

# Filtrage à association probabiliste de données pour l'analyse robuste de l'activité cardiaque

Hervé GAUVRIT, Guy CARRAULT, Alfredo HERNANDEZ

LTSI - INSERM

Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France

Herve.Gauvrit@univ.rennes1.fr, Guy.Carrault@univ.rennes1.fr

**Résumé** – Les méthodes d'analyse de l'activité cardiaque reposent sur le postulat que toutes les ondes élémentaires du signal ECG (P, QRS et T) ont été détectées et qu'aucune fausse-alarme n'est présente. Dans cette communication, une nouvelle approche est proposée où l'étape de détection est incluse dans le processus d'estimation de la séquence au travers d'une étape d'association probabiliste des pré-détections. Sous certaines hypothèses statistiques, la vraisemblance des observations suit une loi de mélange. Un algorithme EM est combiné avec un filtrage de Kalman pour fournir l'estimation au sens MAP de la séquence. L'application de la méthode à l'analyse de l'intervalle PP est discutée.

**Abstract** – Cardiac activity analysis is traditionally based upon the hypothesis that all the elementary events of the ECG signal are detected without false alarms. Here, a new approach is described. The detection step is included in the estimation one through a probabilistic data association filter. Under some statistic hypotheses, the likelihood is shown to follow a finite mixture distribution. An EM algorithm, combined with Kalman filtering, provide a MAP estimation of the observed sequence. Usefulness of the proposed approach is shown on the PP interval.

## 1 Introduction

L'ECG constitue la grandeur de base de l'étude du système cardiovasculaire et représente par l'étude du système nerveux autonome et des deux tonus sympathiques et parasympathiques, un excellent marqueur de détection précoce de troubles rythmiques futures (variabilité du RR et dispersion spatiale de la repolarisation ventriculaire). Facile à recueillir, il est, le plus souvent, la base de nombreuses applications de monitoring (anesthésie par exemple) où l'objectif demeure le suivi, la détection robuste et la segmentation précise des intervalles PP, PR, RR, QT, marqueurs des activités auriculaires et ventriculaires. Si ces étapes représentent une tâche aisée dans le contexte non bruité (patient allongé), cette opération demeure encore aujourd'hui délicate dans un contexte d'unité de soins intensifs, d'Holter ambulatoire longue durée ou encore d'ECG d'effort.

Cette communication a pour objectif de proposer un algorithme robuste d'analyse **a posteriori** des intervalles (RR, PP, PR, QT). Il est en effet fondamental pour les cliniciens de pouvoir déterminer avec précision l'origine d'une activité critique en analysant a posteriori les enregistrements sur les heures précédentes. Certains algorithmes proposés dans la littérature reposent sur une modélisation de la séquence à partir d'une représentation d'état [1]. Cependant, ces méthodes s'appuient sur le postulat que toutes les ondes ont été détectées (*i.e.* pas de non-détections) et qu'aucune fausse-alarme n'est présente. Dans cette communication, au contraire, nous proposons d'inclure l'étape de détection dans le processus d'estimation de la séquence au travers d'une étape d'association probabiliste de la mesure (*i.e.* la mesure de l'intervalle en-

tre les ondes) au processus observé. L'approche proposée offre de plus l'avantage de remédier au problème crucial de la divergence du filtre de Kalman. Elle est introduite et justifiée en détails dans la partie suivante. Une représentation d'état indépendante de l'activité cardiaque étudiée est ensuite proposée. L'estimation est alors réalisée par un algorithme EM pour lequel un maximum a posteriori est recherché. Finalement, l'algorithme est appliqué à l'étude de l'intervalle PP dans la dernière partie.

## 2 Une association probabiliste de données

### 2.1 introduction

L'approche probabiliste proposée a été étudiée initialement en poursuite de pistes en trajectographie radar et sonar [2]. Elle se justifie car dans ces applications, les mesures sont issues d'une étape de détection où le rapport signal à bruit est faible et fluctuant. Plus récemment, elle a été étendue à l'analyse d'images ainsi qu'au désentrelacement de pulses radar [3]. D'ailleurs, l'analyse robuste des ondes élémentaires de l'ECG peut, dans une certaine mesure, s'identifier à cette dernière application.

Parmi les approches probabilistes, deux méthodes ont été principalement développées en poursuite de cibles. La première, le PDAF<sup>1</sup> nécessite une énumération exhaustive des hypothèses d'association de la mesure au(x) système(s) observé(s) [2]. Elle se base sur un filtre de Kalman modifié de façon à tenir compte de l'incertitude sur l'orig-

---

1. Probabilistic Data Association Filter

ine de la mesure au travers des probabilités d’affectation des mesures. Par exemple, en désentrelacement de pulses radar, l’objectif est de discriminer les pulses provenant d’un ou de plusieurs émetteurs. Comme ceux-ci se répètent à intervalle régulier,  $T$ , pour un émetteur donné, le désentrelacement est réalisé en associant les instants de détection des pulses pour lesquels leur intervalle est constant. En supposant qu’un filtre de Kalman ait été initialisé pour un quelconque des émetteurs, une fenêtre de prédiction temporelle est ouverte autour de l’instant de détection du prochain pulse prédit. Les mesures appartenant à cette fenêtre interviennent alors dans le nouvel état estimé. Le calcul des probabilités apparaissant dans la mise à jour du nouvel état estimé requiert cependant une forte connaissance a priori (distribution et loi d’apparition des fausses-alarmes, probabilité de fausse-alarme,  $P_{fa}$ , probabilité de détection,  $P_d$ ).

La seconde méthode correspond en poursuite de pistes au PMHT<sup>2</sup> [4]. Celle-ci ne nécessite plus une énumération exhaustive des hypothèses d’association. De plus, la probabilité d’appariement d’une mesure au système observé est estimée conjointement à l’état. Elle dérive de l’estimation des composantes d’une loi de mélanges de densités de probabilité pour laquelle une dimension dynamique a été rajoutée.

Dans le contexte d’Holter ambulatoire ou d’ECG d’effort, le signal est soumis à des bruits perturbateurs importants liés aux mouvements du patient, aux décollements d’électrodes ou encore au changement d’orientation de l’axe électrique qui peuvent résulter en une non-détection des ondes élémentaires du signal ECG (P, QRS et T). Aussi, peu de connaissance a priori n’est disponible. C’est la raison pour laquelle la seconde approche (PMHT) a été privilégiée.

## 2.2 Choix d’une représentation d’état

Dans ce paragraphe, l’approche générale est décrite indépendamment de la séquence de l’activité cardiaque (AC) étudiée (RR, PP, PR, QT). Toute séquence est définie par les instants de détection  $d_{AC}(t)$ . Pour les raisons évoquées ci-dessus, cette séquence est remplacée par celle constituée des intervalles de temps entre les détections :

$$z(t) = d_{AC}(t+1) - d_{AC}(t).$$

Si la séquence n’était composée que de vraies détections, alors  $z(t)$  correspondrait directement à la mesure de l’intervalle recherché,  $T_{AC}(t)$ , au bruit de mesure près. Dûes aux fausses-alarmes et aux non-détections, l’observation  $z(t)$  provient de façon générale d’un des modèles  $j$  suivants ( $j = 0, \dots, M$ ) avec la probabilité,  $\pi_j$  :

$$z(t) = x_j(t) + v_j(t) \quad (1)$$

$$x_j(t+1) = x_j(t) + w_j(t) \quad (2)$$

sous la contrainte  $\sum_{j=0}^M \pi_j = 1$ .  $x_j(t)$  est le vecteur d’état du modèle  $j$  et  $v_j, w_j$  sont des bruits additifs blancs, gaussiens de covariance  $\sigma_{z,j}^2(t)$  et  $\sigma_{x,j}^2(t)$  connus. Ces modèles correspondent donc à l’une quelconque origine de

l’observation:

- le modèle  $j = 1$  décrit le **mode général**, c’est à dire celui pour lequel  $x_1(t) = T_{AC}(t)$ ;
- le modèle  $j = 2$  caractérise **une non-détection** de l’onde de l’AC; dans ce cas,  $x_2(t) = 2T_{AC}(t)$ ;
- le modèle  $j = 3$  correspondra par conséquent à 2 non-détections consécutives de l’onde de l’AC; dans ce cas,  $x_3(t) = 3T_{AC}(t)$ ;
- ...
- un dernier modèle,  $j = 0$ , est introduit pour tenir compte des fausses-alarmes. Pour cette dernière représentation d’état:

$$x_0(t) = T_{AC}(t), \quad \text{et } \sigma_0^2 \gg \sigma_j^2 \quad \forall j > 0.$$

Par ailleurs, un bruit d’état  $w_j(t)$  est ajouté pour chaque modèle, représentant tout bruit cumulatif susceptible d’affecter la mesure de l’instant de détection aussi bien que toute dérive basse-fréquence de l’intervalle  $j \times T_{AC}$ .

## 2.3 Estimation par un algorithme EM

L’idée consiste à inclure à l’estimation des vecteurs d’état,  $X = \{x_j\}_{j=0\dots M}$ , l’affectation de la mesure au travers des probabilités des modèles  $\Pi = \{\pi_j\}_{j=0\dots M}$ . Le nouveau vecteur de paramètres à estimer est alors  $\Phi = (X, \Pi)$ . De plus, pour modéliser l’affectation inconnue des mesures, une variable aléatoire discrète,  $k$ , est introduite, de sorte que  $k(t) = j$  indique que la mesure  $z(t)$  est affectée au modèle  $j$ . Ainsi, en supposant l’indépendance conditionnelle des mesures et en utilisant la règle de Bayes, la vraisemblance s’écrit :

$$\begin{aligned} p(Z | \Phi) &= \prod_{t=1}^N p(z(t) | \Phi) \\ &= \prod_{t=1}^N \sum_{j=0}^M (p(z(t) | x_j(t)) \pi_j(t)) . \end{aligned} \quad (3)$$

Elle s’exprime donc comme une loi de mélange où chaque mesure appartient à une famille paramétrée de densités de probabilité avec la probabilité  $\{\pi_j\}_{j=0\dots M}$ .

L’estimation des paramètres d’une loi de mélange a fait l’objet d’une abondante littérature. Un bref rappel de certaines approches est présenté dans l’article de Redner et al. [6]. Parmi les méthodes possibles, le maximum de vraisemblance est couramment employé pour l’estimation de paramètres déterministes. Cependant, comme le remarque [6], cette méthode souffre de nombreuses difficultés numériques pour la plupart liées à la dépendance complexe des paramètres devant être estimés et composant le mélange. De plus, dans notre contexte, les paramètres  $X$  évoluent dynamiquement. Aussi un critère du maximum a posteriori a été mis en œuvre.

L’emploi de l’algorithme EM [7] pour ce type de problème s’explique, outre les considérations numériques, non négligeables au demeurant (faible coût par itération, faible exigence mémoire, rapidité de mise œuvre), par l’élégance de l’approche “données incomplètes” pour les problèmes de mélange [5]. L’affectation des mesures aux modèles,

$K = \{k(t)\}$ , étant inobservable, on qualifie les mesures  $Z = \{z(t)\}_t$  de “données incomplètes” et le couple  $(Z, K)$  de “données complètes” puisque son observation conduirait à un problème classique d’estimation. A chaque itération  $i + 1$ , l’algorithme cherche dans un premier temps (étape E) à estimer la loi moyenne des “données complètes” à partir de toute la connaissance disponible à l’itération courante ( $\Phi^i$ , les paramètres estimés à l’itération  $i$ , et  $Z$ ). Puis dans un second temps, il maximise cette quantité par rapport à  $\Phi$ , pour mettre à jour le vecteur de paramètres  $\Phi^{i+1}$  (étape M). L’algorithme EM se présente alors comme une **méthode approchée** de recherche du maximum de vraisemblance ou du maximum a posteriori à partir de la réalisation d’une observation  $Z$  [7].

**Étape E** La loi des “données complètes” est ensuite évaluée :

$$p(Z, K | \Phi) = \prod_{t=1}^N p(z(t) | x_{k(t)}) \pi_{k(t)}. \quad (4)$$

A partir de (3) et (4), un critère du MAP est calculé à l’étape E :

$$M(\Phi | \Phi^i) \triangleq Q(\Phi | \Phi^i) + P(\Phi) \quad (5)$$

avec  $P(\Phi) \triangleq \log[p(X, \Pi)]$ , la distribution a priori des paramètres<sup>3</sup> et  $Q(\Phi | \Phi^i)$  vaut :

$$\begin{aligned} Q(\Phi | \Phi^i) &= \sum_{j=0}^M \sum_{t=1}^N w_j^{i+1}(t) \log[\pi_j] \\ &+ \sum_{j=0}^M \sum_{t=1}^N \log[p(z(t) | x_j(t))] w_j^{i+1}(t). \end{aligned} \quad (6)$$

**Étape M** L’expression (5) est ensuite maximisée par rapport à  $\Phi = (X, \Pi)$ . Cette maximisation est décomposable suivant  $\Pi$  d’une part et  $X$  d’autre part.

1. La première maximisation revient à remettre à jour le calcul des probabilités des modèles :  $\forall j = 0, \dots, M$

$$\pi_j^{i+1} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N w_j^{i+1}(t) \quad (7)$$

$$\text{où } w_j^{i+1}(t) = \frac{\pi_j^i p(z(t) | x_j^i(t))}{\sum_{m=0}^M \pi_m^i p(z(t) | x_m^i(t))};$$

2. on montre [4, 5] que, dans notre cas particulier, la maximisation par rapport à  $X$  se décompose d’une part en  $(M+1)$  maximisations et d’autre part qu’elle est équivalente à  $(M+1)$  filtrages de Kalman où la variance du bruit d’observation,  $\sigma_{z,j}^2$ , est remplacée par :

$$\tilde{\sigma}_{z,j}^2 = \frac{\sigma_{z,j}^2}{w_j^{i+1}(t)}.$$

Bien que ces  $(M+1)$  filtres s’exécutent en parallèle et indépendamment, ils sont couplés les uns aux autres par les probabilités a posteriori d’affectation des mesures  $w_j^{i+1}(t)$ .

3. qui se résume à celle de  $X$  (processus markovien) en supposant que les probabilités  $\Pi$  sont constantes

## 3 Application à l’analyse de l’intervalle PP

### 3.1 La détection d’ondes P

Depuis maintenant trois décades, la communauté scientifique biomédicale se heurte à la détection auriculaire qui demeure non résolue et pourtant reste fondamentale dès lors qu’on souhaite appréhender finement la caractérisation des troubles du rythme. L’échec des méthodes proposées dans la littérature s’explique en partie par le fait que :

- L’amplitude de l’onde P reste faible et peut présenter au cours du temps des modifications morphologiques importantes,
- sa bande spectrale réduite recouvre généralement celle du complexe QRS et de l’onde T d’énergies notablement supérieures,
- l’activation anormale des oreillettes peut conduire à une superposition temporelle avec les ondes reflétant la dépolarisation et la repolarisation ventriculaire (situation que l’on cherche le plus souvent à détecter).

Dans ce contexte, une approche générique a été récemment proposée [8]. Synthétiquement, elle met en jeu 2 pré-processeurs (P1) et (P2), l’un (P1) analyse un ECG de surface, l’autre (P2) traite un ECG œsophagien. Les résultats reportés démontrent le bénéfice tiré par cette architecture qui associe les décisions locales de chaque pré-processeur par la règle de fusion optimale. Cependant, les performances locales de (P1) demeure médiocres. L’objet de notre application est donc d’améliorer les performances de ce dernier.

### 3.2 Résultats

Les tests ont été effectués sur une base de données en cours d’acquisition au CHRU de Rennes sur des patients sains et pathologiques. Il s’agit d’étudier les séquences ECG d’un patient suivant un protocole codifié (patient allongé, en hyperventilation, debout, à l’effort) afin d’analyser la régulation cardiovasculaire par le système nerveux autonome.

Le détecteur fournit la séquence  $\{d_{PP}(t)\}_t$  transformée ensuite en la séquence  $\{z(t)\}_t$ . Un extrait de cette dernière est reproduite figure (1) ainsi que les résultats de l’analyse (figures (2), (3)). Ces derniers ont été obtenus sous l’hypothèse que les variances de chaque modèle  $\sigma_{z,j}^2$  et  $\sigma_{x,j}^2$  et que le nombre de modèles étaient connues. Pour cette expérience, 4 modèles ont été utilisés: un modèle pour les fausses-alarmes (FA), un modèle correspondant à l’intervalle PP ( $T_{PP}$ ), un autre pour caractériser une non-détection ( $2T_{PP}$ ) et enfin un dernier pour modéliser les intervalles PQ ( $T_{PQ}$ ) afin de prendre en compte les fausses détections liées au complexe QRS. La difficulté majeure de l’algorithme EM, comme de tout algorithme itératif, réside dans l’initialisation. Cependant, dans le contexte du signal ECG, on dispose de suffisamment d’informations a

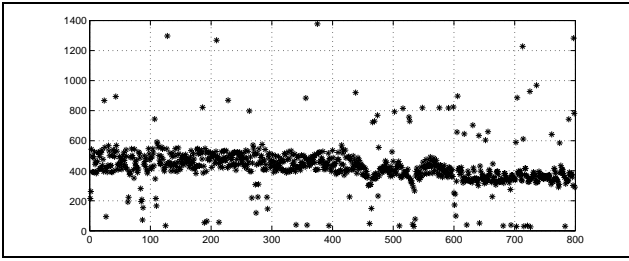


FIG. 1: Intervalles PP (en ms): séquence extraite  $\{z(t)\}_t$

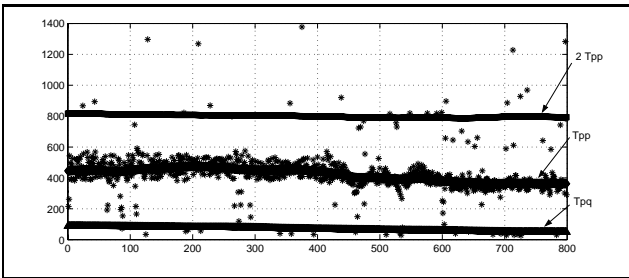


FIG. 2: Intervalles PP: résultats de l'estimation

priori sur la durée de l'intervalle PP pour initialiser l'algorithme correctement de manière à assurer la convergence vers l'optimum global du MAP. Ici, l'algorithme n'a pas été initialisé sur les vraies valeurs volontairement: le modèle  $T_{PP}$  a, par exemple, été initialisé à la valeur 200. L'algorithme converge cependant rapidement vers la solution en une dizaine d'itérations avec en moyenne 5-6 itérations pour l'étape M.

Au delà de l'estimation des paramètres  $\Phi$  des modèles, l'algorithme fournit au travers des probabilités a posteriori  $w_j(t)$  la vraisemblance qu'un modèle ait produit une séquence de mesures. Une estimation du vecteur d'affectation des mesures  $K$  est obtenu comme sous-produit de l'algorithme par seuillage des probabilités  $w_j(t)$  (figure (4)).

## 4 Conclusion

Dans cette communication, une méthode d'analyse de l'activité cardiaque a été présentée (il reste cependant à effectuer une étude quantitative des performances). Elle repose sur un filtrage à association probabiliste des événements pré-détectés qui combine l'algorithme EM et plusieurs filtres de Kalman s'exécutant en parallèle. L'intérêt de cette méthode est double: d'une part, elle permet d'obtenir la tendance de l'AC, et d'autre part, elle permet de discriminer les mesures et d'obtenir comme sous-produit de l'algorithme les mesures les plus vraisemblables se rapportant à la séquence étudiée. Sous l'hypothèse d'activité cardiaque régulière à un bruit d'état près, la méthode est parfaitement adaptée. Cependant, en contexte arythmique (foyers ectopiques), une modélisation des phénomènes sous-jacents doit être intégrée pour améliorer l'association des mesures.

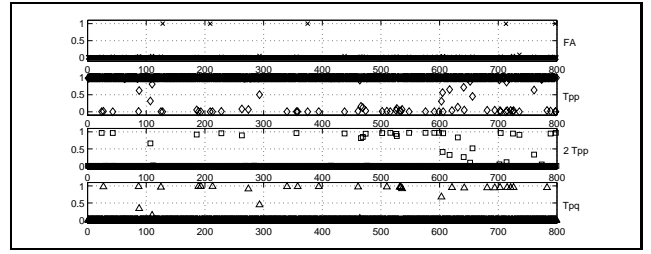


FIG. 3: Probabilités a posteriori  $\{w_j(t)\}_{j,t}$ ,  $(t = 1 \dots 800)$

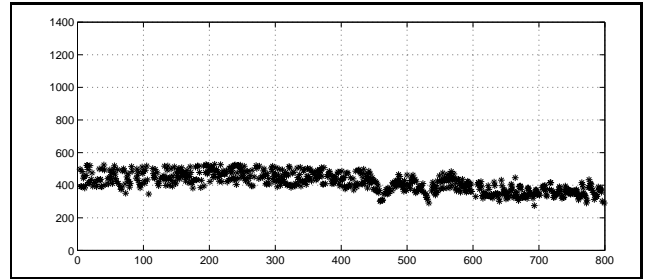


FIG. 4: Mesures associées au modèle  $T_{pp}$  par seuillage de  $w_j(t)$

## Références

- [1] A. R. Le Blanc, *Quantitative Analysis of Cardiac Arrhythmias*, CRC Critical Reviews in Biomedical Engineering, Vol. 14, issue 1, 1987.
- [2] Y. Bar-Shalom, T. E. Fortmann, *Tracking and data association*, Academic Press, 1988.
- [3] B.J. Slocumb, E.W. Kamen, *The pulse train PDA analysis and deinterleaving filter*, SPIE, Vol. 3068, pp. 296-307, 1997.
- [4] R. L. Streit, T. E. Luginbuhl, *Maximum Likelihood Method for Probabilistic Multi-Hypothesis Tracking*, SPIE Int. Symposium, Signal and Data Processing of Small Targets 1994, SPIE Proceedings Vol. 2235, Orlando, FL, 5-7 April 1994.
- [5] H. Gauvrit, C. Jauffret, J. P. Le Cadre, *A formulation of multitarget tracking as an incomplete data problem*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, Vol. 33, No. 4, October 1997.
- [6] R. A. Redner, H. F. Walker, *Mixture Densities, Maximum Likelihood and the EM Algorithm*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Vol. 26, No. 2, April 1984.
- [7] A. P. Dempster, N. M. Laird, D. B. Rubin, *Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm*, J. Royal Statistical Society Ser. B, Vol. 39, pp. 1-38, 1977.
- [8] A. I. Hernandez, G. Carrault, F. Mora, L. Thoraval, G. Passariello, J. M. Schleich, *Multisensor fusion for atrial and ventricular activity detection in coronary care monitoring*, to appear in IEEE TBME.

*Remerciements* : Les auteurs tiennent à exprimer leurs remerciements à M. F. Carré, Professeur au service de Cardiologie du CHRU de Rennes, pour avoir mis à disposition la base de données.