

Separação de Sons Adventícios Descontínuos de Sons Respiratórios Utilizando Lógica Fuzzy

V.I. Quandt¹, E.R. Pacola², M.A. Sovierzoski³, M.R. Delgado², and S.F. Pichorim²

¹ UTFPR/CPGEI, Curitiba, Brasil, veronica.quandt@gmail.com

² UTFPR/CPGEI, Curitiba, Brasil

³ UTFPR/DAELN, Curitiba, Brasil

Abstract— This article describes an experiment using fuzzy logic for recognition of crackles in respiratory sounds. It presents the theory and the separation of crackles from vesicular sounds (VS). Some articles which use similar techniques to the experiment are related and compared. The experiment uses wavelet transform (WT) to separate crackles which are used as training data to an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The generated fuzzy inference system (FIS) separated crackles from real lung sounds, and obtained root mean square errors (RMSE) varying from 0.0156 to 0.0349.

Key words— Crackles, vesicular sounds, discontinuous adventitious lung sounds, fuzzy logic.

I. INTRODUÇÃO

A ausculta de sons respiratórios é utilizada como exame auxiliar para o diagnóstico de patologias pulmonares. É um exame rápido, de pronto diagnóstico, não invasivo e de baixíssimo custo. Mas é considerado subjetivo, impreciso e confuso.

A análise objetiva dos sons pulmonares teve início na década de 1970 com o desenvolvimento de microfones capacitivos, com amplificadores com baixa distorção e técnicas apuradas de filtragem de sinais [1]. Na década de 1980, foram desenvolvidos aplicativos para processamento digital de sinais com ferramentas de análise no domínio do tempo e no domínio da frequência e o armazenamento de sinais amostrados [1]. A análise objetiva e quantitativa dos sons pulmonares denomina-se fonopneumografia, e faz uso de microfones acoplados ao tórax do paciente para a caracterização dos sons pulmonares (tom, frequência, duração e amplitude).

II. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A. Classificação dos Sons Pulmonares

A respiração de um indivíduo sadio produz sons denominados de vesiculares. Os sons pulmonares relacionados ou

produzidos devido a alguma patologia ou doença pulmonar são denominados de sons adventícios. Os sons pulmonares são classificados em sons contínuos e descontínuos. Entre os sons contínuos estão os de alto tom (sibilos) e os de baixo tom (roncos). Os descontínuos sub-dividem-se em estertores finos e grossos [1].

B. Estertores

Os estertores são sons pulmonares descontínuos, não estacionários, com características oscilatória crescente-amortecida, sendo divididos em:

- Estertores finos (*Fine crackles*), sons descontínuos ou não musicais finos com baixa amplitude, curta duração e alto tom;
- Estertores grossos (*Coarse crackles*), sons descontínuos ou não musicais grossos com alta amplitude, longa duração e baixo tom.

Murphy *et al.* [2] descrevem o estertor com dois parâmetros: duração do primeiro semi-ciclo positivo (*initial deflection width* - IDW) e a duração de dois ciclos (*two-cycle duration* - 2CD).

Hoevers e London [3] descrevem o estertor com quatro parâmetros: duração do primeiro semi-ciclo negativo (*largest deflection width 1* - LDW₁), duração do primeiro semi-ciclo negativo até o final do segundo semi-ciclo positivo (*largest deflection width 2* - LDW₂), duração do primeiro semi-ciclo positivo até o final do segundo semi-ciclo positivo (*largest deflection width 3* - LDW₃), e duração dos dois primeiros ciclos (*largest deflection width 4* - LDW₄).

A Figura 1 apresenta um estertor simples com a representação dos parâmetros definidos por Murphy *et al.* [2] e por Hoevers e London [3].

C. Separação de Sons Adventícios e Sons Vesiculares

A separação de sons pulmonares adventícios descontínuos (DAS) patológicos de sons vesiculares é de suma importância para a análise de sons respiratórios.

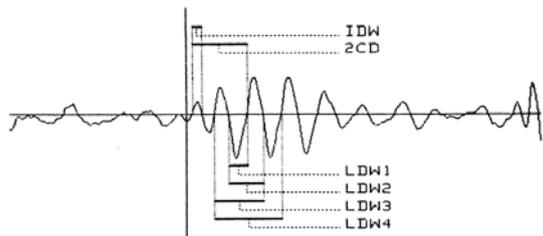


Fig. 1 Exemplo de um estertor simples amostrado numa base de tempo de 50ms, com o zero posicionado no início de uma deflexão

No som separado é fácil reconhecer (visual ou automaticamente) os sinais que indicam patologias. Contudo, o uso de filtros passa-altas falham ao separar sons não estacionários, destruindo os sinais. Além disso, a pequena amplitude de estertores finos faz estes serem desconsiderados. A separação visual da forma de onda de um sinal respiratório expandido pode funcionar, mas consome muito tempo e varia de acordo com o observador. Outras técnicas executam o processo de filtragem, apresentando resultados significativos:

- Processamento não linear (puro ou combinado com estatística de ordem superior) - demanda uma definição empírica do conjunto de parâmetros do seu filtro estacionário/não estacionário.
- Filtro baseado em WT - método eficiente e objetivo de separação, mas não pode ser utilizado em tempo real.
- Filtro baseado em regras Fuzzy - método não tão eficiente quanto o que utiliza a WT, mas pode ser utilizado em tempo real.

A avaliação de desempenho dos filtros pode ser baseada no Erro Médio Quadrático (RMSE) [4], definido pela equação 1.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_k (x_{BASE}(k) - x_{EST}(k))^2}{k - 1}} \quad (1)$$

onde

x_{BASE} denota o resultado do filtro usado como base (valor esperado), e x_{EST} a versão estimada do sinal na saída do filtro. Este valor é uma indicação da qualidade da relação entrada-saída desejada.

D. Trabalhos Relacionados

Tolias *et al.* [5] desenvolveram um sistema baseado em regras fuzzy para separação de estertores de sons vesiculares em tempo real. O filtro *Fuzzy-based stationary-nonstationary filter* (FST-NST) utiliza dois filtros ANFIS

em paralelo, um para o sinal estacionário e o outro para o sinal não estacionário.

Tolias *et al.* [4] desenvolveram outro sistema para a separação de sons adventícios de sons vesiculares utilizando um sistema baseado em regras fuzzy. O filtro *Generalized fuzzy rule-based stationary-nonstationary filter* (GFST-NST) utiliza dois filtros ANFIS em série, onde o primeiro processa a parte estacionária do sinal, e o segundo, utilizando, além do sinal de entrada original, o sinal de saída do primeiro filtro como entrada, processa a parte não estacionária.

Mastorocostas *et al.* [6] desenvolveram um filtro fuzzy baseado nos mínimos quadrados ortogonais, para a análise em tempo real de sinais respiratórios. O filtro *Orthogonal least squares-based fuzzy filter* (OLS-FF) é constituído por dois sistemas fuzzy de inferência em paralelo utilizando regras fuzzy Takagi-Sugeno-Kang (TSK). Este filtro teve o desempenho semelhante ao anterior mas com uma carga computacional significativamente menor, resultando numa separação mais rápida em tempo real.

Mastorocostas e Theocharis [7] apresentam um filtro recorrente para executar em tempo real a separação de sons adventícios dos sons vesiculares da respiração. O filtro utiliza duas redes neurais fuzzy dinâmicas operando em paralelo para efetuar a separação dos sons. O filtro *Dynamic block-diagonal fuzzy neural network* (DBD-FNN) obteve um desempenho de separação superior quando comparado aos filtros OLS-FF e WTST-NST.

Mastorocostas *et al.* [8] apresentam um filtro neural fuzzy recorrente que executa a separação dos sons pulmonares. Utilizam uma rede neural fuzzy recorrente TSK para implementar o filtro interligando diversos módulos em cascata. O filtro *Pipelined Takagi-Sugeno-Kang recurrent fuzzy network* (PTRFN) obteve resultado semelhante ao do filtro DBD-FNN.

A Tabela 1 apresenta os resultados dos trabalhos para estertores grossos e a saída não estacionária.

Tabela 1 Comparação de desempenho para estertores grossos e saída não estacionária.

Autores e referência	Filtro	RMSE
Tolias <i>et al.</i> [5]	FST-NST	0,0749
Tolias <i>et al.</i> [4]	GFST-NST	0,0678
Mastorocostas <i>et al.</i> [6]	OLS-FF	0,0711
Mastorocostas e Theocharis [7]	DBD-FNN	0,063
Mastorocostas <i>et al.</i> [8]	PTRFN	0,0643

Hadjileontiadis e Panas [9] descrevem a separação de sons adventícios de sons vesiculares utilizando um filtro baseado na transformada Wavelet. Foi denominado *Wavelet*

transform-based stationary–nonstationary filter (WTST–NST), e utilizado para obter dados de treinamento [5, 4, 6].

III. O EXPERIMENTO

A proposta do experimento foi executar a separação do sinal não estacionário de sinais respiratórios reais utilizando transformada Wavelet e lógica fuzzy. Para isto, o som respiratório de um indivíduo contendo estertores foi decomposto através da transformada Wavelet na parte não estacionária para ser utilizado como sinal de treinamento num sistema ANFIS. Após a rede ter sido treinada, outros sinais reais contendo estertores foram aplicados nesta rede. Este sistema fuzzy baseado em regras separou a parte não estacionária do sinal. Estes sinais de saída foram comparados com os sinais decompostos pela transformada de Wavelet através do cálculo do RMSE.

A. Técnicas utilizadas

A transformada Wavelet decompõe o sinal em múltiplas escalas, descrevendo a energia em cada escala e posição. Esta decomposição do sinal resultou numa nova abordagem na análise de sons respiratórios. Aplicando um critério baseado no limiar de cada escala, um esquema de filtro que pondera cada coeficiente da Wavelet, de acordo com a estrutura do sinal, pode ser composto. Uma separação do sinal do “ruído” pode ser conseguida através de um processo iterativo de reconstrução-decomposição, baseado nos coeficientes Wavelet médios derivados em cada iteração. [9]

O modelo ANFIS (*adaptive neuro-fuzzy inference system*) proposto por Jang [10], é um dos sistemas de inferência fuzzy mais utilizados. É uma rede de entrada direta (*feedforward*) de cinco níveis, onde cada nó exerce uma função específica em sinais de entrada assim como um conjunto de parâmetros pertencentes ao nó. O treinamento do ANFIS é implementado utilizando-se uma regra híbrida de aprendizagem, que combina o método de gradiente descendente e dos mínimos quadrados.

B. Implementação

A arquitetura utilizada para o sistema de inferência fuzzy não estacionário é mostrada na Figura 2.

Tanto a geração dos dados de treinamento através de Wavelet, quanto a implementação do filtro ANFIS foram feitos no ambiente do Matlab. Para os dados de treinamento foi utilizado um sinal amostrado em 10 kHz com 4096 amostras, logo com 0,4s de duração. Este sinal é o som pulmonar real de uma pessoa com insuficiência cardíaca.

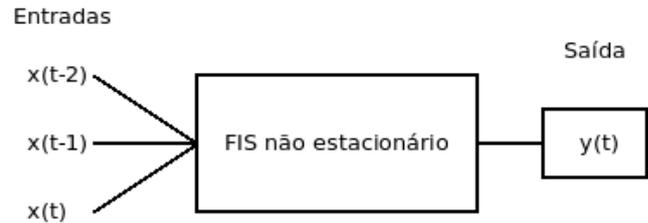


Fig. 2 Arquitetura do sistema

Para preparar os dados de treinamento foi utilizada a técnica de Wavelets de separação e posterior reconstrução do sinal. Para tal, utilizou-se o Toolbox de Wavelets do Matlab. Conforme indicado por Hadjileontiafis e Panas [9] foi utilizada a Wavelet Daubechis 2. O número de níveis de decomposição da Wavelet foi fixado em oito após verificação que este oferece um bom resultado.

Para a implementação do ANFIS foi utilizado o Toolbox de ANFIS do Matlab. Os dados de treinamento foram normalizados para o intervalo $[-1, +1]$ e organizados em uma matriz contendo os três dados de entrada e o dado de saída, conforme a Tabela 2. Foi gerado um FIS do tipo *Grid Partition* com as três funções de pertinência tipo sino. Para cada entrada fuzzy foram alocados três valores fuzzy totalizando uma base com 27 regras.

Tabela 2 Modelo de montagem da matriz de dados de treinamento.

Entrada1	Entrada2	Entrada3	Saída
$x(t-2)$	$x(t-1)$	$x(t)$	$y(t)$
$x(t-1)$	$x(t)$	$x(t+1)$	$y(t+1)$
$x(t)$	$x(t+1)$	$x(t+2)$	$y(t+2)$
...
$x(t+4092)$	$x(t+4093)$	$x(t+4094)$	$y(t+4094)$

O treinamento do ANFIS do sinal não estacionário utilizou o método híbrido de otimização, e com pouco menos de 100 épocas, o erro RMSE estabilizou em aproximadamente 0,0125.

C. Resultados

O erro no treinamento do sistema implementado (0,0125) foi bastante similar ao obtido na literatura (0,0174) por Toliás *et al.* [5].

Foram obtidas as funções de pertinência sino mostradas na Figura 3. Estas funções se mostraram bastante similares às obtidas na literatura [5].

O sinal de treinamento separado com o sistema de inferência fuzzy gerado comparado com a separação com o filtro Wavelet é mostrado na Figura 4.

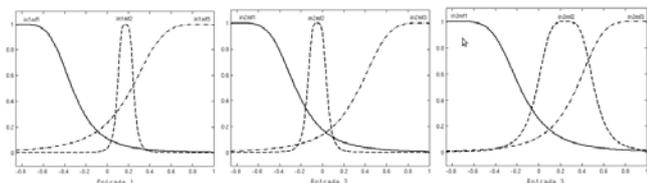


Fig. 3 Funções de pertinência das três variáveis de entrada para a estimativa da parte não estacionária do sinal

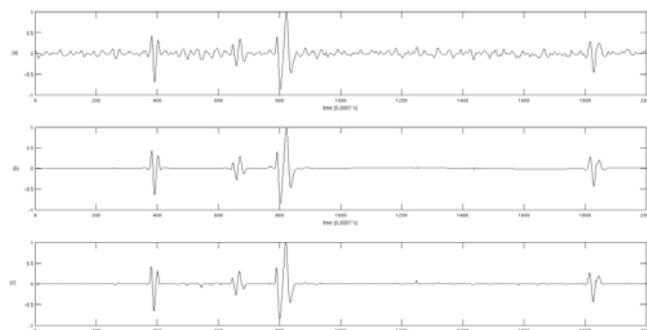


Fig. 4 (a) Sinal de **treinamento** contendo estertores. (b) Sinal DAS obtido com o filtro Wavelet. (c) Sinal DAS estimado com o filtro implementado em ANFIS

A Figura 5 apresenta os resultados de um sinal P1 com patologia de pneumonia.

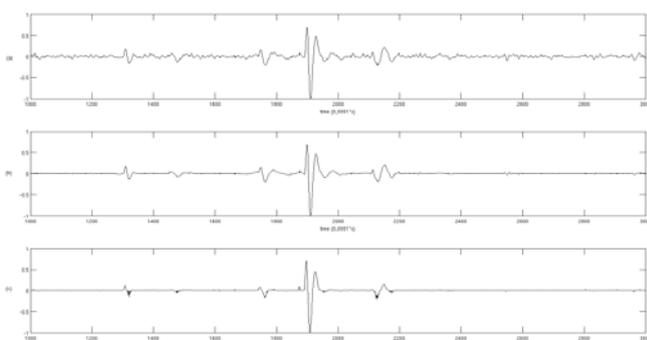


Fig. 5 (a) Sinal **P1** contendo estertores. (b) Sinal DAS obtido com o filtro Wavelet. (c) Sinal DAS estimado com o filtro implementado em ANFIS

Os valores de RMSE de cada sinal estudado são mostrados na Tabela 3. Além do sinal descrito, mais três sinais de indivíduos com patologias foram avaliados: P3 é um sinal de patologia de pneumonia, F4 é um sinal de patologia de fibrose e IC2 é um sinal de patologia de insuficiência cardíaca.

Tabela 3 Avaliação de desempenho dos sinais analisados.

Sinal	RMSE da Saída Não Estacionária (DAS)
P1	0,0173
P3	0,0208
F4	0,0349
IC2	0,0156

IV. CONCLUSÃO

Comparado aos artigos que apresentam técnicas similares [4, 5, 6, 7, 8], o experimento mostrou-se bastante simples de ser executado, resultando apenas no sinal de interesse (a parte não estacionária). Os valores obtidos no índice RMSE foram bastante baixos, inclusive comparados aos outros filtros [4, 5, 6, 7, 8], mostrando a eficiência da técnica utilizada para a separação de sons pulmonares.

Esta técnica poderia ser implementada em um aplicativo para ausculta de sons pulmonares para uso em consultório médico.

REFERÊNCIAS

1. Jones A (1995) A Brief Overview of the Analysis of Lung Sounds. *Physiotherapy* 81:37-42
2. Murphy R, Holford S, Knowler W (1978) Visual lung-sound characterization by time expanded waveform analysis. *New England Journal of Medicine* 296:968-971
3. Hoevers J, Loudon R (1990) Measuring crackles. *Chest* 98:1240-1243
4. Toliás Y, Hadjileontiadis L, Panas S (1998) Real-Time Separation of Discontinuous Adventitious Sounds from Vesicular Sounds Using a Fuzzy Rule-Based Filter. *IEEE Transactions on Information Technology* 2:204-215
5. Toliás Y, Hadjileontiadis L, Panas S (1997) A Fuzzy Rule-Based System for Real-Time Separation of Crackles from Vesicular Sounds. In *Proceedings - 19th International Conference - IEEE/EMBSIEEE/EMBS*
6. Mastorocostas P, Toliás Y, Theocharis J, Hadjileontiadis L, Panas S (2000) An Orthogonal Least Squares-Based Fuzzy Filter for Real-Time Analysis of Lung Sounds. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 47:1165-1176
7. Mastorocostas P, Theocharis J (2007) A dynamic fuzzy neural filter for separation of discontinuous adventitious sounds from vesicular sounds. *Computers in Biology and Medicine* 37:60-69
8. Mastorocostas P, Stavrakoudis D, Theocharis J (2008) A pipelined recurrent fuzzy model for real-time analysis of lung sounds. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 21:1301-1308
9. Hadjileontiadis L, Panas S (1997) Separation of Discontinuous Adventitious Sounds from Vesicular Sounds Using a Wavelet-Based Filter. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 44:1269-1281
10. Jang J (1993) ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics* 23:665-685