

PROPOSTA DE DUAS SOLUÇÕES PARA O PROCESSAMENTO DO ECG AMBULATORIAL

J. E. Neto*, C. R. Vázquez Seisdedos** e R.C.L. Oliveira***

*Universidade Federal do Amazonas, Manaus, Brasil

**Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba

***Universidade Federal do Pará, Belém, Brasil

e-mail: joao_evangelista_net@yahoo.com

Resumo: A monitorização ambulatorial do eletrocardiograma (ECG) possui três etapas: aquisição, processamento e análise. Em cada uma, a informação extraída do sinal ECG ou de suas séries temporais de intervalos podem ser afetadas por ruídos, interferências ou artefatos. A análise da variabilidade dos intervalos cardíacos estabelece regras para a seleção dos batimentos válidos e para determinar os pontos fiduciais, especialmente o final da onda T. Este trabalho descreve dois problemas e suas soluções para a etapa de processamento do ECG. Inicialmente, é descrito um método para classificar batimentos válidos para a análise da variabilidade da frequência cardíaca, e logo, é apresentado outro método para a estimação robusta do final da onda T, baseado no cálculo de áreas de trapézios. A validação de ambos os métodos apresentou um excelente desempenho comparado com outros métodos.

Palavras-chave: ECG, onda T, artefatos, RNA, PCA.

Abstract: Ambulatory electrocardiogram (ECG) monitoring has three stages: acquisition, processing and analysis. In each one, the information on ECG signal or from their interval time series could be affected by noises, interferences or artifacts. The analysis of heart intervals variability establishes rules for the selection of valid beats and to determine fiducial points, especially the T wave end. This paper describes two problems and their solutions about the ECG processing stage. First, a method to classify valid beats for heart rate variability analysis is described, and then, another one is presented for the robust estimation of T wave end, based on the calculation of trapezes areas. The validation of both methods shows an excellent performance in comparison with other approaches.

Keywords: ECG, T-wave end, ECG classification, artifacts.

Introdução

O processamento do ECG ambulatorial inclui os seguintes passos: (a) pré-processamento, (b) detecção de pontos R, (c) segmentação e normalização, (d) extração de características (EC), (e) agrupamento, (f) delimitação de outras ondas, por exemplo, as ondas Q e T, e (g) obtenção/análise de séries temporais associadas a intervalos cardíacos, por exemplo: as séries RR (entre pontos R consecutivos) e RTe (desde o ponto R até o final da onda T ou ponto Te). O reconhecimento de batimentos (passos c, d, e) tais como arritmias atriais ou ventriculares é um tema amplamente abordado [1], mas não os batimentos que constituem artefatos a efeitos da análise da variabilidade da frequência cardíaca (HRV) e da análise da repolarização ventricular (QTV). Este tipo de enfoque não é usual na bibliografia, a respeito não foi encontrado nenhum trabalho que pesquise uma

combinação ótima de métodos de EC e de agrupamento para essa finalidade. Os batimentos válidos para a análise da HRV e QTV são aqueles que são originados no nodo sinoatrial e onde não existe nenhum tipo de bloqueio da atividade elétrica quando o impulso elétrico transite pelos ramos direito e esquerdo do feixe de His e suas correspondentes ramificações finais ou fibras de Purkinje. Os batimentos que não cumprem a condição anterior, serão considerados como artefatos, e deverão ser excluído da análise.

Outra questão ainda aberta é a inexatidão na determinação do ponto Te devido à presença de ruído no ECG ambulatorial. A revisão do estado da arte mostra as seguintes limitações: (a) os métodos para estimar o ponto Te não analisam seus desempenhos em presença de ruído. A única exceção [2] só experimenta com sinais sintéticos de forma qualitativa, (b) em outros casos, a influência do ruído não é analisada no ponto Te, senão em intervalos diferenciais inclusos nele, por exemplo, RTe, e o número de morfologias é muito pequeno [3][4] e (c) muitos métodos de estimação empregam regras de decisão baseadas em limiar [5][6] que são muito suscetíveis ao ruído.

O objetivo deste trabalho é apresentar duas soluções para os seguintes aspectos: (1) reconhecimento de batimentos válidos para a análise da HRV e QTV e (2) detecção do final da onda T (robusta ao ruído).

Materiais e métodos

Para caracterizar os aspectos desejados e não outros, é assumido um método infalível para estimar os pontos R: as marcações dos pontos R realizados pelos especialistas nas bases de dados correspondentes.

A. Reconhecimento de batimentos

Dentre os métodos de EC mais usados estão a análise de componentes principais (PCA) linear e a transformada discreta do cosseno (DCT). O método de agrupamento mais referenciado [1] é o Perceptron multicamada (MLP). Em menor proporção são empregados também os seguintes métodos: máquina de suporte vetorial (SVM), quantificação vetorial adaptativa (LVQ) e funções de base radial (RBF).

Para obter a combinação ótima de métodos de EC e de agrupamento foi seguida a metodologia seguinte:

1. Avaliação parcial do desempenho combinado dos três métodos de EC (DCT, PCA e KPCA) e os quatro métodos de agrupamento citados (MLP, SVM, LVQ e RBF) com 4000 batimentos da MIT-BIH Arrhythmia Database (MIT-DB). O alvo é pesquisar o método de agrupamento de melhor desempenho,

2. Avaliação global dos três métodos de EC para o método de agrupamento selecionado no passo 1, usando todos os batimentos da MIT-DB (110192 batimentos).

A classe artefato (ARTF) inclui 17 subclasses de batimentos (ectópicos, bloqueios de ramo esquerdo e direito, pausas, e outros) que representam o 30 % do total de batimentos. A classe normal (NORM) inclui aos batimentos resultantes do nodo sinoatrial (70 % do total).

Pré-processamento - Foi usado um filtro passa-altas (Butterworth, bidirecional, 4ª ordem, frequência de corte igual a 0.5 Hz) seguido de um filtro passa-baixas (Butterworth, bidirecional, 4ª ordem, frequência de corte igual a 30 Hz). Posteriormente, o sinal foi convertido num sinal de variância unitária, para garantir invariância com respeito à amplitude, para qualquer batimento.

Segmentação - Foi empregada uma janela assimétrica de um tamanho fixo em torno do pico R. O comprimento da janela foi igual a 235 amostras (valor máximo) incluindo o ponto R. Para a seleção do número de amostras à direita e à esquerda do ponto R, foi usado a média da relação PR/QT para os valores mínimos e máximos. A 360 Hz os valores resultantes são 92 amostras à esquerda (39% do total das amostras) e 142 amostras à direita (61% do total das amostras).

O desempenho de cada classificador foi avaliado mediante o cálculo de: Especificidade (E), Sensibilidade (S) e Valor Preditivo Positivo (VPP), a partir das tabelas de confusão de cada classificador para as duas classes definidas: Normal (NRMB) e Artefato (ARTF) como se observa na figura 1.

Para verificar se as diferenças entre os diferentes classificadores são estatisticamente significativas, foi usado o Teste de McNemar, que é baseado no cálculo do estádiograma de McNemar, definido como:

$$z = \frac{|n_{01} - n_{10}| - 1}{\sqrt{n_{01} + n_{10}}} \quad (1)$$

Sendo:

n_{01} : número de amostras mal classificadas por A mas não por B.

n_{10} : número de amostras mal classificadas por B mas não por A.

A quantidade z^2 se distribui aproximadamente como χ^2 com um grau de liberdade. A hipótese nula H_0 (os dois classificadores têm o mesmo erro) pode ser rejeitada com uma probabilidade de erro de 0,05 se $|z| > 1,96$. A hipótese alternativa H_1 é que os classificadores têm erros distintos. Se o resultado $|z|$ é significativo, então há suficiente evidência para rejeitar a hipótese nula em favor da hipótese alternativa, o que significa que os classificadores não têm o mesmo erro e , por tanto as diferenças nos índices de desempenho são estatisticamente significativas. A estatística z de McNemar $|z|$ foi obtida para cada par de classificadores dentre todas as combinações possíveis, para o caso da avaliação global que constitui a população experimental é o caso mais desfavorável.

Classes estimadas	NORM	TP	FP
	ARTF	FN	TN
		NORM	ARTF
		Classes reais	

Figura 1: Matriz de confusão para cada classificador. VP: verdadeiros positivos, VN: verdadeiros negativos, FP: Falsos positivos, FN: Falsos negativos.

B. Detecção do final da onda T

Para detectar o ponto Te de forma robusta ao ruído de banda larga foi proposto o método de áreas de trapézios (TRA) [7]. O método TRA está baseado no cálculo de áreas sucessivas de trapézios retangulares com dois vértices fixos e dois móveis: (x_i, y_i) e (x_r, y_r) . O ponto móvel (x_i, y_i) é deslocado pelo sinal de (x_m, y_m) a (x_r, y_r) , enquanto a área total é calculada (Figura 2).

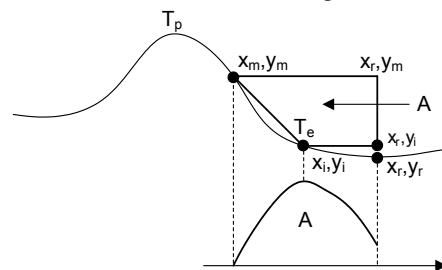


Figura 2: Determinação do final da onda T (ponto Te) para uma onda monofásica mediante o cálculo das áreas dos trapézios.

O ponto Te é definido como aquele onde a área A do trapézio é máxima. A fórmula da área do trapézio é:

$$A = 0,5 (y_m - y_i) (2x_r - x_i - x_m)$$

Sendo:

- (x_m, y_m) a abscissa e a ordenada, respectivamente, de um ponto com a máxima derivada absoluta após o pico da onda T (T_p).
- (x_r, y_r) a abscissa e a ordenada, respectivamente, de um ponto de referência localizado no segmento T-P isoeletrico. O local exato não é muito importante contanto que o ponto esteja após o final da onda T.
- (x_i, y_i) é a abscissa e ordenada, respectivamente, de um ponto móvel entre os dois pontos anteriores.

O pré-processamento foi o mesmo descrito anteriormente. Para o caso de ondas bifásicas ou somente ascendente ou descendente, o ponto (x_m, y_m) é escolhido de tal modo que a seção da onda entre este ponto e o ponto (x_r, y_r) tenha uma tendência monótona crescente ou decrescente.

Desempenho em condições ruidosas - Para caracterizar o desempenho em presença de ruído para cada sinal de ECG da QTDB, foi realizado o seguinte procedimento:

1. Filtragem passa-altas e logo, passa-baixas, similar ao pré-processamento descrito para o algoritmo TRA.

2. Obtenção do final de onda T de referência usando o método $X(T_{RX})$. O sub índice de "X" será "D" para o método do limiar na primeira derivada [5] de amplo uso; e T para o método de áreas de trapézios.

3. Cálculo da amplitude de pico da onda T de referência (A_{TWP}) usando os valores anotados pelos especialistas.

4. Para cada batimento do sinal ECG filtrado, foi adicionado ruído branco (WN) com amplitude igual a um $N\%$ de A_{TWP} , $N = \{3\%, 5\%, 10\%, 20\%\}$. Para cada nível de ruído, foram geradas 200 realizações de WN e adicionadas ao sinal de ECG filtrado; então foi filtrado passa-baixas conforme a etapa 2 do pré-processamento, e finalmente foi calculada a média dos 200 respectivos finais de onda T. Este valor se torna o final de onda T para o nível de ruído N e método $X(T_{NX})$.

5. Obtenção das estimativas sucessivas do final de onda T para cada batimento i , nível de ruído N e método $X(T_{NXi})$.

6. Cálculo do erro relativo percentual modular (E_{NX}) para o algoritmo “X” e nível de ruído N segundo a expressão seguinte:

$$E_{NX} = \sum_{i=1}^k \left(\frac{T_{NXi} - T_{RXi}}{T_{RXi}} \right) \times 100 \quad (3)$$

Onde:

• k é o número total de batimentos anotados por ambos os cardiologistas (3112).

• T_{NXi} é o i -ésimo final de onda T obtido pelo algoritmo X quando o nível de ruído é $N\%$ de ATWP. $N = \{3\%, 5\%, 10\%, 20\%\}$ referendado ao valor máximo da onda T (ponto T_m).

• T_{RXi} é o i -ésimo final de referência de onda T para o algoritmo X, referendado ao ponto T_m . Para o algoritmo de limiar na primeira derivada (THD), são usados os fatores de limiar seguintes: $K = 2$ (50%) e $K = 5$ (20%).

O E_{NX} é a média global dos erros de detecção relativo modulares devidos ao ruído somado. Este parâmetro dá uma idéia do deslocamento para diante ou para trás (ou seja, absoluto) da posição do final da onda T devido ao efeito do ruído. Assim, E_{NX} é uma medida do desempenho de método em condições ruidosas.

O processamento dos sinais foi realizado com Matlab 7.7 (The Math-Works, Inc, Natick, MA, 2008).

Resultados

A. Reconhecimento de batimentos

Avaliação parcial - Das 36 combinações possíveis, o classificador MLP obteve os melhores resultados, para todas as variantes de extração de características, tanto em treinamento quanto a validação. A figura 3 apresenta os valores da Especificidade obtidos. O desempenho foi similar para os outros indicadores [8].

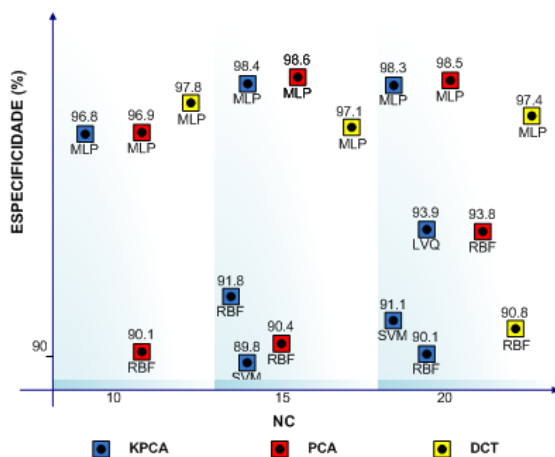


Figura 3: Índice de especificidade para cada classificador.

Avaliação global - Na tabela 1 apresenta os resultados da avaliação para 110192 batimentos da base de dados. Só foram excluídos 96 batimentos, o primeiro e o último de cada registro. Para 10 componentes, o método PCA + MLP supera em especificidade e valor preditivo positivo aos outros dos métodos, embora seja menos sensível que DCT + MLP e KPCA + MLP, nessa ordem. Para 15 e 20 componentes, o método KPCA + MLP é superior a DCT + MLP e PCA + MLP, apresentando desempenhos maiores que (ou iguais a) os melhores

obtidos pelos outros dois métodos.

Tabela 1. Todos os classificadores usando MLP.

Classif.	Validação								
	DCT			PCA			KPCA		
	10	15	20	10	15	20	10	15	20
$E(\%)$	94	95	96	95	95.9	97	95	96.4	97
$S(\%)$	95	95	95	94	94.8	94	94	95.2	95
$VPP(\%)$	97	98	98	98	98	98	97	98.2	98

Os valores da estatística z de McNemar [2] estão entre 5,6 e 222,3. Assim, para todos os classificadores, é possível estabelecer que as diferenças encontradas nos índices de rendimento para cada um dos classificadores propostos são estatisticamente significativas.

Custo computacional - O custo computacional médio de KPCA + MLP é 1094 vezes maior que PCA+MLP, e 370 vezes maior que DCT + MLP.

B. Detecção do final da onda T

Desempenho em condições ruidosas - A avaliação do método TRA usando a base de dados QTDB mostrou excelentes resultados de exatidão e precisão [7]. A Figura 4 apresenta os valores do erro relativo percentual modular (E_{NX}) para cada algoritmo e nível de ruído. Em todos os casos, o erro do algoritmo TRA é menor que o obtido com o algoritmo THD com uma alta significação ($p \leq 8,9 \times 10^{-7}$ ou até menor). Este resultado mostra o melhor desempenho do algoritmo TRA em presença de níveis baixos, meios e altos de ruído.

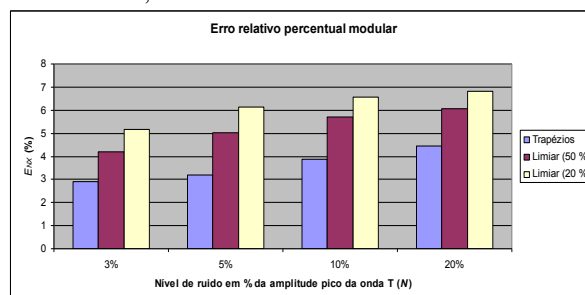


Figura 4: Erro relativo percentual modular versus nível de ruído para os algoritmos: TRA e THD. O valor dos diversos testes de hipótese (t-student) para cada algoritmo com respeito ao algoritmo dos trapézios está demarcado por uma probabilidade $p \leq 8,9 \times 10^{-7}$.

Para o limiar de 50%, o erro médio do algoritmo THD é o menor, corroborando com os resultados apresentados em [5] e é mais alto para o limiar $K = 5$ (20%). Nos experimentos de Laguna [5], era só considerado o caso com $K = 2$ (50%) porque experimentalmente mostrou o melhor desempenho. Não obstante para $K = 2$, o ponto T_e fica mais longe do verdadeiro final.

Discussão

O cálculo de áreas implícito no método TRA condiciona muito sua robustez frente ao ruído. A maior vantagem dele é o fato de não empregarem nenhum fator empírico para seu funcionamento.

Não foi possível comparar os resultados com outros estudos sobre reconhecimento de artefatos devido a que,

até o nosso conhecimento, não existem outras publicações sobre este tópico particular. Apesar de seu maior custo computacional, o método KPCA pode ser implementado com recursos relativamente modestos levando em conta as tecnologias computacionais atuais e a possibilidade de otimização do algoritmo usando dispositivos programáveis.

Conclusão

O compromisso entre os indicadores de desempenho e o custo computacional sugere usar a combinação KPCA+MLP como classificador de batimentos válidos e não válidos para análise da HRV. Para detectar o final da onda T em sinais ambulatoriais com alto nível de ruído branco, se sugere usar o algoritmo dos trapézios pela robustez apresentada.

Agradecimentos

Agradecemos a FAPEAM - Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado do Amazonas, pelo apoio financeiro.

Referências

- [1] Ceylan R, Özbay Y. Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network”, *Expert Systems with Applications*. 2007; 33: 286–295.
- [2] Martinez A, Alcaraz R, Rieta JJ. Application of the phasor transform for automatic delineation of single-lead ECG fiducial points. *Physiol. Meas.* 2010; 31: 1467–1485.
- [3] Porta A, Baselli G, Lambardi F, Cerutti S, Antolini R, Del Greco M, Ravelli F, Nollo G. Performance assessment of standard algorithms for dynamic R–T interval measurement: Comparison between R–Tapex and R–Tend approach, *Med. Biol. Eng. Comput.* 1998; 36: 35–42.
- [4] Tikkanen PE, Sellin LC, Kinnunen HO, Huikuri HV. Using simulated noise to define optimal QT intervals for computer analysis of ambulatory ECG, *Medical Engineering & Physics*. 1999; 21: 15–25.
- [5] Laguna P, Thakor NV, Caminal P, Jane R, Yoon HR, Bayes de Luna A. New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG: performance and applications. *Med Biol Eng Com.* 1990; 28: 67-73.
- [6] Martinez JP, Almeida R, Olmos S, Rocha AP, Laguna P. A Wavelet-Based ECG Delineator. Evaluation on Standard Databases, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2004; 51: 570–581.
- [7] Vázquez-Seisdedos CR, Neto JE, Reyes EJM, Klautau A, Oliveira RCL. New approach for T-wave end detection on electrocardiogram: performance in noisy conditions. *Bio. Eng. On.* 2011; 10 (77): 1–11.
- [8] Vázquez-Seisdedos CR, Suárez León AA, Evangelista Neto J. A Comparison of Different Classifiers Architectures for Electrocardiogram Artefacts Recognition, *Lectures Note on Computer Sciences*. 2013; Part II, LNCS 8259: 254–261. Springer-Verlag Berlin Heidelberg .