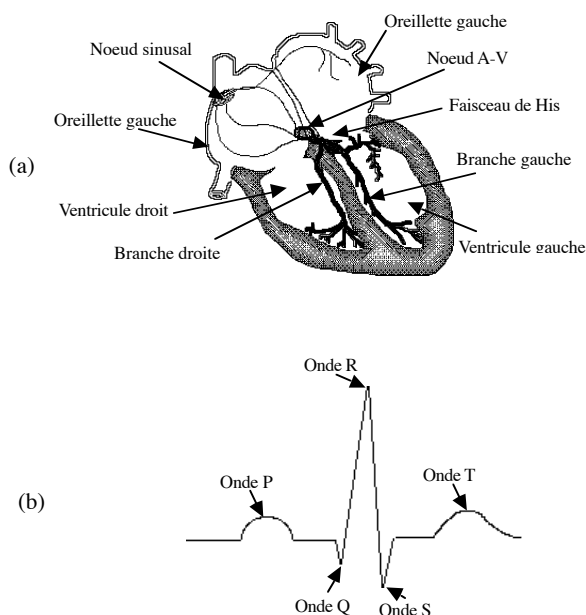


FIG. 10 – (a) Anatomie du cœur et de son système spécialisé d'excitation-conduction. (b) Ondes principales de l'électrocardiogramme (ECG).

tement sur l'ECG est constituée de différentes ondes : l'onde P, associée à l'activation électrique des oreillettes, le complexe QRS, représentant l'activation des ventricules et l'onde T, qui caractérise la phase de repolarisation électrique des ventricules. L'amplitude et la morphologie de chaque onde dépend de la dérivation ECG observée et de l'état pathologique du patient. En pratique clinique, le diagnostic des arythmies cardiaques exige l'analyse des 12 dérivations ECG différentes et l'interprétation est basée sur l'instant d'apparition et la morphologie de chaque onde observée.

Références

- [1] V. X. Afonso, W. J. Tompkins, T. Q. Nguyen, and L. Shen. Ecg beat detection using filter banks. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 46(2) :192–202, 1999.
- [2] D. Beasley, D. R. Bull, and R. Martin. An overview of genetic algorithms : Part 2, research topics. *University Computing*, 15(4) :170–181, 1993.
- [3] I. Bratko, I. Mozetic, and N. Lavrac. *KARDIO : A study in deep and qualitative knowledge for expert systems*. The MIT Press, Cambridge, Mass., 1989.
- [4] J. Gay, M. Desnos, and P. Benoit. *L'Electrocardiogramme*. Editions Frison-Roche, Paris, 1990.
- [5] M. Guertin. *Abductive inference of events : diagnosing cardiac arrhythmias*. PhD thesis, Boston University, 1996.
- [6] C. S. Henriquez. Simulating the electrical behavior of cardiac tissue using the bidomain model. *Crit Rev Biomed Eng*, 21(1) :1–77, 1993. 93373635 0278-940x Journal Article Review Review, Academic.
- [7] A. Hernández. *Fusion de signaux et de modèles pour la caractérisation d'arythmies cardiaques*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 2000.
- [8] A. I. Hernández, G. Carrault, and F. Mora. Improvement of a p-wave detector by a bivariate classification stage. *Transactions of the institute of measurement and control*, 22(3) :309–320, 2000.
- [9] A. I. Hernández, G. Carrault, F. Mora, and A. Bardou. Overview of carmem : A new dynamic quantitative cardiac model for ecg monitoring and its adaptation to observed signals. *Acta Biotheoretica*, 48 :303–322, 2000.
- [10] A. I. Hernández, G. Carrault, F. Mora, L. Thoraval, G. Passariello, and J. M. Schleich. Multisensor fusion for atrial and ventricular activity detection in coronary care monitoring. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 46(10) :1186–1190, 1999.
- [11] J. H. Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. MIT Press, 1975.
- [12] J. Hunter and I. Kirby. Ticker : A qualitative model of the electrical system of the heart. In *Res. Dev. in Exp. Syst. XII*, pages 293–307. Information Press, 1995.
- [13] Z. Michalewicz. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer-Verlag, New York, 1994.
- [14] G. B. Moody, R. G. Mark, and A. L. Goldberger. Physionet : a web-based resource for the study of physiologic signals. *IEEE Eng Med Biol Mag*, 20(3) :70–5., 2001.
- [15] D. Noble. Modeling the heart—from genes to cells to the whole organ. *Science*, 295(5560) :1678–82, 2002. 21862322 1095-9203 Journal Article Review Review, Tutorial.
- [16] P. Siregar, J. L. Coatrieux, and P. Mabo. How can deep knowledge be used in ccu monitoring? *IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 12(4) :92–99, 1993.
- [17] S. Uckun. Intelligent systems in patient monitoring and therapy management. a survey of research projects. *Int-J-Clin-Monit-Comput*. 1994 Nov ;, 11(4) :241–253, 1994. English.
- [18] G. S. Wagner and H. J. Marriott. *Marriott's Practical Electrocardiography*. Lippincott Williams and Wilkins, New York, 10 th edition, 2001.
- [19] L. E. Widman. The einthoven system : toward an improved cardiac arrhythmia monitor. *Annu Symp Comput Appl Med Care*, pages 441–445, 1991.
- [20] L. E. Widman and D. A. Tong. An algorithm for complete enumeration of the mechanisms of supraventricular tachycardias that use multiple atrioventricular, av nodal, and/or mahaim pathways. *Artif Intell Med*, 7(4) :361–386, 1995.