

Detecção Automática de Explosões Químicas em Sinais de Infra-som Utilizando Redes Neurais Pré-Processadas com Transformada Wavelets

Lucas Paes Moreira¹, Francisco Assis de Oliveira Nascimento², Adson Ferreira da Rocha²

¹Observatório Sismológico - Universidade de Brasília - UnB

²Departamento de Engenharia Elétrica –GPDS/ Universidade de Brasília -UnB

lucasmoreira@unb.br, assis@unb.br, adson@unb.br

Resumo

Este trabalho propõe o desenvolvimento de um algoritmo de detecção automática de explosões químicas em sinais de infra-som, geradas por pedreiras. Foram escolhidas as Redes Neurais Artificiais para identificação e detecção dessas explosões. A fim de tornar a rede mais eficiente, os sinais de infra-som coletados são pré-processados.

A técnica usada nesse estágio foi a Transformada Wavelet Discreta, por se mostrar eficiente na diminuição da dependência estatística dos sinais e, conseqüentemente, melhorando a performance da rede neural. O sistema desenvolvido foi testado com dados registrados pela estação de infra-som I09BR, localizada em Brasília e operada pelo Observatório Sismológico da Universidade de Brasília. Os resultados obtidos validam o algoritmo proposto para implementação de um sistema de detecção automática de explosões químicas.

1. Introdução

As pesquisas relacionadas com sinais de infra-som têm história recente, por volta de 30 anos, e, por isso, essa é uma área do conhecimento pouco explorada. O processamento e análise dos sinais de infra-som, no entanto, possuem variadas aplicações, tais como meteorologia, física da atmosfera, monitoramento de explosões vulcânicas, detecção de explosões químicas e nucleares, entre outras.

O infra-som é uma onda acústica inaudível para o ser humano, ou seja, com frequências abaixo de 16 Hz. Por ser uma perturbação acústica, ela se caracteriza por variações da pressão do ar, sendo este o principal meio de propagação. As fontes desse tipo de onda são variadas, podendo ser naturais, como explosões vulcânicas e raios, ou produzidas pelo homem, como aviões supersônicos e explosões químicas e nucleares. Por serem de baixa frequência, elas são capazes de percorrer longas distâncias sofrendo baixa atenuação, possibilitando a pesquisa de importantes propriedades da atmosfera.

Após a assinatura do Tratado Completo de Proibição de Testes Nucleares (CTBT), o interesse no estudo de infra-som, em especial nas ondas geradas por explosões

nucleares, aumentou significativamente, sendo criada uma rede mundial de sensores integrando o Sistema de Monitoramento Internacional (IMS), da Organização para o Cumprimento do Tratado Completo de Proibição de Testes Nucleares (CTBTO).

Devido ao grande número de eventos registrados em várias estações infra-sônicas do IMS, algumas chegando a 215.000 eventos no intervalo de 4 anos, o desenvolvimento de um sistema automático de classificação ou detecção de eventos de interesse seria uma contribuição valiosa para análise de sinais e formação de banco de dados.

Nesse contexto, é proposto o desenvolvimento de um algoritmo baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) pré-processadas com a Transformada Wavelet Discreta (TWD) para a detecção automática de explosões químicas geradas por pedreiras.

2. Infra-som

As fontes de ondas infra-sônicas incluem fenômenos naturais, como explosões vulcânicas, tempestades, raios, quebra de ondas do mar, fluxo de ar sobre montanhas, auroras boreal e austral, avalanches, terremotos e meteoros, ou produzidas pelo homem, como aviões supersônicos, lançamento e re-entrada de foguetes e espaçonaves na atmosfera e explosões químicas e nucleares.

A deterioração das ondas de infra-som na atmosfera envolve uma variedade grande de processos físicos, incluindo absorção devido à viscosidade e difusão de calor, dissipação associada com excitação e relaxamento dos modos rotacional e vibracional das moléculas, perda de energia por difusão de não-homogeneidades turbulentas, entre outras. O resultado de todos esses processos é que a absorção total de energia é muito pequena para ondas de baixa frequência [1]. Isso significa que ondas com períodos por volta de 10 segundos ou mais, ou seja, comprimentos de onda maiores que poucas centenas de quilômetros, podem propagar com pouca perda de energia por milhares de quilômetros.

A variação da velocidade do som na atmosfera como função da altitude tem uma forte influência nas

propriedades de propagação do infra-som. Essa variação, entretanto, não depende somente da temperatura da atmosfera, mas também da componente horizontal do vento na direção de propagação da onda. As propriedades térmicas da atmosfera e dos ventos exibem variações sistemáticas que dependem da estação do ano e do hemisfério do globo terrestre. Estudos de modelagem de propagação do infra-som que são baseados em um bom conhecimento da temperatura e da velocidade do vento podem prover informações valiosas que podem ser usadas para identificar e localizar eventos de infra-som observados.

O ruído de fundo de um sinal de infra-som é proveniente, primeiramente, a flutuações de micro-pressão associadas com redemoinhos gerados por ventos na fronteira entre a superfície terrestre e o ar, que podem ter diâmetros variando entre menos de um centímetro a poucas centenas de metros. O ruído pode, também, ser proveniente de variações de pressão associadas com a corrente de convecção diária e ondas de infra-som de fontes ativas contínuas. Os ventos, tanto na superfície terrestre quanto na alta atmosfera, sofrem uma variação diária e sazonal considerável nas suas características, como velocidade e direção. Um exemplo dessa variação diária pode ser visto na Figura 1, onde é mostrado o sinal de infra-som de uma estação de infra-som de quatro sensores para horários diferentes de um mesmo dia, mantendo a mesma escala.

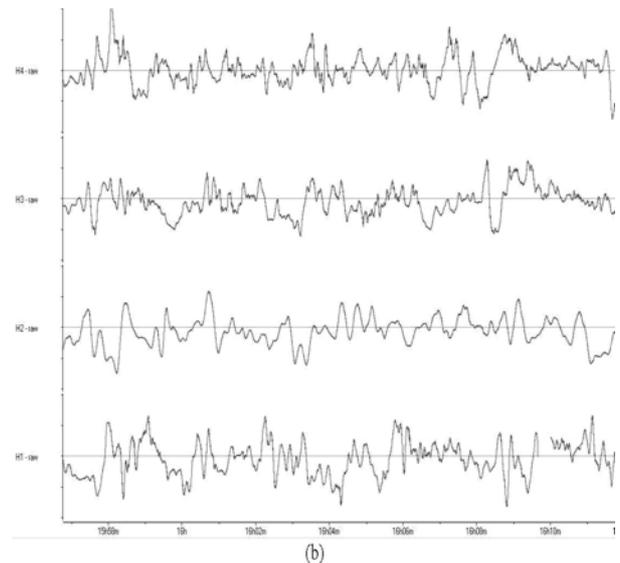
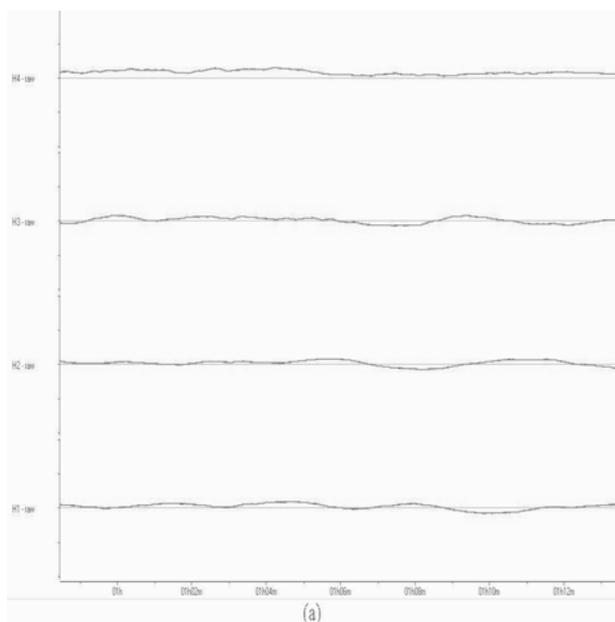


Figura 1 – Ruído de fundo de infra-som colhidos em um dia genérico para os horários de (a) 21 horas e (b) 13 horas.

A Figura 2 mostra um arquivo de infra-som com 10 minutos de duração, indicando com uma seta o sinal de uma explosão química, e o mesmo evento ampliado, onde é possível observar a forma de onda desse tipo de evento.

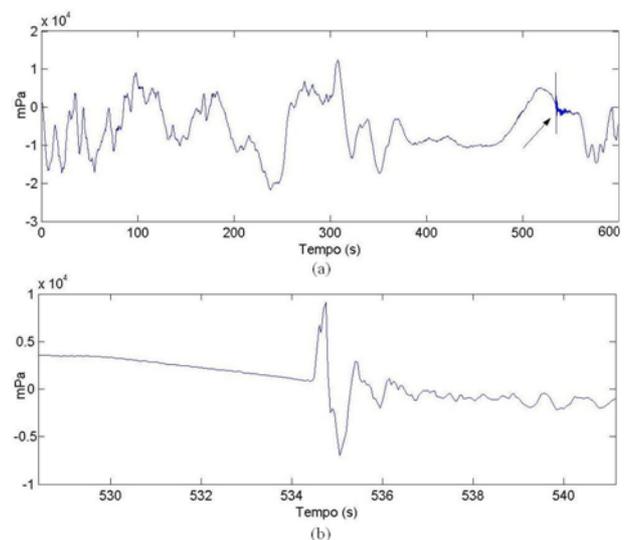


Figura 2 – (a) sinal de 10 minutos com explosão sinalizada por uma seta e (b) ampliação do sinal da explosão.

3. O sistema de aquisição de sinais de infra-som

O sensor utilizado para o registro de sinais de infra-som é responsável por converter pequenas variações da

pressão atmosférica em sinais elétricos, por isso são chamados de micro-barômetros.

Pelo fato de a principal fonte de ruído do sinal de infra-som ser proveniente de redemoinhos causados por ventos, ou seja, um ruído de distribuição essencialmente espacial, é utilizado um sistema de minimização de ruído conectado ao micro-barômetro baseado em canos ou mangueiras porosas, funcionando como um filtro espacial, diminuindo a influência de ruídos sem correlação espacial, que é o caso dos redemoinhos causados por ventos.

Outra medida utilizada para minimizar os efeitos desse tipo de ruído na análise e processamento dos sinais de infra-som é a utilização de um arranjo de sensores, no qual os eventos de interesse, que são considerados ondas planas, são coerentes em todos os sensores, enquanto que o ruído não oferece correlação entre eles. O número de elementos em um arranjo pode variar, no entanto é necessário o mínimo de 3 sensores em um arranjo para viabilizar o cálculo da direção de propagação e velocidade de propagação das ondas. A estação I09BR de Brasília possui um arranjo de 4 sensores em forma de um triângulo, com um elemento em cada vértice e um no centro, como pode ser visto na Figura 4.

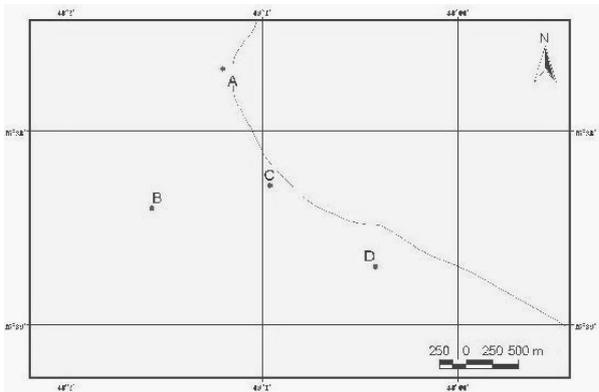


Figura 4 – Mapa do arranjo de sensores da estação I09BR

Os micro-barômetros instalados na estação I09BR, em Brasília, do qual foram extraídos os dados utilizados nesse trabalho, é do modelo MB2000, construído e distribuído pelo Departamento de Análise e Monitoramento Ambiental (DASE), da Comissão de Energia Atômica da França (CEA).

Os dados adquiridos pelo sensor são enviados para um registrador, responsável por condicionar, digitalizar e armazenar, ou transmitir por telemetria, esses dados. O registrador, também desenvolvido e comercializado pelo DASE, e utilizado em conjunto com o MB2000, é o Aubrac. Os dados são digitalizados a uma taxa de 20 amostras por segundo (20 Hz) com uma resolução de 24 bits.

4. Transformada Wavelet Discreta

A teoria da Transformada *Wavelet* é baseada, e melhor compreendida, na teoria de Multiresolução [2]. Seja $L^2(\mathbf{R})$ o espaço para funções cujos quadrados dos módulos são integráveis, pode-se definir o conjunto de funções $\varphi_k(t) = \varphi(t-k)$, chamadas de funções de escala, na qual a extensão dessas funções, para qualquer k inteiro de menos infinito a mais infinito, define o subespaço fechado V_0 de L^2 . Assim, pode-se escrever a função $f(t)$ como:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k \varphi_k(t) \quad (1)$$

O subespaço definido pode ser aumentado se for feita uma mudança na escala dessas funções. A representação da função pode então ser feita na forma:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k \varphi(2^j t + k) \quad (2)$$

As características importantes dos sinais e funções, no entanto, podem ser melhor caracterizadas por outra família de funções, que expandam as diferenças entre os subespaços expandidos pelas funções de escala. Essas funções são chamadas de *wavelet* $\psi_{j,k}(t)$. Por se tratar das diferenças entre dois subespaços em $L^2(\mathbf{R})$, essas funções são, preferencialmente, ortogonais às funções de escala.

Definidas essas funções, pode-se representar, através delas, todo o espaço $L^2(\mathbf{R})$. Assim, para uma função $f(t)$ pertencente a esse espaço, ela pode ser representada da seguinte forma:

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \varphi_k(t) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j,k) \psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

onde o termo j_0 pode assumir qualquer valor inteiro, visto que a função de escala é definida em todos os subespaços V_j . Os coeficiente $c(k)$ e $d(j,k)$ são calculados através do produto interno com as funções de escala e *wavelet*, respectivamente. Os coeficientes *wavelet*, representados pelos coeficiente $d(j,k)$, são chamados de Transformada Wavelet Discreta (TWD) e podem ser usados para análise, descrição, aproximação e filtragem de sinais e funções.

Através da análise de multiresolução do sinal, e sua respectiva representação utilizando as funções de escala e *wavelet*, os coeficientes $c_{-1}(k)$ e $d_{-1}(k)$ de uma função $f(t) \in V_j \subset L^2(\mathbf{R})$ podem ser calculados utilizando um banco de filtros em forma de árvore, diminuindo o esforço

computacional do cálculo [3]. A estrutura de árvore do cálculo da TWD pode ser visualizada na Figura 5.

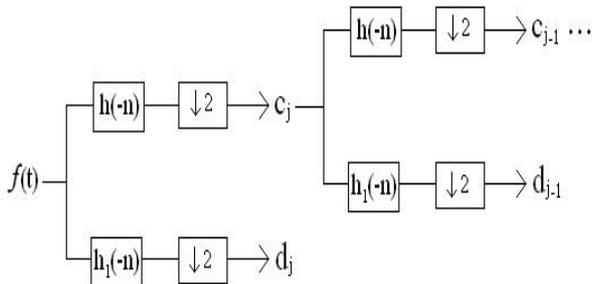


Figura 5 – Estrutura em árvore para computação da TWD

5. Pré-processamento dos sinais

Esse estágio tem como finalidade a extração de características que diferenciem os sinais de infra-som provenientes de uma explosão química do ruído de fundo, com o intuito de otimizar o treinamento da rede neural e obter um alto rendimento da mesma.

Para o processamento dos sinais de infra-som, foi estabelecido empiricamente o número de 256 amostras de sinal para cada etapa. O estágio de pré-processamento proposto contém sete etapas, realizadas na seguinte ordem. A primeira consiste em tirar o valor médio do sinal, devido à grande amplitude dos ruídos de baixa frequência, abaixo de 0,5 Hz. A segunda etapa é a aplicação do método de redução de ruído através da transformada *wavelet*. Essa etapa é realizada para aumentar a relação sinal-ruído e, conseqüentemente, realçar a diferença entre os sinais de explosão e o ruído de fundo. O método utilizado foi da redução de ruído por limiar suave [4]. A etapa seguinte é a multiplicação das amostras pela janela de *Hanning*, para tirar os efeitos de borda do processamento da janela de 256 amostras dos sinais. A quarta etapa do pré-processamento do sinal é o cálculo da transformada *wavelet* em quatro níveis de resolução utilizando a função Daubechies 4 como wavelet mãe. Esse nível de resolução foi escolhido pois foi observado que níveis de resolução maiores que 4 não continham informação adicional acerca dos sinais de explosão. Em seguida é calculado o valor RMS dos coeficientes de cada nível de resolução. Nessa etapa, são criados vetores com quatro elementos para cada sinal processado, correspondendo aos valores RMS de cada nível de resolução da transformada. É calculado, então, o logaritmo neperiano dos vetores citados e, finalmente, os valores dos vetores são redimensionados entre -1 e 1 , para serem apresentados para a rede neural para treinamento e validação.

A Figura 6 ilustra o diagrama de blocos do estágio de pré-processamento.

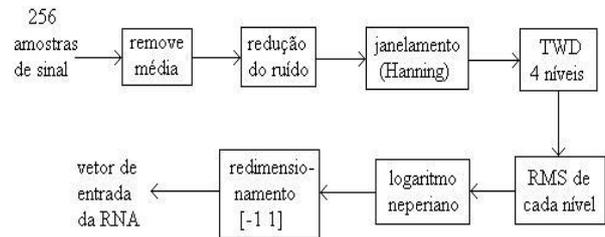


Figura 6 – Diagrama de blocos do estágio de pré-processamento dos sinais de infra-som

A Figura 7 ilustra os resultados do pré-processamento para um banco de dados de quarenta explosões e quarenta ruídos registrados por um elemento da estação de infra-som. Cada gráfico representa os valores *RMS* de cada escala de resolução da transformada *wavelet*.

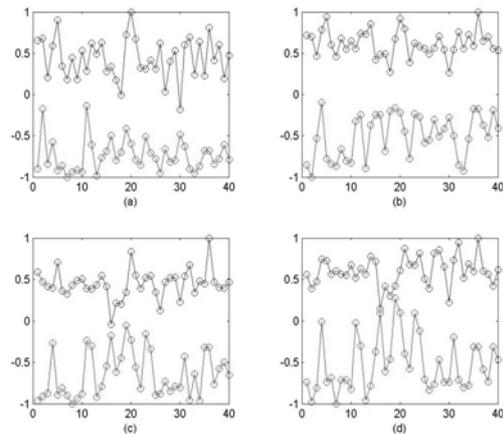


Figura 7 – Resultados do pré-processamento para um banco de dados de 40 explosões e 40 ruídos. Em cada uma das figuras (a, b, c e d) a curva superior representa o resultado do processamento para sinais de infra-som de explosões, e a inferior mostra os resultados para ruídos de fundo para cada um dos quatro níveis de resolução da TWD.

6. Rede Neural Artificial

Os vetores obtidos no estágio de pré-processamento são usados para treinar uma RNA para detectar os sinais de explosões químicas geradas por pedreiras. A topologia escolhida para a RNA foi a *Perceptron* Multicamadas (MLP) treinada com algoritmo *backpropagation* [5]. Como o vetor de entrada da rede possui 4 valores, esse foi o número de neurônios na primeira camada. A camada de saída possui apenas um neurônio, visto que existem apenas dois possíveis resultados, explosão e ruído. O número de neurônios na camada intermediária foi definido empiricamente, visando encontrar o menor número possível sem comprometer a eficiência da rede na

detecção dos eventos de interesse. O número encontrado para essa camada foi de 2 neurônios. A função de ativação utilizadas em todos os neurônios foi a tangente hiperbólica.

Os parâmetros de treinamento para todas as redes testadas foram: algoritmo de treinamento *backpropagation* com taxa de aprendizagem variável, coeficiente de momento de 0,9 e função de performance de Soma dos Erros Quadráticos (SEQ) com erro alvo de 10^{-6} . Esses valores foram determinados empiricamente, levando-se em consideração a convergência do treinamento da rede e os resultados obtidos na validação das mesmas.

Os dados dos quatro sensores foram processados separadamente, criando para isso quatro redes com as mesmas configurações, uma para cada sensor. Como os valores de saída da função tangente hiperbólica estão entre o intervalo $[-1,1]$, foi definido como sendo explosão sinais que obtivessem resultados maiores que zero no processamento da rede neural, enquanto que são considerados ruídos sinais com resultados menores que zero.

7. Pós-processamento

Depois de treinadas, as redes são, então, aplicadas em arquivos contendo dados de infra-som com 12000 amostras, o que corresponde a 10 minutos de dados. Essa etapa tem como finalidade refinar a classificação feita pelas redes, reduzindo o número de falsos positivos e negativos, e possibilitando um novo critério para detecção de explosões.

O procedimento consiste em selecionar uma janela de 256 amostras do arquivo de infra-som, aplicar o sistema de detecção, armazenar o resultado, deslocar a janela segundo um incremento definido e repetir o processo. O incremento utilizado foi definido empiricamente, usando-se vários valores e definindo aquele que oferecesse menor esforço computacional sem comprometer a qualidade dos resultados. Esse valor, entretanto, não podendo ser maior que a metade do comprimento da janela, ou seja, 128 amostras, a fim de garantir que, no caso de uma explosão, existam dois ou mais resultados positivos consecutivos, ou, no caso contrário, na ausência de explosão, não existam resultados consecutivos, tornando o critério de detecção mais robusto. O número ótimo obtido para esse incremento da janela de processamento foi de 64 amostras. O critério de detecção após esse estágio é definido através da análise conjunta dos resultados das quatro redes sendo, portanto, definido como dois resultados positivos consecutivos em pelo menos dois dos elementos da estação de infra-som.

8. Resultados Experimentais

Os dados utilizados em todas as etapas do projeto são provenientes da estação de infra-som I09BR. Foram usados sinais de explosões químicas geradas nas pedreiras localizadas no entorno do Distrito Federal, a uma distância aproximada de 20 quilômetros da estação e com carga média de explosão de aproximadamente quatro toneladas de dinamite. Esses dados foram usados para formar um banco de dados com 80 explosões, com aproximadamente a mesma carga, para realizar o estudo da melhor função *wavelet*, treinamento e validação da rede neural. Foram também coletadas amostras de ruído de fundo dos sinais de infra-som. Essas amostras são de quatro horários diferentes do dia, visto que a variação diária dos níveis de ruído é significativa. Esses horários são 03, 09, 15 e 21 horas, horário de Brasília. Foi também formado um banco de dados de ruídos de fundo com 80 sinais, usados no treinamento e validação da rede neural. Todos os sinais do banco de dados, explosões e ruídos, contêm 256 amostras, o que corresponde a 12,8 segundos de sinal. Metade de cada banco de dados foi utilizada para treinamento da rede e a outra metade para validação.

A Figura 8 mostra os resultados da validação das redes criadas para cada sensor, nos quais os primeiros 40 valores são resultados de sinais de explosões e os 40 valores seguintes são provenientes de ruídos.

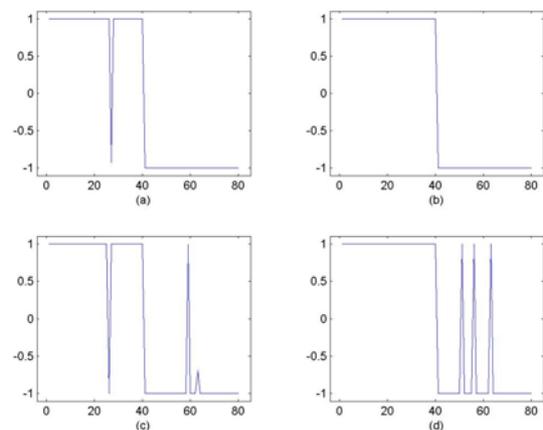


Figura 8 – Resultado da validação das redes dos quatro sensores da estação de infra-som, nos quais, para cada gráfico, os 40 primeiros valores são provenientes de explosões e os 40 valores seguintes são provenientes de ruídos de fundo.

Seguindo a definição de detectabilidade e seletividade de [6], dada pelas equações:

$$Detec = \frac{VP}{VP + FN} \quad (4)$$

$$Selet = \frac{VP}{VP + FP} \quad (5)$$

onde VP é o número de positivos verdadeiros, FP o número de positivos falsos e FN o número de negativos falsos, e utilizando os resultados obtidos, a performance de detecção das redes é mostrada na Tabela 1.

Tabela 1

	Detectabilidade	Seletividade	Épocas de Treinamento
H1	97,5%	100%	814
H2	100%	100%	313
H3	97,5%	97,5%	312
H4	100%	93,02%	711

Aplicando essas redes para arquivos de infra-som contendo 12000 amostras (10 minutos de sinais), os resultados obtidos estão mostrados na Tabela 2, onde foram utilizados 27 arquivos de explosões com características aproximadamente as mesmas das usadas no estágio de treinamento de validação. A Figura 9 mostra um exemplo de resultado obtido nessa etapa, onde o sinal da explosão está sinalizado por uma seta e o resultado da rede, para cada sensor, encontra-se abaixo de cada sinal.

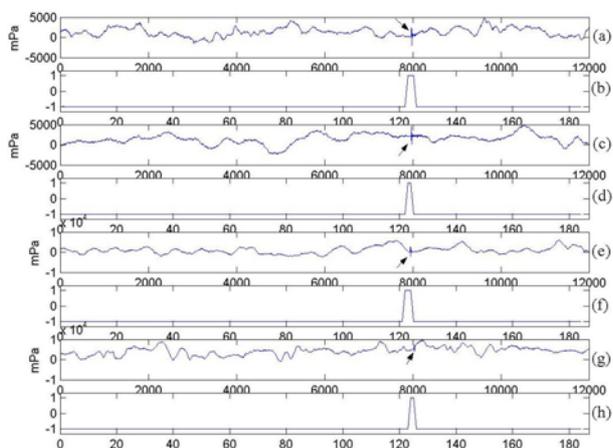


Figura 9 – Resultado do pós-processamento para arquivos de 10 minutos de sinais de infra-som, onde as explosões são sinalizadas por uma seta e o resultado de cada rede é mostrado abaixo do seu respectivo sinal.

Tabela 2

Positivos verdadeiros	18
Positivos falsos	9
Negativos falsos	0
Detectabilidade	100%
Seletividade	66,67%

10. Conclusões

Foi proposto nesse trabalho um algoritmo de detecção de explosões químicas através de redes neurais artificiais.

Os resultados obtidos se mostraram satisfatórios para a detecção de explosões no estágio de validação, obtendo valores de detectabilidade e seletividade acima de 90% para todas as redes.

Uma melhora no desempenho do sistema de detecção de explosões foi observada com um pós-processamento da saída da rede neural, adotando um processo de contagem de dois eventos positivos para a confirmação do fenômeno de explosão. A implementação deste pós-processamento nos arquivos de dados com longa duração elevou a detectabilidade para 100% em todos os arquivos até agora chegados ao Observatório Sismológico da Universidade de Brasília.

11. Referências

- [1] Preparatory Commission for the Comprehensive Nuclear-Test-Ban Treaty Organization (1997) "Infrasound Monitoring" CTBT/PC/IV/IMS/ITP, San Juan
- [2] Mallat, S.G. (1989) "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation" In: IEEE Transaction on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 11(7): 674-693
- [3] Gopinath, R.A. e Burrus, C.S. (1992) "Wavelet Transforms and Filter Banks" In: Charles K. Chui, editor, *Wavelets: A Tutorial in Theory and Applications*, Academic Press, San Diego, CA, vol.II: pp 603-655
- [4] Donoho, D.L. (1995) "De-Noising by Soft-Thresholding" In: IEEE Transactions of Information Theory, vol. 41, no 3, pp 613-627
- [5] Hecht-Nielsen, R. (1989) "Theory of the Backpropagation Neural Network" In: IJCNN'89 vol.I, pp 593-605
- [6] Nuh, M., Jazidie, A. e Muslim, M.A. (2002) "Automatic Detection of Epileptic Spikes Based on Wavelet Neural Network" In: Conference on Circuits and Systems, vol. II, pp 483-486
- [7] Bruce, L.M. e Shanmugam, N. (2000) "Using Neural Networks with Wavelet Transforms for an Automated Mammographic Mass Classifier" In: IEEE Proc. of EMBS International Conference, pp 985-987