

COMPRESSÃO E IDENTIFICAÇÃO DE PONTOS SINGULARES DO ECG
USANDO ALISAMENTO EXPONENCIAL

por

PINHEIRO, R.S.¹ e NOBRE, F.F.¹

RESUMO -- A compressão de sinais digitais de ECG é desejável para armazenamento e transmissão de dados via canais telefônicos. Uma vantagem adicional é o método utilizado permitir a identificação de formas de ondas úteis para análise e diagnóstico por computador. Neste trabalho, estuda-se a aplicabilidade do método de alisamento exponencial simples para a implementação de um sistema de compressão de dados. Para uma frequência de amostragem de 200 Hz, foram obtidas taxas de compressão de 4:1 e valor rms do erro relativo da ordem de 6%. A possibilidade de utilização do mesmo algoritmo para extração das ondas P, T e complexo QRS também foi investigada. Os resultados encontrados mostram a viabilidade de um algoritmo único para a compressão e identificação de pontos singulares do ECG.

INTRODUÇÃO

Diversos trabalhos em processamento de sinais biológicos têm sido direcionados para o desenvolvimento de metodologias e sistemas de análise automática do sinal eletrocardiográfico. Grande parte das pesquisas tem-se voltado para a solução de problemas relacionados com a redução de volume de dados e com a detecção e delimitação de ondas do eletrocardiograma. A representação digital compacta dos registros de ECG, sem no entanto haver perdas de informações importantes do sinal, viabiliza melhorias no armazenamento, transmissão e diminuição do tempo de processamento de longos trechos do sinal, enquanto que a identificação de pontos singulares do eletrocardiograma constitui tarefa básica para a análise e interpretação de batimentos cardíacos.

Neste trabalho, apresenta-se uma metodologia única que realize compactação de dados e identificação de pontos característicos do sinal eletrocardiográfico. Esta se baseia na descrição do ECG por um modelo local de média constante, a partir do qual, através da técnica de alisamento exponencial simples, obtém-se um sinal transformado, Sinal Monitor do Erro (SME), que permite compressão e identificação de pontos e curvaturas locais.

MODELO LOCAL DE MEDIA CONSTANTE

Considerando o ECG como um sinal descrito por um modelo local de média constante (Pinheiro, 1988), um dos meios de realização da predição de um valor deste sinal é estabelecer que esta estimativa seja uma combinação linear de amostras passadas, atribuindo a cada qual um peso. Se estes pesos seguirem uma progressão geométrica e colocando alguns termos em evidência, a equação de recorrência da predição fica:

$$\hat{x}_{N+1} = \alpha x_N + (1-\alpha) \hat{x}_N \quad (1)$$

A equação (1), referida como alisamento exponencial simples, é função da constante de alisamento α , e, de acordo com o valor que lhe for atribuído, a predição (\hat{x}_N) pode ser mais ou menos influenciada pelas amostras mais antigas ou mais recentes do sinal (x). O melhor valor para α é o que minimiza o erro médio quadrático entre a sequência original e as predições. Porém, geralmente sua escolha não é crítica dentro de determinado intervalo próximo do va-

¹Programa de Engenharia Biomédica, COPPE/UFRJ, Centro de Tecnologia, Bloco H, sala 327 - Caixa Postal 68510 - CEP 21944 - Rio de Janeiro - RJ

lor ótimo. O peso da estimativa inicial sobre o k-ésimo ponto da seqüência alisada é $(1-\alpha)$ (Brown, 1963).

GERAÇÃO DO SINAL MONITOR DE ERRO

A monitoração de sistemas preditivos é comumente utilizada com base nos erros de predição, obtidos a partir da equação (2). Estes são tão maiores quanto mais distantes do modelo básico estiverem as estimativas.

$$e_N = x_N - \hat{x}_{N-1} \quad (2)$$

Sugerido em Brown (1963), o SME é uma forma de monitorar sistemas preditivos. Baseia-se no fato de que quando a estrutura dos dados está estável, os valores do SME encontram-se excursionando dentro de limites específicos. Porém, quando termina a estabilidade do sistema, este sinal assume valores fora dos limites de controle (Gilchrist, 1977). A equação (3) apresenta a modificação de Trigg (1964) para o cálculo do SME, que contorna alguns problemas da expressão desenvolvida por Brown, como por exemplo instabilidade.

$$SME_N = \frac{\tilde{e}_N}{MAD_N} \quad (3)$$

onde \tilde{e}_N é o alisamento exponencial do erro e MAD_N é a estimativa do desvio médio absoluto. Estas duas últimas variáveis são dadas respectivamente pelas equações (4) e (5).

$$\tilde{e}_{N+1} = \beta e_N + (1-\beta) \cdot \tilde{e}_N \quad (4)$$

$$MAD_{N+1} = \beta |e_N| + (1-\beta) \cdot MAD_N \quad (5)$$

Dado que $-MAD$ é $\pm MAD$, quanto mais afastadas do modelo estão as amostras, maiores são os valores de erro, chegando-se, então, a um limite em que o SME fica igual a ± 1 , quando existe 100% de probabilidade de estar ocorrendo uma tendência no sinal (Lewis, 1971, Trigg, 1964). Cada valor do SME está associado a uma probabilidade de estar ou não havendo instabilidade nos dados. A equação (6) calcula o Índice de Probabilidade ponto a ponto da curva do SME.

$$IP_N = \text{sign}[SME_N] \times \text{PAC}[SME_N] \quad (6)$$

onde IP_N é o Índice de Probabilidade da amostra N; $\text{sign}[SME_N]$ é o sinal, positivo ou negativo, do Sinal Monitor do Erro para a N-ésima amostra; e $\text{PAC}[SME_N]$ é a probabilidade acumulada referente a determinado valor de SME_N .

MATERIAIS E METODOS

Descrevendo localmente o ECG com um modelo de média constante, espera-se que nos segmentos monotônicos o modelo se adequa bem, ocasionando valores de baixa amplitude do SME. À medida que o modelo não mais se adapte ao sinal (ondas P e T e complexo QRS), o SME assume valores próximos de ± 1 . Afirma-se, dentro de um intervalo de confiança estatístico, que está ocorrendo o começo de uma tendência importante do sinal, indicando, assim, o seu ponto de início. Quando o SME retorna ao controle, admite-se que houve o fim de uma tendência. Desta forma, vários pontos de interesse podem ser identificados no ECG.

Subdividindo-se o SME em faixas, tem-se que, enquanto este sinal estiver excursionando entre dois limites consecutivos, o eletrocardiograma pode ser representado por amplitude e duração. Quando o SME ultrapassar outro limiar, o valor correspondente do ECG é guardado, assim como o número de amostras sucessivas existentes nesta faixa, para formar o sinal comprimido (figura 1).

Em vez de serem usados os resultados obtidos de distribuições estatísticas teóricas (Thai-Thien-Nghia, 1977), estudou-se o comportamento do SME a partir do banco de dados de ECG utilizado para este trabalho. Este banco de dados é composto por registros eletrocardiográficos de 34 pacientes (duas derivações para cada um), obtidos durante prova de esforço. Os sinais foram digitalizados em 200 Hz e 9 bits e foi realizado procedimento de média coerente, para redução de ruído, a cada 20 batimentos consecutivos. Cada média é composta por 200 pontos (1 segundo de ECG). Para a simulação, são escolhidos aleatoriamente 200 médias, perfazendo um total de 40000 pontos (Pinheiro, 1988). Os valores de α e β utilizados são todos os arranjos de 2 dos valores 0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.95 e 0.99.

Compressão

Para analisar a compressão do ECG, foram estudadas duas formas empíricas: usando o SME (método 1) e o IP (método 2), todos os dois sinais divididos uniformemente em limiares.

São escolhidos aleatoriamente 100 trechos de 1 segundo, para avaliar as metodologias de compressão utilizadas e são calculados taxa de compressão (TC) e valor rms do erro relativo (RMSER), apresentado pela equação (7) e utilizado em Reddy e Murthy (1986).

$$RMSER_N = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N x_i^2}} \times 100 \quad (7)$$

onde x_i representa o sinal original, e y_i , o sinal reconstruído.

Identificação de pontos característicos do ECG

Nesta fase do trabalho, é utilizado o Índice de Probabilidade, a partir do qual é desenvolvido o algoritmo de identificação das ondas de importância do eletrocardiograma. Para tanto, é implementado um detector de limiar comparativo e fixo, estabelecendo assim um algoritmo básico bastante simples, que possibilita a identificação de várias morfologias diferentes do sinal eletrocardiográfico. O algoritmo de detecção faz uso do Índice de Probabilidade em vez do Sinal Monitor do Erro, por aquele apresentar de forma explícita a probabilidade de existência de tendência a cada ponto, facilitando, assim a determinação do valor utilizado para o limiar LIM e interpretação de outros valores. O início de tendência é avaliado de forma empírica através do aumento do módulo da derivada da curva do Índice de Probabilidade. O fim da tendência é indicado quando o Índice de Probabilidade começa a apresentar valores baixos determinados pelo limiar LIM, sugerindo que o sinal tornou a acompanhar o modelo constante.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Compressão

As análises das duas metodologias descritas neste trabalho foram realizadas empiricamente subdividindo-se o SME e o IP em 10 faixas de tamanhos iguais.

O Sinal Monitor do Erro e o Índice de Probabilidade funcionam como um amplificador não-linear, aproximando em valor os picos das ondas de interesse do ECG. Diferentes valores de α não produzem alterações significativas nas for-

mas de onda do SME e IP. O contrário ocorre com β , que, com valor igual ou maior que 0.2, começa a produzir saturações nas curvas. Para $\alpha < 0.3$, no caso de $\beta = 0.01$, as curvas apresentam-se muito alisadas. Mantendo-se α fixo, quanto menor for β (SME e IP mais alisados), maior será a TC (maior duração do sinal entre dois limiares consecutivos). Entretanto, maior é a deterioração da morfologia do sinal reconstruído (figura 2). O efeito inverso é conseguido para maiores valores de β . Aumentando-se o número de limiares, reduz-se a TC e o erro entre o sinal original e o reconstruído. A figura 2 compara os dois métodos e as variações de taxa de compressão e RMSER para o conjunto de valores de α e β . Nota-se que as taxas de compressão mostram maior variação quando se altera β e não α .

Os ECGs escolhidos apresentam como características principais: frequência cardíaca elevada e normal, ondas P e T de baixas amplitudes e ruído. Sinais com frequência cardíaca normal produzem TC mais elevadas que os com trechos de taquicardia, já que nestes é reduzida a quantidade de regiões monotônicas do sinal, que são as que geram maiores TC. Como a maior parte do banco de dados é composta por sinais com frequência cardíaca acima de 120 batimentos/minuto (cerca de 80% do banco de dados), na realidade, para sinais eletrocardiográficos com frequência cardíaca normal, as taxas de compressão serão superiores às encontradas neste trabalho, que apresentam-se em torno de 4. A figura 3 apresenta dois trechos de ECG e as reconstruções segundo os métodos 1 e 2.

Reunindo, agora, as análises morfológicas e de taxas de compressão e RMSER médios, observa-se que, de um modo geral, as formas de compressão empregadas reconstróem as várias ondas do ECG. As melhores reconstruções, para o método 1, são para $\beta = 0.1$. O método 2 reconstrói todas as formas de onda lentas para $0.01 \leq \beta \leq 0.05$, porém produz pequenas distorções do pico do QRS, alisando-o.

A tabela 1 mostra algumas das técnicas de compressão mais encontradas na literatura juntamente com anotações sobre TC, RMSER, frequência de amostragem e número de bits/amostra do sinal digitalizado (Pinheiro, 1988). Comparando as técnicas que utilizam sinais amostrados em 200 Hz, como é o caso deste trabalho, tem-se que a AZTEC (Cox et al., 1968) é a que produz taxas de compressão maiores, porém são os mais elevados RMSER. As técnicas CORTES (Abenstein e Tompkins, 1982) e a desenvolvida neste trabalho oferecem taxas de compressão bem próximas à da AZTEC, além de produzirem erros relativos bem menores. Lembra-se, ainda, que CORTES é uma combinação da AZTEC com "turning point", sugerindo que o tempo de processamento desta técnica possa ser superior ao da desenvolvida neste trabalho. Nada se pode afirmar quanto à qualidade clínica dos sinais reconstruídos. Analisando os dados sobre a metodologia 2 anotados na tabela 1 e os comparando com os da técnica de predição linear, interpolação e "encoding" (Ruttimann e Pipberger, 1979), tem-se que este produz taxas de compressão 50% mais elevadas que as daquele. No entanto, a representação do dado compactado não favorece análises diretas dos mesmos, necessitando de decodificadores. Além disto, não há na tabela valor referente ao erro produzido em compactação de eletrocardiogramas, assim como também para as técnicas baseadas em transformadas ortogonais, como as transformadas discreta do cosseno e de Karhunen-Loève (Ahmed et al., 1975).

Identificação de pontos singulares

A figura 4 apresenta resultados da aplicação do algoritmo de detecção. As barras verticais indicam o ponto singular detectado pelo algoritmo. Em alguns dos gráficos, houve marcação de dois pontos singulares sobre uma mesma amostra. Este fato está representado por uma barra delimitadora maior que as demais. Os gráficos apresentados mostram os resultados obtidos de curvas de Índice de Probabilidade calculadas usando $\alpha = 0.3$ e $\beta = 0.05$. O limiar foi estabelecido empiricamente em LIM=0.1, ou seja, abaixo deste limite existe uma probabilidade de 10%, ou menor, de estar ocorrendo uma tendência no sinal.

O algoritmo indicou em todos os registros observados, quando ocorre uma morfologia de importância do ECG, mesmo em sinais possuindo ondas de baixa amplitude, além de não ter sido observado marcação falso-positiva. Apesar de não determinar exatamente, em várias das vezes, os pontos de início e fim de tendência, o algoritmo determinou em todos os registros eletrocardiográficos observados o intervalo onde ocorria uma onda do ECG.

CONCLUSÕES

A técnica utilizada é de simples implementação e possibilita o desenvolvimento de um algoritmo único para realização das tarefas de compressão e identificação de pontos singulares do ECG. O método apresenta flexibilidade, podendo produzir taxas variadas de compressão e variada qualidade do sinal reconstruído, dependendo do conjunto de constantes de alisamento utilizadas. Uma forma de aumentar-se a taxa de compressão e ainda melhorar a visualização dos sinais reconstruídos é substituindo patamares consecutivos de curta duração (1 a 3 amostras) por segmento de reta. Outra maneira de melhorar a forma visual do sinal reconstruído é usando filtragem digital, de forma a alisar as reconstruções, assemelhando-as mais ao sinal original.

Um algoritmo de comparação por limiar fixo pode ser empregado, dada a característica do método de amplificação não-linear. Um limiar de valor constante torna mais simples a implementação do algoritmo, além de reduzir o tempo de processamento necessário para esta tarefa. Porém, o algoritmo deve ainda ser testado usando, como por exemplo o MIT-BIH Arrhythmia Data Base. Contudo, a avaliação do algoritmo tem de ser feita visualmente, o que demandaria um tarefa extremamente laboriosa, já que o banco de dados não possui informações quanto às marcações de todas as ondas do eletrocardiograma.

REFERÊNCIAS

- ABENSTEIN, J.P., TOMPKINS, W.J., "A New Data-Reduction Algorithm for Real-Time ECG Analysis", IEEE Trans. on Biomedical Engineering, volume 29, pages 43-48.
- AHMED, N., MILNE, P.J., HARRIS, S.G. (1975), "Electrocardiographic Data Compression Via Orthogonal Transform", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, volume 22, number 6, pages 484-487.
- BROWN, R.G. (1963), "Smoothing, Forecasting, and Prediction of Discrete Time Series", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1963.
- COX, J.R., NOLLE, F.M., FOZZARD, H.A., OLIVER Jr., G.C. (1968), "AZTEC, A Preprocessing Program for Real-Time ECG Rhythm Analysis", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, volume 20, number 20, pages 128-129.
- GILCHRIST, W.G. (1977), "Statistical Forecasting", John Wiley & Sons, New York.
- LEWIS, C.D. (1971), "Statistical Monitoring Techniques", Medica & Biological Engineering, volume 9, pages 315-323.
- PINHEIRO, R.S. (1988), "Estudo do Alisamento Exponencial para Aplicação na Compressão e Extração de Pontos Singulares do Eletrocardiograma", Tese M.Sc. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ.
- REDDY, B.R.S., MURTHY, I.S.N. (1986), "ECG Data Compression Using Fourier Descriptors", IEEE Trans. Biom. Eng., volume 33, number 4, pages 428-434.
- RUTTIMANN, V.E., PIPBERGER, H.V. (1979), "Compression of ECG by Prediction or Interpolation and Entropy Encoding", IEEE Transactions on Biom. Engineering, volume 26, number 11, pages 613-623.
- THAI-THIEN-NGHIA, M. (1977), "The Implementation and Use of Statistical Signal Trend Analysis for Clinical and Epidemiological Medical Data", Ph.D. Thesis, Imperial College of Science and Technology, London University, London.
- TRIGG, D.W. (1964), "Monitoring a forecasting System", Operational Research Quarterly, volume 15, number 3, pages 271-274.

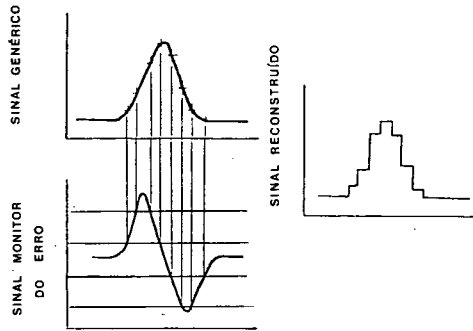


Figura 1 . Esquema demonstrativo da compressão de um sinal genérico e respectivo sinal comprimido reconstruído.

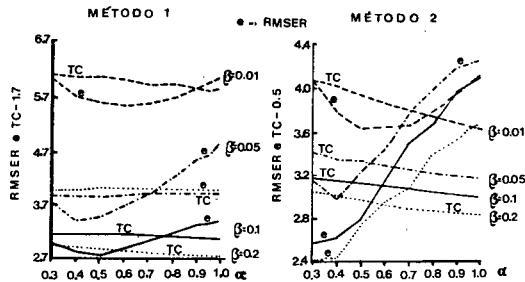


Figura 2 . Taxa de compressão e RMSE em função de α , para $0.01 \leq \beta \leq 0.02$, métodos 1 e 2.

Tabela 1 - Resumo de algumas técnicas de compressão de dados (Pinheiro,1988)

TECNICA	TC	RMSE(%)	Freq _{am} (Hz)	bits/amost.
AZTEC	10	--	500	12
	5	28	200	8
"Turning point"	2	5	200	8
CORTES	4.54	7	200	8
Código delta	4	--	--	--
Pred.linear, interpol., encoding	7.8	3.5	500	8
	3.6	--	200	8
DCT,KLT	3	--	400	--
KLT dupla	12	--	--	--
Fourier	7.4	7	250	12
SME e IP	*4.40	6.0	200	9
	!2.27	4.1	200	9

*Método 1
!Método 2

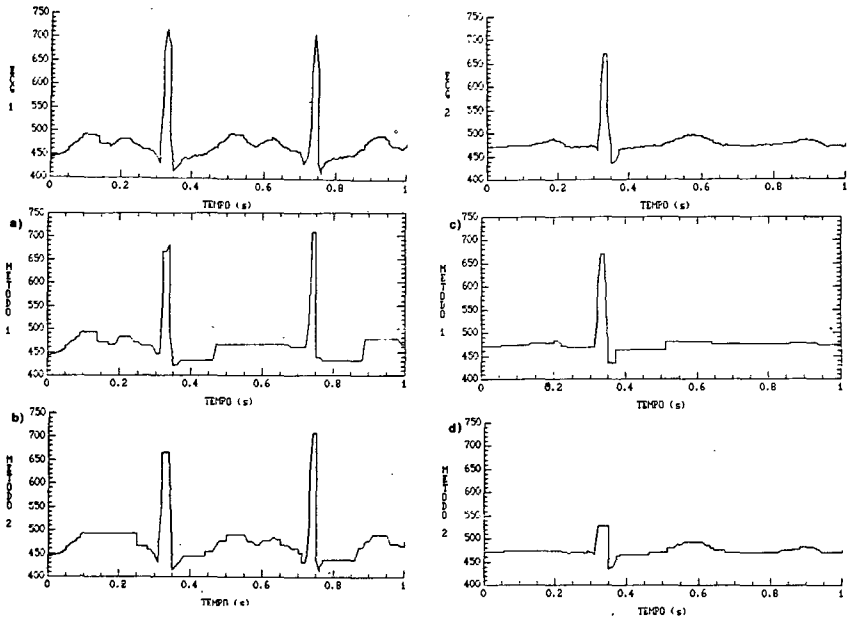


Figura 3 . Reconstruções de 2 trechos de ECG, segundo as metodologias 1 e 2, $\alpha=0.3$ e $\beta=0.01$. a) $TC=3.83$ e $RMSER=4.40$; b) $TC=2.17$ e $RMSER=4.51$; c) $TC=5.45$ e $RMSER=2.36$; d) $TC=2.61$ e $RMSER=3.59$.

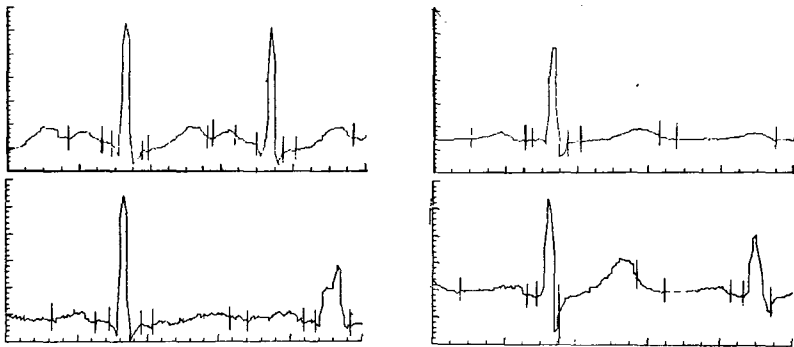


Figura 4 . Identificação de pontos singulares do ECG, para $\alpha=0.3$, $\beta=0.05$ e $LIM=0.1$

DATA COMPRESSION AND EXTRACTION OF SINGULAR POINTS ON THE ECG SIGNAL
USING EXPONENTIAL SMOOTHING

ABSTRACT -- Compression of digital signals is suitable for storage and data transmission over telephone channels. An additional asset is that the system allows waveform identification for computerized analysis and diagnostic. The aim of this work is to study the feasibility of using the simple exponential smoothing technique to implement a data compression system. At the sampling rate of 200 Hz, 4:1 compression rates are attained with a relative root mean squared error of 6%. The possibility of extracting P, T and QRS complex using the same algorithm was also investigated. The results show the feasibility of a single algorithm to perform data reduction and identification of singular points on the ECG.