

ANÁLISE DA MODELAGEM MATEMÁTICA DO COMPLEXO QRS DO ELETROCARDIOGRAMA COM O USO DE SINAIS REAIS

Fernando André Cossengue Caiavi¹, Délcio Aguiar José Barreto², Julião Alberto Langa³, João Paulo do Vale Madeiro⁴

Resumo: O eletrocardiograma (ECG) é considerado padrão-ouro para o diagnóstico não invasivo de arritmias e distúrbios de condução. A extração automática de parâmetros do ECG compreende um conjunto de etapas, que se iniciam com a detecção e a segmentação de suas ondas características. Considerando-se que as diversas formas de onda identificadas podem estar associadas ou não a eventos adversos, este projeto propõe o desenvolvimento e a comparação de diferentes *kernels* matemáticos para modelagem, delineamento e classificação morfológica do complexo QRS do sinal ECG: a função Gaussiana, a função Chapéu-de-Mexicano e a composição de duas funções densidade de probabilidade de Rayleigh. Para tal, dados de 48 registros de sinais reais foram obtidos da base de dados MIT-BIH Arrhythmia database do banco de dados Physionet, e através de simulações computacionais, testou-se a conformação das funções propostas a um conjunto de morfologias disponíveis na base. O grau de conformação entre um dado *kernel* e uma dada morfologia é mensurada pelo erro RMS normalizado. Os resultados obtidos indicam que a morfologia de QRS do tipo R é modelada com maior precisão pela função Gaussiana, correspondendo a um resultado ótimo de erro RMS normalizado de $7,56\% \pm 1,74\%$, considerando o Canal 1 do registro 234; a morfologia do tipo qRs é modelada com erro RMS mínimo pela função Chapéu-de-Mexicano, com média e desvio-padrão dado por $12,02\% \pm 4,15\%$, considerando o Canal 1 do registro 213; e a morfologia do tipo RS é modelada com erro RMS mínimo pela composição de duas funções densidade de Rayleigh, com média e desvio-padrão dado por $21,67\% \pm 4,13\%$, considerando o canal 1 do registro 230.

Palavras-chave: sinal ECG. complexo QRS. modelagem matemática.

¹ Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Instituto de Engenharia e Desenvolvimento Sustentável, e-mail: fernandocaiav@hotmail.com

² Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Instituto de Engenharia e Desenvolvimento Sustentável, e-mail: delciobarreto@hotmail.com

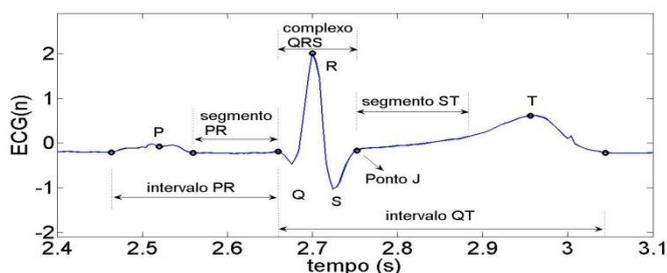
³ Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Instituto de Engenharia e Desenvolvimento Sustentável, e-mail: julitolanga@gmail.com

⁴ Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira, Instituto de Engenharia e Desenvolvimento Sustentável, e-mail: jpaulo.vale@unilab.edu.br

INTRODUÇÃO

O Eletrocardiograma (ECG) é o exame que avalia a atividade elétrica do coração quando se fixam eletrodos à superfície do corpo. A partir do processamento automático do sinal ECG através de algoritmos específicos, extraem-se, de cada ciclo cardíaco, métricas que são utilizadas para o laudo descritivo do ECG, quais sejam: duração e amplitude da onda P, duração do intervalo PR (que vai do início da onda P até o início do complexo QRS), duração e amplitude do complexo QRS, alterações dos intervalos ST-T (que vai do final do complexo QRS ao final da onda T) e QT (que vai do início do complexo QRS ao final da onda T). A Figura 1 ilustra as referidas métricas, que são extraídas com o uso de algoritmos computacionais.

Figura 1 - Ondas características e parâmetros de análise do ECG



Fonte: Madeiro (2017)

O presente trabalho trata da análise comparativa de *kernels* para modelagem matemática, segmentação e classificação morfológica do complexo QRS, utilizando-se sinais clínicos. Sua importância para o processamento do sinal ECG consiste na obtenção de uma caracterização da forma de onda que permite o reconhecimento automático e a monitorização de alterações através da evolução dos parâmetros de cada modelo.

METODOLOGIA

Para fins de modelagem matemática do complexo QRS, três modelos matemáticos são propostos: função Gaussiana, função Chapéu de Mexicano (segunda derivada da função Gaussiana) e combinação de duas funções densidade de probabilidade de Rayleigh.

Define-se uma função Gaussiana de tempo discreto $G_{\sigma_1}[k]$, com k definido em um dado intervalo $-x_1 \leq k \leq x_2$, e um desvio-padrão variável σ_1 como:

$$G_{\sigma_1}[k] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{k^2}{2\sigma_1^2}\right). \quad (1)$$

O segundo *kernel* proposto, denominado $G_{\sigma_1, \sigma_2}^d[k]$, corresponde à derivada numérica da composição de duas funções Gaussianas de tempo discreto $G_{\sigma_1}[k]$ e $G_{\sigma_2}[k]$, respectivamente com desvios-padrões variáveis σ_1 e σ_2 , ambas definidas para $-x_1 \leq k \leq x_2$, tal que:

$$G_{\sigma_1, \sigma_2}[k] = \begin{cases} G_{\sigma_1}[k], & -x_1 \leq k \leq 0 \\ G_{\sigma_2}[k], & 0 \leq k \leq x_2 \end{cases}, \quad (2)$$

$$G_{\sigma_1, \sigma_2}^d[k] = G_{\sigma_1, \sigma_2}[k] - G_{\sigma_1, \sigma_2}[k-1]. \quad (3)$$

Por fim, define-se uma função densidade de probabilidade de Rayleigh de tempo-discreto $R_{\sigma_1}[k]$, no intervalo $0 \leq k \leq h$, com um parâmetro variável σ_1 :

$$R_{\sigma_1}[k] = \frac{k}{\sigma_1^2} \exp\left(-\frac{k^2}{2\sigma_1^2}\right). \quad (4)$$

O terceiro *kernel* proposto, denominado $R_{\sigma_1, \sigma_2}[k]$, define-se no intervalo $0 \leq k \leq 2h$, a partir da utilização de duas funções Rayleigh de tempo discreto $R_{\sigma_1}[k]$ e $R_{\sigma_2}[k]$, ambas definidas no intervalo $0 \leq k \leq h$, respectivamente com parâmetros variáveis σ_1 e σ_2 , tal que :

$$R_{\sigma_1, \sigma_2}[k] = \begin{cases} R_{\sigma_1}[h-k], & 0 \leq k \leq h \\ -R_{\sigma_2}[k-h], & h \leq k \leq 2h \end{cases} \quad (5)$$

A busca pelos parâmetros σ_1 e σ_2 associados aos modelos ótimos é realizada pela aplicação do método do cálculo do erro RMS (*root mean square*) normalizado. Assim, para dados dois sinais $W_X[k]$ e $\tilde{W}_X[k]$, ambos considerados com L amostras, em que $W_X[k]$ é o sinal de referência (complexo QRS), o erro RMS normalizado é calculado como:

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^L |W_X[k] - \tilde{W}_X[k]|^2}{\sum_{k=1}^L |W_X[k]|^2}}. \quad (6)$$

A partir da base de dados MIT-BIH Arrhythmia database, pertencente ao banco de dados da Physionet (Goldberger et al., 2000), foram obtidos 48 registros de

sinais ECG, amostrados em 360 Hz e dispostos cada um em dois canais. Sobre os sinais são aplicados algoritmos baseados em transformada Wavelet para detecção do QRS, e em seguida estabelecem-se janelas centralizadas nos picos de maior amplitude de cada batimento para modelagem de morfologia (Madeiro et al., 2017).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Considerando-se a diversidade de morfologias existentes, identificaram-se os registros de sinais em que cada um dos modelos testados possui o menor erro RMS (média e desvio-padrão) no ranking e o maior percentual de ocorrência, conforme tabela abaixo.

Modelo	Registro	Morfologia	Erro RMS	Ocorrência
Gaussiana	234	R	7,56% ± 1,74%	94,25%
Chapéu de Mexicano	213	qRs	12,02% ± 4,15%	66,59%
Composição de funções Rayleigh	230	RS	21,67% ± 4,13%	71,19%

A ampla diversidade de morfologias de complexo QRS (em torno de 20, segundo a literatura), torna a tarefa de classificação e reconhecimento morfológico uma tarefa desafiante (Nemirko e Lugovaya, 2005). Dos resultados alcançados, observa-se que funções matemáticas com parâmetros ajustáveis podem ser aplicadas para modelagem e classificação automática de tipos de batimentos comumente presentes em sinais reais, com eficiência e precisão. O cálculo do erro RMS normalizado permite a diferenciação e a identificação do modelo mais apropriado a uma dada morfologia.

CONCLUSÕES

Com base nos experimentos computacionais, conclui-se que as funções Gaussiana, Chapéu de Mexicano e Rayleigh são alternativas robustas para modelagem matemática de classes de batimentos comumente encontradas em sinais reais: R, qRs e

RS. A taxa de erro RMS normalizado pode ser utilizado como parâmetro de entrada de classificadores automáticos de batimentos.

AGRADECIMENTOS

À Unilab e ao Programa CAPP pelo apoio na realização deste projeto.

REFERÊNCIAS

Madeiro, J. P. V.; Santos, E. M. B. E.; Cortez, Paulo César; Felix, J. H. S.; F. S. Schlindwein. **Evaluating Gaussian and Rayleigh-Based Mathematical Models for T and P-waves in ECG**. IEEE Latin American Transactions, v. 15, p. 843-853, 2017.

Goldberger, A. L.; Amaral, L. A. N.; Glass, L.; Hausdorff, J. M.; Ivanov, P. Ch.; Mark, R. G.; Mietus, J. E.; Moody, G. B.; Peng, C-K; Stanley, H. E. **PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals**. Circulation 101(23):e215-e220, 2000.

Nemirko, A.P.; Lugovaya, T.S. **Biometric human identification based on electrocardiogram**. Proc. XII-th Russian Conference on Mathematical Methods of Pattern Recognition, Moscow, MAKS Press, 2005, pp. 387-390. ISBN 5-317-01445-X.