

ANÁLISE DE SONS PULMONARES PARA AUXÍLIO AO DIAGNÓSTICO UTILIZANDO WAVELETS E ENTROPIA

G. F. M. da Silveira, S.T. Faceroli

IF SUDESTE MG Campus Juiz de Fora, Juiz de Fora, Brasil

gustavown@gmail.com

Resumo: Este artigo apresenta uma análise de sons pulmonares feita através de decomposição do sinal por Wavelet Packet (WPD), seguida por um processo de classificação por entropia, com o objetivo de auxiliar no diagnóstico de disfunções pulmonares. Os sinais de um banco de dados, composto por 25 sons divididos em cinco diferentes classes de sons pulmonares relevantes para auxílio de diagnóstico, foram decompostos em quatro níveis utilizando WPD com wavelet-mãe do tipo Digital Meyer. Calculou-se a entropia de Shannon de cada sinal obtido no quarto nível de decomposição e, a partir desses valores, foi calculado o centroide de cada classe gerando sua respectiva referência. O processo de classificação foi baseado na menor distância euclidiana entre o centroide de referência e o centroide do sinal analisado. O classificador proposto obteve 84% de acerto e mostrou-se eficiente por não apresentar falsos negativos.

Palavras-chave: Sons pulmonares, Wavelet Packet, Entropia.

Abstract: This paper presents the lung sound analysis using Wavelet Packet Decomposition (WPD), followed by the classification by entropy, with lung diseases diagnostic aid as a goal. The database signals, 25 sounds divided in five different classes of relevant to diagnostic lung sounds, were decomposed in four levels using WPD with Digital Meyer as mother wavelet. The Shannon entropy of each signal fourth level of decomposition was calculated and, with these values, each class centroid was computed generating their respective reference. The classification process was based on the lowest Euclidean distance between the reference centroid and the analyzed signal centroid. The proposed classifier reached 84% of correct classifications and was proven efficient by not presenting false negatives.

Keywords: Lung sounds, Wavelet Packet, Entropy.

Introdução

A ausculta é um método semiológico básico no exame físico dos pulmões. É funcional por excelência, diferentemente da percussão, uma vez que possibilita analisar o funcionamento pulmonar. A ausculta dos pulmões se faz com o auxílio do estetoscópio. Porém, a ausculta, como qualquer análise de sinal fisiológico de alta complexidade, pode apresentar ambiguidade, além

de ser altamente dependente da experiência do profissional da área médica. Para sua realização exige-se o máximo de silêncio, além de posição cômoda do paciente e do médico [2]. O diagnóstico feito por um sistema computadorizado de apoio à decisão é livre de subjetividade e oferece uma alternativa para o profissional, podendo auxiliar no diagnóstico de disfunções pulmonares [1].

A Transformada Wavelet [3] é uma importante ferramenta na área de processamento digital de sinais e tem sido amplamente utilizada em análise de sinais fisiológicos. Em [4] é proposta a decomposição por Wavelet Packet, seguida da redução da dimensão do vetor de características e posterior classificação por k-NN de três classes de sons pulmonares. Em [5], o uso de diferentes técnicas na decomposição por Wavelet Packet mostra bons resultados para a classificação de sinais pulmonares. Em [6] é feita a Transformada Wavelet Discreta para extração de características de um sinal de eletroencefalograma, seguida de classificação.

O objetivo desta pesquisa é desenvolver um classificador de sons pulmonares utilizando técnicas de Decomposição por Wavelet Packet (WPD) para extrair características de cinco classes de sons pulmonares e classificá-los utilizando a entropia dos sinais decompostos buscando resultados relevantes e redução de falsos negativos. As classes de sons pulmonares utilizadas são: normal, sibilo, crepitante grosso, estridor inspiratório e atrito pleural. Cada um destes sons se relaciona com disfunções pulmonares fazendo com que sua classificação seja importante no auxílio ao diagnóstico.

Materiais e métodos

A Transformada Wavelet Contínua (CWT) [3], calculada pela Equação (1), essencialmente mapeia um sinal unidimensional (no tempo) em uma representação bidimensional (tempo, escala) que é altamente redundante.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

Onde ψ é a wavelet-mãe utilizada, a é o parâmetro de escala, representando o inverso da frequência, e b é o parâmetro de translação.

As Transformadas Discretas de Wavelet (DWT) [3] foram introduzidas no intuito de proporcionar uma descrição mais eficiente. Elas não são transladadas nem escalonadas continuamente, mas sim em intervalos discretos. Isto pode ser feito com uma pequena modificação na wavelet contínua, segundo a Equação (2).

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a_0^m|}} \psi\left(\frac{t-nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (2)$$

Onde m e n são inteiros, $a_0 > 1$ é um parâmetro de dilatação fixo, b_0 é o fator de translação fixo e b depende agora do fator de dilatação.

A ideia de “wavelet packets” introduzida em 1992 por Ronald Coifman consiste na construção de uma árvore binária completa de decomposição. A expansão para a árvore completa aumenta a complexidade multiplicativa de $O(N)$ para $O(N \cdot \log_2 N)$ [3], como ilustrado na Figura 1.

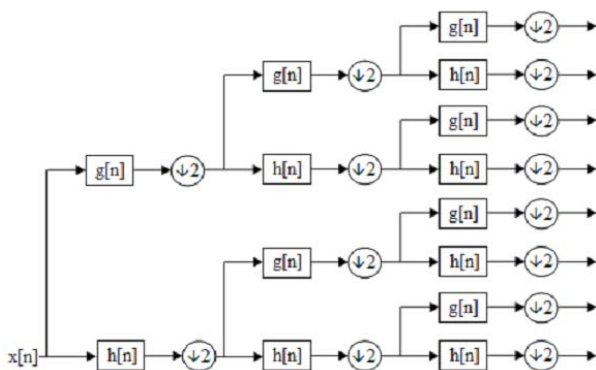


Figura 1: Decomposição em transformada de “wavelet packet”. Esboço da árvore binária completa para uma decomposição em três níveis.

Banco de dados – Para este trabalho foi utilizado um banco de dados composto por vinte e cinco sons pulmonares divididos em cinco classes: 5 sons normais vesiculares, 5 sons do tipo sibilo (*wheezing*), 5 sons do tipo crepitante grosso (*coarse crackles*), 5 sons do tipo estridor inspiratório (*inspiratory stridor*) e 5 sons do tipo fricção ou atrito pleural (*pleural friction*). Sendo que os sons do tipo sibilo, estridor e fricção pleural são anormais contínuos e os sons do tipo crepitante grosso são anormais descontínuos. As figuras 2, 3, 4, 5 e 6 exemplificam cada uma dessas classes de sons.

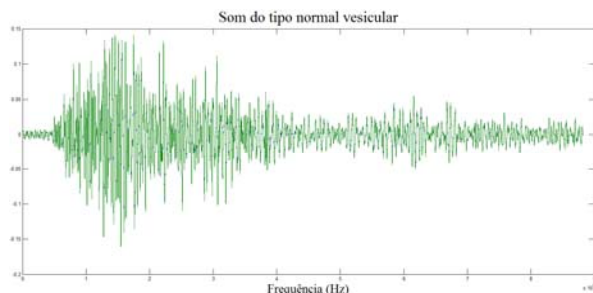


Figura 2: Realização do som normal vesicular.

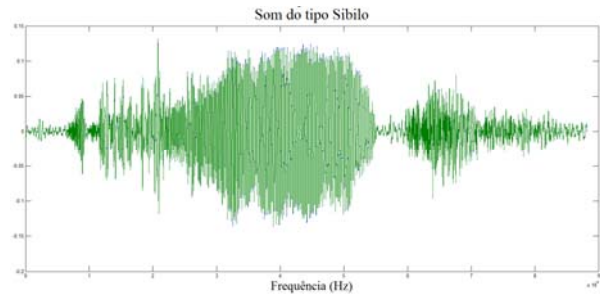


Figura 3: Realização do som do tipo sibilo.

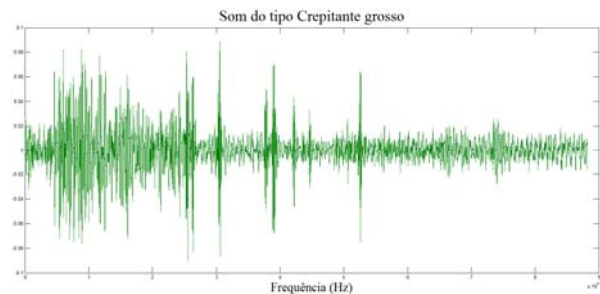


Figura 4: Realização do som do tipo crepitante grosso.

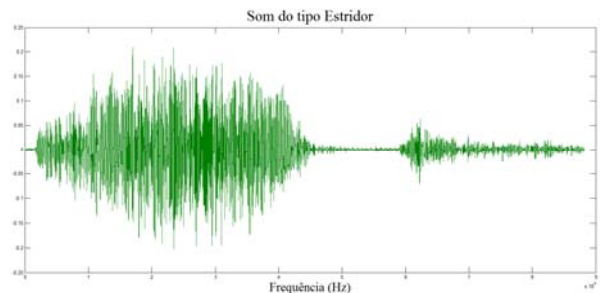


Figura 5: Realização do som do tipo estridor.

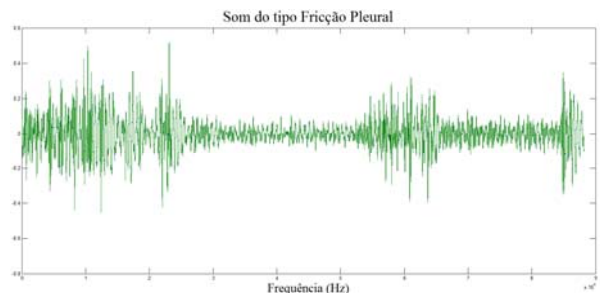


Figura 6: Realização do som do tipo fricção pleural.

Este banco de dados, extraído de 25 pacientes diferentes, foi obtido do Repositório R.A.L.E. Os sons foram gravados na superfície do peito dos pacientes utilizando acelerômetros piezoelétricos (EMT25C, Siemens). A conversão analógico-digital foi feita com quantização 16 bits (AT-MIO-16x, National Instruments), utilizando um notebook PC e o software R.A.L.E. [9]. Os arquivos do banco de dados foram amostrados a uma frequência de amostragem de 44.100 Hz com 16 bits no formato WAV.

Extração de características – Para se extrair características relevantes para a classificação dos sons pulmonares corretamente em suas respectivas classes,

cada som foi decomposto utilizando a Transformada Wavelet Packet (WPT).

A wavelet-mãe escolhida foi a *Digital Meyer (Dmey)* pois apresenta-se mais eficaz para a extração de características de sons pulmonares [5] e os sinais foram decompostos até o quarto nível, suficiente para esta aplicação. Foram utilizados 102 coeficientes na decomposição.

A entropia de *Shannon* [5] foi calculada, baseada na Equação (3), onde x é o sinal que se deseja calcular a entropia.

$$H_x = -\sum_i \frac{|x_i|^2}{|x|^2} \log_2 \frac{|x_i|^2}{|x|^2}, \text{ onde } |x|^2 = \sum_i |x_i|^2 \quad (3)$$

Ela quantifica o valor esperado da informação contida em cada som. A entropia de *Shannon* é a imprevisibilidade média numa variável aleatória, que é equivalente ao seu conteúdo de informação (com o sinal oposto).

A Figura 7 apresenta a árvore de decomposição Wavelet Packet em quatro níveis. Todos os sinais do banco de dados foram decompostos desta forma.

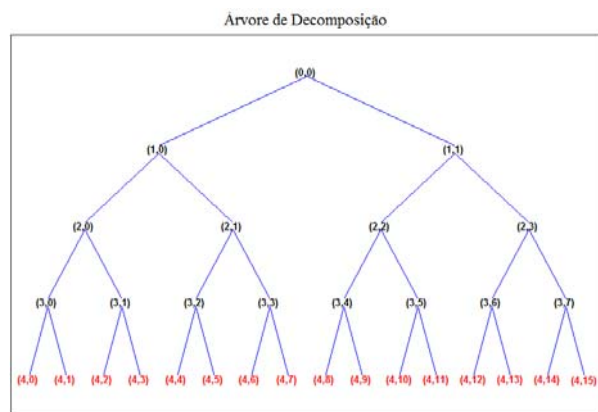


Figura 7: Árvore de decomposição Wavelet Packet enfatizando o quarto nível, que foi utilizado para o cálculo da entropia.

Para definirmos um padrão de cada classe servindo de base para a classificação dos sons, foi somada a entropia de *Shannon* calculada para todos os nós do quarto nível da decomposição, som a som. A partir desses valores foi calculado o centroide de cada classe, definindo um valor médio que caracteriza relevantemente cada classe de som pulmonar do banco de dados.

Os centroides de cada classe foram calculados baseados na Equação (4), onde x_i é o centroide de uma classe, y_i é o somatório das z_i entropias calculadas no quarto nível da decomposição, n é o número de amostras por classe e m é o número de nós no nível de decomposição desejado.

$$x_i = \frac{\sum_0^n y_i}{n}, \text{ onde } y_i = \frac{\sum_0^m z_i}{m} \quad (4)$$

Classificação – Todos os sons do banco de dados, uma vez decompostos, tiveram sua entropia do quarto

nível de decomposição calculada e somada, gerando um centroide individual. Calculou-se a distância euclidiana entre cada centroide individual e o vetor dos centroides de classe. O classificador considerou o som como sendo da classe em que seu centroide individual apresentou a menor distância euclidiana em relação a um dos centroides de classe do vetor.

Resultados

O vetor dos centroides das entropias de cada classe e seu desvio padrão se encontram na Tabela 1.

Após o cálculo da distância euclidiana e escolha da menor distância dentro do vetor de centroides, classificou-se os sons em cada classe resultando na Tabela 2.

Tabela 1: Centroide e desvio padrão de cada classe.

Som	Amostras	Centroide	Desvio Padrão
Normal	5	15.0159	1.6743
Sibilo	5	33.4325	6.2199
Crepitante	5	5.4504	1.4466
Estridor inspiratório	5	23.0849	2.1958
Fricção pleural	5	39.0717	2.3403

Tabela 2: Sons classificados

Som	Centroide	Menor Distância Euclidiana	Classificação	Resultado
Normal 1	13.9326	-1.0833	Normal	Correto
Normal 2	15.5948	0.5789	Normal	Correto
Normal 3	17.0293	2.0134	Normal	Correto
Normal 4	12.7594	-2.2565	Normal	Correto
Normal 5	15.7632	0.7473	Normal	Correto
Sibilo 1	24.5579	1.473	Estridor	Incorreto
Sibilo 2	34.4610	1.0285	Sibilo	Correto
Sibilo 3	37.0522	-2.0195	Pleural	Incorreto
Sibilo 4	30.4028	-3.0297	Sibilo	Correto
Sibilo 5	40.6887	1.617	Pleural	Incorreto
Crepitante 1	5.5300	0.0796	Crepitante	Correto
Crepitante 2	4.2688	-1.1816	Crepitante	Correto
Crepitante 3	4.1715	-1.2789	Crepitante	Correto
Crepitante 4	5.5232	0.0728	Crepitante	Correto
Crepitante 5	7.7586	2.3082	Crepitante	Correto
Estridor 1	23.4380	0.3531	Estridor	Correto
Estridor 2	21.9785	-1.1064	Estridor	Correto
Estridor 3	25.1931	2.1082	Estridor	Correto
Estridor 4	24.9148	1.8299	Estridor	Correto
Estridor 5	19.8999	-3.185	Estridor	Correto
Pleural 1	39.0708	-0.0009	Pleural	Correto

Pleural 2	35.4858	2.0533	Sibilo	Incorreto
Pleural 3	38.8076	-0.2641	Pleural	Correto
Pleural 4	40.1123	1.0406	Pleural	Correto
Pleural 5	41.8819	2.8102	Pleural	Correto

Discussão

Pode-se observar que a entropia de todo um nível da decomposição Wavelet Packet caracteriza de forma satisfatória os sons pulmonares pois o classificador atingiu uma porcentagem de acerto de 84%.

É notável também o fato de que o classificador não apresenta falsos negativos, ou seja, em nenhuma das instâncias em que o som foi caracterizado de forma incorreta, o classificador errou caracterizando um som anormal como normal, evitando que o profissional que se utilizasse deste algoritmo pudesse se equivocar sobre o estado de saúde do paciente de forma grave.

A literatura aponta similaridade entre sons do tipo sibilo e estridor, caracterizando estridores como sibilos mais sonoros [7]. Em uma das instâncias, um sibilo foi classificado como estridor. Sons do tipo fricção pleural podem ser caracterizados como crepitações grossas decorrentes do atrito entre a pleura parietal e visceral [8]. O algoritmo não se equivocou caracterizando estes dois tipos de sons entre si.

Analisando a Tabela 1, com os desvios padrões de cada classe, pode-se inferir que este método não é muito eficiente para a classificação de sons do tipo sibilo, o que se comprova nos resultados presentes na Tabela 2, onde nota-se também que sons do tipo sibilo e fricção pleural apresentam características próximas quando extraídas por meio dessa metodologia.

Conclusão

A Transformada Wavelet Discreta (DWT) apresenta excelentes propriedades e tem sido aplicada em quase todos os campos técnicos incluindo compressão de imagens, eliminação de ruído, integração numérica e reconhecimento de padrões. Neste trabalho, essa técnica se mostrou eficiente extraindo características importantes dos sinais pulmonares e permitindo uma classificação sem falsos-negativos.

Agradecimentos

Agradecimento ao Campus Juiz de Fora do IF SUDESTE MG e aos revisores do artigo.

Referências

- [1] Porto CC. *Semiologia Médica*. 7ª ed. São Paulo: Guanabara Koogan; 2013. p.326-367.
- [2] Delaney BC, Fitzmaurice DA, Riaz A, Hobbs FD. Can computerised decision support systems deliver improved quality in primary care? *BMJ*. 13;319(7220):1281. 1999 Nov

- [3] Oliveira HM. *Análise de Sinais para Engenheiros – Uma abordagem via Wavelets*. 1ª ed. Rio de Janeiro: Brasport; p.2;183.
- [4] Quandt VI, Pacola ER, Arruda LVR, Pichorim SF, Sovierzoski MA. Reconhecimento de Padrões em Sons Pulmonares utilizando Wavelets, LDA e k-NN; XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; 2012. Recife; BRASIL.
- [5] Tocchetto MAD, Oliveira ES, Heuser G, Guimarães LV, Parraga A. Análise da Transformada Wavelet Packet como extrator de características na classificação de sons pulmonares. XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; 2012. Recife; BRASIL.
- [6] Pacola ER, Quandt VI, Arruda LVR, Schneider FK, Sovierzoski MA. Reconhecimento de espículas em sinais de EEG utilizando Wavelets e LDA. XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica; 2012. Recife; BRASIL.
- [7] Sovijärvi ARA, Malmberg LP, Charbonneau G, Vanderschoot J, Dalmaso F, Earis JE. Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds. *Eur Respir Rev* 2000; 10: 77, 591–596
- [8] Sovijärvi AR, Dalmaso F, Vanderschoot J, Malmberg LP, Righini G, Stoneman SAT. Definition of terms for applications of respiratory sounds. *Eur Respir Rev* 2000; 10:77, 597–610.
- [9] The R.A.L.E. Repository [internet]. 2014 Aug. Available from: <http://www.rale.ca/LungSounds.htm>