

Artigo Original

recebido: 27/06/2000 e aceito: 06/11/2000

**Comparação de métodos de
representação do segmento
ST na detecção automática de
isquemias miocárdicas**

*Comparison of methods for
representing ST segments on
automatic detection of myocardial
ischemias*

Daniel Frenkel

Aluno de mestrado
Programa de Engenharia Biomédica, COPPE / UFRJ
e-mail: frenkel@peb.ufrj.br

Jurandir Nadal

Professor adjunto
Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ
Caixa Postal 68510 - 21945-970 - Rio de Janeiro - RJ
e-mail: jn@peb.ufrj.br

Resumo

As doenças isquêmicas do coração constituem uma das principais causas de óbitos no Brasil. Os episódios isquêmicos manifestam-se no eletrocardiograma ambulatorial através de alterações no segmento ST e constituem um bom preditor de infarto do miocárdio e morte súbita. Este trabalho investiga quatro métodos de representação do segmento ST e compara seus desempenhos, vantagens e desvantagens na identificação automática de 165 episódios isquêmicos de 45 pacientes do *European ST-T Database*. O primeiro método utiliza um ponto do segmento ST, localizado a 104 ms da onda R de cada batimento. O segundo encontra dois pontos do segmento ST, dependentes do intervalo RR, e calcula a amplitude média do sinal compreendido entre estes. O terceiro analisa o coeficiente da primeira componente principal obtido a partir de uma transformação linear que considera vários exemplos de segmentos ST-T. O quarto método explora a capacidade de redução da dimensionalidade da análise de componentes principais, utilizando os seis primeiros coeficientes como entrada de uma rede neural *feedforward/backpropagation* que efetua a classificação automática dos segmentos. A saída da rede e os parâmetros fornecidos pelos outros métodos são considerados como séries temporais, sobre as quais é determinado o melhor limiar de detecção de episódios isquêmicos. Embora todos os métodos sejam eficientes para a detecção de alterações elevadas do segmento ST, o emprego da rede neural artificial fornece o melhor desempenho para alterações moderadas, com 83,64% de sensibilidade e 75,41% de valor preditivo positivo.

Palavras-chave: Análise de componentes principais, Doença isquêmica do coração, Eletrocardiografia ambulatorial, Processamento de sinais biológicos, Redes neurais artificiais.

Abstract

The ischemic heart disease is one of the main causes of death in Brazil. The ischemic episodes appear in the ambulatorial electrocardiogram as changes in ST segment and constitutes an increased risk factor of myocardial infarction and sudden death. This work examines four methods of representation of the ST segment and compares the performance, advantages and disadvantages on the automatic identification of 165 ischemic episodes from 45 subjects of the *European ST-T Database*. The first one uses a sample of the ST segment, placed 104 ms after R wave of each beat. The second one finds two samples over the ST

segment that depends of the RR interval and computes the mean amplitude of the samples between them. The third one analyses the coefficient of the first principal component extracted by a linear transform over an ensemble with examples of ST-T segment. The last one explores the capability of principal component analysis to reduce dimensionality, by using the first six coefficients as inputs of a feedforward/ backpropagation neural network that automatically classifies the isolated segments. The output of the network and the parameters given by the other methods are treated as time series, to what is investigated best threshold to detect the ischemic episodes. All methods presented good performance for significant changes of ST segment, but the artificial neural network proved to be the best method for detecting slightly changes, with 83.64% sensitivity and 75.41% predictive positivity.

Keywords: Ambulatorial electrocardiography, Artificial neural networks, Biological signal processing, Ischemic heart disease, Principal component analysis.

Extended Abstract

Introduction

The group of diseases of the circulatory system are the main cause of death in Brazil, covering 27.55% of all cases registered in 1996 and 1997. Ischemic heart disease reaches 29.51% of this group for all ages. The ambulatorial electrocardiogram allows the observation of ST segment changes in long time recordings, which is indicative of ischemic episodes on myocardium. Subjects who present such changes are prone to acute myocardium infarct and sudden death by malignant arrhythmia. In this study it was investigated four methods for representing the ST segment and automatically detecting events of ST changes, with the aim to help the cardiologists at the analysis of the 24 hour signal.

Material and Methods

The signals used in this work were extracted from the European ST-T Database, which was fully documented and specifically developed to allow comparisons between algorithms for ischemic episodes detection. It is composed by 90 double-channel two-hour recordings of ambulatorial electrocardiogram.

During preprocessing, the R peaks of all cardiac beats were detected, once all methods are based on their placement. To avoid worse results due to misdetection of R peaks, the signals were sorted according to the performance of the detector and only the first 45 ones selected to the analysis. All the 165 episodes from these files were grouped considering the peak of the ST segment change documented in the database (Table 1).

Two methods use parameters directly extracted from ST segments. One takes the measure of the amplitude of the sample placed 104 ms after the R peak. The other finds two

samples dependent on the RR interval, which delimit the ST segment. The mean value of all samples located between them, called average displacement (AVD), was used to represent the segment. Both approaches are schematically represented in Figure 1 for one beat.

Other two methods are based on principal component analysis, a linear transform that optimally concentrate most of the data variance in a few number of components, allowing the rejection of the others. To perform this transformation, 1000 data segments containing the ST segment and T wave with normal and abnormal templates was extracted from 63 subjects. These examples were resampled to 100 samples and used to compute the covariance matrix **C**. The calculation of eigenvectors and eigenvalues was performed to construct the linear transformation matrix. The coefficient that contributes with the greater variance of **C** was used as the third representation method of ST segment.

The fourth method used the coefficients of the first six eigenvectors (Figure 2), as the input of a feedforward/ backpropagation artificial neural network (ANN) represented in Figure 4.

From a set of 17 subject data it was selected 2250 isolated beats, including 1000 normals, 1000 with negative (ST-) and 250 with positive (ST+) ST segment changes, that were used to training the network. The remaining data was shared in another two sets of 14 subjects, from each one being extracted the same number and distribution of beats, to compose the validation and testing sets, whose were used to avoid the network overtraining. As the aim is to identify a sequence of beats with ST segment changes, the time-series with each coefficient were passed by a low-pass moving average filter (14 samples), in order to each value carry information about the beats in its neighborhood. The outputs ST- and ST+ of ANN were used to represent the ST segment changes. Various linear thresholds were tested and the better was taken as a function of sensitivity and positive predictivity.

Results

The sensitivity values of all methods depend on the amplitude of the peak of ST segment changes that is considered for detection (Tables 2 to 6). The Figure 5 shows two examples of signals where the ANN detected ischemic events and the other methods failed.

Discussion and Conclusion

The advantages and disadvantages of all method are pointed out on Table 7. The performance of each method indicates that all of them are suitable for detecting significant changes (with peaks over 300 μV). However, for slightly changes (100 to 250 μV) the neural network showed to be more robust, presenting the best results: 83.64% sensitivity and 75.41% predictive positivity.

Introdução

As doenças relacionadas ao aparelho circulatório constituem a principal causa de óbito no Brasil, abrangendo 27,55% do total registrado nos anos de 1996 e 1997 para todas as faixas etárias. As doenças isquêmicas do coração, por sua vez, respondem por 29,51% deste grupo de óbitos, somente sendo superadas pelas doenças cerebrovasculares (DATASUS, 2000).

A invenção do sistema Holter de registro e análise ambulatorial do eletrocardiograma (ECG) permitiu observar as alterações de infra- ou supra-desnivelementos do segmento ST por meio de gravações de longa duração. Estas alterações, usualmente transientes, refletem a ocorrência de episódios de isquemia miocárdica que, na maioria das vezes, ocorrem sem aparecimento de sintomas. Os pacientes que apresentam tais alterações estão sujeitos a um aumento, ao longo do tempo, do risco de infarto do miocárdio, arritmias graves e morte súbita (Deedwania e Carbajal, 1990).

A detecção automática visa auxiliar a análise dos sinais, normalmente de 24 horas, fornecendo ao cardiologista apenas os trechos do registro que contêm as alterações para uma análise mais detalhada. Neste trabalho foram investigados quatro métodos para identificação de alterações do segmento ST, todos baseados na prévia detecção automática do pico da onda R. Dois dos métodos são heurísticos e procuram reproduzir o procedimento de cardiologistas, analisando medidas de amplitude do ECG em pontos fixos do segmento ST. Os outros dois investigam a capacidade de reconhecimento de alterações pela Análise de Componentes Principais (ACP), quando estas são tomadas de forma isolada e de forma multivariada, quando é empregada uma Rede Neural Artificial (RNA) para o reconhecimento automático.

Materiais e Métodos

Os sinais utilizados foram extraídos do *European ST-T Database* (EDB), um banco de dados criado especificamente para permitir o desenvolvimento de algoritmos de detecção de isquemia miocárdica aplicáveis à monitoração ambulatorial. Este banco de dados é constituído de 90 registros de eletrocardiograma ambulatorial (ECGA) de duas horas de duração, extraído de sinais de 24 horas, em dois canais simultâneos com derivações precordiais (V1 a V5) e modificadas (MLI e MLII). Para cada sinal, são incluídas anotações sobre o início, final e valor máximo de cada evento isquêmico, com a indicação do canal em que este aparece, além de informações, batimento a batimento,

sobre a presença de arritmias e ruídos. Um conjunto de batimentos representa um evento isquêmico, de acordo com o banco de dados, quando o segmento ST permanece, por mais de 30 segundos, 100 μV acima (ST+) ou abaixo (ST-) do nível considerado normal de cada paciente (TADDEI *et al.*, 1992). Do mesmo modo, o banco de dados documenta episódios de onda T, definidos como seqüências de ondas alteradas com valores de pico maiores que 200 μV (T+) e menores que -200 μV (T-). A detecção de alterações de onda T, no entanto, foge do escopo deste trabalho.

Pré-Processamento

A análise do segmento ST requer a delimitação de cada batimento. Para tal efetuou-se a detecção do pico da onda R, usado como ponto fiducial de referência. O detector de onda R utilizado foi projetado por CHAGAS (1998) e baseia-se no uso de um limiar adaptativo sobre o sinal, após filtragem passa-banda derivativa (Pan e Tompkins, 1985).

Para evitar que erros de detecção de onda R alterassem o resultado da análise proposta nesta pesquisa, utilizou-se apenas uma parte dos registros do banco de dados, com base no desempenho do detector. Colocando os sinais em ordem decrescente de acurácia, considerando o pior desempenho do detector entre os dois canais de cada registro, foram selecionados os 45 primeiros. No último paciente selecionado (pior caso) os picos de R foram detectados com 98,7% de acurácia. Os sinais dos dois canais dos pacientes selecionados foram considerados, totalizando 165 eventos isquêmicos, os quais foram agrupados de acordo com o pico de alteração e segundo as anotações do banco de dados (Tabela 1).

Tabela 1. Número cumulativo de eventos isquêmicos estudados, conforme o valor máximo da alteração do segmento ST. **Table 1.** Cumulative number of ischemic events studied, according to the maximum value of ST segment change.

Desvio Máximo (μV)	ST-	ST+	Total
≥ 350	10	7	17
≥ 300	19	12	31
≥ 250	36	14	50
≥ 200	61	22	83
≥ 150	94	31	125
≥ 100	127	38	165

Todos os sinais foram previamente passados por um filtro passa-altas (Butterworth, 3^a. ordem) para remover flutuações da linha de base do ECGA. A frequência de corte (0,6 Hz) foi cuidadosamente estudada para evitar alterações de forma do segmento ST (Soares, 1999). Na elaboração do EDB, um batimento normal, selecionado no trecho de 30 segundos iniciais de cada sinal, foi utilizado como referência para a detecção de desnivelamentos do segmento ST (Taddei *et al.*, 1992). Como não está documentado qual foi esse batimento para cada sinal, neste trabalho utilizou-se como referência o segmento ST-T médio calculado a partir de todos os batimentos compreendidos nos 30 segundos iniciais do respectivo sinal.

Métodos baseados em parâmetros morfológicos

O primeiro método de análise direta do segmento ST (R + 104), originalmente proposto por AKSELROD *et al.* (1987), baseia-se em uma única medida de amplitude do ponto localizado a 104 ms após a onda R (Figura 1a).

O outro método, denominado RST, foi proposto por BENHORIM *et al.* (1996). São calculados dois pontos que dependem do intervalo RR de cada batimento, considerados como sendo os pontos inicial e final do segmento ST. Para evitar a interferência de ruídos é calculada a média (desvio médio ou *average displacement* - AVD) de todas as amostras compreendidas entre esses dois pontos, denominados RST1 e RST2 e definidos como:

$$RST1 = 40 + K1 * \sqrt{RR} \quad (1)$$

$$RST2 = 40 + K2 * \sqrt{RR} \quad (2)$$

onde K1 e K2 são duas constantes determinadas *a priori* (0,948 e 2,21, respectivamente) e RR, RST1 e RST2 são fornecidos em milissegundos. Suas posições no ECG podem ser vistas na Figura 1b.

Métodos Baseados em Análise de Componentes Principais

A análise de componentes principais representa um método clássico de redução de dimensionalidade em análise multivariada. Consiste em determinar uma transformação linear ótima capaz de concentrar ao máximo a variância dos dados em um número reduzido de variáveis, chamadas de componentes principais (CP), desprezando-se as demais. Sua aplicação em processamento de sinais, inclusive biológicos, baseia-se em interpretar uma seqüência de N amostras

como sendo um vetor N-dimensional. Neste problema específico, cada segmento iniciado na onda S do ECG e se estendendo até o final da onda T (segmento ST-T) foi tomado como um vetor e, portanto, deveria conter o mesmo número de amostras. A partir do pico da onda R, foram determinados os picos de Q e S, utilizando a técnica de cruzamento por zero do sinal de primeira diferença do ECG. O final da onda T foi obtido a partir do intervalo QT, o qual foi estimado em função da frequência cardíaca instantânea do paciente (Karjalainen *et al.*, 1994; Soares *et al.*, 1999). A seguir, efetuou-se a conversão da taxa de amostragem (reamostragem) do segmento ST-T utilizando filtros polifásicos (Proakis e Manolakis, 1995) e fixando-se o comprimento em 100 amostras.

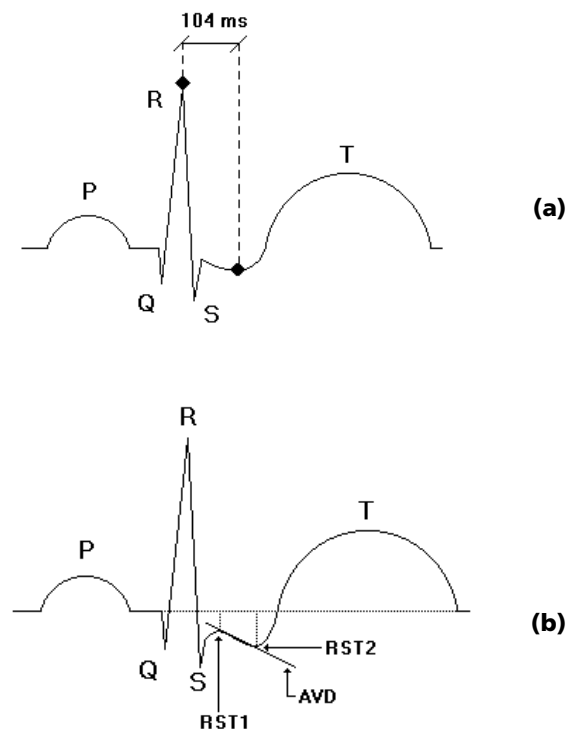


Figura 1. Parâmetros usados para representação direta do segmento ST: (a) Amostra deslocada de 104 ms da onda R e (b) Valor médio (AVD) do segmento RST1-RST2. **Figure 1.** Parameters used to directly represent the ST segment: (a) Sample shifted 104 ms of R-wave, and (b) Average displacement (AVD) of segment RST1-RST2.

Exemplos de segmentos ST-T foram extraídos do ECG de 63 pacientes do EDB, incluindo os 45 selecionados. Após uma seleção aleatória contendo centenas de segmentos reamostrados, com base nas

anotações do banco de dados, foram escolhidos 200 exemplos normais e mais quatro conjuntos de 200 de cada uma das alterações existentes, ocorrendo isoladamente: ST-, ST+, T- e T+. O processo de escolha foi iterativo, no qual segmentos ST-T julgados como ruidosos foram rejeitados. O padrão de referência de cada paciente, dado pela média dos segmentos dos batimentos dos 30 segundos iniciais de cada registro, foi subtraído de todos os segmentos. A matriz de dados (1000x100) composta por estes exemplos foi utilizada para o cálculo da matriz de covariância C (100x100), onde cada elemento é calculado pela relação:

$$c_{i,j} = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M (x_{m,i} - \mu_i)(x_{m,j} - \mu_j) \quad (3)$$

onde $i, j = 1, 2, \dots, 100$, $M = 1000$, $x_{m,j}$ representa a j -ésima amostra de cada segmento \bar{x}_m e μ_i é a média da i -ésima amostra dos 1000 exemplos.

A seguir, calculou-se os autovetores ($\bar{\omega}_i$) e autovalores (λ_i) que satisfazem a relação:

$$C \bar{\omega}_i = \lambda_i \bar{\omega}_i \quad (4)$$

onde $i = 1, 2, \dots, 100$.

O valor de cada λ_i é proporcional à fração da variância da matriz de dados representada pelo respectivo $\bar{\omega}_i$. Tomando-se os autovalores em ordem decrescente, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq \dots \geq \lambda_{100} \geq 0$, fração significativa da variância é representada pelas primeiras componentes, tornando as últimas desprezíveis. A redução de dimensionalidade consiste em efetuar a transformação dos dados utilizando-se apenas os primeiros P autovetores, onde $P \ll N$ (Jolliffe, 1986). Neste estudo, foram consideradas apenas as CP que contribuíram com mais de 1% da representação de variância, o que correspondeu a seis autovetores ($P = 6$), apresentados na Figura 2. A primeira CP representa 70,44% da variância dos exemplos originais e o conjunto das seis primeiras, 98,10% (Frenkel e Nadal, 1999). Deste modo, cada segmento ST-T é bem representado por seis parâmetros, ortogonais e não correlacionados.

Conforme estudo de Laguna *et al.* (1994), os dois primeiros coeficientes constituem parâmetros adequados para a detecção de episódios isquêmicos. Assim, o terceiro parâmetro de representação do segmento ST analisado neste trabalho foi o coeficiente da primeira CP. O quarto e último método de classificação consistiu em considerar os coeficientes das seis CP como entradas de uma rede neural artificial.

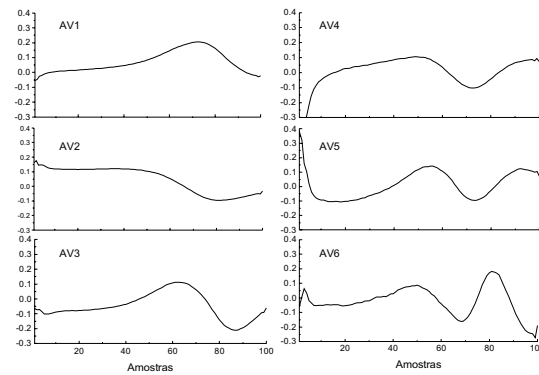


Figura 2. Os seis primeiros autovetores da ACP. Nos primeiros (lado esquerdo) predominam componentes de baixa frequência, enfatizando as alterações do segmento ST, enquanto que os demais contêm frequências progressivamente mais altas, associadas ao final do complexo QRS e à onda T. **Figure 2.** The first six eigenvectors from PCA. In the first ones (left side) prevail the low-frequency compounds, emphasizing changes of the ST segment, while the others presents higher frequencies associated with the final QRS complex and T wave.

Redes Neurais Artificiais

As redes neurais recebem este nome devido à sua inspiração biológica, onde o aprendizado está relacionado com a formação de conexões sinápticas entre os neurônios do sistema nervoso. Matematicamente o estímulo de um neurônio é representado pelos dados de entrada que serão processados. Um conjunto de sinapses é representado por linhas de conexão entre o estímulo e as unidades fundamentais de informação, os neurônios artificiais (Haykin, 1998). Cada neurônio efetua uma soma ponderada dos dados de entrada, na qual os pesos são ajustados durante um processo iterativo de aprendizado. A resposta ao estímulo corresponde ao valor de saída do neurônio. Normalmente, é aplicada uma função de ativação não linear à esta saída, visando limitá-la em amplitude. Considerando o esquema de um neurônio (Figura 3), a saída u_k na iteração n pode ser expressa como:

$$u_k(n) = \sum_{j=1}^J w_{kj}(n)x_j(n) + w_{k0}(n) \quad (5)$$

onde x_1, x_2, \dots, x_J são os dados de entrada, $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kJ}$ são os pesos sinápticos e w_{k0} é empregado para correção de *bias* do k -ésimo neurônio.

No modo supervisionado de aprendizado, a saída de cada estímulo é comparada à saída esperada, calculando-se o erro médio quadrático (EMQ). O

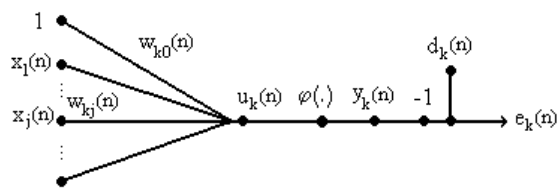


Figura 3. Esquema de um neurônio representado por um nó. **Figure 3.** Diagram of a neuron represented by a node.

algoritmo *backpropagation* é usado para ajustar os pesos de cada neurônio de acordo com a orientação do gradiente do erro total $E(n)$, calculado para todas as saídas da RNA. Em cada iteração, faz-se $E(n)$ convergir para um valor mínimo, aplicando-se a cada peso sináptico $w_{kj}(n)$ uma correção proporcional ao gradiente, multiplicada pela taxa de aprendizado η .

Aplicando a regra da cadeia para o cálculo das derivadas parciais o ajuste é dado por (Haykin, 1998):

$$\Delta w_{kj}(n) = -\eta \cdot \underbrace{e_k(n) \cdot \varphi'_k(u_k(n))}_{\delta_k(n)} \cdot y_j(n) \quad (6)$$

onde $\delta_k(n)$ é um gradiente local, $y_j(n)$ a saída na iteração n , $\varphi(\cdot)$ a função de ativação, $e_k(n) = d_k(n) - y_k(n)$ o erro de saída do neurônio e $d_k(n)$ a saída desejada.

A RNA foi treinada com 2250 batimentos isolados, aleatoriamente escolhidos de 17 dos 45 pacientes selecionados. Para evitar a polarização da rede, manteve-se a proporção de ocorrência entre eventos com alterações positivas e negativas, sendo tomados 1000 batimentos Normais, 1000 ST- e 250 ST+. O restante dos sinais foi dividido em dois grupos de 14, dos quais foram tomados conjuntos com o mesmo número de batimentos para compor os grupos de validação e teste. O grupo de validação foi usado para evitar a superespecialização (*overtraining*) da rede durante o treinamento e o grupo de teste reservado para uma avaliação independente.

Quando um dado sinal apresentava mais de um episódio isquêmico, os batimentos foram selecionados de apenas um. Alguns exemplos de batimentos, de alteração duvidosa, foram intencionalmente acrescentados com o intuito de se aproximar da real dificuldade em detectar mudanças no segmento ST (Frenkel e Nadal, 1999).

Os seis coeficientes extraídos da ACP serviram como entradas de uma RNA *feedforward* de duas camadas (Figura 4), constituída de seis entradas, dez neurônios na camada escondida e três na de saída,

correspondentes às classes Normal, ST- e ST+. Esta topologia foi a que apresentou melhor resultado em uma avaliação anterior (Frenkel e Nadal, 1999). A sigmóide logística foi usada como função de ativação e a taxa de aprendizado adaptativa foi inicializada em 0,01. Para o treinamento supervisionado, atribuiu-se o valor um para a saída correta e zero para as demais. O treinamento foi realizado efetuando-se o ajuste de pesos após cada época, correspondente à apresentação de todo o grupo de treinamento à rede (*batch mode training*). Utilizou-se como critério de interrupção do treinamento a ocorrência de 1000 épocas consecutivas sem diminuição do EMQ, calculado para o grupo de validação.

A RNA assim treinada permite classificar batimentos isolados, porém o objetivo é detectar é uma seqüência de batimentos alterados. No sentido de agregar a cada batimento isolado uma informação sobre o contexto no qual este está inserido, optou-se por alisar cada série temporal de coeficientes das CP com uma filtragem média móvel retangular de 14 pontos, aplicada nas direções direta e reversa das séries. Desta forma, os coeficientes do batimento que foram aplicados na rede, seja durante o treinamento ou durante a detecção de eventos, eram ponderados pelos coeficientes dos batimentos vizinhos. A detecção de eventos isquêmicos baseou-se na análise das séries temporais dos valores dos três neurônios de saída da RNA, obtidas com os coeficientes das CP de batimentos consecutivos e filtrados, aplicados na entrada (Frenkel, 2000).

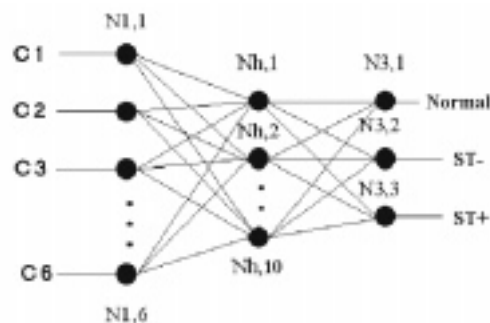


Figura 4. Topologia da rede neural artificial. **Figure 4.** Topology of the artificial neural network.

Análise das Séries Temporais

Os quatro métodos de representação do segmento ST descritos geraram séries temporais, a partir do momento em que todos os batimentos existentes nos 120 minutos de sinal dos pacientes selecionados para

análise foram processados consecutivamente. A detecção automática das alterações baseou-se na aplicação de um limiar ótimo a todas as séries geradas com cada método, após alisamento com um filtro média-móvel de 14 pontos. Assim como no critério adotado pelos cardiologistas na construção do banco de dados, os eventos só foram considerados isquêmicos quando permaneciam mais de 30 segundos acima (ST+) ou abaixo (ST-) do limiar. Nos métodos R+104 e RST, tanto as séries temporais que representam o segmento ST quanto os limiares são fornecidos em μV . Tais valores são adimensionais no caso do coeficiente da primeira CP, e estão compreendidos entre 0 e 1 nas saídas da RNA. Convém ressaltar que nos três primeiros casos os limiares para ST+ e ST- são aplicados à mesma série temporal, enquanto que na rede neural obteve-se um limiar para cada série respectiva às classes de saída. Uma vez detectado um episódio isquêmico, a amplitude da respectiva saída (ST+ ou ST-) era comparada à saída correspondente à classe Normal para a delimitação dos pontos de início e fim do episódio (Frenkel, 2000). Em todos os métodos, o limiar ótimo foi determinando a partir de uma curva característica de desempenho, obtida com as figuras de mérito sensibilidade (*Se*) e valor preditivo positivo (*Pp*), definidas por (Jager *et al.*, 1992):

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \quad (7)$$

$$Pp = \frac{VP}{VP + FP} \quad (8)$$

onde *VP* são eventos verdadeiro positivos, *FP* os falsos positivos e *FN* os falsos negativos. Foi considerado ótimo o limiar correspondente ao par ordenado $\langle Pp, Se \rangle$ com a menor distância Euclidiana do ponto $\langle 100, 100 \rangle$.

Resultados

De posse da curva característica de desempenho de cada método, obteve-se o limiar ótimo, o qual reflete uma solução de compromisso entre sensibilidade e valor preditivo positivo (Tabelas 2 a 6). A sensibilidade, em todos os casos, depende da amplitude máxima de alteração (ST+ ou ST-) em relação ao nível normal do segmento ST. Nas Tabelas 2 a 5, as figuras de mérito apresentadas para cada valor de pico consideram todos os eventos superiores ou iguais a este.

A Figura 5 mostra dois exemplos de episódios isquêmicos detectados pela RNA que não foram detectados pelos demais métodos.

Tabela 2. Sensibilidade do método R + 104 ms com limiar em 74 mV. **Table 2.** Sensitivity of the R + 104ms method with 74 mV threshold.

Pico (μV)	ST-	ST+	Total
	Se (%)	Se (%)	Se (%)
≥ 350	100,00	100,00	100,00
≥ 300	94,74	100,00	96,77
≥ 250	94,44	100,00	96,00
≥ 200	85,24	90,91	86,75
≥ 150	73,40	83,87	76,00
≥ 100	62,99	71,05	64,84

Tabela 3. Sensibilidade do método RST com limiar em 69 mV. **Table 3.** Sensitivity of the RST method with 69 mV threshold.

Pico (μV)	ST-	ST+	Total
	Se (%)	Se (%)	Se (%)
≥ 350	100,00	100,00	100,00
≥ 300	89,47	100,00	93,55
≥ 250	80,56	100,00	86,00
≥ 200	72,13	95,45	78,31
≥ 150	69,15	87,10	73,60
≥ 100	61,41	73,68	64,24

Tabela 4. Sensibilidade do método da ACP com limiar em 103. **Table 4.** Sensitivity of the ACP method with threshold of 103.

Pico (μV)	ST-	ST+	Total
	Se (%)	Se (%)	Se (%)
≥ 350	80,00	100,00	88,23
≥ 300	68,42	100,00	80,64
≥ 250	52,78	92,86	64,00
≥ 200	49,18	86,36	59,04
≥ 150	43,62	67,74	49,60
≥ 100	36,22	57,89	41,21

Tabela 5. Sensibilidade do método da RNA com limiares 0,60 para ST- e 0,50 para ST+. **Table 5.** Sensitivity of the RNA method with thresholds of 0.60 for ST- and 0.50 for ST+.

Pico (μV)	ST-	ST+	Total
	Se (%)	Se (%)	Se (%)
≥ 350	100,00	100,00	100,00
≥ 300	100,00	100,00	100,00
≥ 250	94,44	100,00	96,00
≥ 200	95,08	95,45	94,52
≥ 150	88,30	83,87	87,20
≥ 100	84,25	81,58	83,64

Tabela 6. Valor preditivo positivo para os quatro métodos. **Table 6.** Positive predictivity of the four methods.

Método	ST ₋	ST ₊	Total
	Pp (%)	Pp (%)	Pp (%)
R+104ms	62,99	71,05	64,85
RST	61,42	73,68	64,24
ACP	70,77	52,38	63,55
RNA	75,35	75,61	75,41

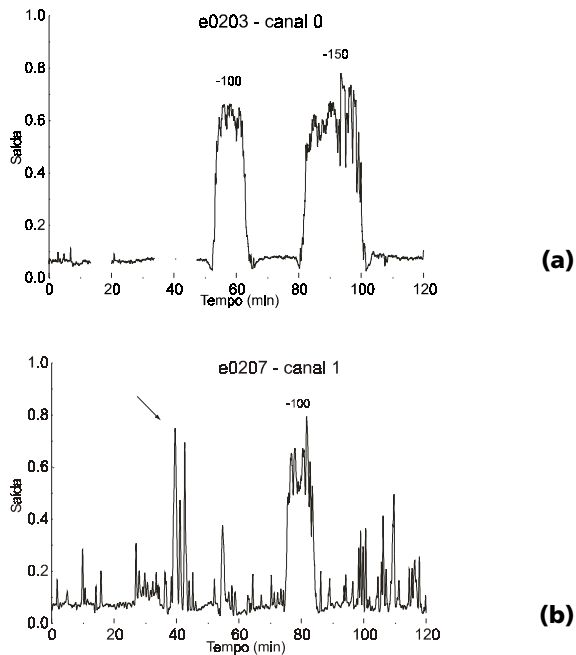


Figura 5. Séries temporais do neurônio de saída ST- para dois sinais com alterações moderadas dos segmentos ST, contendo: **(a)** dois eventos isquêmicos do paciente e0203, com os respectivos valores de pico; **(b)** um evento isquêmico do paciente e0207. A seta indica uma seqüência de alterações com duração insuficiente para caracterizar a detecção de um evento falso positivo. **Figure 5.** Time series of the ST- output neuron for two signals with slightly changes of the ST segments, containing: **(a)** two ischemic events from subject e0203, with the respective peak values; **(b)** one ischemic event from subject e0207. The arrow indicates a sequence of changes without sufficient duration to characterize the detection of a false positive event.

Discussão e Conclusão

Com vistas à identificação automática de eventos de isquemia miocárdica a partir de eletrocardiografia dinâmica, quatro métodos propostos na literatura

foram estudados, cujas vantagens e desvantagens são resumidas na Tabela 7. Os quatro métodos foram implementados e testados com um mesmo conjunto de sinais, utilizando procedimentos uniformes de processamento, no intuito de quantificar o efetivo ganho de desempenho obtido com o emprego de técnicas computacionais progressivamente mais complexas.

O algoritmo R+104 foi aplicado por Akselrod *et al.* (1987) em sinais de 55 pacientes e, segundo os autores, não mostrou diferença significativa quando comparada à observação visual feita por um cardiologista. Os autores não informam nenhuma medida quantitativa de desempenho.

O método RST foi proposto por Benhorim *et al.* (1996) visando atenuar o efeito de variações espúrias ao longo do segmento ST. Estes autores observaram a freqüência de distribuição dos desníveis de ST calculados e, juntamente com a análise de percentis e de outros parâmetros estatísticos, conseguiram 95% de sensibilidade e especificidade na distinção entre 63 indivíduos normais e 37 pacientes com vasos coronarianos lesionados.

O emprego do coeficiente da primeira componente principal como parâmetro para a detecção de alterações de segmento ST foi objetivamente investigado por Garcia *et al.* (1998) em sinais de 83 pacientes submetidos à isquemia do miocárdio induzida por cateterismo, indicando a sua potencialidade. Após refinamentos no algoritmo de detecção, o mesmo grupo conseguiu 80% de sensibilidade e 77% de valor preditivo positivo na análise dos 90 sinais que compõem o EDB (Garcia e Laguna, 1998).

O uso de RNA com ACP foi pioneiramente explorado por Silipo *et al.* (1995), que utilizaram uma topologia *feedforward* de duas camadas, 28 entradas correspondentes a quatro coeficientes de sete batimentos consecutivos, 10 neurônios na camada escondida e três na de saída (ST+, ST- e artefatos). O método foi desenvolvido com 10 pacientes do EDB, e avaliado com todo o banco de dados, fornecendo 77% de sensibilidade e 86% de valor preditivo positivo.

A comparação direta dos índices de desempenho com a literatura nem sempre se aplica, pois há diferenças na população estudada e na forma de avaliação dos resultados. Por exemplo, Benhorim *et al.* (1996) mostram o índice de desempenho para a separação entre sinais de pacientes normais e isquêmicos, mas isto não implica que o mesmo desempenho (95%) seria obtido para a detecção de todos os eventos isquêmicos.

Tabela 7. Síntese das vantagens e desvantagens de cada método estudado. **Table 7.** Summary of the advantages and disadvantages of each studied method.

Método	Vantagens	Desvantagens
R + 104ms	Simplicidade no cálculo do parâmetro, correspondente à amplitude da 26ª amostra após o pico da onda R (taxa de amostragem de 250Hz).	Emprega uma única medida tomada sobre o segmento ST, tornando o método susceptível a ruído.
RST	Reduz o efeito do ruído ao utilizar um valor médio sobre o segmento ST e leva em conta a variabilidade do intervalo RR.	Ainda restringe a análise a um pequeno trecho do segmento ST.
ACP (primeiro coeficiente)	Leva em conta todo o formato do segmento ST e da onda T.	Informação do desnível de ST está distribuída pelos outros coeficientes.
RNA	Considera mais componentes, com capacidade de rejeitar padrões desconhecidos, aceitar padrões ambíguos, eliminar redundâncias e sobrepor informações incompletas.	Constitui uma “caixa preta”, não permitindo interpretar a contribuição individual das variáveis de entrada.

A análise comparativa dos métodos investigados mostrou que o emprego de parâmetros que levam em conta trechos de sinal contendo o segmento ST (RST e o coeficiente da primeira componente principal) não conduz a um aumento de desempenho com relação à medida de um único ponto (R+104). Tais índices de desempenho, no entanto, não podem ser considerados conclusivos, pois cada um dos métodos pode ser exaustivamente aperfeiçoado com o emprego de recursos distintos de pós-processamento. Em particular, o emprego da primeira CP ficou aquém das expectativas, com 42,07% de sensibilidade e 63,30% de valor preditivo positivo. Estes resultados mostraram-se inferiores aos relatados por GARCIA e LAGUNA (1998), que embora tenham obtido o primeiro autovetor com formato semelhante ao aqui apresentado, exploraram exaustivamente a série temporal de saída até alcançarem o desempenho relatado. No presente trabalho, não foi efetuado o refinamento de cada um dos métodos, optando-se pela concentração de esforços no emprego de redes neurais artificiais, tendo em vista o melhor desempenho fornecido por tal método desde as primeiras avaliações.

Da comparação dos resultados com os métodos investigados conclui-se que, para alterações elevadas do segmento ST (valor máximo superior a 300 µV) todos os métodos são adequados e podem, com algum refinamento, ser utilizados para a detecção rápida de eventos em eletrocardiografia ambulatorial. Quando pretende-se detectar alterações moderadas (100 a 300 µV), torna-se vantajoso o emprego de método mais robusto de classificação, como aquele que utiliza redes neurais artificiais, que forneceu o melhor resultado: 83,64% de sensibilidade e 75,41% de valor preditivo positivo.

Agradecimentos

O presente projeto contou com apoio financeiro do CNPq (Processo 52.3417/96-9 e quota de bolsa de mestrado) e do Programa de Apoio a Núcleos de Excelência (PRONEX) do Ministério de Ciência e Tecnologia (Brasil).

Referências

- Akselrod, S., Norymberg, M., Peled, I., Karabelnik E., Green, M. S. (1987). “Computerised Analysis of ST Segment Changes in Ambulatory Electrocardiograms”, *Medical and Biological Engineering and Computing*, v. 25, p. 513-519.
- Benhorim, J., Badilini, F., Moss, A. J., Hall, W. J., Merri, M., Zareba, W., 1996, “New Approach to Detection of Ischemic-Type ST Segment Depression”. In: MOSS, A. J., STERN, S. (Eds.), *Noninvasive Electrocardiology*, London: W. B. Saunders, chapter 19, p. 345-355.
- Chagas, A. V. (1999). *Software para Análise de Sinais Eletrocardiográficos de Longa Duração*, Projeto Final de Graduação, Departamento de Eletrônica, Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.
- DATASUS (2000), *Mortalidade – CID10: Óbitos p/Residência segundo Causa – CID-BR [on-line]*, Período 1996-1997, DATASUS, Ministério da Saúde, Brasil, Disponível na Internet, endereço <http://www.datasus.gov.br/>, página acessada em maio de 2000.
- Deedwania, P. C., Carbajal, E. V. (1990). “Silent Ischemia During Daily Life Is an Independent Predictor of Mortality in Stable Angina”, *Circulation*, v. 81, n. 3, p. 748-756.
- Frenkel, D., Nadal, J. (1999). “Ischemic Episode Detection Using An Artificial Neural Network Trained With Isolated ST-T Segments”, *Computers in Cardiology 1999*, Los Alamitos: IEEE Press, p. 53-56.

- Frenkel, D. (2000). *Detecção de Eventos Isquêmicos no Eletrocardiograma Ambulatorial Usando Componentes Principais e Redes Neurais Artificiais*, Tese de mestrado, Programa de Engenharia Biomédica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.
- Garcia, J., Laguna, P. (1998). "Diseño y Evaluación de un Detector de Isquemia Basado en la Transformada de Karhunen-Loève", *Comunicaciones del XV Congreso Annual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (SEIB)*, Valência, p. 123-126.
- Garcia, J., Lander, P., Sornmo, L., Olmos, S., Wagner, G., Laguna, P. (1998). "Comparative Study of Local and Karhunen-Loève Based ST-T Indexes in Recordings from Human Subjects with Induced Myocardial Ischemias", *Computers and Biomedical Research*, v. 31, n. 4, p. 271-292.
- Haykin, S. (1998). *Neural Network: A Comprehensive Foundation*. New York: Prentice Hall.
- Jager, F., Moody, G. B., Taddei, A., Mark, R. G. (1992). "Performance Measures for Algorithms to Detect Transient Ischemic ST Segment Changes", *Computers in Cardiology 1992*, Los Alamitos: IEEE Press, p. 369-372.
- Jolliffe, I.T. (1986). *Principal Component Analysis*. New York: Springer-Verlag.
- Karjalainen, J., Vitasalo, M., Mänttari, M., Manninen, V. (1994). "Relation between QT intervals and heart rates from 40 to 120 beats/min in rest electrocardiograms of men and a simple method to adjust QT intervals values". *Journal of the American College of Cardiology*, v. 23, p. 1547-1553.
- Laguna, P., Moody, G. B., Mark, R. G. (1994). "Analysis of the Cardiac Repolarization Period Using the KL Transform: Applications on the ST-T Database", *Computers in Cardiology 1994*, Los Alamitos: IEEE Press, p. 233-236.
- Pan, J., Tomkins, W. J. (1985). "A Real-Time QRS Detection Algorithm", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. BME-32, n. 3, p. 230-236.
- Proakis, J. G., Manolakis, D. G. (1995). *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms and Applications*. New Jersey: Prentice Hall.
- Silipo, R., Laguna, P., Marchesi, C., Mark R. G. (1995). "ST-T Segment Change Recognition using Artificial Neural Networks and Principal Component Analysis", *Computers in Cardiology 1995*, Los Alamitos: IEEE Press, p. 213-216.
- Soares, P. P. S., (1999). "Classificação do Segmento ST do Eletrocardiograma Através de Análise de Componentes Principais e Redes Neurais Artificiais", Tese de Mestrado, Programa de Engenharia Biomédica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.
- Taddei, A., Distanti, G., Emdin, M., Pisani, P., Moody, G. B., Zeelenberg, C., Marchesi, C. (1992). "The European ST-T Database: Standard for Evaluating Systems for the Analysis of ST-T Changes in Ambulatory Electrocardiography", *European Heart Journal*. v. 13, p. 1164-1172.