

# Segmentation des signaux ECG et caractérisation des ondes P et T à l'aide d'un échantillonneur de Gibbs par bloc

Chao LIN<sup>1-2</sup>, Georg KAIL<sup>3</sup>, Corinne MAILHES<sup>1-2</sup>, Jean-Yves TOURNERET<sup>1-2</sup>, Franz HLAWATSCH<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire TéSA, Université de Toulouse, 14-16 Port Saint Etienne, 31000 Toulouse, France

<sup>2</sup>Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (UMR CNRS 5505), Université de Toulouse, 2 Rue Charles Camichel, 31000 Toulouse, France

<sup>3</sup>Institute of Telecommunications, Vienna University of Technology, Gusshausstrasse 25/389, A-1040 Vienna, Austria

Chao.Lin@tesa.prd.fr, {Corinne.Mailhes, Jean-Yves.Tourneret}@enseeiht.fr, {gkail, fhlawats}@nt.tuwien.ac.at

**Résumé** – La délimitation des ondes P et T est importante pour l'interprétation médicale des signaux ECG. Nous proposons un algorithme Bayésien pour la détection, la délimitation, et l'estimation simultanées des ondes P et T. Un échantillonneur de Gibbs par bloc exploite les fortes dépendances locales dans les signaux ECG en imposant des contraintes blocs sur les emplacements de l'onde P et T. L'algorithme proposé est évalué sur la base de données QT et comparé à deux algorithmes classiques.

**Abstract** – The delineation of P and T waves is important for the medical interpretation of ECG signals. We propose a Bayesian algorithm for simultaneous detection, delineation, and estimation of P and T waves. A block Gibbs sampler exploits the strong local dependencies in ECG signals by imposing block constraints on the P and T wave locations. The proposed algorithm is evaluated on the annotated QT database and compared with two classical algorithms.

## 1 Introduction

Les signaux électrocardiogrammes (ECG) peuvent être vus comme la périodisation d'un motif composé de plusieurs ondes successives notées P, QRS et T [1]. L'analyse de ces ondes permet le diagnostic de certaines pathologies cardiaques et leur détection et caractérisation s'avèrent importantes. L'onde QRS, plus communément appelée "complexe QRS" est généralement la plus facile à détecter, l'algorithme [2] étant reconnu comme un détecteur de référence. En ce qui concerne la détection des ondes P et T et leur caractérisation (détermination du sommet et des limites des ondes P et T), la plupart des méthodes existantes se basent sur une détection préalable du complexe QRS. Ceci permet de définir des fenêtres temporelles avant et après l'emplacement du QRS détecté pour rechercher les ondes P et T en utilisant des opérations de filtrage [3], la transformée en ondelettes [4], ou des algorithmes à seuil [5]. Toutefois, la faible amplitude et la nature relativement basse fréquence des ondes P et T, ainsi que la présence de bruit, d'interférences, et la fluctuation de la ligne de base des ECGs rendent la détection des ondes P et T difficile. De plus, il peut être nécessaire non seulement de détecter ces ondes mais aussi de pouvoir les caractériser finement, par exemple en fournissant une estimation précise de leurs formes d'onde, pour des applications diverses comme la détection des alternances de l'onde T [6].

Dans cet article, nous rappelons les principes d'un modèle Bayésien récemment proposé [7] conduisant à la détection et à la caractérisation précise des ondes P et T des signaux ECGs et nous analysons les performances de ce modèle face à divers cas pathologiques connus. Ce modèle Bayésien est défini à partir de lois a priori pour les positions, amplitudes et formes des ondes P et T et pour les coefficients caractérisant la ligne de base du signal ECG. Les nouveautés par rapport au modèle introduit dans [8] sont une modélisation plus fine de la ligne de base et la projection des ondes P et T sur une base de fonctions d'Hermite, ce qui permet de réduire la dimension du vecteur des paramètres à estimer. De plus, l'expression analytique des estimateurs étant impossible à obtenir, nous utilisons un échantillonneur de Gibbs différent de celui étudié dans [8] qui exploite le fait qu'il y a au maximum une onde P ou T par fenêtre temporelle d'analyse. L'algorithme résultant permet d'obtenir des performances encore plus intéressantes que l'algorithme initialement proposé dans [8].

Ainsi, la partie 2 suivante introduit le modèle retenu pour la modélisation des ondes P et T ainsi que de la ligne de base des signaux ECGs. La partie 3 présente succinctement les principes de l'algorithme Bayésien et de l'échantillonneur de Gibbs pour la segmentation et caractérisation de ces ondes P et T (plus de détails concernant cette partie peuvent être trouvés dans [7]). La partie 4 illustre les résultats obtenus à l'aide de signaux réels issus de la base de données QTDB [9] dans divers cas pathologiques.

\*Ce travail est financé par le FWF avec les fonds S10603 (Statistical Inference) du réseau national de recherche SISE.

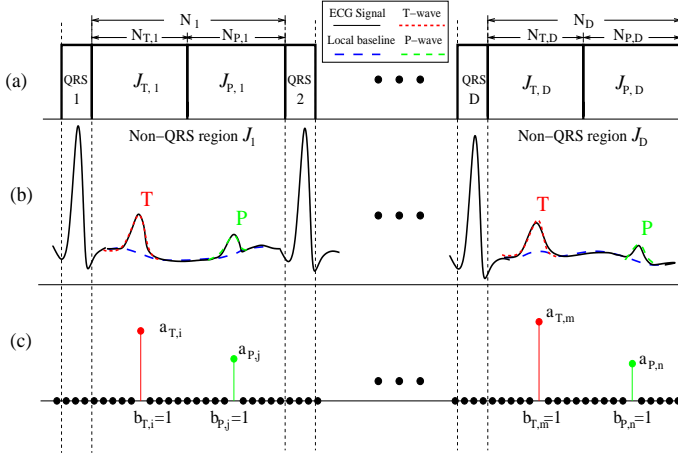


FIGURE 1 – Fenêtre de  $D$  battements : (a) Intervalles QRS et non-QRS, (b) Ondes T et P, (c) Suites Bernoulli-Gaussiennes.

## 2 Modélisation du problème

L'utilisation préalable d'un algorithme de détection du complexe QRS [2] permet d'isoler dans les signaux ECG les régions dites "non-QRS" qui contiennent les ondes P et T. Entre deux complexes QRS détectés, la région non-QRS  $\mathcal{J}_n$  peut être découpée en deux intervalles successifs  $\mathcal{J}_{T,n}$  et  $\mathcal{J}_{P,n}$ , qui peuvent chacun contenir respectivement une onde T et une onde P. Nous notons  $N_n$ ,  $N_{T,n}$  et  $N_{P,n}$  le nombre d'échantillons respectif des intervalles  $\mathcal{J}_n$ ,  $\mathcal{J}_{T,n}$ , et  $\mathcal{J}_{P,n}$ . Par simplicité, nous avons choisi de prendre  $N_{T,n} = N_{P,n} = N_n/2$  mais toute autre répartition pourrait être choisie, éventuellement motivée par un cardiologue.

Notre objectif est d'estimer les emplacements des ondes P et T et leurs caractéristiques (amplitude, début, sommet, fin). Afin de pouvoir suivre l'évolution naturelle des signaux ECG au cours du temps, cette estimation / détection se fera par blocs, sur un nombre fini  $D$  de battements successifs, contenus dans une fenêtre de longueur  $M$ , incluant  $D$  régions QRS et  $D$  non-QRS (voir Fig. 1 (a)).

La figure 1(b) illustre l'exemple de deux régions non-QRS, contenant chacune une onde T et une onde P. Remarquons que, comme il est communément admis par les cardiologues, si on fait abstraction de la ligne de base, les ondes T (resp. P) se ressemblent à des facteurs d'amplitude près. Ainsi, dans le modèle proposé, nous supposons qu'une onde T (resp. P) résulte de la convolution entre une réponse impulsionnelle et une impulsion caractérisant la position de l'onde et son amplitude. Dans la fenêtre d'observation des  $D$  battements, on considère deux réponses impulsionnelles, l'une pour les ondes T, l'autre pour les ondes P qui sont notées  $\mathbf{h}_T = (h_{T,0} \cdots h_{T,L})^T$  et  $\mathbf{h}_P = (h_{P,0} \cdots h_{P,L})^T$ ,  $L$  représentant la longueur des réponses impulsionnelles. Ces deux réponses impulsionnelles sont liées chacune à une suite d'impulsions Bernoulli-Gaussiennes (voir figure 1(c))  $\mathbf{u}_T = (u_{T,1} \cdots u_{T,M})^T$  et  $\mathbf{u}_P = (u_{P,1} \cdots u_{P,M})^T$ . Ces suites d'impulsions peuvent être décomposées en tout point sous la forme d'un produit d'une variable indiquant la présence ou non de l'impulsion (variable indicatrice  $b_{T,n}$  ou  $b_{P,n} = 1$  ou 0) et d'une variable amplitude ( $a_{T,n}$  ou  $a_{P,n}$ ) avec  $u_{T,n} = b_{T,n}a_{T,n}$

et  $u_{P,n} = b_{P,n}a_{P,n}$  pour  $n = 1, \dots, M$ . Ainsi, dans la fenêtre d'observation de  $D$  battements, le modèle proposé pour les régions non-QRS s'écrit :

$$x_k = \sum_{l=0}^L h_{T,l} u_{T,k-l} + \sum_{l=0}^L h_{P,l} u_{P,k-l} + c_k + w_k \quad (1)$$

où  $k = 1, \dots, M$ , et  $c_k$  représente la ligne de base locale de l'ECG et  $w_k$  est un bruit blanc Gaussien de variance inconnue  $\sigma_w^2$ .

Pour une fenêtre de  $D$  battements, les paramètres à estimer sont : 1) les réponses impulsionnelles  $\mathbf{h}_T$  et  $\mathbf{h}_P$  correspondant aux formes des ondes P et T, 2) les suites d'impulsions  $\mathbf{u}_T$  et  $\mathbf{u}_P$ , ce qui revient à détecter la présence ou non d'une onde et en cas de présence détectée, estimer les amplitudes des ondes  $a_T$  et  $a_P$ , 3) la ligne de base locale  $\mathbf{c}$  et 4) la variance du bruit additif Gaussien  $\sigma_w^2$ . Dans cet ensemble de paramètres, les réponses impulsionnelles représentent chacune un ensemble de  $L+1$  échantillons à estimer,  $L$  étant de l'ordre de 70 échantillons. Afin de réduire la dimension du problème, nous proposons de projeter les réponses impulsionnelles sur une base de fonctions d'Hermite. Ainsi, les réponses impulsionnelles des formes d'onde peuvent être écrites

$$\mathbf{h}_T = \mathbf{H}\alpha_T, \quad \mathbf{h}_P = \mathbf{H}\alpha_P, \quad (2)$$

où  $\mathbf{H}$  est une matrice  $(L+1) \times G$  dont les colonnes sont les  $G$  premières fonctions d'Hermite (avec  $G \leq L+1$ ) et  $\alpha_T$  et  $\alpha_P$  sont les nouveaux vecteurs de coefficients inconnus de longueur  $G$ .

De plus, la ligne de base locale du  $n$ -ième intervalle non-QRS  $\mathcal{J}_n$  est modélisée par un polynôme de degré 4,

$$c_{n,k} = \sum_{i=1}^5 \gamma_{n,i} k^{i-1}, \quad k = 1, \dots, N_n, \quad (3)$$

pour chaque  $n \in \{1, \dots, D\}$ . Ce modèle de ligne de base locale étend celui de [10], qui suppose que la ligne de base locale est constante dans  $\mathcal{J}_n$  (soit  $\gamma_{n,i} = 0$  pour  $i \geq 2$ ).

## 3 Modèle Bayésien et échantillonneur de Gibbs par bloc

Le vecteur des paramètres inconnus résultant du modèle introduit dans la partie précédente est  $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\theta}_T^T, \boldsymbol{\theta}_P^T, \boldsymbol{\theta}_{cw}^T)^T$ , où  $\boldsymbol{\theta}_T = (\mathbf{b}_T^T, \mathbf{a}_T^T, \boldsymbol{\alpha}_T^T)^T$  et  $\boldsymbol{\theta}_P = (\mathbf{b}_P^T, \mathbf{a}_P^T, \boldsymbol{\alpha}_P^T)^T$  sont liés aux ondes P et T, respectivement, et  $\boldsymbol{\theta}_{cw} = (\boldsymbol{\gamma}^T, \sigma_w^2)^T$ , où le vecteur  $\boldsymbol{\gamma}^T$  regroupe l'ensemble des coefficients des polynômes (3) le long de la fenêtre d'observation. Nous avons proposé récemment [7] une méthode d'estimation Bayésienne basée sur ce modèle. En considérant le bruit  $w_k$  de (1) comme étant blanc et Gaussien, on obtient la fonction de vraisemblance  $p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta})$ . Concernant les lois a priori des paramètres, comme il n'y a pas de relations connues entre  $(\mathbf{b}_T, \mathbf{a}_T)$ ,  $(\mathbf{b}_P, \mathbf{a}_P)$ ,  $\boldsymbol{\alpha}_T$ ,  $\boldsymbol{\alpha}_P$ ,  $\boldsymbol{\gamma}$ , et  $\sigma_w^2$ , tous ces jeux de paramètres sont modélisés comme a priori statistiquement indépendants. Les lois a priori de ces paramètres sont toutes choisies Gaussiennes ou Gamma inverses sauf dans le cas des variables indicatrices. En effet, le vecteur

$\mathbf{b}_{\mathcal{J}_{T,n}}$ ,  $n \in \{1, \dots, D\}$  contenant les variables indicatrices de l'onde T sur l'intervalle  $\mathcal{J}_{T,n}$  est soumis à une *contrainte bloc* : dans l'intervalle  $\mathcal{J}_{T,n}$ , il y a au maximum une onde T et la probabilité de ne pas en avoir est très faible. La loi a priori de ce vecteur est ainsi définie

$$p(\mathbf{b}_{\mathcal{J}_{T,n}}) = \begin{cases} p_0 & \text{si } \|\mathbf{b}_{\mathcal{J}_{T,n}}\| = 0 \\ p_1 & \text{si } \|\mathbf{b}_{\mathcal{J}_{T,n}}\| = 1 \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (4)$$

avec  $p_1 = (1-p_0)/N_{T,n}$  et  $p_0$  très faible. Ces vecteurs  $\mathbf{b}_{\mathcal{J}_{T,n}}$  étant considérés comme statistiquement indépendants et les valeurs de  $\mathbf{b}_T$  étant nulles en dehors des intervalles  $\mathcal{J}_{T,n}$ , on obtient

$$p(\mathbf{b}_T) = \prod_{n=1}^D p(\mathbf{b}_{\mathcal{J}_{T,n}}).$$

Afin de prendre en compte des amplitudes positives et négatives, la loi a priori des amplitudes est choisie comme étant Gaussienne :  $p(a_{T,k} | b_{T,k} = 1) = \mathcal{N}(0, \sigma_a^2)$ . Ainsi,  $u_{T,k} = b_{T,k} a_{T,k}$  est une séquence Bernoulli-Gaussienne avec des contraintes blocs. Les lois a priori de  $b_{P,k}$  et  $a_{P,k}$  relatives aux ondes P sont définies de la même façon, avec les mêmes hyperparamètres fixes  $p_0$ ,  $p_1$ , et  $\sigma_a^2$ .

La loi a posteriori du vecteur de paramètre  $\theta$  est donnée par

$$p(\theta | \mathbf{x}) \propto p(\mathbf{x} | \theta) p(\theta_T) p(\theta_P) p(\theta_{cw}), \quad (5)$$

avec  $p(\theta_T) = p(\mathbf{a}_T | \mathbf{b}_T) p(\mathbf{b}_T) p(\alpha_T)$ ,  $p(\theta_{cw}) = p(\gamma) p(\sigma_w^2)$  et  $p(\theta_P) = p(\mathbf{a}_P | \mathbf{b}_P) p(\mathbf{b}_P) p(\alpha_P)$ . La loi a posteriori résultant du modèle Bayésien proposé est trop complexe pour obtenir une expression analytique des estimateurs correspondants. En conséquence, nous proposons l'utilisation d'une méthode de simulation stochastique (échantillonneur de Gibbs par bloc) qui consiste à générer des échantillons distribués suivant la loi a posteriori du modèle Bayésien. A partir de ces échantillons, les paramètres discrets  $\mathbf{b}_T$  et  $\mathbf{b}_P$  sont estimés par l'estimateur du *maximum a posteriori*, et les paramètres continus  $\mathbf{a}_T$ ,  $\mathbf{a}_P$ ,  $\alpha_T$ ,  $\alpha_P$ ,  $\gamma$ , et  $\sigma_w^2$  sont estimés par l'estimateur de l'*erreur quadratique moyenne*.

Le détail de l'échantillonneur de Gibbs par bloc introduit est donné dans [7].

## 4 Résultats sur signaux réels

Nous avons évalué la performance de l'algorithme proposé sur la base de données QTDB [9], cette base de données étant largement employée dans de nombreuses études et constituée d'une grande diversité de signaux ECG, avec des morphologies d'ondes P et T variées. Ainsi, nous avons étudié les performances de l'algorithme en présence de diverses pathologies.

### 4.1 Présence d'une extra systole

Une extra systole est une contraction prématurée des oreillettes ou des ventricules du coeur. Elle se manifeste sur les ECGs par l'apparition prématurée des ondes P, QRS et T, rompant ainsi le rythme régulier de ces motifs. L'extra systole se traduit également par la disparition de l'onde P et l'inversion de

l'onde T. La figure 2(a) présente un segment du signal "sel803" de la base QTDB, dans lequel on peut observer une extra systole. Les estimations des probabilités marginales a posteriori d'avoir une onde P ou T à un endroit donné sont représentées sur la figure 2(b). Les estimations des formes d'onde P et T sont représentées sur la figure 2(c), avec pour chaque forme d'onde, le début et la fin qui sont déterminés comme le premier minimum local négatif de chaque côté du sommet de l'onde. Comme on peut le voir, l'algorithme proposé peut gérer correctement cette pathologie. La figure 3(a) permet de visualiser sur le même jeu de données les performances de l'estimation : les ondes P et T estimées en rouge se confondent avec le signal ECG original (en bleu pointillé). La figure 3(b) fournit les résultats de l'estimation des débuts, sommets et fins de chaque onde détectée (repérés par des points rouges).

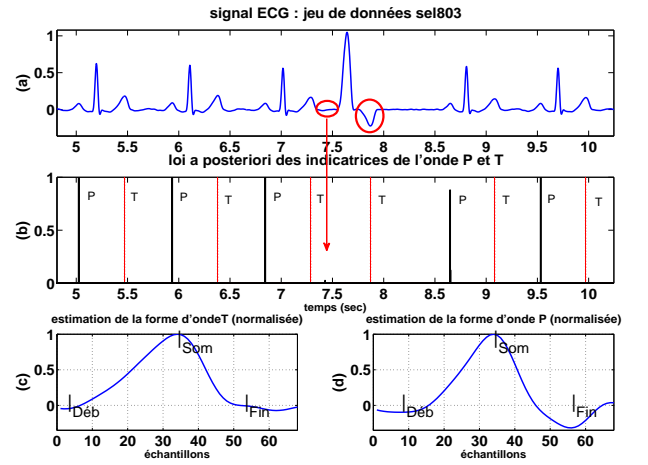


FIGURE 2 – (a) Segment du signal ECG "sel803". (b) Probabilités a posteriori de d'apparition des ondes P (lignes noires continues) et des ondes T (pointillées rouges). (c) Formes d'onde P et T estimées (normalisées).

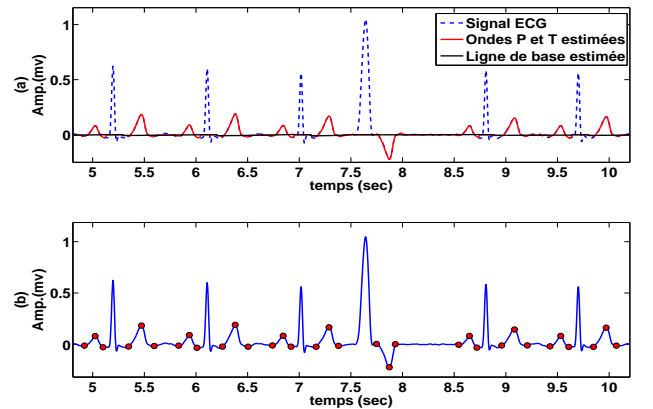


FIGURE 3 – (a) Signal ECG "sel803" (bleu), ligne de base estimée (noir), ondes P et T estimées (rouge). (b) Segmentation des ondes.

### 4.2 Absence de l'onde P

La figure 4(a) présente un segment du signal "sele0114" de la base QTDB, dans lequel on constate l'absence de l'onde P sur plusieurs battements. Il s'agit d'une tachycardie supra-

ventriculaire, de type atriale. Comme on peut le voir dans la figure 4(b), les estimations des probabilités marginales a posteriori d’avoir une onde P à l’instant 2.6 secondes et 8.3 secondes sont faibles (inférieures à 0.5), ce qui va induire l’absence de l’onde P dans ces intervalles de recherche. Ceci peut justifier la caractéristique de cette morphologie. De la même façon, la figure 2(b) permet de confirmer les bonnes performances de l’estimation : les ondes P et T estimées en rouge se confondent avec le signal ECG original (en bleu pointillé).

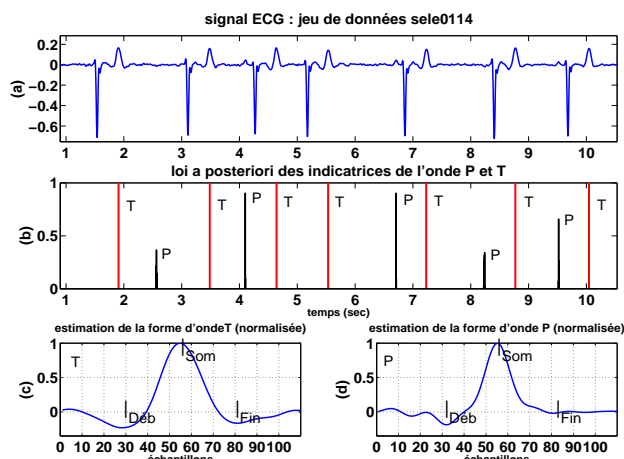


FIGURE 4 – (a) Segment du signal ECG “sele0114”. (b) Probabilités a posteriori de l’apparition des ondes P (lignes noires continues) et des ondes T (pointillés rouges). (c) Formes d’onde P et T estimées (normalisées).

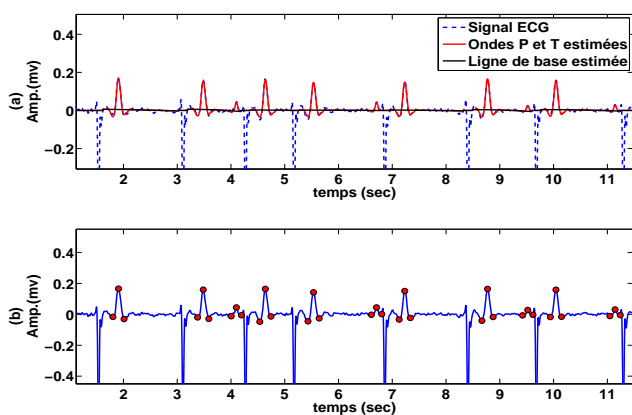


FIGURE 5 – (a) Signal ECG “sele0114” (bleu), ligne de base estimée (noir), ondes P et T estimées (rouge). (b) Segmentation des ondes.

### 4.3 Comparaison avec d’autres algorithmes

Afin de mener une analyse quantitative des résultats, les résultats de l’algorithme proposé sont comparés aux annotations manuelles fournies dans la base de données. En premier lieu, cette comparaison est faite en terme de sensibilité ( $Se$ ), dénomination classiquement utilisée dans le domaine biomédical et qui correspond au taux de détection. De plus, on caractérise l’algorithme par le calcul des moyennes ( $\mu$ ) et écarts-types ( $\sigma$ ) des différences entre les résultats de la segmentation automatique des ondes (début, sommet, fin) et des anno-

tations manuelles de la base de données. Le tableau 1 présente ces résultats en comparant l’algorithme proposé à l’algorithme précédent (PCGS) [8] et à deux méthodes basées sur un filtrage passe-bas du signal constitué de la différence entre deux échantillons successifs (LPD) [3] et sur la transformée en ondelettes (WT) [4]. Ces résultats ont été obtenus sur 1750 battements d’ECG de la base annotée QTDB. Ce tableau 1 permet d’apprécier les performances de l’algorithme proposé.

Paramètres	alg. proposé	PCGS [8]	LPD [3]	WT [4]
$b_P$ : Se (%)	99.60	98.93	97.70	98.87
Deb-P :	$1.7 \pm 10.8$	$3.7 \pm 17.3$	$14.0 \pm 13.3$	$2.0 \pm 14.8$
Som-P :	$2.7 \pm 8.1$	$4.1 \pm 8.6$	$4.8 \pm 10.6$	$3.6 \pm 13.2$
Fin-P :	$2.5 \pm 11.2$	$-3.1 \pm 15.1$	$-0.1 \pm 12.3$	$1.9 \pm 12.8$
$b_T$ : Se (%)	100	99.81	97.74	99.77
Deb-T :	$5.7 \pm 16.5$	$7.1 \pm 18.5$	N/A	N/A
Som-T :	$0.7 \pm 9.6$	$1.3 \pm 10.5$	$-7.2 \pm 14.3$	$0.2 \pm 13.9$
Fin-T :	$2.7 \pm 13.5$	$4.3 \pm 20.8$	$13.5 \pm 27.0$	$-1.6 \pm 18.1$

TABLE 1 – Performances comparées sur la base QTDB : sensibilité de la détection et précision de l’estimation du début (Deb), sommet (Som) et fin (Fin) des ondes (des moyennes ( $\mu$ ) et écarts-types ( $\sigma$ ) de l’erreur en ms).

## 5 Conclusion

Cet article a présenté un estimateur / détecteur des ondes P et T des signaux ECG basé sur un modèle Bayésien et utilisant un échantillonneur de Gibbs par bloc. L’échantillonneur de Gibbs par bloc exploite la forte dépendance locale des signaux ECG. Les résultats sur des signaux réels de la base annotée QTDB montrent l’intérêt de cet algorithme par rapport aux algorithmes existants et sa robustesse face à diverses pathologies.

## Références

- [1] B.-U. Kohler, C. Hennig, and R. Orglmeister, “The principles of software QRS detection,” *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 21, no. 1, pp. 42–57, 2002.
- [2] J. Pan and W. J. Tompkins, “A real-time QRS detection algorithm,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 32, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [3] P. Laguna, R. Jané, and P. Caminal, “Automatic detection of wave boundaries in multilead ECG signals : Validation with the CSE database,” *Comput. Biomed. Res.*, vol. 27, no. 1, pp. 45–60, 1994.
- [4] J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna, “A wavelet-based ECG delineator : Evaluation on standard databases,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 4, pp. 570–581, 2004.
- [5] V. S. Chouhan and S. S. Mehta, “Threshold-based detection of P and T-wave in ECG using new feature signal,” *Int. J. Comp. Science Net. Security*, vol. 8, no. 2, pp. 144–152, 2008.
- [6] J. P. Martínez and S. Olmos, “Methodological principles of T Wave Alternans analysis : A unified framework,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 4, pp. 599–613, 2004.
- [7] C. Lin, G. Kail, J.-Y. Tourneret, C. Mahiles, and F. Hlawatsch, “P and T-wave delineation and waveform estimation in ECG signals using a block Gibbs sampler,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, Prague, Czech Republic, May 2011, pp. 537–540.
- [8] C. Lin, C. Mailhes, and J.-Y. Tourneret, “P- and T-wave delineation in ECG signals using a Bayesian approach and a partially collapsed Gibbs sampler,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 12, pp. 2840–2849, 2010.
- [9] P. Laguna, R. Mark, A. Goldberger, and G. Moody, “A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG,” *Computers in Cardiology*, vol. 24, pp. 673–676, 1997.
- [10] V. S. Chouhan and S. S. Mehta, “Total removal of baseline drift from ECG signal,” in *Proc. of the Int. Conf. on Computing : Theory and Applications*, Kolkata, March 2007, pp. 512–515.