

# AMOSTRAGEM COMPRESSIVA APLICADA EM SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA

E. C. S. Dantas<sup>1</sup>, C. D. M. Regis<sup>2</sup> e L. G. Caldeira<sup>3</sup>

Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia da Paraíba (IFPB) - Campus João Pessoa<sup>1, 2 e 3</sup>  
 Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPgEE)<sup>1</sup>  
 Grupo de Processamento Digital de Sinais (GPDS)<sup>1, 2 e 3</sup>

e-mail: [evandson@live.com](mailto:evandson@live.com)<sup>1</sup>, [carlos.regis@ifpb.edu.br](mailto:carlos.regis@ifpb.edu.br)<sup>2</sup> e [guedes@ifpb.edu.br](mailto:guedes@ifpb.edu.br)<sup>3</sup>

**Resumo:** A Amostragem Compressiva (CS do inglês “Compressed Sensing”, “Compressive Sensing”, “Compressive Sampling”, or “Sparse Sampling”) é uma técnica desenvolvida recentemente que permite amostrar sinais com confiabilidade abaixo da taxa de amostragem definidas no teorema de Nyquist-Shannon, caso satisfaça determinadas condições. Este trabalho conta com simulações que demonstram o efeito da CS aplicada em sinais de eletrocardiograma (ECG), avaliando o nível de compressão obtida. Os resultados deste artigo mostram que é possível recuperar sinais com compressões que variam entre 41% e 69% sem que suas características sejam alteradas.

**Palavras-chave:** Amostragem Compressiva, Eletrocardiograma, Teorema da Amostragem.

**Abstract:** *Compressive Sampling is a recently developed technique that allows sampling signals with reliability below the sampling rate defined in the Nyquist-Shannon theorem, if it meets certain conditions. This work relies on simulations that demonstrate the effect of CS applied to electrocardiogram (ECG) signal, assessing the level of compression achieved. The results of this paper show that it is possible to recover of a signals with compressions ranging between 41% and 69% without their characteristics are not changed.*

**Keywords:** *Compressed Sensing, Electrocardiogram, Sampling Theorem.*

## Introdução

Um dos exames bastante utilizados para identificar problemas no coração é o Eletrocardiograma (ECG). O ECG registra a variação dos potenciais elétricos gerados pelo funcionamento do coração. O exame pode identificar doenças como arritmias cardíacas, infarto agudo do miocárdio e até isquemia (falta de sangue no coração).

O monitor Holter é um equipamento bastante utilizado em clínicas e hospitais para gravar o traçado eletrocardiográfico do coração em um período ininterrupto de 24 horas ou mais. Isto permite ao médico descobrir se os sintomas do paciente estão relacionados a alterações no eletrocardiograma ou para avaliar

problemas assintomáticos, cuja presença não provoca sintomas [1]. Estes equipamentos adquirem uma grande quantidade de dados que são armazenados ou transmitidos por aplicações de telemedicina. Estes dados têm uma grande redundância quando analisados do ponto de vista da teoria da informação [2].

A Amostragem Compressiva (CS) é uma técnica desenvolvida pelos pesquisadores E. Candès et al. e D. Donoho [3], [4] que permite recuperar um sinal com confiabilidade amostrado abaixo da taxa de Nyquist-Shannon, se este satisfizer determinadas condições. O segredo por trás desta técnica está no foco da informação ao invés da sua forma de onda propriamente dita [4].

A conversão de um sinal analógico em um sinal digital envolve a captura de uma série de amostras da fonte analógica que obedecem ao teorema da amostragem. As amostras, de sinais naturais, capturadas pelo processo são compressíveis quando representados em um domínio apropriado [5]. A CS utiliza um conjunto de sensores para tirar medidas lineares do sinal em seu domínio esparsa, embutindo o processo de compressão no processo de amostragem [5].

Por se tratar de uma tecnologia recente, existem poucos estudos que mostram a eficiência desta técnica aplicada à sinais de eletrocardiograma. Assim, o objetivo desse trabalho é analisar o efeito da CS na qualidade do sinal de ECG, utilizando o método da linearização.

## Amostragem Compressiva

Seja  $\mathbf{x}$  um sinal de comprimento  $N$  e  $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$  uma transformação linear que torna  $\mathbf{x}$  esparsa com  $s$  coeficientes não-nulos [6]. Isto implica dizer que cada vetor  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$  tem uma representação única  $\mathbf{x}_s$  como uma combinação linear com a base  $\Psi$  na seguinte forma:

$$\mathbf{x}_s = \Psi \times \mathbf{x}, \quad (1)$$

em que  $\mathbf{x}_s$  representa o vetor  $\mathbf{x}$  em sua forma  $s$ -esparsa. A partir do sinal  $\mathbf{x}$  em sua forma esparsa, realiza-se medidas lineares no sinal da seguinte forma [6]:

$$\mathbf{y} = \Phi \times \mathbf{x}_s, \quad (2)$$

em que  $\Phi \in \mathbb{R}^{N \times M}$  é uma base qualquer de medição, incoerente com  $\Psi$ ,  $M$  representa o número de medidas lineares a serem adquiridas com  $s < M \ll N$  e  $y$  o sinal resultante deste processo.

A recuperação do sinal original requer uma resolução de um sistema linear possível e indeterminado, porém, a única solução do sistema será aquela mais esparsa possível, tornando-se assim um problema de minimização convexa que pode ser resolvido da seguinte forma:

$$\min_{\hat{x}_s \in \mathbb{R}^N} |\hat{x}_s|_{l_0} \text{ sujeito a } \Phi \times \hat{x}_s = y, \quad (3)$$

em que  $\hat{x}_s$  é o valor estimado para o vetor  $x_s$ .

O número de medidas lineares necessárias  $M$  para que seja possível encontrar a solução do sistema criado é dado por  $s + 1$ , contudo, a busca através da quase-norma<sup>1</sup>  $l_0$  é exaustiva e computacionalmente inviável. Um método mais eficiente é encontrar a solução do sistema utilizando a norma  $l_1$ , porém, a utilização desta norma cria uma subamostragem no sinal sendo necessário aumentar o número de medidas para corrigir esta deficiência [5]. O número de medidas lineares  $M$  também depende da Propriedade da Isometria Restritiva (RIP do inglês *Restricted Isometry Property*) que garantem que quanto mais incoerentes são as bases de esparsidade e medição, mais o sinal será espalhado entre as amostras capturadas. A Equação 4 define o número de medidas necessárias para a recuperação do sinal utilizando a norma  $l_1$ .

$$M \gtrsim c_0 \cdot s \cdot \mu(\Psi, \Phi) \cdot \sqrt{N}, \quad (4)$$

em que:  $c_0$  é uma constante a ser determinada experimentalmente e  $\mu(\cdot, \cdot)$  a coerência entre as bases de esparsidade e medição.

### Sinal de Eletrocardiograma

O ECG é um exame que registra a atividade elétrica do coração a partir de dois eletrodos dispostos em determinados pontos do corpo humano. Esta atividade elétrica é composta por dois eventos distintos: O potencial de repouso e o potencial de ação. O potencial de repouso consiste na diferença do potencial elétrico gerado a partir de um gradiente eletroquímico de uma membrana semipermeável. O potencial de ação são as variações rápidas do potencial de repouso. Estes potenciais são definidos pela concentração dos íons de sódio (Na+) e potássio (K+).

Um sinal de ECG (Figura 1) é composto por ondas elementares (onda P, complexo QRS, onda T e onda U) que trazem informações acerca do funcionamento do coração. O ciclo cardíaco inicia-se com a onda P que representa a ativação da musculatura atrial. Este estímulo elétrico leva um tempo para ativar os ventrículos, ao qual é

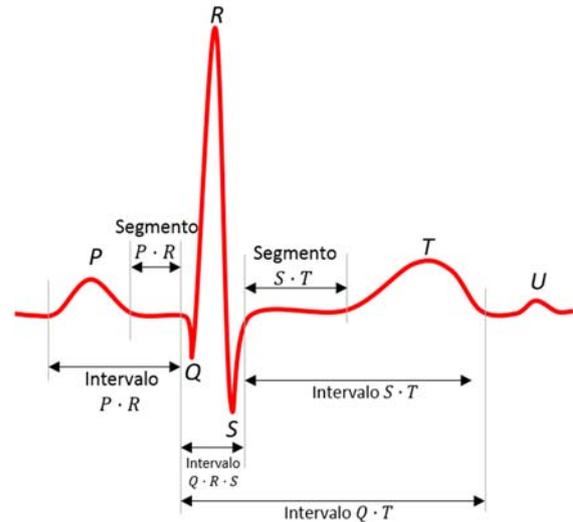


Figura 1: Ondas elementares de um sinal de ECG.

representada por uma linha de base conhecida como segmento PR [7]. O complexo QRS está relacionado com a despolarização ventricular que é sucedida por um estímulo de repolarização representado pelo segmento ST. A repolarização ventricular é representado pela onda T. A análise de constância, intensidade e período destas ondas ajuda a auxiliar o diagnóstico das alterações estruturais e funcionais do coração [7,8].

### Experimentos

Com intuito de determinar a eficiência da CS em conseguir capturar sinais de ECG com um número inferior de amostras daquelas necessárias na amostragem convencional, foram realizadas simulações utilizando todos os 47 sinais (que são identificados por números entre 100 e 250) de ECG da base do MIT-BIH [9]. Utilizando diferentes valores limiares, pode-se indicar a relevância de uma determinada amostra para o sistema, em que amostras cujos valores estavam abaixo deste limiar foram consideradas nulas, aumentando a esparsidade e, conseqüentemente, diminuindo a qualidade final do sinal. A cada variação deste limiar, encontra-se uma nova relação entre a qualidade e compressão do sinal, ficando a critério da aplicação determinar qual é a melhor relação entre qualidade e compressão.

As configurações testadas na produção deste trabalho foram: Constante  $C_0 = 60$ , determinada experimentalmente, base de esparsidade  $\Psi =$  Transformada discreta do cosseno (DCT), base de medição  $\Phi =$  gaussiana (admitindo que a coerência máxima fosse equivalente à  $12 \times 10^{-4}$ ), Comprimento do sinal  $N = 500$  amostras/quadro, algoritmo de minimização convexa pela norma  $l_1 =$  *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) pela sua fácil implementação.

<sup>1</sup> Uma quase-norma é definida como uma norma que não obedece ao critério da desigualdade triangular.

A Figura 2 mostra um sinal de ECG recuperado por esta técnica com diferentes níveis de compressão.

## Resultados

As simulações geraram diversos sinais com diferentes níveis de compressão e qualidade. A Figura 3 mostra o erro quadrático médio (MSE) para os sinais testados com diferentes níveis de compressão.

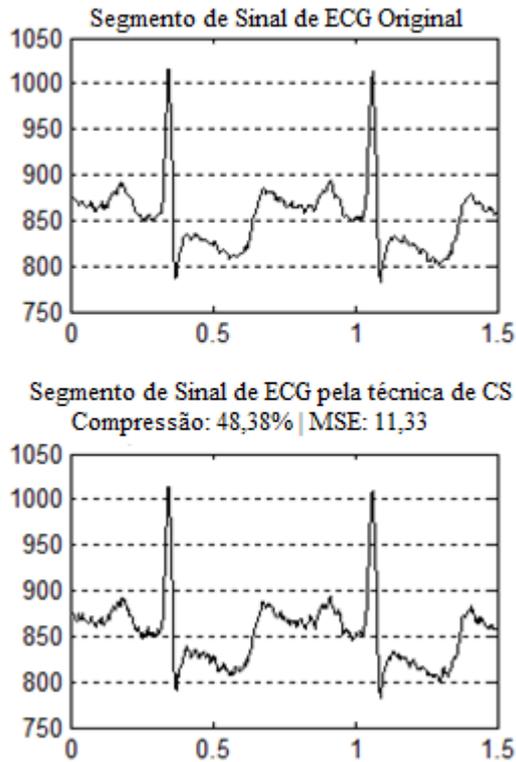


Figura 2: Fragmento de Sinal reamostrado utilizando a técnica de CS.

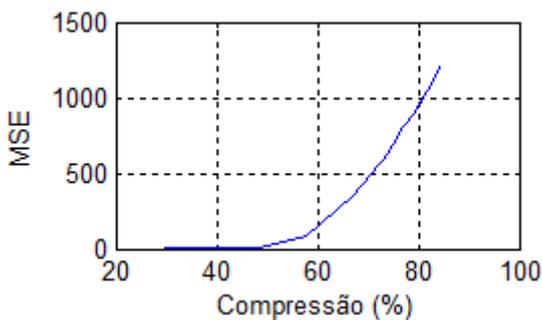


Figura 3: Erro Médio Quadrático (MSE) para diferentes níveis de compressão provenientes da CS

Para determinar qual o nível de compressão que a técnica consegue atingir sem que descaracterize as principais características do sinal, foi utilizado o algoritmo de detecção QRS da própria base do MIT-BIH. Os resultados, descritos nas Figuras 4 e 5, mostram o número de detecções para diferentes níveis de

compressão, em que a seta indica o número de picos encontrados no sinal.

Para a Figura 4, que representa o número de QRS detectado pela taxa de compressão do sinal “114”, pode-se observar que para taxas de compressão acima de 40% não há a detecção correta do número de QRS. Também pode ser observado que para taxas próximas de 80% o número de QRS é superior ao número de QRS correto. Isso ocorre pela inserção de novos picos no sinal.

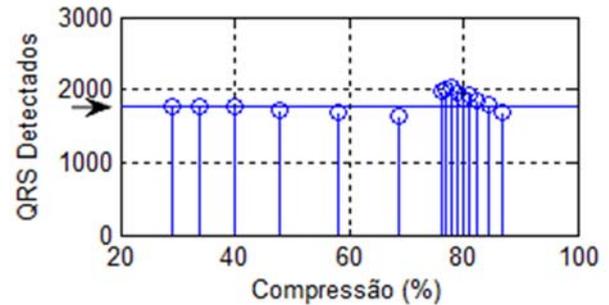


Figura 4: Detecção de QRS, pior caso, por conter a menor sequência de acertos consecutivos. A Figura é proveniente do sinal “114”.

A Figura 5 representa o número de QRS detectado pela taxa de compressão para o sinal “120”. Nesta Figura pode-se observar que o número de QRS detectados corretos foi conseguido com a taxa de compressão de até 79%.

Para uma melhor observação dos resultados, foi traçado um gráfico do número de sinais com detecção do QRS correto, em porcentagem, pela porcentagem de compressão do sinal e apresentado na Figura 6.

Nesta Figura é observado que para o nível de compressão de 40%, os QRS em todos os sinais analisados foram detectados e que para 70% nenhum sinal teve a detecção correta de QRS.

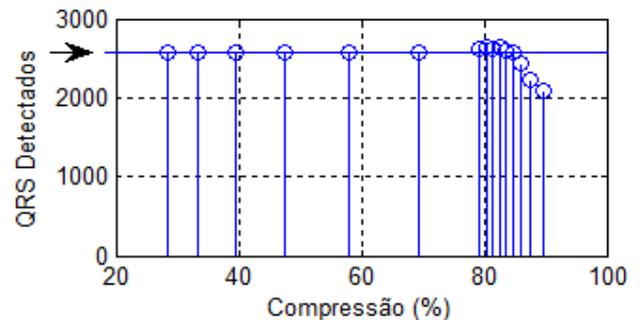


Figura 5: Detecção de QRS, melhor caso por conter maior sequência de acertos consecutivos. A Figura é proveniente do sinal “210”.

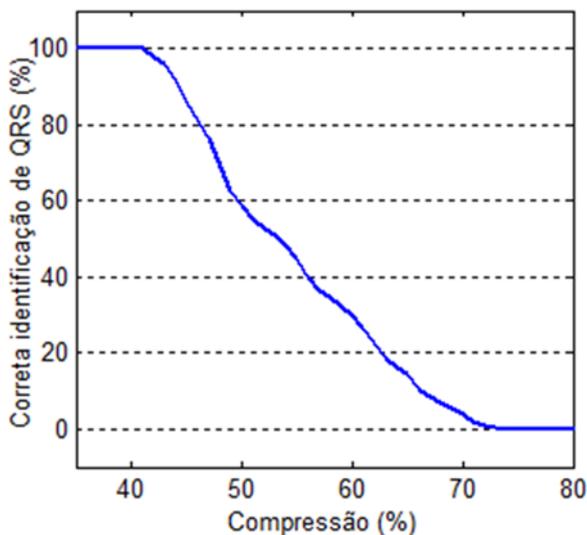


Figura 6: Taxa de identificação de onda QRS pelo nível de compressão nos sinais do MIT-BIH.

### Discussão

A Amostragem Compressiva ainda é novidade e vem sendo refinada e adaptada em diversos ramos da engenharia. Realizamos simulações e procuramos evidenciar a viabilidade desta técnica aplicada em sinais de ECG. Observamos que o MSE sobe de maneira exponencial de acordo com a compressão desejada (Figura 3). O aumento do MSE descaracteriza o sinal e, conseqüentemente, mascarando características primordiais como o complexo QRS.

Para as configurações citadas, observou-se nos sinais testados que foi possível manter as características do sinal de ECG com uma compressão de 41% (Figura 4) para o pior caso e de 69% (Figura 5) para o melhor caso. Estes resultados demonstram a eficiência da técnica nesta classe de sinais. É possível ainda melhorar os resultados utilizando técnicas de processamento digital de sinais.

### Conclusão

Este trabalho abordou a utilização da Amostragem Compressiva em sinais de Eletrocardiogramas, realizando uma simulação que mostrou o erro provocado pela CS para diferentes níveis de compressão da técnica. A análise do erro procurou evidenciar, com métricas mais objetivas, o quanto é possível comprimir o sinal sem que este perca suas principais características. Como a vida de pacientes dependem de identificações precisas, procura-se adotar a postura do pior caso possível, levando à conclusão que esta técnica consegue recuperar sinais com compressão de até 41%, abrindo um novo leque para construção de equipamentos voltados para telemedicina. É válido ressaltar que os métodos apresentados neste trabalho ainda carecem de refinamento. A procura de novas bases de esparsidade e medição devem otimizar

ainda mais o processo de compressão e a qualidade final do sinal.

### Agradecimentos

Os autores deste trabalho agradecem a Pró-Reitoria de Pesquisa, Inovação e Pós-Graduação e ao Campus João Pessoa do IFPB, pelo suporte financeiro.

### Referências

- [1] Dr. Luiz A. Nasi; "Teste de Holter Eletrocardiograma Dinâmico de 24h", Hospital Moinho de Vento, Porto Alegre - RS.
- [2] Silveira, R. M. R.; Agulhari, C. M.; Bonatti, I. S.; Peres, P. L. D.; "Compressão de sinais de eletrocardiogramas com *wavelets* determinadas por otimização genética", XXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, SBRT 2007, Recife-PE.
- [3] Candès, E. J.; Romberg, J.; Tao, T.; "*Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information*", IEEE Trans. on Information and Theory, vol 52, no 2, February 2006.
- [4] Donoho, D. L.; "*Compressed Sensing*", IEEE Trans. on Information Theory, vol 52, no 4, pp. 1289-1306, April 2006. doi: 10.1109/TIT.2006.871582
- [5] Candès, E. J.; Wakin, M. B.; "*An introduction to compressive sampling*", *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, no. 2, pp. 21-30, Mar, 2008.
- [6] Eldar, Y. C.; Kutyniok, G.; "*Compressed Sensing: Theory and Applications*", Cambridge University Press, 577p, 2012.
- [7] Fukuda, F. H.; "Sistema inteligente para o pré-processamento de sinais de eletrocardiograma em plataformas de computação pervasiva", Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008.
- [8] Santos, V. B.; "Anatomia e fisiologia do sistema cardiovascular", Universidade Federal de São Paulo, Tech. 2012.
- [9] "MIT-BIH *Arrhythmia database*", acesso: 2 de março de 2014, disponível em: <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb>