

Décomposition de signaux de rythme cardiaque avant tachyarythmie ventriculaire

Gilles Thonet et Aleksej Makarov

Laboratoire de Traitement des Signaux
Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne
1015 Lausanne, Suisse

RÉSUMÉ

Cet article présente une nouvelle méthode d'analyse de signaux de rythme cardiaque avant survenance d'une tachyarythmie ventriculaire. L'approche proposée ici consiste à décomposer ces signaux grâce à une nouvelle technique basée sur les statistiques d'ordre. En accord avec certaines considérations physiologiques, on extrait deux paramètres permettant d'envisager une meilleure stratification du risque. Les résultats fournis dans ce travail se révèlent prometteurs pour le développement d'une méthode automatique de classification de patients.

ABSTRACT

This paper presents a new method for analyzing heart rate signals before the onset of a ventricular tachyarrhythmia. The proposed approach consists in decomposing these signals with a new technique based on rank order statistics. According to some physiological considerations, two parameters are extracted in order to improve risk stratification. Results appear to be promising for developing an automatic patient classification method.

1 Introduction

De nombreux travaux récents dans le domaine de l'ingénierie biomédicale ont mis en évidence l'intérêt de faire appel à des techniques de traitement du signal pour l'analyse de la variabilité du rythme cardiaque [1]. Les méthodes classiques utilisées jusqu'à présent (basées sur une approche paramétrique telle que la modélisation AR, ou non-paramétrique comme la transformation de Fourier) ont l'avantage d'être simples mais reposent généralement sur des hypothèses rarement vérifiées (comme la stationarité du signal). De même, des indices temporels et spectraux ont été définis en accord avec certaines considérations d'ordre physiologique [1] mais leur application n'a pas encore permis d'envisager un usage clinique concret pour la prédiction et le diagnostic de pathologies cardiovasculaires.

Les maladies cardiovasculaires constituent une des causes les plus courantes de mortalité dans les pays occidentaux. Dans cet article, on se concentre sur l'analyse de signaux de rythme cardiaque acquis avant survenance de tachyarythmies ventriculaires. Ces dernières sont caractérisées par un rythme anormalement élevé dont l'origine est localisée dans les ventricules. Il peut s'agir de la conséquence du blocage d'une artère ou d'une malformation du coeur, par exemple. Des progrès significatifs ont été atteints ces dernières années dans le pronostic de populations à risque en utilisant un certain nombre de paramètres de classification, comme la fraction d'éjection du ventricule gauche ou les potentiels ventriculaires tardifs. Néanmoins, aucun d'eux n'a fournis jusqu'à présent une valeur prédictive suffisante.

2 Décomposition des signaux

La structure d'un très grand nombre de signaux naturels, en particulier le rythme cardiaque, peut généralement être qualifiée de *composite*, c'est-à-dire qu'ils sont formés par la superposition d'une ligne de base fluctuante (que l'on appelle également *tendance*) et d'une ou plusieurs *composantes cycliques*. On propose d'effectuer dans ce travail une décomposition des signaux de rythme cardiaque à l'aide d'une nouvelle méthode permettant de traiter séparément la tendance et les composantes cycliques. Cette façon de procéder présente deux avantages principaux. Premièrement, le fait de décomposer ces signaux révèle certaines caractéristiques invisibles ou difficiles à isoler sur le signal original. D'autre part, il est possible d'attribuer à chacune des composantes du signal une signification physiologique propre.

Les méthodes classiques d'analyse de signaux composites sont basées soit sur un modèle structurel (comme par exemple le modèle SARIMA de Box et Jenkins ou le modèle linéaire dynamique bayésien), soit sur une décomposition du signal en bandes de fréquence. Dans le premier cas, une estimation *a priori* de la période des composantes cycliques est requise. Si le spectre de la tendance recouvre le pic de fréquence correspondant à la périodicité recherchée, cette estimation peut s'avérer très hasardeuse. D'autre part, la décomposition en bandes de fréquence se révèle souvent inappropriée car la tendance et les composantes cycliques sont rarement confinées dans les limites fixées par les sous-bandes.

On propose ici d'estimer la longueur moyenne des cycles présents dans les signaux composites non-stationnaires à l'aide d'une nouvelle approche basée sur les statistiques

d'ordre. Cette dernière a été mise au point par A. Makarov et une description plus complète est fournie dans une autre communication des présents compte-rendus [2]. L'intérêt principal de cette méthode est qu'elle ne nécessite aucune connaissance *a priori* sur la tendance, les composantes cycliques ou la distribution de bruit.

3 Description de la méthode

L'approche décrite dans [2] se fonde sur la représentation d'un cycle comme une suite de pentes positives, négatives ou nulles. Par exemple, un cycle sinusoïdal pur contiendra une pente positive, une pente négative, ainsi que deux pentes nulles correspondant aux extrema. En pratique, les séries temporelles cycliques sont généralement bruitées, ce qui perturbe souvent la détection de leurs extrema. On peut cependant, comme le montre la figure 1, extraire des *micro-tendances* au sein d'un cycle et isoler les instants auxquels ces micro-tendances changent de comportement monotonique. On appelle ces instants *points caractéristiques*. La méthode proposée pour extraire ces micro-tendances (et donc déterminer les points caractéristiques) se base sur la notion d'*enveloppes de statistiques d'ordre* introduite dans [2]. Si ΔM est la différence entre deux maxima successifs et ΔW la différence entre deux minima successifs :

$$\Delta M_k = \max_{k-M+1 \leq i \leq k} [x(i)] - \max_{k-M \leq i \leq k-1} [x(i)]$$

$$\Delta W_k = \min_{k-M+1 \leq i \leq k} [x(i)] - \min_{k-M \leq i \leq k-1} [x(i)]$$

on peut montrer qu'une micro-tendance est représentée à l'instant k grâce au produit $\Delta M_k \Delta W_k$:

$$\Sigma_k = h(\Delta M_k \Delta W_k) = \begin{cases} 1 & \text{pour une tendance croissante ou décroissante} \\ 0 & \text{pour une tendance nulle} \end{cases}$$

où h est la fonction échelon unité (avec la convention $h(0) = 0$). Un point caractéristique d'un cycle sera donc détecté à l'instant k quand la séquence $\{\Sigma_{k-1} \Sigma_k\}$ égalera $\{01\}$ ou $\{10\}$.

En choisissant une fenêtre d'analyse de taille M allant de M_{min} à M_{max} (avec $M_{max} \gg T$, où T est la période supposée du cycle), on observe que le nombre de points caractéristiques détectés sur un intervalle de N échantillons (avec $N > M_{max}$) présente un comportement cyclique, comme le montre la figure 2. On peut alors estimer la période moyenne du cycle en calculant la distance entre les pics.

Une fois que l'on a déterminé la période du cycle, la tendance peut être construite comme une séquence échantillonnée irrégulièrement avec une période d'échantillonnage correspondant à la longueur de cycle calculée. Une interpolation linéaire permet de disposer ensuite de toutes les valeurs de la tendance. La composante cyclique est finalement obtenue en soustrayant la tendance du signal original. Si l'on désire extraire plusieurs composantes cycliques, cette procédure doit être appliquée de manière itérative. L'algorithme complet peut donc se résumer de la manière suivante pour le cas de deux composantes cycliques $\omega_1(i)$ et $\omega_2(i)$:

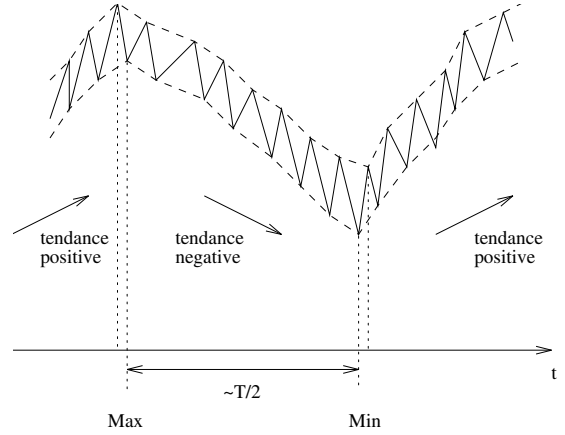


FIG. 1 — Les points caractéristiques sont les instants auxquels les micro-tendances présentes dans un cycle bruité changent le signe de leur pente. T est la période supposée du cycle.

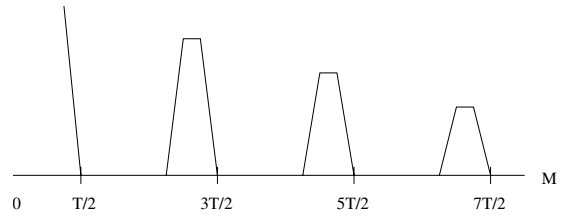


FIG. 2 — Nombre de points caractéristiques détectés en fonction de la taille M de la fenêtre d'analyse.

1. Division du signal $x(i)$ en blocs de N échantillons, avec $N \gg T_{max}$.
2. Estimation de la longueur moyenne de cycle de $\omega_1(i)$ pour chaque bloc de $x(i)$. On suppose que $\omega_1(i)$ a des longueurs de cycles plus courtes que $\omega_2(i)$.
3. Extraction de la tendance $\tau_1(i)$ par moyennage du signal $x(i)$ et interpolation sur les longueurs de cycles.
4. Détermination de la première composante cyclique : $\omega_1(i) = x(i) - \tau_1(i)$.
5. Estimation de la longueur moyenne de cycle de $\omega_2(i)$ pour chaque bloc de $\tau_1(i)$.
6. Extraction de la tendance générale $\tau(i)$ par moyennage du signal $\tau_1(i)$ et interpolation sur les longueurs de cycles.
7. Détermination de la deuxième composante cyclique : $\omega_2(i) = \tau_1(i) - \tau(i)$.

4 Description des signaux de rythme cardiaque

Un signal de rythme cardiaque se définit comme étant la succession des intervalles de temps entre deux battements de coeur (il s'agit donc en fait de l'inverse de la fréquence cardiaque). Ces derniers correspondent aux pics d'amplitude de l'électrocardiogramme (ECG), également appelés ondes R.

C'est pourquoi un signal de rythme cardiaque est aussi dénommé signal RR. De nombreuses études ont souligné le rôle prédominant joué par le système nerveux autonome dans le déclenchement des tachyarythmies ventriculaires (TAV). Son activité s'exerce par l'intermédiaire du système sympathique (qui agit positivement sur le rythme cardiaque) et du système parasympathique, ou vagal (qui a un rôle inhibiteur). Les travaux antérieurs ont tenté d'isoler des caractéristiques propres à la dynamique des signaux de rythme cardiaque à des fins de prédiction et de classification. Des résultats préliminaires ont été obtenus par Kleiger *et al.* [3] et ont mis en évidence une diminution de la variabilité du rythme sur une plage de 24 heures pour des patients présentant une plus haute mortalité cardiaque. D'autres études se sont concentrées sur l'analyse spectrale [4] mais aucun résultat concret n'a pu jusqu'ici fournir un indicateur fiable de classification du risque.

La présente étude effectue une comparaison entre des patients souffrant de TAV (menant à une tachycardie ou à une fibrillation) et des sujets sains. La première population comprend 39 enregistrements issus de 12 sujets ne souffrant d'aucune pathologie cardiovasculaire et constituant par conséquent le groupe *contrôle*. Les deux autres séries de données ont été obtenues à partir de défibrillateurs ayant la capacité de sauvegarder 1024 intervalles RR, soit au moment de l'interrogation de l'appareil, soit juste avant le déclenchement d'une TAV. En accord avec ces deux conditions opératoires, le deuxième groupe est constitué de 35 enregistrements de personnes souffrant de TAV mais acquis en dehors de tout épisode arythmique (groupe *current*), et le troisième comprend 41 enregistrements obtenus juste avant l'apparition d'une tachycardie ou d'une fibrillation (groupe *TAV*). L'objectif principal est de pouvoir distinguer de manière plus fiable, sur base des signaux RR décomposés, ces trois populations. Dans un second temps, on espère pouvoir déterminer un prédicteur efficace de déclenchement de TAV.

5 Discrimination des signaux de rythme cardiaque

La méthode de décomposition décrite dans la troisième section a été appliquée aux signaux RR pour les trois groupes considérés. Deux composantes cycliques ont été extraites. D'un point de vue médical, la première composante cyclique (comprenant les plus hautes fréquences du signal) est supposée contenir les fluctuations d'origine parasympathique, donc responsables du ralentissement du rythme. Au contraire, un accroissement de l'activité sympathique du système nerveux central accélère le rythme et participe au déclenchement d'une arythmie. Les variations de rythme cardiaque en réponse à une activation sympathique sont plus lentes que celles provoquées par une activation vagale, et sont par conséquent supposées être dominantes dans la seconde composante cyclique.

Les figures 3 et 4 présentent respectivement le résultat de la décomposition de deux sujets appartenant aux populations *contrôle* et *TAV*. D'une manière générale, on observe que la deuxième composante cyclique se caractérise par des cycles de longueur plus courte et de plus grande amplitude pour les

personnes saines. Cette observation a permis d'isoler sur la deuxième composante deux paramètres de discrimination des sujets contrôle et populations à risque : l'*amplitude* maximale des variations du signal et une *fréquence normalisée* calculée à partir du nombre de passages par zéro d'ordre supérieur.

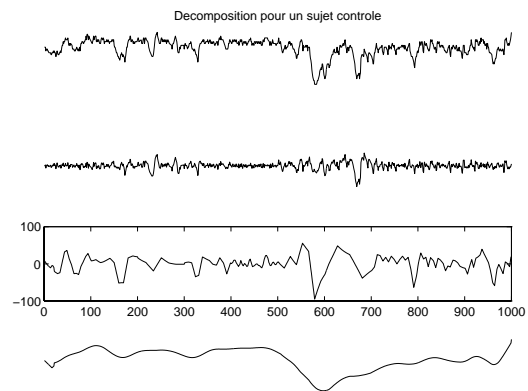


FIG. 3 — Décomposition du signal RR pour un sujet du groupe *contrôle*. De haut en bas : signal original, première composante cyclique, deuxième composante cyclique et tendance générale.

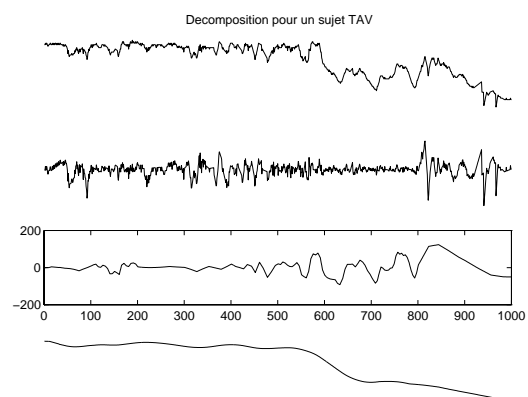


FIG. 4 — Décomposition du signal RR pour un sujet du groupe *TAV*. De haut en bas : signal original, première composante cyclique, deuxième composante cyclique et tendance générale.

Le calcul de l'amplitude trouve son fondement dans un certain nombre de travaux rapportant que les patients souffrant de maladies cardiovasculaires graves présentent une diminution des fluctuations de rythme cardiaque à toutes les fréquences supérieures à 0.02 Hz par rapport à des sujets sains [5]. D'autre part, le nombre de passages par zéro d'ordre supérieur se définit par le nombre de fois que le signal altéré par une combinaison de filtres passe-bas et passe-haut traverse l'axe zéro [6]. Généralement, cette combinaison de filtres est de type $(1 + z^{-1})^i (1 - z^{-1})^j$, correspondant à une succession de sommations (ayant pour effet de lisser le signal et de supprimer le bruit aléatoire) suivie par une série de différenciations (éliminant les tendances polynomiales d'ordre $p \leq j$). Le signal résultant est donc lissé et contraint d'osciller autour de zéro.

Des influences parasympathiques peuvent toutefois se retrouver dans la deuxième composante, en particulier quand

la fréquence respiratoire devient dominante dans la première composante cyclique. De même, les activités combinées des systèmes sympathique et vagal peuvent s'exercer à de plus basses fréquences, le premier modulant le second. L'exposant de lissage a ainsi été fixé à $i = 10$ de manière à éliminer le plus possible les résidus des fluctuations parasympathiques dans la seconde composante cyclique.

Enfin, il est parfois difficile de distinguer les cycles de la tendance. En différenciant une composante cyclique superposée à une tendance, le nombre de passages par zéro est proche du double du nombre de cycles. On a donc choisi une simple différenciation de la seconde composante cyclique ($j = 1$) pour supprimer les résidus de tendance le cas échéant.

La figure 5 montre l'ensemble des valeurs des deux paramètres de classification pour les trois populations considérées. La deuxième composante cyclique reflétant les variations de tendance, on observe que ces dernières sont plus prononcées pour les sujets sains que pour les patients souffrant de TAV. Par conséquent, un plus grand nombre de passages par zéro peut être associé aux personnes du groupe *contrôle*. De même, la figure met en évidence de plus grandes amplitudes et des cycles plus courts pour les sujets sains. Les personnes du groupe *current* (souffrant de TAV mais ne développant aucune arythmie à la fin de l'enregistrement) affichent, comme on peut s'y attendre, des caractéristiques situées en moyenne entre les deux autres classes.

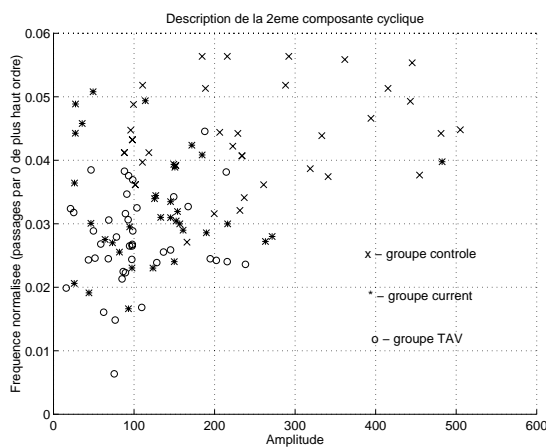


FIG. 5 — Valeurs des paramètres de classification évalués sur la deuxième composante cyclique.

6 Conclusion

Dans cet article, une nouvelle méthode de décomposition de signaux en tendance et composantes cycliques a été appliquée à des signaux de rythme cardiaque afin d'obtenir une évaluation plus fiable du risque de déclenchement de tachyarythmies ventriculaires. Sur base de l'observation de la deuxième composante cyclique, deux paramètres de discrimination ont été extraits et se sont révélés pertinents pour distinguer les trois populations considérées (sujets sains, patients souffrant de tachyarythmie ventriculaire mais ne développant aucune arythmie lors de l'enregistrement et patients subissant une arythmie

à la fin de l'enregistrement). Les résultats présentés ici sont prometteurs et montrent que les paramètres de discrimination sélectionnés, outre leur signification physiologique aisée à établir, apparaissent adéquats pour le pronostic des tachyarythmies ventriculaires.

Références

- [1] M. Malik and the Writing Committee of the Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart Rate variability - Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use. *Circulation*, Vol. 93, No. 5, pp. 1043-1065, March 1996.
- [2] A. Makarov. Méthodes de décomposition basées sur les statistiques d'ordre. *Compte-rendus du 16ème colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Septembre 1997.
- [3] R. E. Kleiger, J. P. Miller, J. T. Bigger, and A. J. Moss. Decreased Heart Rate Variability and its Association with Increased Mortality after Acute Myocardial Infarction. *American Journal of Cardiology*, Vol. 59, pp. 256-262, 1987.
- [4] M. Muzi and T. J. Ebert. Quantification of Heart Rate Variability with Power Spectral Analysis. *Current Opinion in Anaesthesia*, Vol. 6, pp. 3-17, 1993.
- [5] D. O'Flaherty. Heart Rate Variability and Anaesthesia. *European Journal of Anaesthesiology*, Vol. 10, pp. 419-432, 1993.
- [6] B. Kedem. Spectral Analysis and Discrimination by Zero-Crossings. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 74, No. 11, pp. 1477-1492, November 1986.