

# Détection et analyse de l'onde P d'un électrocardiogramme

Ronan LE PAGE, Jean-Marc BOUCHER

INSERM ERM 0102

Département Signal et Communications

ENST Bretagne

Technopôle Brest Iroise, BP 832, 29285 Brest, France

Ronan.LePage@enst-bretagne.fr, JM.Boucher@enst-bretagne.fr

**Résumé** – Cet article présente une méthode d'analyse automatique de l'onde P d'un électrocardiogramme à partir de la dérivation II, au cours d'un examen de routine, en vue de la détection de personnes à risque de fibrillation auriculaire (FA). La segmentation de l'onde P se fait en deux étapes : détection des complexes QRS, puis association d'un modèle de Markov caché aux ondelettes de Haar afin d'isoler l'onde P de chaque battement. Un jeu de paramètres est ensuite calculé, et une procédure de détection appliquée à une base de données forte de 145 patients. Les résultats d'une analyse discriminante donnent une spécificité et une sensibilité entre 65 et 70%.

**Abstract** – This article presents an automatic method for analysing the P-wave of an electrocardiogram, based on lead II of a 12 lead standard ECG in resting conditions during a routine exam, which will be applied to the detection of patients prone to atrial fibrillation (AF). First the P-wave is delineated : detection of the QRS complexes, then association of an hidden Markov model with the Haar wavelet to segment the P-wave of each beat. A set of parameters is then calculated and the detection efficiency applied to a database of 145 patients. The results of a discriminant analysis show a specificity and a sensitivity between 65% and 70%.

## 1 Introduction

La fibrillation auriculaire (FA) est la plus fréquente des arythmies cardiaques, elle a une prévalence de 2 à 5% chez les personnes de plus de 60 ans et de 10 % chez les plus de 70 ans. Elle résulte en une désorganisation totale de l'activité électrique des oreillettes, ceci en raison de deux phénomènes électrophysiologiques : vitesses de conduction ralenties et irrégulières dans plusieurs zones de l'oreillette et hétérogénéité de la période réfractaire des cellules cardiaques. Bien que la FA ne soit pas une maladie directement mortelle, elle peut créer des complications assez graves telles que des thromboses pouvant entraîner des accidents vasculaires.

Le but de cette étude est d'essayer de détecter de façon automatique des personnes à risque de fibrillation auriculaire à l'aide d'un électrocardiogramme de routine (ECG) enregistré dans un service de cardiologie par un équipement standard.

On effectue tout d'abord à une segmentation permettant d'isoler l'onde P, puis on extrait des paramètres sur cette onde P afin de procéder à une classification.

## 2 Segmentation

La segmentation est l'action de découper le signal ECG en entités significatives correspondant aux différentes phases d'activités des oreillettes et des ventricules, c'est-à-dire une succession de contractions (systoles) et de dilatations (diastoles).

La segmentation procède en deux temps sur des enregistre-

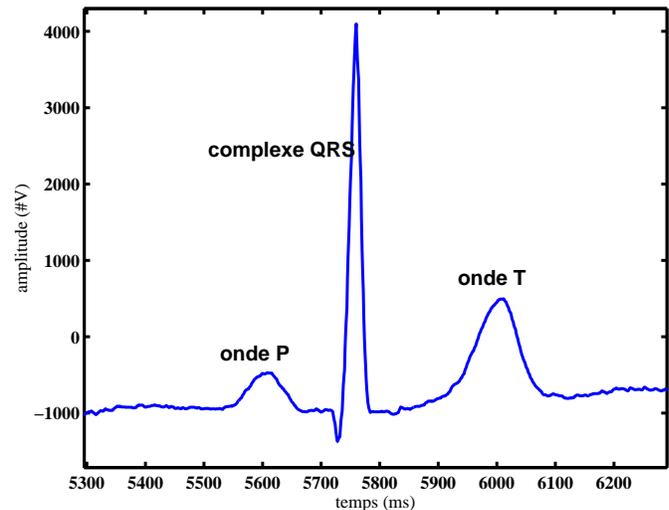


FIG. 1 – les différentes ondes constituant le cycle cardiaque

ments d'une durée d'une minute (environ 60 battements) : premièrement on va isoler chaque battement par détection des complexes QRS qui sont associés aux contractions des ventricules par l'algorithme de Pan et Tompkins [PT85], deuxièmement on va segmenter chaque battement grâce à une chaîne de Markov cachée à dix états pour y retrouver les différentes ondes P, QRS et T, ainsi que les lignes iso-électriques les séparant.

La mise en œuvre de la chaîne de Markov va permettre de retrouver une séquence d'états correspondant au processus électrophysiologique du fonctionnement du cœur ne pou-

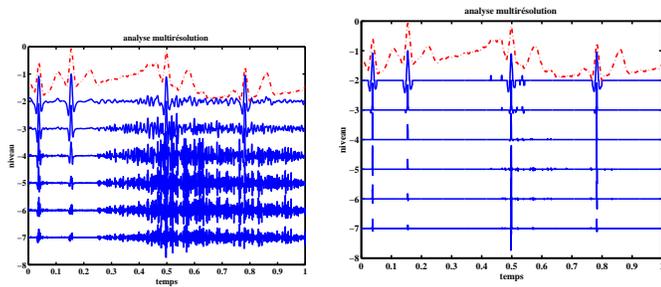


FIG. 2 – analyse multi-résolution d'un signal bruité  
 FIG. 3 – niveaux de résolution après seuillage des coefficients

avant être directement observée (c'est le processus caché), au moyen d'une observation plus ou moins bruitée (le signal ECG).

## 2.1 Acquisition des signaux

Le signal que nous utilisons provient de la dérivation D2 (II). Parmi les douze dérivations standards, en effet c'est la dérivation où l'onde P, qui caractérise la contraction des oreillettes, est la plus visible. Ces signaux sont enregistrés au service de cardiologie de l'hôpital de la Cavale Blanche de Brest sur un appareil Mac 6 de la société Marquette par le biais d'un enregistreur numérique (DAT). Les signaux sont récupérés sous forme de fichiers informatiques pour être traités sous Matlab. La fréquence d'échantillonnage des signaux est de 1 kHz.

## 2.2 Débruitage

Les signaux que l'on traite sont souvent parasités par du bruit, qui peut-être présent de façon très transitoire et gêner considérablement les procédures de détection. On a donc décidé de mettre en œuvre des techniques de débruitage utilisant les ondelettes redondantes. L'une des principales caractéristiques des ondelettes est de découper le spectre du signal en sous-bandes [Mal98]. L'avantage de travailler en sous-bandes est de pouvoir séparer les composantes de bruit des composantes du signal lui-même. On va pouvoir travailler sur chaque niveau de résolution séparément, y effectuer un seuillage des coefficients [Don95], puis reconstruire le signal. La redondance des coefficients d'ondelettes est bénéfique pour ne pas pénaliser la qualité du signal. Si par mégarde, un niveau de résolution avait été trop sévèrement seuillé, l'information présente dans les autres niveaux permet une reconstruction correcte du signal. De plus, afin de ne pas dégrader la forme du complexe QRS, on a décidé de ne pas seuiller les coefficients qui lui sont relatifs. Sur les figures 2 et 3 on montre les différents niveaux d'analyse en ondelettes (Coiflets) et le seuillage effectué; sur la figure 4, on a superposé le signal original et le signal débruité.

## 2.3 Éléments du modèle de Markov

Soit  $N$  le nombre d'états du système. Par la suite, on notera par  $Q$  l'ensemble des états accessibles au système :

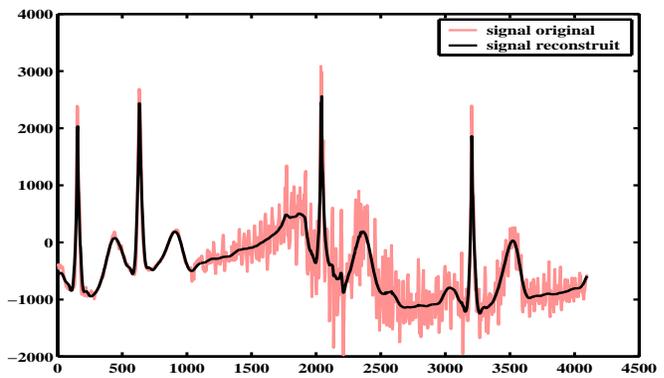


FIG. 4 – Débruitage par ondelettes

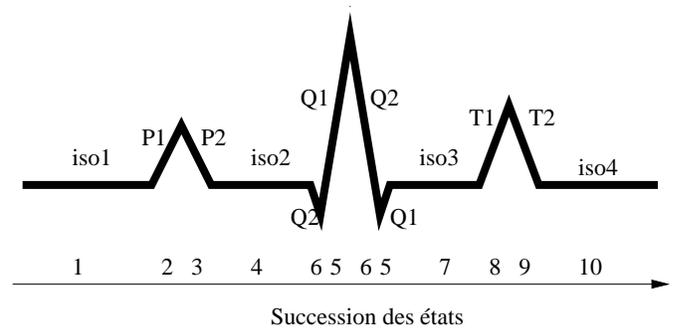


FIG. 5 – Modèle de Markov à 10 états

$Q = \{S_i\}$ ,  $i = 1 \dots N$  où  $S_i$  représente l'état  $i$ . À l'instant  $t$ , l'état du système est représenté par la variable  $q_t$ . Un modèle de Markov [Rab89] peut être représenté par le quadruplet  $\{Q, A, B, \Pi\}$  avec :

- $N$  : le nombre d'états du modèle
- $A = [a_{ij}]$  : la matrice de probabilité de transition de l'état  $i$  à l'état  $j$ ,  $i = 1 \dots N$ ,  $j = 1 \dots N$ , où  $a_{ij} = Pr[q_t = S_i | q_{t-1} = S_j]$ .
- $\Pi = [\pi_i]$  : le vecteur de probabilité d'être à l'instant initial dans l'état  $i$ ,  $i = 1 \dots N$
- $B = [b_j(x)]$  : la matrice de distribution de probabilité des observations,  $j = 1 \dots N$ ,  $b_i(x)$  représente la densité de probabilité de l'observation  $x$  à l'instant  $t$ , le système étant dans l'état  $q_i$ .

### 2.3.1 le modèle de Markov caché pour la segmentation des ECG

Le modèle utilisé est un modèle à 10 états défini par Laurent Clavier [CB96](cf. figure 5). Le processus tenant lieu d'observations sont les coefficients d'ondelette de Haar de plusieurs niveaux de résolution du signal ECG. L'idée est d'associer une détection des ruptures dans le signal par les ondelettes et une recherche des transitions d'état par le modèle de Markov. L'ondelette de Haar a été utilisée comme une approximation de la pente du signal analysé. Les coefficients d'ondelettes positifs représentent la pente positive de l'onde P et représentent l'état noté P1 sur la figure 5. Les coefficients d'ondelettes négatifs représentent la pente négative de l'onde P et représentent l'état noté P2. etc.

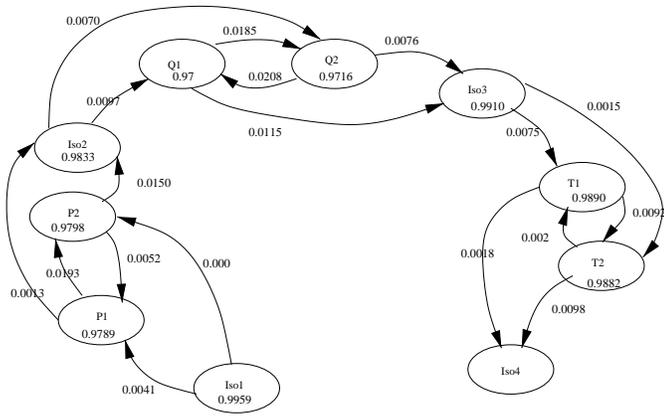


FIG. 6 – Modèle de Markov à dix états et probabilités de transitions associées

### 2.3.2 les transitions d'états

Dans le cas le plus général d'un modèle de Markov à plusieurs états, il peut y avoir des transitions entre tous les états, c'est-à-dire que  $a_{ij} > 0 \forall i, \forall j$ . Dans notre cas précis un tel modèle n'est pas judicieux. En effet l'activité cardiaque est un phénomène dont la chronologie n'est pas aléatoire. Par exemple, il ne peut y avoir de diastole ventriculaire (qui se traduit sur l'électrocardiogramme par une onde T) sans qu'il y ait eu au préalable une systole ventriculaire (traduction par un complexe QRS). Ceci nous amène à simplifier la matrice des  $a_{ij}$  en remplaçant certain de ses coefficients par des zéros. On parle alors de modèle de Bakis ou modèle droite gauche. Le modèle de Markov est en définitive celui de la figure 6.

### 2.3.3 les 3 problèmes fondamentaux d'un modèle de Markov caché

Une fois que notre modèle est établi et que nous avons une séquence d'observations, il reste à pouvoir passer de l'observation au modèle. Pour cela, il faut en fait résoudre trois problèmes simultanément. La notation  $\lambda = (A, B, \pi)$  désigne le modèle  $\{N, A, B, \pi\}$ .

- Problème 1: étant donné la séquence d'observation  $O = O_1 O_2 \dots O_T$  et un modèle  $\lambda = (A, B, \pi)$ , comment calculer  $P(O/\lambda)$ , la probabilité de la séquence d'observation, étant donné le modèle?
- Problème 2: étant donné la séquence d'observation  $O = O_1 O_2 \dots O_T$  et un modèle  $\lambda = (A, B, \pi)$ , comment choisir une séquence d'état optimal, c'est-à-dire qui correspond le mieux aux observations?
- Problème 3: comment ajuster les paramètres du modèle  $\lambda = (A, B, \pi)$  pour maximiser  $P(O/\lambda)$ ?

La solution de ces trois problèmes est décrite dans [Rab89]: celle du problème 1 est donné par la procédure de l'algorithme *avant* (forward), celle du problème 2 par l'algorithme de Viterbi, celle du problème 3 par la méthode de Baum-Welch, ceci grâce à une segmentation effectuée manuellement sur 240 battements constituant la base d'apprentissage du modèle (les densités obtenues sont lissées par une méthode de noyau [SGH97]). Les résultats de segmentation sur la durée de l'onde P ont été comparés à

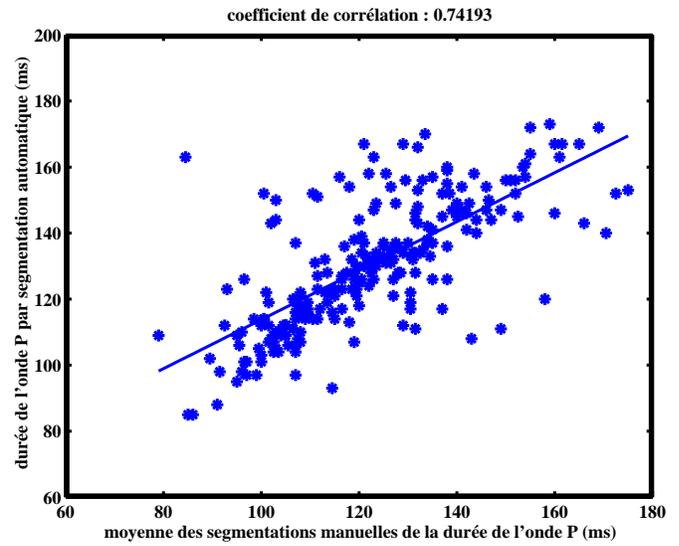


FIG. 7 – comparaison de la segmentation automatique avec la moyenne des segmentations manuelles de l'onde P

la moyenne de deux segmentations manuelles réalisés par des cardiologues (cf. figure 7). La corrélation entre les deux types de segmentation est de 74% (la corrélation entre les deux segmentations manuelles est de 79%).

## 3 Calcul de paramètres

Les paramètres utilisés pour essayer de prédire le risque de FA peuvent se classer en plusieurs catégories: on distingue notamment les paramètres de durée, de forme ou d'énergie. Étant donné la petite taille de notre base de données, on s'est attaché à n'utiliser qu'un petit nombre de paramètres. Après de nombreux tests, les paramètres qui nous ont paru les plus pertinents sont: la forme calculée par la méthode des fonctions de répartition, l'énergie obtenue à partir de la transformée en ondelettes de Morlet sur l'onde P dans les bandes de fréquences 3.9 à 7.8 Hz et 31.2 à 62.4 Hz. Sept autres paramètres ont été rajoutés pour tester l'influence du nombre de paramètres: 5 paramètres énergétiques (dans la bande 0.9 à 1.9 Hz sur l'onde P, dans la bande 31.2 à 62.4 Hz depuis le début  $D$  de l'onde P jusqu'à  $D + 60$  ms, dans les bandes 0.9 à 1.9 Hz, 15.6 à 31.2 Hz, 31.2 à 61.4 Hz depuis la fin  $F - 60$  ms jusqu'à la fin  $F$  de l'onde P), 2 paramètres de forme (coefficients de l'approximation de la forme de l'onde P par un polynôme de degré 4).

On va détailler sur un exemple la méthode des fonctions de répartition [RM80]. On considère l'onde P comme une densité de probabilité, on calcule ensuite la fonction de répartition correspondante. Chaque onde P, peut-être assimilée à une fonction  $f$  représentant une densité de probabilité. La fonction de répartition  $F$  est définie par:

$$F(X) = \frac{\int_{-\infty}^X f(t) dt}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(t) dt} \quad (1)$$

Les figures 8 et 9 montrent un exemple de deux ondes

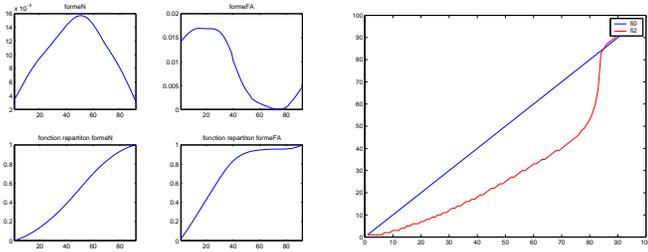


FIG. 8 – une forme normale et une forme FA

FIG. 9 – L'intégrale entre les deux courbes donne 18

P, une onde P normale (figure 8 en haut à gauche) qui sert de forme de référence (formeN), comparée à une onde P FA (figure 8 en haut à droite). Les fonctions de répartition correspondantes sont tracées en-dessous. La figure 9 montre les deux fonctions de répartition (la forme normale (la courbe droite) étant prise comme référence) l'aire entre les courbes a été choisie pour caractériser l'écart à la normalité.

## 4 Classification

La base de données contient 145 enregistrements, divisée en deux groupes :

- le groupe de contrôle (normaux) : 63 patients (age moyen: 38.4 ans  $\pm$  14.0, 48 hommes et 15 femmes)
- le groupe d'étude (FA) : 82 patients (age moyen: 61.4 ans  $\pm$  13.8, 48 hommes et 34 femmes)

La méthode d'évaluation du test doit tenir compte de la taille de la base de données. Une analyse discriminante linéaire est effectuée pour les paramètres sélectionnés. D'abord on applique la méthode de resubstitution (R) qui utilise la même jeu de données pour l'apprentissage que pour le test, cette méthode est connue pour être une estimation biaisée de la probabilité d'erreur et d'en donner une valeur optimiste. Ensuite on applique la méthode dite *holdout* qui consiste en diviser la base de données en deux : une partie pour l'apprentissage, et l'autre pour le test, cette méthode donne une estimation non-biaisée de la probabilité d'erreur en la sousestimant. Un bon compromis est de calculer la moyenne  $M$  de ces estimateurs pour avoir une idée plus réaliste de la véritable probabilité d'erreur. La base d'apprentissage et de tests contiennent  $N$  individus, divisés en  $N_1$  individus AF et  $N_2$  individus Normaux. Le nombre  $l$  de paramètres doit resté faible pour que le rapport  $\frac{N}{l}$  soit suffisamment grand pour préserver le pouvoir de généralisation du système de classification. Dix tirages aléatoires ont été effectués pour choisir les bases de tests et d'apprentissage parmi la base totale de 145 patients.  $N = 64$ ,  $N_1 = N_2 = 32$ ,  $l = 3$  ou 10. On a calculé dans le tableau 1 la sensibilité et la spécificité du test en fonction de la méthode et du nombre de paramètres. Les résultats sont proches de 70%, ce qui demande à être améliorés. D'autres études sur la même pathologie ont obtenu de meilleurs résultats mais en utilisant une base de données plus petite [FY91] ou avec l'aide d'une méthode invasive [VP94].

TAB. 1 – résultats d'analyse discriminante

$l$	3	10
$R$	Sp=0.69 (0.12) Se=0.70 (0.08)	Sp=0.76 (0.08) Se=0.70 (0.07)
$H$	Sp=0.69 (0.14) Se=0.63 (0.14)	Sp=0.55 (0.14) Se=0.67 (0.06)
$M$	Sp=0.69 Se=0.67	Sp=0.65 Se=0.69

## 5 Conclusion

Dans cet article, on a présenté une méthode automatique d'analyse de l'onde P d'un électrocardiogramme à partir de la dérivation II : segmentation par un modèle de Markov caché, calcul de paramètres, classification. Les résultats sont satisfaisants et une poursuite de l'étude (augmentation de la base de données, rajout de paramètres) devrait permettre d'aboutir à une utilisation pratique d'aide au diagnostic.

## Références

- [CB96] Laurent Clavier and Jean-Marc Boucher. Segmentation of electrocardiograms using a Hidden Markov Model. In *18th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, October 31–November 3 1996.
- [Don95] David Donoho. De-noising by soft thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(3):613 – 627, May 1995.
- [FY91] M. Fukunami and T. Yamada. Detection of patients at risk of paroxysmal atrial fibrillation during sinus rhythm by p wave-triggered signal-averaged electrocardiogram. *Circulation*, 83(1):p 162–169, 1991.
- [Mal98] Stéphane Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, 1998.
- [PT85] J. Pan and W.J. Tompkins. A real-time QRS detector. *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, 32(3):230–236, 1985.
- [Rab89] Laurence R. Rabiner. A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 77(No 2), february 1989.
- [RM80] H. Rix and J.P. Maleng. Detecting small variation in shape. *IEEE Trans. SMB*, 10(1):90–96, 1980.
- [SGH97] S. Saoudi, F. Ghorbel, and A. Hillion. Some statistical properties of the kernel-diffeomorphism estimator. *Applied stochastic model. and data analysis*, 13:39–58, 1997.
- [VP94] G.Q. Villani and M. Piepoli. Atrial late potentials in patient with paroxysmal atrial fibrillation detected using a high gain signal averaged oesophageal lead. *Pacing and clinical electrophysiology*, 17(6):p 1118–1123, 1994.