# Compressão de Sinais de ECG Utilizando Átomos Triangulares e Modelo de Análise por Síntese

Fellipe dos Santos Guimarães e Lisandro Lovisolo (UERJ, Brasil),

Manuel Blanco-Velasco e Fernando Cruz-Roldán (Universidad de Alcalá, Espanha)

Resumo — Neste trabalho, analisa-se uma codificação não-tradicional de sinais provenientes de exames ECG utilizando uma decomposição voraz. Emprega-se um dicionário de formas de onda triangulares e utiliza-se o algoritmo de Matching Pursuit (MP), de forma a procurar no dicionário um conjunto de elementos para representar o sinal. Assim, a compressão é realizada juntamente com a análise do sinal. O sinal é representado por um subconjunto de elementos do dicionário, os quais podem ser sobrepostos e não-ortogonais. Os elementos triangulares selecionados pelo MP são codificados em termos de seus centros, comprimentos de base e assimetrias. Tem-se assim um modelo flexível de sinal. As curvas taxas-distortoção obtidas apresentam desempenho promissor e competitivo.

Palavras-Chave — ECG, Matching Pursuit, Compressão de ECG, Modelo de Análise por Síntese.

Abstract — In this work, non-traditional coding of ECG signals using a greedy decomposition approach is investigated. A dictionary of triangular waveforms together with the Matching Pursuit (MP) algorithm is employed to decompose the signal. In this sense, signal compression is obtained together with signal analysis. The signal is represented by a subset of dictionary elements, which may be non-orthogonal and superimposed. The triangular elements selected by the MP are coded using their centers, base lengths and asymmetries. This way one obtains a flexible signal model. The rate-distortion performance obtained is competitive and seems very promising.

Keywords — ECG, Matching Pursuit, Compression of ECG, Analysis-by-Synthesis Modeling.

# I. INTRODUÇÃO

Eletrocardiografia é uma técnica eficiente para o diagnóstico de inúmeros problemas cardíacos [1]. Para isso, eletrodos são colocados em diferentes pontos do corpo humano com o intuito de capturar sinais elétricos representativos da atividade cardíaca. Os sinais coletados são freqüentemente referidos através do acrônimo ECG. Usualmente, esses sinais são coletados numa baixa taxa de amostragem (por exemplo, nos ECGs da base MIT-BIH Arrythmia Database [2], utilizados neste trabalho, emprega-se uma taxa de 360 amostras/segundo). Em alguns protocolos médicos de exames através de ECGs, os sinais são capturados por um longo período de tempo, o que exige uma grande capacidade de armazenamento. Métodos de codificação de ECG [3]-[8] podem ser utilizados para reduzir essa necessidade. No entanto, ao codificar-se um sinal de ECG, isso deve ser feito com o cuidado de que não haja perda de informação relevante do ponto de vista do diagnóstico. Tal exigência requer que na codificação de ECG tenha-se uma distorção muito pequena [9].

Fellipe dos Santos Guimarães e Lisandro Lovisolo, Departamento de Engenharia Eletrônica e de Telecomunicações, Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

Manuel Blanco-Velasco e Fernando Cruz-Roldán, Departamento de Teoria de Sinais e Comunicações, Universidade de Alcalá, Alcalá de Henares, Madri, Espanha.

Embora o assunto "codificação de ECG" seja controverso (assim como para qualquer outro sinal biológico), estudos têm sido realizados com o intuito de projetar esquemas de codificação de sinais de ECG. Vários trabalhos têm proposto abordagens muito diferentes para esse fim. Alguns tentam explorar a natureza transitória de sinais de ECG para codificálos usando abordagens de decomposição via Wavelets [3], [7], [8]. Outros [4] tentam, explicitamente, aproveitar a recorrência de padrões esperada em sinais de ECG para codificá-los. Algoritmos baseados em Bancos de Filtros também são utilizados para compressão de sinais de ECG [10], decompondo o sinal em diferentes bandas. Apesar de várias abordagens para a codificação de sinal de ECG serem propostas há quase duas décadas (desde [5]), não existe um padrão ou recomendação para a codificação e a avaliação de codificações dos mesmos.

Neste trabalho, uma nova abordagem para a codificação de sinais ECG é investigada. A técnica apresentada tenta encontrar estruturas ou padrões representados nos sinais de ECGs para codificá-los. Isto é, o sinal é analisado com a finalidade de encontrar suas estruturas (características) relevantes, que são então codificadas. No processo de decodificação, o sinal é reconstruído sintetizando-se o sinal a partir dessas estruturas. O conjunto de todas as estruturas (ou átomos) é chamado de dicionário. As diferentes codificações possíveis de um mesmo sinal neste paradigma são obtidas através tanto da variação do número de estruturas que são codificadas como da quantização das estruturas. Tal qual é discutido na Seção II, neste trabalho empregamos funções triangulares, pois estas se assemelham às ondas que são frequentemente descritas em sinais de ECG. Com estes, podemos rastrear perturbações ou variações do sinal de ECG, na essência do complexo PQRST [11], pois o sinal é codificado por meio das funções triangulares nas quais foi decomposto.

Na Seção II, é apresentada a estratégia proposta para representar sinais de ECGs, usando estruturas triangulares. Na Seção III, o algoritmo empregado para obter a representação do sinal, utilizando o dicionário composto de estruturas triangulares, é brevemente descrito. A Seção IV apresenta algumas considerações sobre o projeto do dicionário, e apresenta uma discussão sobre a faixa dos parâmetros que define o dicionário. Na Seção V, alguns resultados acerca da compressão de sinais de ECG são apresentados. Na Seção VI, apresentamos a conclusão.

# II. ESTRUTURA DA MODELAGEM DE ECGS

Diversos livros [11] e trabalhos fornecem representações gráficas do complexo PQRST, característico de sinais de ECG, similares à apresentada na Fig. 1. Embora essa seja obviamente

uma aproximação da forma real de sinais de ECG, esse complexo é extremamente relevante, pois é utilizado para a compreensão prática de sinais de ECG e diagnósticos. Prestando atenção à simplificação do sinal de ECG apresentado na Fig. 1 e também olhando para partes de um sinal de ECG real, podemos visualmente observar que os componentes principais de um ECG se assemelham a triângulos de diferentes tamanhos, assimetrias e amplitudes, cujo "protótipo" é mostrado na Fig. 2.

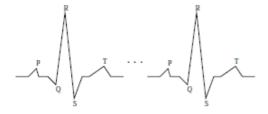


Fig.1 - Modelo do Complexo PQRST de um ECG.

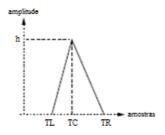


Fig.2 - Função triangular utilizada para modelar sinais de ECG.

A partir da observação acima, investigamos neste trabalho a modelagem de sinais de ECG como uma soma de triângulos. Faz-se com que um sinal de ECG seja decomposto em blocos de comprimento N, tentando enfatizar uma batida de coração (onda QRS) em cada bloco. O m-ésimo bloco do sinal de ECG é decomposto como uma soma de triângulos dada por

$$ECG_{m}(n) \approx \sum_{k=1}^{K} \alpha_{k} \operatorname{triang}_{\gamma k}\left(n\right), \ 0 \leq n \leq N-1. \ \ (\boldsymbol{1})$$

O indexador m faz referência ao m-ésimo bloco e n à amostra no bloco.  $\gamma$ k consiste no conjunto de parâmetros que define cada triângulo e é dado por  $(TL_k, TC_k, TR_k)$ . Cada função triangular utilizada na eq. (1) é definida por

$$\text{triang}_{\gamma k} = \begin{cases} 0, & \text{se } n \leq TL_k \\ h \frac{TL_k - n}{TL_k - TC_k}, & \text{se } TC_k > n > TL_k \\ h, & \text{se } n = TC_k \\ h \frac{n - TR_k}{TC_k - TR_k}, & \text{se } TC_k < n < TR_k \\ 0, & \text{se } \text{se } n \geq TR_k. \end{cases}$$

Neste caso, h é um fator de normalização calculado para que a área do triângulo ou, equivalentemente, a energia da função triângulo seja igual a 1, ou seja,  $h = 2(TR_k - TL_k)^{-1}$ .

Obter um modelo do sinal de ECG é uma tarefa de análise e reconstruí-lo como na eq. (1) é sintetizá-lo conforme o modelo.

Desde que empregamos uma soma de triângulos para representar o sinal, devemos garantir que estes triângulos são capazes de aproximar qualquer sinal de ECG possível. Discutiremos isso na Seção IV-A.

Neste trabalho, investigamos a decomposição de sinais de ECG usando este modelo e relatamos alguns resultados preliminares sobre o seu uso para comprimir os sinais de ECG. Devido ao fato de o dicionário possuir mais estruturas triangulares do que o necessário para decompor o sinal de ECG (ou seja, é possível decompor o sinal utilizando diferentes combinações de diferentes triângulos), utiliza-se o algoritmo de aproximação iterativa e voraz, conhecido como *Matching Pursuit* (MP), para obter o modelo do sinal.

#### III. ESTRATÉGIA DE DECOMPOSIÇÃO

Um algoritmo comumente utilizado para a obtenção de decomposições atômicas é o MP [12]. O MP é um algoritmo de decomposição voraz, dado que a cada passo (iteração) ele busca no dicionário o elemento (átomo) que melhor representa o sinal a ser decomposto. Seja D =  $\{g_i\}, i \in \{1, ..., \#_D\}$  e  $\|g_i\| = 1 \ \forall i$ . Para encontrarmos o coeficiente de decomposição  $\alpha_1$  e o indexador i(1), devemos escolher  $g_{i(1)}$  tal que  $\alpha_1 = \max_{g_i \in D} |< x, g_i > |$ , com isso divide-se x em duas partes: a aproximação  $\alpha_1 g_{i(1)}$  e o resíduo  $r_x^1 = x - \alpha_1 g_{i(1)}$ . O mesmo processo é aplicado ao resíduo  $r_x^1$ , encontrando assim  $\alpha_2$ , i(2) e  $r_x^2$ ; e assim sucessivamente. Seguindo este passo básico, os coeficientes  $\alpha_n$  e os indexadores i(n) são obtidos juntamente com o resíduo  $r_x^n$ . Através deste algoritmo, podemos escrever

$$x \approx \sum_{k=1}^{N} \alpha_k g_{i(k)}$$
 (3)

O passo de decomposição, que provê os valores dos coeficientes  $\alpha_n$ , indexadores i(n) e resíduos  $r_x^n$ , é repetido até que um erro de aproximação pré-definido, um número máximo de iterações MP ou um limite mínimo para uma métrica de aproximação [13], [14] sejam alcançados.

Neste trabalho, utiliza-se o algoritmo de MP associado a um dicionário composto de átomos triangulares para decompor os sinais de ECG.

# IV. PARAMETRIZAÇÃO DOS ÁTOMOS TRIANGULARES DO DICIONÁRIO

O dicionário empregado para decompor o sinal deve satisfazer três características relevantes. Primeiro, os átomos devem ser semelhantes em forma ao conjunto de padrões presentes em ondas isoladas que constitui o batimento cardíaco. Segundo, o processo de decomposição deve ser capaz de representar qualquer sinal como uma combinação linear dos elementos passíveis de serem empregados na decomposição. Terceiro, a decomposição deve ter o menor número de elementos possível, para reduzir a complexidade do algoritmo de decomposição. Adicionalmente, esta característica pode também permitir uma estratégia simples e eficiente de codificação. A primeira questão foi abordada na Seção II. Para garantirmos a segunda, todas as realizações possíveis dos sinais de ECG devem ser consideradas. Apesar do espaço gerado por essas realizações não ser conhecido, para um bloco de tamanho

N amostras, certamente esse espaço está limitado ao  $\mathbb{R}^N$ . Portanto, se o dicionário é capaz de gerar o  $\mathbb{R}^N$ , então ele é capaz de representar qualquer sinal de ECG.

# A. Parametrização dos Triângulos

O dicionário é formado por átomos, conforme definidos na eq. (2). Esses átomos possuem norma unitária e cada um é definido pelo conjunto de parâmetros  $\gamma_k = (TL_k, TC_k, TR_k)$ . Obviamente, uma vez que não consideramos nenhum alinhamento do complexo PQRST com os blocos do sinal de ECG, os centros dos triângulos  $TC_k$  deverão poder deslocar-se por todo o suporte do bloco. Assim, se N é o comprimento de um bloco do sinal, então  $TC_k \in [0, N-1]$ . Os comprimentos das laterais esquerda e direita dos triângulos até o centro dos mesmos (respectivamente  $TC_k - TL_k$  e  $TC_k$ ) definem o tamanho das bases dos triângulos. Estes podem ser iguais ou diferentes. Portanto, o dicionário gerado contém triângulos simétricos e, principalmente, não-simétricos.

Denotamos por L o comprimento máximo dos espaçamentos ( $TC_k-TL_k$ ) e ( $TR_k-TC_k$ ). Assim, temos que

$$\begin{aligned} \text{TL}_k &\in \left[ \text{máx} \left( 0, \text{TC}_k - \text{L} \right), \text{TC}_k \right] & \text{e} \\ \text{TR}_k &\in \left[ \text{TC}_k \,, \text{min} \left( n - 1, \text{TC}_k + \text{L} \right) \right] \end{aligned} \tag{4} \end{aligned}$$

Quanto maior for L, maior será o número de átomos triangulares possíveis de empregar para representar um sinal. Porém, quanto menor for L, a complexidade na decomposição de um sinal de ECG será menor e, conseqüentemente, a decomposição de um sinal de ECG será mais rápida. Adicionalmente, a princípio quanto maior for L, mais bits serão necessários para representar os espaçamentos  $(TC_k - TL_k)$  e  $(TR_k - TC_k)$ . Portanto, para definirmos L, fazemos algumas análises empíricas acerca das decomposições.

# B. Exemplo de Decomposição

Muitas experiências sobre o processamento de sinais de ECG são realizadas com sinais da base MIT-BIH Arrythmia Database [2]. O primeiro sinal da base, de número 100, foi escolhido, pois este é utilizado em outros trabalhos de codificação de sinais de ECG [4], [7]. Esta escolha permite realizar comparações. Para a decomposição, o sinal original é primeiramente dividido em blocos de 256 amostras. Cada bloco é ajustado para o nível DC zero e é normalizado. Posteriormente, a decomposição de cada bloco é realizada com um total de 128 iterações MP e o dicionário de triângulos. A Fig. 3 mostra um exemplo de decomposição de um bloco desse sinal, usando o dicionário gerado para L = 15.

A Fig. 3 apresenta os átomos extraídos da primeira até a sexta iteração do MP, para o 101° bloco do sinal de número 100. Podemos ver que na primeira iteração a onda R, do complexo PQRST, é extraída e que nas iterações seguintes são extraídas, respectivamente, as ondas Q e S. A onda P é extraída na 6° iteração. A ordem da extração dessas ondas varia bloco a bloco, mas a idéia central, mostrada neste exemplo, permanece para os diferentes blocos: a estratégia de decomposição proposta parece ser capaz de achar as ondas do batimento cardíaco de um sinal de ECG de forma coerente e significante.

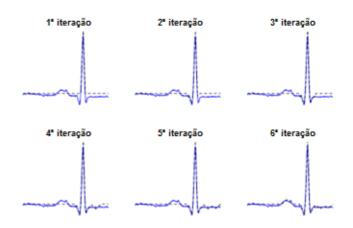


Fig.3 - Exemplo de decomposição de um sinal de ECG com 6 iterações. Ambos os sinais original (linha contínua) e reconstruído (linha pontilhada) são mostrados sobrepostos.

#### C. Influência dos Parâmetros do Dicionário

A Fig. 4 mostra a quantidade de átomos usados, definidos pelo par  $(TC_k-TL_k$ ,  $TR_k-TC_k)\in [0,L]\times [0,L]$ , quando o sinal é decomposto, nos casos L=15 e L=31. Deve observar-se que ao permitir  $(TC_k-TL_k$ ,  $TR_k-TC_k)=(0,0)$ , temos impulsos no dicionário. Tais impulsos fazem com que o dicionário contenha uma base do  $\mathbb{R}^N$  e, portanto, seja capaz de representar qualquer sinal usando o MP. Embora este não seja um verdadeiro requisito do dicionário para a aplicação proposta, essa característica não traz nenhum inconveniente.

Da Fig. 4, podemos ver que os átomos selecionados na decomposição do sinal estão concentrados no canto superior esquerdo, que se refere a pequenos valores do comprimento de  $(TC_k - TL_k)$ ,  $TR_k - TC_k$ , independentemente de L. Além de analisar os parâmetros de maior freqüência de utilização de átomos, o que não é suficiente, tem-se também que analisar o quão relevante são os átomos para a decomposição. Ou seja, deve-se verificar a capacidade do dicionário de concentrar a energia em poucos átomos. A Fig. 5 mostra a energia dos átomos extraídos para representar um mesmo sinal. Para medirmos a energia, usa-se a soma dos quadrados dos coeficientes  $\alpha_k$  para cada par  $(TC_k - TL_k, TR_k - TC_k)$ . Dos gráficos apresentados na Fig. 5, nota-se que a energia extraída dos átomos para o sinal em questão parece independer da parametrização do dicionário (L) estando concentrada sempre no mesmo intervalo de parâmetros do dicionário.

Foram feitos também experimentos com dicionários sem impulsos, ou seja, com os parâmetros  $(TC_k-TL_k\,,\,TR_k-TC_k)\in[0,L]\times[0,L]-(0,0).$  Usando estes dicionários, o comportamento geral em termos de extração de energia em função dos parâmetros dos átomos é similar ao já discutido. Adicionalmente, quando os impulsos são postos à parte do dicionário, os átomos extraídos do dicionário nas primeiras iterações (até a  $16^a$ ) são praticamente os mesmos e as normas dos resíduos em função das iterações também são praticamente as mesmas. Devido a esses aspectos, a seguir empregaremos a parametrização  $(TC_k-TL_k\,,\,TR_k-TC_k)\in[0,15]\times[0,15].$ 

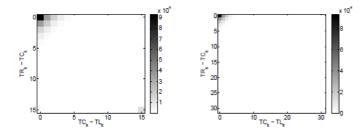


Fig.4 - Quantidade de Átomos utilizados, para o dicionário definido por  $(TC_k - TL_k \text{ , } TR_k - TC_k) \in [0,L] \times [0,L], \text{ com } L = 15 \text{ e } L = 31.$ 

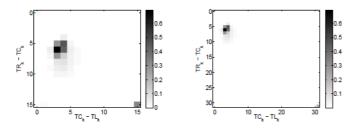


Fig.5 - Energia dos Átomos utilizados, para o dicionário definido por  $(TC_k - TL_k, TR_k - TC_k) \in [0, L] \times [0, L]$ , com L = 15 e L = 31.

# V. CODIFICAÇÃO

A qualidade do sinal de ECG reconstruído é avaliada pelo PRD (*Percentage Root-Mean-Square Difference*) [3]-[9], que é definido por

$$PRD = \frac{\|x - \hat{x}\|}{\|x - \mu\|} \times 100,$$
 (5)

na qual x refere-se ao sinal original,  $\hat{x}$  refere-se ao sinal reconstruído,  $\mu$  é a linha base do conversor analógico-digital utilizado para aquisição dos dados dos sinais (em MIT/BIH Arrhythmia Database  $\mu = 1024$ ) e  $\|y\|$  é a norma de y.

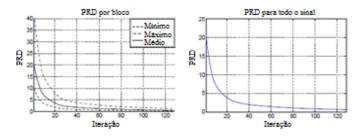


Fig.6 - PRD do sinal reconstruído, à esquerda por bloco e à direita para todo o sinal.

A Fig. 6 mostra o PRD obtido na decomposição do sinal 100 da base MIT-BIH usando a decomposição proposta. O gráfico a esquerda na Fig. 6 mostra como o PRD por bloco varia com o número de iterações. A linha contínua neste gráfico é o PRD médio para os diferentes blocos do sinal, enquanto as linhas pontilhadas correspondem às curvas de PRD mínimo e máximo ao longo dos blocos. Observa-se um comportamento decrescente do PRD com o aumento do número de iterações, alcançando-se um valor baixo do PRD com poucas iterações. O

gráfico a direita apresenta o PRD para todo o sinal (30 minutos de informação), sem divisão em blocos. Os PRDs apresentados em ambos os gráficos apresentam comportamento semelhante.

# A. Codificação da Decomposição

O sinal de ECG decomposto é codificado por meio dos parâmetros dos átomos e coeficientes obtidos para cada bloco. Nos experimentos apresentados neste trabalho, o mesmo quantizador foi empregado para todos os coeficientes dos átomos. Os valores quantizados são codificados usando um código de comprimento variável. Os parâmetros dos átomos  $TC_k - TL_k$ ,  $TC_k$  e  $TR_k - TC_k$  são também codificados usando código de comprimento variável, um para cada parâmetro. Como não se assume nenhum alinhamento dos blocos, para codificar os centros dos átomos emprega-se um código binário de comprimento fixo para os símbolos {0, ..., 127} (128 amostras é o comprimento dos blocos). Para cada bloco, além dos átomos e seus coeficientes, também codifica-se a norma do bloco e o seu nível DC. Estes dois últimos valores são codificados usando as diferenças entre os valores do bloco atual e os valores do bloco anterior, isto é, usando DPCM. As diferenças são quantizadas e codificadas usando-se códigos de comprimentos variáveis. Embora as abordagens de codificação sejam bastante simples, estas permitem avaliar se vale à pena aplicar aos sinais de ECG o paradigma da codificação proposto.

A Fig. 7 mostra o PRD como função da taxa de bits obtida empregando os codificadores discutidos acima, para o sinal de número 100 da base de sinais de ECG utilizada. A curva é obtida usando quantizadores com diferentes níveis, desde 2<sup>6</sup> até 2<sup>15</sup>, para a norma, o valor DC e as amplitudes dos átomos (seus coeficientes).

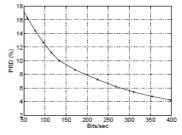


Fig.7 - PRD x Taxa de Bits, para a compressão do sinal de número 100 da base MIT-BIH.

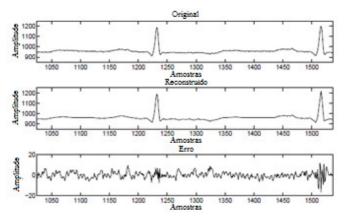


Fig.8 - Codificação do ECG utilizando a abordagem apresentada

A codificação dos parâmetros dos átomos não introduz nenhum erro. A distorção é devida às quantizações da norma, do nível DC e dos coeficientes dos átomos. A Fig. 8 apresenta parte do sinal original (em cima), a sua reconstrução comprimida (no meio) e o erro correspondente (abaixo), para uma taxa de bits de 358 bits/s e um PRD de 4,77% (para todo sinal). Como podemos notar, apesar da degradação do ECG (erro existente), a estrutura relevante do ECG foi preservada.

Sinais de ECG são codificados em [10] com taxas de bits que variam de 270 a 434 bits/s com PRDs de 10% a 5,76% em média, respectivamente. Em [4], a taxa de bits varia de 94,7 a 304 bits/s com PRDs de 6,4% a 2,7%, e os PRDs para essas mesmas taxas de bits para o compressor de [8] são de 9,8% e 2,9%, respectivamente. Embora os resultados obtidos para a abordagem proposta neste trabalho não sejam superiores aos outros, eles mostram um desempenho competitivo. Assim, parece ser interessante dar continuidade à proposta aqui apresentada.

### VI. CONCLUSÃO

A técnica de codificação de sinais de ECG proposta é capaz de reconstruir uma versão aproximada do sinal de ECG original bastante fidedigna. Ela utiliza um método iterativo e decompõe o sinal a partir de um conjunto de protótipos simples e básicos. O método é baseado no algoritmo de Matching Pursuit e o dicionário é construído através de funções triangulares parametrizadas. A qualidade do sinal de ECG reconstruído aumenta com o número de átomos empregado na representação do sinal. As funções triangulares empregadas parecem ajustarse bem às ondas existentes em um sinal de ECG, mesmo sem delimitação prévia do batimento cardíaco. Como resultado, o complexo PQRST é decomposto como poucas iterações. Essa propriedade revela que este método pode apresentar alguns recursos interessantes para descrever algumas características de Adicionalmente, os experimentos preliminares apresentados neste artigo mostram que quando a abordagem apresentada é empregada para a codificação com perdas de sinais de ECGs, obtêm-se taxas de compressão competitivas. Consideramos que ainda há espaço para melhorias.

# **AGRADECIMENTOS**

Este trabalho foi parcialmente financiado pela CAPES/Brasil através do projeto CAPES/DGU 205/90 e pelo

Ministério de Ciências e Inovação da Espanha através do projeto PHB2008-0017-PC.

# REFERÊNCIAS

- E.C. CARNEIRO, "O Eletrocardiograma", 3ª edição. Livraria Atheneu: Rio de Janeiro. 1983.
- [2] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," Circulation, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000 (June 13), circulation Electronic Pages: http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215.
- [3] M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, J. I. Godino-Llorente, and K. E. Barner, "Wavelet packets feasibility study for the design of an ECG compressor," IEEE Trans. on Biomedical Engeneering, vol. 54, 2007.
- [4] E. B. de Lima Filho, E. A. B. da Silva, M. B. de Carvalho, W. S. da Silva Junior, and J. Koiller, "Electrocardiographic signal compression using multiscale recurrent patterns," IEEE Trans. on Circuits and Systems I: Regular Papers, vol. 52, no. 12, pp. 2739–2753, 2005.
- [5] S. Jalaleddine, C. Hutchens, and R. Strattan, "ECG data compression techniques - a unified approach," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 37, 1990.
- [6] G. Nave and A. Cohen, "ECG compression using long term prediction," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 40, 1993.
- [7] Z. Lu, D. Y. Kim, and W. A. Pearlman, "Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 47, 2000.
- [8] S. G. Miaou, H. L. Yen, and C. L. Lin, "Wavelet-based ECG compression using dynamic vector quantization with tree codevectors in single codebook," IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol. 49, 2002.
- [9] M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, J. I. Godino-Llorente, J. Blanco-Velasco, C. Armiens-Aparicio, and F. López-Ferreras, "On the use of PRD and CR parameters for ECG compression," Elsevier, Medical Engineering & Physics, vol. 27, 2005.
- [10] M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, J. I. Godino-Llorente, and K. E. Barner, "Efficient ECG compression based on M-channel maximally decimated filter banks," in EUSIPCO, 2005.
- [11] R. E. Klabunde, Cardiovascular Physiology Concepts. Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [12] S. Mallat and Z. Zhang, "Matching pursuits with time-frequency dictionaries," IEEE Trans. on Signal Proc., vol. 41, no. 12, pp. 3397– 3415, 1993.
- [13] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing. San Diego, California, USA: Academic Press, 1998.
- [14] L. Lovisolo, M. A. M. Rodrigues, E. A. B. da Silva, and P. S. R. Diniz, "Efficient coherent decompositions of power systems signals using damped sinusoids," IEEE Trans. on Signal Proc., vol. 53, pp. 3831–3846, 2005.