



## SYNTHÈSE ET RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE D'ECGs PAR MODÈLES MARKOVIENS CACHÉS

L. THORAVAL, G. CARRAULT, J.M. SCHLEICH\*

*Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image, CJF 93-04, 35042 Rennes Cedex.*

*\* Service de Cardiologie B, CHRU de Rennes.*

### RESUME

D'un point de vue traitement du signal, l'ECG se présente comme un signal aléatoire, composite, structuré, de nature segmentale. Par ces quatre propriétés, le signal ECG se prête particulièrement bien à une modélisation par chaînes de Markov cachées. Cet article présente une synthèse des travaux que nous avons réalisés dans ce domaine. Deux approches sont décrites : la première cherche à simuler, par modélisation profonde du processus électrophysiologique générateur, le signal ECG, la seconde vise à reconnaître les éléments constituant le signal. Quelques résultats d'application accompagnent cette présentation et illustrent l'intérêt de la démarche en ECG.

### I-INTRODUCTION

Au vu de l'accroissement constant des procédures de surveillance automatique de l'ECG en unités de soins intensifs (monitoring ECG) ou hors unité (Holter ambulatoire longue durée) et des déficiences que manifestent encore aujourd'hui les systèmes chargés d'analyser les signaux ECGs, une nouvelle approche, basée sur les Modèles de Markov Cachés (MMCs), est présentée, restreinte au cadre de la reconnaissance automatique d'arythmies, cardiopathies fréquemment rencontrées dans le syndrome de menace d'infarctus du myocarde. D'un point de vue médical, l'ECG renseigne à la fois sur la structure, la forme, l'orientation, la taille et l'état de santé du tissu contractile myocardique, mais aussi sur la direction, la chronologie, le déroulement des processus d'activation auriculaires et ventriculaires et les rapports mutuels existant entre contractions auriculaires et contractions ventriculaires.

La première partie de cette communication justifie l'intérêt de l'approche markovienne cachée en modélisation du signal ECG. La seconde présente les grandes lignes d'application des MMCs en modélisation profonde du signal ECG et illustre, au travers d'un exemple d'arythmie, les potentialités de ce type de modèles en ECG. La troisième section introduit et développe la notion de modèle de surface en présentant une des approches

### ABSTRACT

From a signal processing point of view, the ECG is a random, composite, structured signal of segmental nature. Considering these four properties, hidden markov modeling approach seems well suited to the analysis of ECG. This article synthesizes the works we have conducted in this domain. Two distinct approaches are presented : the former introduces deep knowledge about the anatomy and physiology of the heart while the latter considers ECG as a sequence of unipolar waveforms and presents an alternative way for ECG pattern recognition application. Both approaches are illustrated by examples of ECG simulation and recognition.

que nous avons mise en oeuvre en reconnaissance. Les premiers résultats qualitatifs sont ensuite présentés. Il convient de souligner que la présentation retenue ici se veut plus descriptive que théorique, le détail des développements mathématiques pouvant être trouvé dans [4].

### II-APPROCHE RETENUE ET MOTIVATION

D'un point de vue traitement du signal, l'ECG se présente comme un signal aléatoire, composite, structuré, de nature segmentale : i) aléatoire, par le déroulement spatio-temporel non déterministe des processus électrophysiologiques intracardiaques, ii) composite, par l'alphabet des formes d'ondes et des espaces inter-formes constitutifs du signal, iii) structuré, par les multiples syntaxes d'agencement temporel de ces formes, caractéristiques des différents troubles du rythme susceptibles d'apparaître, iv) de nature segmentale, par la nécessité de retrouver la séquence de segments ECGs optimale permettant d'inférer celle des différentes phases d'activité électrophysiologique profonde qu'a pu traverser le tissu myocardique au cours du temps.

Par ces quatre propriétés, le signal ECG se prête particulièrement bien à une analyse par MMCs, l'approche



étant, du point de vue de la reconnaissance, globalement similaire à celle empruntée en parole. D'ailleurs, plusieurs parallèles se dégagent entre ces deux champs d'application :

- Choix de l'unité minimale distinctive : le phonème, l'allophone, le triphone pour la parole, les sous-unités constitutives d'une forme d'onde ECG (début, milieu, fin), l'onde, le cycle pour l'ECG.

- Complexité de reconnaissance : reconnaissance de mots isolés, de mots enchaînés, de parole continue d'un côté, de cycles cardiaques isolés, de cycles enchaînés, ou d'ECG longue durée de l'autre.

- Caractère dépendant/indépendant du locuteur en parole, dépendant/indépendant du patient en ECG.

- Performances de reconnaissance : taille du vocabulaire reconnaissable par un système en parole, ensemble des mécanismes arythmiques potentiellement reconnaissables par un système de surveillance en ECG.

### III- MODÉLISATION PROFONDE

La modélisation ECG haut niveau intègre de manière explicite des connaissances médicales sur l'anatomophysiologie cardiaque (électrophysiologie cellulaire, modalités de propagation spatio-temporelle des fronts d'activation, ...) et les troubles du rythme (physiopathologie cellulaire, mise en place des mécanismes arythmiques). Elle s'appuie sur les travaux réalisés par Doerschuk [5] et vise à concevoir des modèles dits profonds, explicatifs des comportements arythmiques du myocarde et intégrables dans une approche globale, de type système expert. Elle procède par i) extraction et modélisation des processus élémentaires à l'origine de l'ECG et des troubles du rythme (automaticité, excitabilité, interactions cellulaires et anatomiques) ii) modélisation multi-modèles de l'activité électrique, normale ou pathologique induite par les différentes sous-unités anatomiques participant à la morphogénèse du signal ECG observé en surface.

La modélisation profonde du signal ECG conduit à prendre en compte, au travers de chaînes d'états, les aspects spatial, séquentiel et hiérarchique du processus d'activation et de repolarisation du myocarde. Ces chaînes modélisent le comportement du processus physiologique. La prise en compte des deux premiers aspects (spatial, séquentiel) vise à mettre en oeuvre plusieurs sous modèles markoviens cachés en interaction, chacun ayant en charge de modéliser i) le

comportement électrophysiologique d'une sous unité anatomique cardiaque particulière ainsi que ii) sa propre participation à la morphogénèse de l'ECG. Pour le modèle présenté ici, les sous unités anatomiques cardiaques retenues ont été 1) le noeud sinusal et les oreillettes, 2) le noeud auriculoventriculaire (NAV) et 3) les ventricules, cette décomposition du coeur n'étant pas unique, mais spécifique de la configuration physiopathologique considérée, i.e. du trouble du rythme modélisé. La prise en compte de l'aspect hiérarchique de la propagation des fronts d'activation et de repolarisation dans le myocarde s'effectue quant à elle au travers d'un système d'interactions entre sous unités anatomiques, fondé sur le conditionnement des probabilités de transitions de chaque sous modèle par le vecteur d'état global occupé à l'instant de transition (l'état est ici multidimensionnel, sa dimension étant déterminée par le nombre de sous unités anatomiques, ou sous modèles, présentes dans la configuration). L'observation ECG, qui peut tout aussi bien être un signal scalaire (représentatif d'une seule dérivation d'observation) qu'un signal multidimensionnel (multidérivations), est élaborée à partir des séquences d'états synchrones parcourues dans les sous-modèles générateurs de formes d'onde, la participation de certains sous modèles pouvant en effet être considérée comme négligeable (comme par exemple le NAV). Le processus chargé de transformer ces séquences d'états en observation ECG est appelé le processus électromagnétique : sa sortie représente la superposition linéaire d'ondes prototypes, à support temporel borné, décalées temporellement et référencées par les instants de franchissement des transitions émettrices auxquelles ces formes sont associées. A partir d'une configuration physiologique normale, il devient ensuite possible d'appréhender l'éventail des formes arythmiques observables dans l'ECG de surface, par altérations successives de toute ou partie de la configuration normale.

Les résultats d'une simulation d'un bloc auriculo-ventriculaire du 2<sup>ème</sup> degré, de type Luciani Wenckebach, sont présentés figure 1. Ils illustrent la capacité des modèles à générer le chronogramme temporel des différentes formes d'ondes (P, QRS, T) sur lequel repose le diagnostic de ce type d'arythmie.

### IV- MODÉLISATION DE SURFACE

La modélisation ECG bas niveau, dite de surface, au lieu de faire référence de manière explicite aux connaissances anatomophysiologiques cardiaques, considère l'évolution du signal ECG comme équivalente à une séquence particulière d'événements, résultat de changements d'états dans le(s) modèle(s) markovien(s) caché(s) considéré(s), sans interprétation

physiologique de ces changements comme auparavant. Complémentaire de l'approche haut niveau, l'approche bas niveau vise à concevoir des modèles dits de surface, chargés de l'analyse frontale de l'ECG, agissant comme opérateurs de détection, de segmentation, d'étiquetage, que ce soit d'événements électrophysiologiques, de cycles cardiaques isolés ou de séquences de battements de longueur variable. L'approche d'analyse procède par :

i) une première étape de préparation du signal en une séquence de vecteurs d'observation. Plusieurs méthodes ont été proposées et comparées dans [4]. Celle retenue, reportée figure 2, consiste à réhausser préalablement par transformation non linéaire (TNL) [3] les traits caractéristiques du signal ECG, puis à extraire par transformée en ondelettes (TO) de l'ECG et de sa TNL un vecteur de mesures caractéristique du contenu informatif local de l'ECG. Concrètement, les instants de passage par 0 et par  $\Pi$  de la phase de la TO de l'ECG sont détectés au niveau de décomposition le plus élevé. Ces instants correspondent, pour des échelles suffisamment fines d'analyse, aux instants d'occurrence des extrema dominants de l'ECG, là où une forme d'onde unipolaire d'intérêt est localement suspectée. Pour ces instants, les comportements de la phase de la TO de l'ECG et celui du module de la TO de la TNL, aux échelles fines d'analyse, ont été étudiés par Senhadji [2] qui a montré qu'ils sont caractérisables dans leur plan temps-échelle respectif. Les observations sont alors décrites par un vecteur exploitant les propriétés asymptotiques de la T.O. Ici, un premier vecteur de caractérisation de formes a été préalablement constitué de manière heuristique, puis réduit sur la base i) des corrélations existant entre paramètres (afin d'obtenir des matrices de covariance diagonales, en première approximation), et ii) des taux de classifications d'ondes tests obtenus à partir d'un ensemble d'apprentissage.

ii) une seconde étape de classification multi-modèles ou de décodage macromodèle de la séquence d'observations produites. Dans le premier cas, à chaque classe de troubles à reconnaître est associé un modèle particulier représentatif, la reconnaissance d'un trouble procédant ensuite suivant le critère du maximum de vraisemblance (MV). Dans le second cas, la reconnaissance ECG consiste à inférer de la séquence d'observations produite par préparation du signal, non pas le modèle générateur au sens du MV, mais la séquence d'états optimale empruntée dans le macromodèle supposé représenter statistiquement les possibilités d'évolution normale ou arythmique de l'ECG analysé. L'approche proposée vise ici à modéliser les vecteurs d'observations produits au voisinage des extrema dominants des formes d'ondes d'intérêt par des états dits

*ondes*. Les "fausses" observations, ou observations parasites, produites à l'extérieur de ces zones sont, quant à elles, prises en compte par des états dits *interondes*. L'originalité de l'approche, hormis le fait de distinguer structurellement dans les chaînes les observations d'intérêt des observations parasites, est de modéliser le débit variable de vecteurs d'observations produit par l'étage de préparation du signal conditionnellement au couple d'états ondes successivement visités. En effet, le nombre d'observations parasites produit entre deux observations *ondes* est ici considéré comme une variable aléatoire caractéristique du couple d'états ondes. Cette approche nous a conduit à adapter la structure topologique de Levinson [1] ainsi que les algorithmes d'identification des paramètres et de reconnaissance qui s'y rattachent [4].

La figure 3a représente un exemple de reconnaissance de séquences de cycles connectés en présence d'une forte dérive de ligne de base rendant habituellement très difficile la reconnaissance de l'onde P. En effectuant une reconnaissance de type détection / identification, l'approche de reconnaissance se préserve du risque d'erreur généralement encouru à vouloir à la fois segmenter et identifier une onde dans des contextes aussi bruités. A noter dans le modèle de reconnaissance l'absence de l'état onde T, les ondes de repolarisation ventriculaire n'ayant pas été prises en compte du fait de leur polarité négative. Le tracé ECG représenté figure 3b est entaché de bruit musculaire (EMG) rendant là encore très difficile la reconnaissance de l'onde P. Malgré le bruit, le modèle localise correctement les différentes ondes ECGs.

## V. CONCLUSION

Bien que présentant nombre de similitudes avec le signal de parole, l'ECG présente certaines spécificités qui ont conduit à modifier progressivement les caractéristiques conventionnelles des MMCs pour prendre en compte la non stationnarité intrinsèque des formes d'onde observées et exploiter l'information de durée inter-ondes. Bien qu'adaptés à la prise en compte des caractères aléatoire, composite et structuré du signal, l'application des MMCs en reconnaissance ECG n'est cependant pas immédiate. Elle se heurte à un inconvénient majeur, celui de considérer le signal à reconnaître, tout au moins la séquence d'observations produite par l'étage de préparation des données, comme quasi-stationnaire. Or, de par la nature non stationnaire du signal ECG et sous réserve de ne pas modifier les modèles, il devient particulièrement difficile de trouver des descripteurs de formes pouvant à la fois rendre des mesures stationnaires, conditionnellement aux états occupés dans les modèles, et être efficaces dans la caractérisation morphologiques des événements



du signal. Afin de combiner au mieux les potentialités de l'approche markovienne cachée à celles d'une approche de type reconnaissance des formes, des modèles markoviens cachés adaptés aux spécificités du signal ECG, ont été ici proposés.

REFERENCES

[1] L.R. RABINER : "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition" Proceedings of the IEEE, Vol. 77, n°2, pp 257-285  
 [2] SENHADJI L. : "Approche multirésolution pour l'analyse de signaux non stationnaires", Thèse de Doctorat de l'Université de Rennes I, Fev. 1993.  
 [3] THORAVAL L., PASSARIELLO G., MORA F., COATRIEUX J.L., CARRAULT G., : "A non linear transformation for ECG segmentation based on local symmetry properties", XIII Annual International Conference of the IEEE-EMBS, Orlando, Florida, USA, Oct. 1991.  
 [4] THORAVAL L., "Analyse statistique de signaux électrocardiographiques par modèles de Markov cachés" Thèse de l'Université de Rennes I, Juillet 95.  
 [5] DOERSCHUK P. C., "A Markov chain approach to Electrocardiogram modeling and analysis", PHD thesis, 1985.

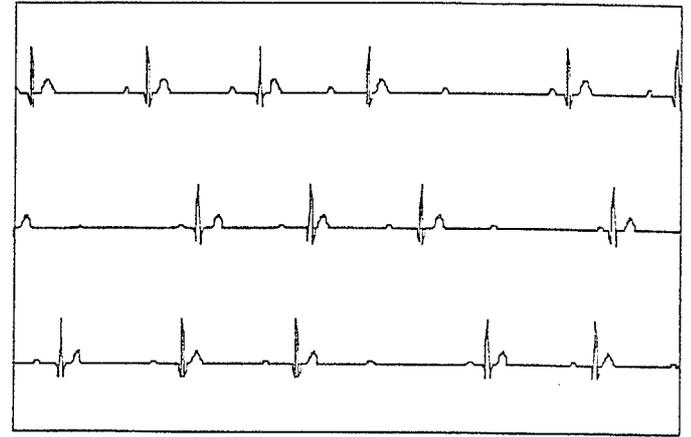
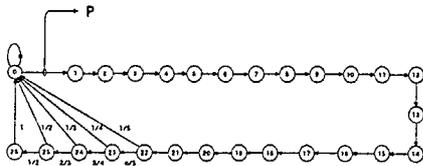
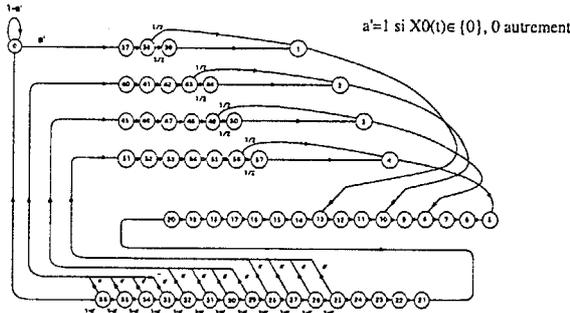


Figure 1b : Exemple de BAV du 2ième degré du type Luciani Wenckebach simulé par le modèle représenté sur la figure 1.a. Après un allongement de l'intervalle PR, qui correspond à un allongement progressif du temps de conduction du NAV, on rend compte qu'une onde P n'est pas conduite.

$X0(t)$  : Noeud sinusal + chaines d'états des oreillettes



$X1(t)$  : Chaîne d'état du noeud auriculoventriculaire



$X2(t)$  : Chaînes d'états des ventricules

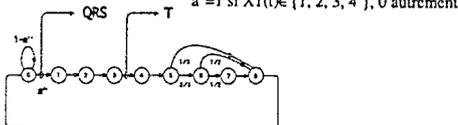


Figure 1a : Exemple de modèles markoviens profonds représentant l'activité électrophysiologique du myocarde dans le cas d'un BAV du 2ième degré de type Luciani Wenckebach. Les chaînes  $Xi(t)$  ( $i=0, 1, 2$ ) modélisent l'activité électrique de différentes sous unités cardiaques avec une attention particulière à la jonction auriculo-ventriculaire responsable de cette classe arythmie. Il convient de remarquer comment les probabilités conditionnelles de transition  $a'$  et  $a''$  modélisent le principe d'activation entre les unités.

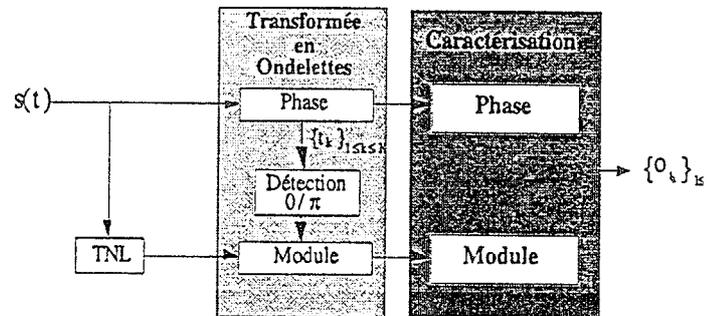


Figure 2 : Schéma bloc de l'étage de préparation des données

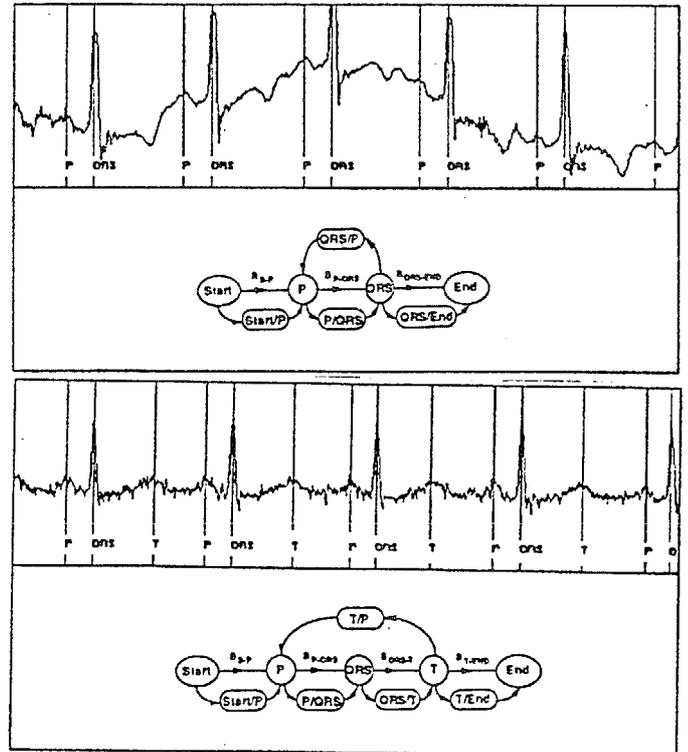


Figure 3 : Deux exemples de modèle pour la détection/reconnaissance des ondes P, QRS en présence d'une ligne de Base et des ondes P, QRS et T en présence d'un bruit HF.