

# Validação do Vetorcardiograma de Kors pela Identificação de Infarto Agudo do Miocárdio

Ittalo S. Silva, Cecília M. Costa, Renato A. Hortegal, Carlos Danilo M. Regis

**Resumo**—O método da Matriz de Regressão de J. A. Kors permite a aquisição do sinal do Vetorcardiograma a partir do eletrocardiograma convencional, cuja forma de obtenção encontra-se disseminada na comunidade médica. No entanto, é necessário validar tal técnica perante à literatura, a fim de obter uma alternativa confiável frente ao método padrão de aquisição desenvolvido por Ernest Frank. Desse modo, este trabalho avalia a eficácia do vetorcardiograma de Kors na identificação de Infarto Agudo do Miocárdio, utilizando técnicas já consolidadas por outros trabalhos para esse propósito, como reconstrução do espaço de fases e redes neurais artificiais. O classificador implementado obteve resultados de 87,5% de sensibilidade na identificação da patologia cardíaca com uma precisão 75%.

**Palavras-Chave**—Vetorcardiograma, Kors, Espaço de Fases, Redes Neurais.

**Abstract**—The Regression Matrix method of J. A. Kors allows the vectorcardiogram acquisition from the electrocardiogram usual leads, whose acquisition process is already used by medical community. However, it is important to validate this method according to other studies, in order to achieve a reliable alternative against to the golden standard acquisition method created by Ernest Frank. Therefore, this study evaluates the efficiency of the Kors vectorcardiogram in Acute Myocardial Infarction recognition, using techniques already validated for the same goal by other studies, as the reconstructed phase space and the artificial neural networks. The classifier returned values of 87,5% of sensibility for the cardiac disease recognition with an accuracy of 75%.

**Keywords**—Vectorcardiogram, Kors, Phase Space, Neural Networks.

## I. INTRODUÇÃO

O vetorcardiograma (VCG) é a representação vetorial das atividades elétricas do coração, baseando-se em três vetores ortogonais, chamados de derivações vetorcardiográficas ( $\vec{V}_x$ ,  $\vec{V}_y$  e  $\vec{V}_z$ ), que oferecem a visualização do ciclo cardíaco no espaço euclidiano. O método de aquisição do VCG considerado como padrão ouro pela literatura é o proposto por Ernest Frank, pois permite a correção de erros no sinal oriundos da posição excêntrica do coração no tórax [1].

No entanto, esse método tornou-se inviável devido à complexidade da configuração dos eletrodos pelo corpo do paciente, que oferece considerável desconforto e requer habilidade para o posicionamento preciso dos mesmos, bem como devido a limitações de *hardware* traduzidas no custo dos equipamentos [2]. Assim, métodos alternativos de obtenção do VCG

Ittalo Santos, Cecília Costa e Danilo Regis, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia, João Pessoa-PB, Renato Hortegal, médico cardiologista do Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia, São Paulo, E-mails: ittalo.santos@academico.ifpb.edu.br, ceciliamcost@gmail.com, danilo.regis@ifpb.edu.br, eletrocardio2009@gmail.com

foram propostos, a fim de facilitar sua aquisição e minimizar as desvantagens oferecidas pelo método de Frank.

O método da Matriz de Regressão de J. A. Kors associa as vantagens da vetorcardiografia com a facilidade de aquisição do sinal de eletrocardiograma (ECG), pois consiste em um método digital de reconstrução do VCG baseado na combinação de derivações eletrocardiográficas [3]. Contudo, é necessário consolidar essa técnica alternativa para garantir a sua viabilidade perante o padrão ouro.

O Infarto Agudo do Miocárdio (IAM) é uma doença cardiovascular que modifica significativamente a morfologia do sinal de ECG e o seu diagnóstico automático é importante para validação de técnicas de reconstrução de sinais cardíacos [4]. A Reconstrução do Espaço de Fases (REF) evidencia estruturas geométricas que a priori não se destacam no sinal de ECG comum. O método da contagem de caixas permite quantificar a complexidade do sinal baseada nessas estruturas, servindo como parâmetro para identificação de IAM [5].

Desse modo, este trabalho propõe usar o método da contagem de caixas para extrair da REF do sinal de VCG o parâmetro de entrada de uma rede neural artificial a fim de realizar a identificação de IAM e, assim, validar o método da Matriz de Regressão de Kors mediante os resultados obtidos.

## II. O VETORCARDIOGRAMA PELO MÉTODO DE KORS

O método da Matriz de Regressão de Kors trata-se de uma técnica digital de construção do VCG a partir do ECG, baseando-se na combinação linear de oito derivações eletrocardiográficas convencionais ( $\vec{V}_I$ ,  $\vec{V}_{II}$ ,  $\vec{V}_1$ ,  $\vec{V}_2$ ,  $\vec{V}_3$ ,  $\vec{V}_4$ ,  $\vec{V}_5$  e  $\vec{V}_6$ ), de acordo com a Eq. 1 [3].

$$\begin{bmatrix} \vec{V}_x \\ \vec{V}_y \\ \vec{V}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{18} \\ a_{21} & \dots & a_{28} \\ a_{31} & \dots & a_{38} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \vec{V}_I \\ \vdots \\ \vec{V}_6 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Na qual,  $\vec{V}_x$ ,  $\vec{V}_y$  e  $\vec{V}_z$  são os vetores correspondentes às três derivações ortogonais do VCG construído. A matriz central corresponde à matriz de regressão de Kors (Tabela 1 do trabalho de Kors *et al.* [3]) e a matriz coluna da direita refere-se as oito derivações de ECG.

## III. MÉTODOS

As oito derivações de ECG foram adquiridas do banco de dados do Instituto Nacional de Metrologia da Alemanha (PTB), disponível em [6]. Este disponibiliza as doze derivações convencionais armazenadas a uma taxa de 1000 amostras por segundo, para 290 indivíduos diferentes. Foram

analisados 50 sinais de indivíduos saudáveis e 50 sinais de indivíduos diagnosticados com IAM.

A Figura 1 ilustra as etapas da metodologia utilizada. Após a aquisição no banco, cada derivação foi submetida a um filtro FIR (*finite impulse response*) passa-faixa de ordem 300 e frequências de corte de 3 Hz e 45 Hz. Em seguida, o VCG de Kors ( $\vec{V}_x, \vec{V}_y, \vec{V}_z$ ) foi obtido conforme explicado na Seção II.



Fig. 1. Fluxograma do algoritmo utilizado.

O espaço de fases foi então reconstruído de acordo com a metodologia descrita por Costa *et al.* [5], na qual um gráfico bidimensional foi gerado para cada derivação do VCG versus a sua versão atrasada (Ex.:  $\vec{V}_x[n] \times \vec{V}_x[n - n_0]$ ).  $n_0$  assumiu o valor de 0,01 s, obtido como o primeiro mínimo da curva de informação mútua média, conforme [5]. Para cada gráfico, foi obtida uma imagem no formato PNG com tamanho de 512 x 512 *pixels*, resultando, portanto, em 3 imagens por sinal vetorcardiográfico.

O grau de complexidade do sinal ( $d$ ) foi obtido ao aplicar o método da contagem de caixas para cada imagem do Espaço de Fases Reconstruído (EFR). Nesse método, a imagem é segmentada em blocos quadrados de tamanhos idênticos, sendo  $d$  calculado como a razão entre o número de blocos marcados pelo EFR ( $B_{\text{marcados}}$ ) e o número total de blocos em que a imagem foi segmentada ( $B_{\text{Total}}$ ), conforme Eq. 2. Os tamanhos de bloco utilizados neste trabalho foram 5 x 5 px, 10 x 10 px, 20 x 20 px e 40 x 40 px.

$$d = \frac{B_{\text{marcados}}}{B_{\text{Total}}} \quad (2)$$

Desse modo, os graus de complexidade obtidos para os EFRs de cada derivação ortogonal de Kors foram utilizados como parâmetros de entrada de uma rede neural do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP), cuja configuração é baseada na função de ativação logística e no algoritmo de retropropagação de erro, parametrizado com um erro mínimo de  $10^{-4}$  e um número máximo de 500 iterações [4].

A rede neural foi alimentada com as seis combinações possíveis de parâmetros (graus de complexidade das três derivações do VCG) e para cada combinação, um valor de Sensibilidade (Sb), Especificidade (Es) e Acurácia (Ac) foi retornado, caracterizando a classificação entre pacientes saudáveis e infartados. Foram determinados  $\frac{2}{3}$  dos sinais para a etapa de treino e  $\frac{1}{3}$  para a etapa de teste, conforme utilizado por Costa *et al.* [4]. Esse processo foi repetido para cada tamanho de bloco definido.

#### IV. RESULTADOS

A Tabela I mostra os valores de sensibilidade, especificidade e acurácia retornados pelo classificador MLP para a melhor

TABELA I

MELHORES RESULTADOS OBTIDOS PARA CADA TAMANHO DE BLOCO.

Tamanho do Bloco	Combinação	Sb (%)	Es (%)	Ac (%)
5 x 5	$d_x, d_y, d_z$	81,25	62,5	78,57
10 x 10	$d_x, d_z$	81,25	56,25	78,57
20 x 20	$d_y, d_z$	87,5	62,5	75
40 x 40	$d_y$	81,25	56,25	78,57

combinação dos graus de complexidade das três derivações ortogonais ( $d_x, d_y$  e  $d_z$ ) de cada tamanho de bloco.

Percebe-se que os resultados apresentam valores significativos de sensibilidade para todos os tamanhos de bloco, ou seja, considerável probabilidade de identificar a patologia quando ela realmente está presente. O mesmo não acontece para os valores de especificidade, ou a probabilidade de identificar os indivíduos saudáveis com exatidão [5].

Por outro lado, embora sejam inferiores aos encontrados no trabalho de referência [4], os valores de precisão do classificador (acurácia) encontram-se maiores do que 70% para todos os tamanhos de bloco, que é um resultado aceitável e coerente, visto que o método de Kors é uma aproximação do padrão ouro de Frank e considerando o fato de que este trabalho utiliza um único tipo de parâmetro de entrada para a rede neural (grau de complexidade), enquanto os demais trabalhos apresentam os melhores resultados para combinações com outros tipos de parâmetros.

#### V. CONCLUSÕES

O método implementado por esse trabalho trata-se de uma aproximação de um método consolidado pela literatura, visto que os próprios coeficientes da matriz de regressão são obtidos em um processo iterativo de minimização de erro [3] e, portanto, requer outros estudos para evidenciar sua precisão mediante o padrão ouro. No entanto, os resultados apresentados atendem ao objetivo principal desse trabalho, ao fornecer valores de sensibilidade, especificidade e acurácia que sugerem a possibilidade de utilização do VCG de Kors na identificação de IAM, servindo como avaliação da viabilidade do método da Matriz de Regressão de Kors para a obtenção do VCG por intermédio do ECG.

#### REFERÊNCIAS

- [1] E. Frank, "An accurate, clinically practical system for spatial vectorcardiography," *circulation*, vol. 13, no. 5, pp. 737–749, 1956.
- [2] S. Maheshwari, A. Acharyya, M. Schiariti, and P. E. Puddu, "Frank vectorcardiographic system from standard 12 lead ecg: An effort to enhance cardiovascular diagnosis." *Journal of Electrocardiology, Elsevier*, 49, 231–242, 2016.
- [3] J. A. Kors, G. Van Herpen, A. C. Sittig, and J. H. Van Bommel, "Reconstruction of the frank vectorcardiogram from standard electrocardiographic leads: diagnostic comparison of different methods." *European heart journal*, 12, 1083–1092, 1990.
- [4] C. Costa, I. Santos, R. Hortegal, and D. Regis, "The association between reconstructed phase space and artificial neural networks for vectorcardiographic recognition of myocardial infarction," *Journal of Electrocardiology, Elsevier*, 2018.
- [5] —, "Identificação de taquicardia ventricular por meio da reconstrução do espaço de fases," *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais – SBtT 2017*, 2017.
- [6] M. Oeff, H. Koch, R. Boussejot, and D. Kreiseler, "The PTB diagnostic ECG database," *National Metrology Institute of Germany*, <http://www.physionet.org/physiobank/database/ptbdb>, 2012.