

Evaluation objective d’algorithmes de segmentation de l’intervalle RT

Sara WONG¹, Hervé GAUVRIT¹, Lotfi SENHADJI¹, Sylvia RELAND², François CARRÉ²

¹Laboratoire Traitement du Signal et de l’Image, EMI 9934, Université de Rennes I, France

²Groupe de Recherche Cardio-Vasculaire, EA 1263, Université de Rennes I, France

correspondance : sara.wong@univ.rennes1.fr

Résumé – Nous menons dans cette communication une comparaison objective entre trois approches dédiées à l’estimation de la durée de la phase de repolarisation des ventricules, qui correspond à l’intervalle RT du signal électrocardiographique (ECG). La première méthode s’appuie sur le calcul d’une dérivée lissée du signal pour extraire les points caractéristiques de l’ECG, la deuxième se fonde, pour la recherche de ces points, sur une représentation temps-échelle alors que la troisième repose sur une modélisation inspirée des processus physiologiques qui sont à la base du signal cardiaque. Globalement les résultats montre que cette dernière méthode semble donner les performances les plus stables.

Abstract – In this communication an objective comparison is conducted between three methods aimed at estimating the duration of the ventricular repolarization phase which corresponds to the RT interval of the electrocardiogram (ECG). The first approach makes use of a smooth ECG derivative for extracting the ECG characteristic points, the second, uses a time-scale representation of the signal for localizing these particular points, the last one is based upon a model inspired from the physiological process underlying the ECG genesis. The results show that this latter approach seems to give steady results.

1 Position du problème

L’ECG constitue la grandeur de base de l’étude du système cardiovasculaire, car il présente l’avantage d’être une image non-invasive de l’activité cardiaque. Facile à recueillir, il est souvent monitoré pour la surveillance ou l’évaluation de l’état d’un patient. En terme traitement du signal, les objectifs sont la détection robuste des ondes élémentaires et la segmentation précise des intervalles PP, PR, RR, QT, marqueurs des activités auriculaires et ventriculaires (cf. figure 1). Si ces étapes représentent une tâche aisée dans le contexte non bruité (patient allongé), elles demeurent encore aujourd’hui délicates dans un cadre d’unité de soins intensifs, d’Holter ambulatoire longue durée ou encore d’ECG d’effort.

Parmi ces marqueurs, l’intervalle QT correspond à la durée entre la dépolarisation de la première cellule myocardique et la repolarisation de la dernière cellule ventriculaire. Actuellement, il est bien établi qu’une durée de l’intervalle QT anormalement longue est une signature précoce pour des troubles du rythme futurs. Par ailleurs, il a été montré que la dispersion du QT, mesurée à partir d’un ECG 12 dérivations, est aussi un indicateur d’arythmies cardiaques. De même, l’alternance d’ondes T de morphologies différentes est souvent associée à de sévères troubles du rythme. Enfin, la non adaptation du QT aux variations de la fréquence cardiaque, mesurée à partir de l’intervalle RR, représente aussi un paramètre significatif [1].

Outre la détermination précoce d’indicateurs de troubles du rythme, l’analyse de l’intervalle QT battement à battement permet d’évaluer l’effet de modulation qu’exerce

le système nerveux autonome (SNA) sur les ventricules et de mieux comprendre les actions de ses composantes sympathique et parasympathique.

Ces quelques constats cliniques montrent explicitement l’importance de segmenter de manière fiable et robuste la durée de la repolarisation ventriculaire. Cette tâche consiste à détecter d’une part le maximum (T_{apex} ou T_{max}) et d’autre part la fin (T_{fin}) de l’onde T, car les mécanismes physiologiques mis en jeu sont différents. Cette segmentation s’avère délicate car, outre le bruit d’origines diverses rapporté sur l’enregistrement, la morphologie de l’onde T peut varier en cours d’enregistrement, de plus l’énergie de l’onde est faible et fluctuante et finalement la détection de la fin de l’onde revêt une difficulté supplémentaire, source de définitions multiples. L’analyse de la littérature montre qu’il existe des algorithmes de segmentation qui peuvent être répertoriés, en première approximation, en trois grandes classes: *i*) celle s’appuyant sur un filtre dérivateur, *ii*) celle se fondant sur une analyse multi-résolution en exploitant l’information portée par les différentes échelles et enfin *iii*) celle se basant sur une modélisation de l’onde T à partir de considérations physiologiques. Cependant, il subsiste actuellement un manque certain dans l’évaluation et la comparaison objective des méthodes existantes. Dans cet article, les algorithmes ont été appliqués à la mesure de l’intervalle RT en lieu et place de l’intervalle QT dans la mesure où l’onde Q se révèle délicate à détecter et qu’elle n’apporte aucune information supplémentaire sur le plan physiologique.

L’objet de cette communication est donc de comparer les performances de ces trois types d’approches dans un

même cadre d'évaluation. L'article se décompose de la manière suivante : dans une première partie, les principes qui régissent les trois algorithmes mis en œuvre sont décrits, puis dans une seconde, la méthodologie employée pour la comparaison des algorithmes et les résultats obtenus sur des signaux simulés et des signaux réels sont exposés.

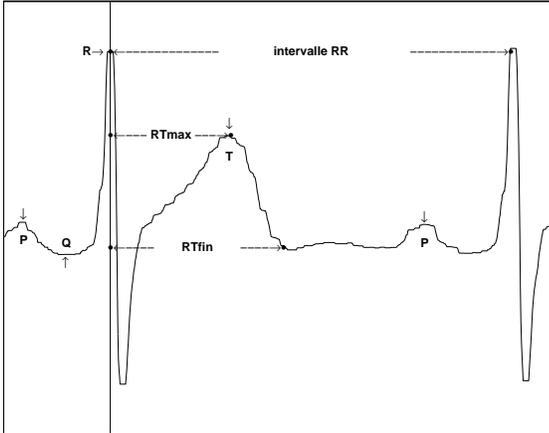


FIG. 1 – Définition des points caractéristiques de l'ECG

2 Présentation des détecteurs

2.1 Algorithme basé sur la dérivée filtrée

L'une des méthodes classiques en segmentation consiste à utiliser la dérivée filtrée, puis à détecter les passages par zéro du signal ainsi traité. C'est le principe sur lequel repose le détecteur proposé par Laguna et al. [2] (noté D_1 par la suite). Il représente certainement l'algorithme le plus établi dans la communauté pour la détection battement à battement de l'intervalle QT. Il s'appuie sur le postulat que le sommet de l'onde T (Tmax) correspond au passage par zéro de la dérivée du signal représentatif de l'onde T. Le calcul de la fin de l'onde T (Tfin) s'appuie, quant à lui, sur un critère ad-hoc.

Plus précisément, l'algorithme se décompose en plusieurs étapes. On effectue tout d'abord un prétraitement du signal ECG qui consiste à générer le signal dérivé filtré passe-bas. Le signal résultant sera par la suite dénommé signal filtré. C'est à partir de celui-ci que le processus de détection est défini. Ce dernier repose uniquement sur des considérations heuristiques.

La deuxième étape se focalise sur la détection du complexe QRS. La détection de ce complexe ne représente pas de difficultés particulières dans la mesure où il est le plus énergétique du signal ECG. L'algorithme utilise d'ailleurs cette caractéristique afin de détecter les extrema du signal filtré à l'aide d'un seuil adaptatif. À partir de ces points, l'algorithme recherche ensuite les deux extrema locaux qui entourent chacun d'eux. Le pic de l'onde R est alors défini comme le passage à zéro entre un maximum et un minimum du signal filtré. Ce principe est également utilisé pour définir le pic de l'onde Q. Pour plus de précision, cette dernière détermination est effectuée sur le signal dérivé.

La détection de l'onde T constitue la dernière étape. Pour effectuer cette opération, Laguna et al définissent une fenêtre de recherche à partir de la position du pic de l'onde R. La dimension de cette fenêtre est fonction de la durée du RR moyen. Le principe consiste ensuite à rechercher les valeurs de plus forte pente du signal (extrema du signal dérivé) dans la fenêtre ainsi définie. Ces valeurs sont réunies par couple (maximum, minimum) ou (minimum, maximum). Différentes configurations peuvent avoir lieu suivant la forme de l'onde T. Dans le cas simple d'une onde monophasique, le maximum de l'onde T est défini par le passage à zéro entre les deux valeurs du couple. Finalement, la fin de l'onde T est définie par le passage du signal filtré sous un seuil défini lui-même à partir du deuxième extremum du couple.

Par conséquent, cet algorithme comporte de nombreux critères subjectifs. En contrepartie, la méthode est simple à mettre en œuvre dans la mesure où la plupart des points caractéristiques sont définis comme des passages par zéro du signal filtré.

2.2 Algorithme basé sur les ondelettes

Le second détecteur [3] (noté D_2) utilise une approche dyadique basée sur une ondelette analysante de type spline quadratique. Il s'appuie sur les travaux de Mallat et al. [4] qui ont démontré l'utilité des ondelettes pour la détection de points singuliers. Les ondes élémentaires P et T et le complexe QRS ont des durées statistiquement différentes, ils occupent de ce fait, dans l'espace transformé, des ensembles d'échelles d'analyse qui ne se recouvrent que partiellement. Le suivi des extrema locaux ainsi que les passages par zéro de la décomposition d'un niveau de résolution à un autre permet de localiser les composantes du signal ECG. En effet, les extrema locaux correspondent aux plus fortes pentes présentes dans le signal et les passages par zéro aux extrema locaux du signal.

Le signal ECG est décomposé en six niveaux de détail. Le premier niveau ne recèle que très peu d'information liée au signal utile, il n'est pas exploité pour la localisation des ondes d'intérêt. À chaque échelle, la transformée est redressée et les passages par zéro sont détectés ainsi qu'un maximum et un minimum local qui se situent de part et d'autre de celui-ci. Le suivi de ces cinq positions temporelles, des échelles d'analyse les plus grossières aux plus fines, permet de localiser le complexe QRS et l'onde T.

Par conséquent, cet algorithme utilise le même type de caractérisation que l'algorithme précédent. Il permet par contre de s'affranchir du bruit HF présent sur les échelles faibles. Cependant, la difficulté réside dans le suivi des extrema locaux à travers les échelles.

2.3 Algorithme basé sur la modélisation

Le troisième détecteur [5] (noté D_3) utilise un modèle physiologique de la phase de repolarisation ventriculaire. Plus précisément, l'algorithme se décompose en deux parties.

La première consiste à détecter le complexe QRS. Le dé-

tecteur utilisé est un détecteur classique basé sur la transformation non-linéaire du Module de la Vitesse (TMV) de Gritzali [7] qui revient à calculer la différence vectorielle entre les échantillons successifs des signaux électrocardiographiques. La présence d'un complexe QRS est décidé dès que la statistique $TMV(n,q)$ franchit un seuil calculé adaptativement de façon à tenir compte du rapport signal à bruit variable.

La deuxième partie utilise une modélisation de l'onde T à partir de considérations physiologiques. Elle est effectuée sur la portion de signal qui suit un complexe QRS et qui contient entièrement l'onde T.

Le modèle proposé par Vila et al. [5] est ensuite ajusté à cette portion de signal. Il repose sur la modélisation de plusieurs potentiels d'action (PA). Dans leur article, les auteurs utilisent deux PA afin de modéliser l'onde T comme suggéré dans [6]. Le modèle utilisé est défini par :

$$f(t) = \frac{A_1 T_1^{e_1}}{T_1^{e_1} + t^{e_1}} - \frac{A_2 T_2^{e_2}}{T_2^{e_2} + t^{e_2}} + C, \quad (1)$$

où chacun des deux termes du membre de droite de l'équation représente un PA pour lequel :

- A_i correspond à l'amplitude du PA dans la phase 2, responsable du segment ST ;
- T_i détermine la position temporelle de la phase 3 du PA, responsable de la fin de la repolarisation ventriculaire ;
- e_i contrôle la vitesse de cette phase ;
- la constante C traduit la présence éventuelle d'une composante continue.

Les sept paramètres du modèle sont estimés par un algorithme d'optimisation non-linéaire par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le modèle et le signal (algorithme du type Gauss-Newton). Les points caractéristiques de l'onde T sont ensuite déterminés à partir de la première et de la deuxième dérivée du signal modélisé. Ce qui revient à effectuer la méthode classique de détection des passages par zéro pour localiser les points correspondant à T_{\max} et à T_{fin} .

L'intérêt de cette méthode est d'effectuer la segmentation de l'onde T directement sur le signal modélisé ce qui permet de s'affranchir de l'imprécision de la localisation des points caractéristiques due au bruit. Toute la difficulté de la segmentation de l'onde est ainsi reportée sur l'estimation des paramètres du modèle.

3 Résultats de la comparaison

La première étude a été menée sur des ECG simulés. L'intérêt est de disposer d'une connaissance parfaite des instants de début et de fin des ondes. Cette expérience s'appuie sur nos travaux antérieurs qui ont permis de développer un modèle macroscopique du cœur capable de générer un signal ECG [8]. Afin de mesurer le plus objectivement possible les performances de chaque méthode, les biais (exprimé en ms) et erreurs quadratiques moyennes (exprimé en ms^2) expérimentaux des estimateurs des instants de début et fin des intervalles RT_{\max} et RT_{fin} ont

été retenus comme critère de performance. Ce sont les critères généralement retenus pour la comparaison d'estimateurs.

Les signaux synthétisés sont séparables en trois groupes de 116 battements, chaque groupe correspondant à un axe électrique différent. Le premier groupe, noté $D2R$, correspond à un axe électrique de 90° , le deuxième noté $D4R$, à un axe électrique de 30° et le troisième groupe, noté $D6R$, à un axe électrique de -30° . Les ondes T ont ainsi des morphologies différentes (ondes monophasiques positives pour $D2R$ et $D4R$ et monophasiques négatives pour $D6R$) et leur énergie est variable. On remarque notamment que l'énergie des ondes T du groupe $D4R$ est très faible. Les résultats présentés dans les tableaux 1 ont été obtenus en ajoutant au signal non bruité un bruit blanc gaussien d'énergie variable afin d'obtenir différents rapports signal à bruit.

Les résultats montrent clairement que les performances du détecteur D_1 , basé sur la dérivée filtrée, se dégradent sérieusement dès que les ondes T sont d'énergie faible (groupe $D4R$) et que le rapport signal à bruit est lui aussi faible (5 dB) alors que l'onde R est correctement détectée. Ces résultats confirment donc le peu de robustesse de la méthode de la dérivée filtrée à un bruit d'origine HF. Par contre, on constate que le détecteur D_2 , basé sur les ondelettes, est beaucoup plus robuste à ce type de bruit. Ce bruit est en effet très présent sur les échelles fines (essentiellement à l'échelle 1 et 2) et absent aux échelles plus grossières ce qui permet une bonne détection. Enfin, le détecteur D_3 , basé sur la modélisation de l'onde T, présente des résultats similaires à l'algorithme des ondelettes et de bonnes performances dès que le niveau de bruit est élevé.

La deuxième étude a été effectuée sur des signaux acquis au CHU de Rennes sur trois canaux à une fréquence d'échantillonnage de 1KHz. Dans le cadre du même protocole, les comparaisons entre les algorithmes ont été menées :

- sur des ECG de repos (patient allongé, *palier 1*) ;
- sur des ECG d'effort à fréquence cardiaque constante afin de tenir compte des sources de bruits multiples (electromyographique, respiratoire, ...): 140 (*palier 2*), et 160 battements/mn (*palier 3*).

Pour chaque phase, les biais et variances de la mesure du RT_{fin} sont estimés à partir des annotations de 2 experts (noté respectivement L_1 et L_2). Cette étude a été menée sur environ 500 battements. Les résultats sont présentés dans le tableau 2.

On remarque que l'écart entre les experts est très important lors de la phase de repos. Cet écart provient de la forme de l'onde T. En effet, l'un des experts (L_2) considère que les ondes T sont biphasiques durant cette phase alors que l'autre les a annotées en tant qu'ondes monophasiques. Cette différence de jugement met clairement en évidence la difficulté de la classification de ces ondes. De leur côté, les détecteurs D_1 et D_2 privilégient le choix d'une onde monophasique alors que le détecteur D_3 fournit une mesure entre celles des deux experts. Pour les deux paliers à l'effort, l'onde T a changé de morphologie (monophasique) et l'écart entre les experts est devenu inférieur

		Détecteur D_1					
		t_R		$t_{TM_{ax}}$		t_{Tfin}	
		biais	eqm	biais	eqm	biais	eqm
D2R	20 dB	0.41	0.41	-0.07	37.08	-0.29	10.31
	10 dB	0.44	0.58	0.20	69.13	-0.76	40.88
	5 dB	0.40	0.98	6.61	741	0.89	524.53
D4R	20 dB	0.06	0.06	0.00	67.85	-1.66	109
	10 dB	0.10	0.31	26.27	4 125	5.59	2 570
	5 dB	0.09	0.54	43.81	7 483	5.72	4 961
D6R	20 dB	0.03	0.08	-0.78	23.86	-0.39	14.77
	10 dB	-0.05	0.50	0.50	83.44	-1	74.06
	5 dB	0.07	0.91	10.6	1 187	-1.41	708.04

		Détecteur D_2					
		t_R		$t_{TM_{ax}}$		t_{Tfin}	
		biais	eqm	biais	eqm	biais	eqm
D2R	20 dB	-0.09	0.99	-0.54	62.92	-0.11	5.19
	10 dB	-0.17	2.86	-0.53	131.93	0.04	16.00
	5 dB	0.03	7.12	-4.29	214.32	0.16	48.97
D4R	20 dB	-0.22	0.22	-1.13	64.22	0.22	27.36
	10 dB	-0.34	0.55	-5.20	291.36	0.70	115.44
	5 dB	-0.84	7.36	-5.35	598.57	-0.04	478.62
D6R	20 dB	-0.27	0.34	-0.18	29.95	0.31	6.57
	10 dB	-0.10	0.44	-1.56	111.38	-0.10	24.22
	5 dB	-1.42	68.87	-2.77	345.25	0.34	73.18

		Détecteur D_3					
		t_R		$t_{TM_{ax}}$		t_{Tfin}	
		biais	eqm	biais	eqm	biais	eqm
D2R	20 dB	0.02	29.29	3.68	94.91	1.24	24.25
	10 dB	0.01	50.03	4.74	159.58	1.93	46.88
	5 dB	-0.08	108.08	6.73	160.30	-2.20	148.37
D4R	20 dB	0.03	14.29	4.94	107.82	1.05	47.00
	10 dB	0.00	24.26	4.24	175.36	-1.74	155.70
	5 dB	-0.03	27.84	13.38	473.50	0.74	590.60
D6R	20 dB	0.01	9.26	2.85	35.18	0.33	20.01
	10 dB	0.07	26.37	3.15	81.86	1.08	42.92
	5 dB	-0.12	26.06	4.89	185.93	-18.83	397.82

TAB. 1 – Comparaison sur signaux synthétisés

à 10 ms ce qui représente la tolérance admise. On constate par ailleurs que les variations de l'écart entre les méthodes automatiques et les experts sont sensiblement équivalentes d'une méthode à l'autre et d'un expert à l'autre. De plus, le détecteur D_2 semble donner les plus grands écarts alors que les détecteurs D_3 et D_1 semblent être les détecteurs fournissant les résultats les plus stables à l'effort.

4 Conclusion

Trois méthodes automatiques de détection de l'onde T ont été mises en œuvre. Les principes qui régissent chacune d'elles ont été exposés. Les résultats obtenus montrent le comportement satisfaisant des trois approches sur des ECG peu bruités. Ils suggèrent également qu'avec la diminution du rapport signal à bruit, le détecteur à base d'ondelettes (D_2) et le détecteur utilisant la modélisation

	Palier 1		Palier 2		Palier 3	
	m (ms)	σ (ms)	m (ms)	σ (ms)	m (ms)	σ (ms)
	$RT(L_1)$	291	42	252	30	230
$RT(L_2)$	399	57	255	29	220	23
$RT(D_1)$	301	43	253	32	213	21
$RT(D_2)$	284	40	232	27	206	20
$RT(D_3)$	329	47	241	30	227	26
$L_1 - L_2$	-108	18	-3	11	10	13
$L_1 - D_1$	-10	5	-1	19	17	11
$L_1 - D_2$	7	16	20	16	24	7
$L_1 - D_3$	-38	7	11	19	3	17
$L_2 - D_1$	98	16	1	16	6	10
$L_2 - D_2$	115	18	22	11	14	10
$L_2 - D_3$	70	12	13	15	-6	15

TAB. 2 – Comparaison entre experts et algorithmes

des PA (D_3) présentent les meilleures performances. De plus, les résultats à l'effort confirment que le détecteur D_3 semble donner les résultats les plus stables. Enfin, afin d'être le plus objectif possible, une analyse détaillée de la dégradation des performances occasionnée par chaque source de bruit pouvant affecter l'ECG viendra compléter la présentation.

Références

- [1] P. Maison Blanche, D. Catuli, J. Fayn, P. Coumel, *QT Interval, Heart Rate and Ventricular Arrhythmias*, pp. 383-404, Ch. 22 in *Noninvasive Electrocardiology Clinical Aspects of Holter Monitoring*, Frontiers in Cardiology, ed. by A. J. Moss and S. Stern, Great-Britain University Press, 1996.
- [2] P. Laguna, N. V. Thakor, P. Caminal, R. Jané, H. Yoon, *New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG: performance and applications*, Medical & Biological Engineering & Computing, pp. 67-73, Vol. 28, Jan. 1990.
- [3] C. Li, C. Zheng, C. Tai, *Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms*, IEEE Trans. on Biomedical Engineering, pp. 21-29, Vol. 42, No. 1, Jan. 1995.
- [4] S. Mallat, W. L. Hwang, *Singularity Detection and Processing with Wavelets*, IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 38, No. 2, March 1992.
- [5] J. A. Vila, Y. Gang, J. M. Rodriguez Presedo, M. Fernández-Delgado, S. Barro, M. Malik, *A New Approach for TU Complex Characterization*, IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol. 47, No. 6, June 2000.
- [6] R. Padrini, G. Butrous, A. J. Camm, M. Malik, *Algebraic decomposition of the TU wave morphology patterns*, PACE, vol. 18, pp. 2209-2215, 1995.
- [7] F. Gritzali, G. Frangakis, G. Papakonstantinou, *Detection of P and T waves in an ECG*, Comput. Biomed. Res., vol. 22, pp 83-91, 1989.
- [8] A. I. Hernández, G. Carrault, F. Mora, A. Bardou, *Overview of CARMEM: A new dynamic quantitative cardiac model for ECG monitoring and its adaptation to observed signals*. Acta Biotheoretica, vol. 48, pp. 303-322, 2000.