

## UTILIZAÇÃO DE SINAIS ACÚSTICOS PARA A DETECÇÃO DE TRINCAS EM DORMENTES DE AÇO

GLAUCO FERREIRA GAZEL YARED\*, CARLOS HENRIQUE NOGUEIRA RESENDE BARBOSA\*, RODRIGO GERALDO RIBEIRO\*, MARCOS HENRIQUE RIBEIRO†, RAFAEL SANTOS THEBALDI\*, LEANDRO PRATES DO NASCIMENTO\*, PAGANINI BARCELLOS OLIVEIRA\*, JASMINA VINCIC‡, INGRID MACHADO SILVEIRA\*, TIAGO FERREIRA\*, RENATO LATALIZA VASCONCELOS\*

\**Laboratório ProcSiMOS - ICEA - UFOP - Campus João Monlevade  
Rua 37, N° 115, Bairro Loanda, CEP 35931-026  
João Monlevade, Minas Gerais, Brasil*

†*Departamento de Informática - CCE - UFV  
Universidade Federal de Viçosa - UFV - CEP 36570-000  
Viçosa, Minas Gerais, Brasil*

‡*Department of Signals and Systems - FEE - University of Belgrade  
11120 Belgrade, Bulevar Kralja Aleksandra 73, P.O. Box 35-54  
Belgrade, Serbia*

Emails: glauco@decea.ufop.br, cbarbosa@decea.ufop.br, rodrigogribeiro@decea.ufop.br, marcosh.ribeiro@ufv.br, thebaldi@decea.ufop.br, leduniverso@hotmail.com.br, paganini@decea.ufop.br, regaejass@yahoo.com, ingrid.machado@hotmail.com, tiago.g.f@gmail.com, renato.lataliza@vare.com.br

**Abstract**— The railway systems have been widely used all over the world for passengers, raw materials and manufactured products transportation. Many economical and social benefits may be achieved by means of railway transport. Specifically, the Brazilian railways are facing an increasing growth in the weight of transported load mainly due to primary and secondary industries demand, what can be observed as a global trend as well. The railway track is directly affected by such overload specially in the heavy haul railways as for instance the EFVM (Estrada de Ferro Vitória-Minas). In order to keep the reliability and safety of such transport system, it is essential to perform a precise maintenance procedure to prevent from accidents. This work proposes a new approach based on acoustic signals to diagnose the presence of crack in steel sleepers using an Artificial Neural Network (ANN) for classification. The laboratory results have shown an error rate of 6%, approximately, after cross-validation.

**Keywords**— Acoustic signals, heavy haul railway, classification, parameterization, LPC, Cepstrum.

**Resumo**— Os sistemas ferroviários têm sido amplamente utilizados para o transporte de passageiros, matérias-primas e produtos industrializados. Diversas vantagens econômicas e sociais podem ser obtidas por meio da utilização do transporte ferroviário. Especificamente, as ferrovias brasileiras têm sido submetidas a um aumento crescente de peso da carga transportada, principalmente devido a demanda das indústrias primárias e secundárias, o que também pode ser notado como uma tendência global. A infra-estrutura ferroviária é afetada diretamente pelo aumento de carga, com destaque para as ferrovias de transporte de cargas pesadas (*heavy haul*), tal como a EFVM (Estrada de Ferro Vitória-Minas) que é utilizada essencialmente no transporte de minério de ferro. No intuito de se manter a confiabilidade e a segurança de tal sistema de transporte, evitando a ocorrência de acidentes, é necessária a realização de um procedimento preciso de manutenção. Este trabalho propõe uma nova abordagem baseada em sinais acústicos medido no ar para o diagnóstico da presença de fissuras microscópicas em dormentes de aço, utilizando-se Redes Neurais Artificiais (RNAs) como ferramentas para classificação. Os resultados obtidos em laboratório forneceram uma taxa de erro de aproximadamente 6%, após a realização de validação cruzada.

**Keywords**— Sinais acústicos, ferrovia *heavy haul*, classificação, parametrização, LPC, Cepstrum.

### 1 Introdução

O contínuo crescimento da demanda industrial e do comércio mundial tem resultado na necessidade do transporte de cargas cada vez maiores de minério de ferro, carvão e outras matérias-primas indispensáveis na indústria secundária, principalmente através das redes ferroviárias. Neste sentido, a ampliação da capacidade de carga transportada por um sistema ferroviário pode ser feito através da utilização de maior número de trens, do aumento do tamanho de uma composição (maior

número de vagões por trem) ou pelo uso de vagões com maior capacidade de carga. Em particular, as duas primeiras abordagens apresentam limitações do ponto de vista econômico, pois necessitam de maiores investimentos. Por outro lado, a última opção tem sido empregada em virtude da vantagem econômica, além de apresentar maior flexibilidade. Neste contexto, o setor siderúrgico tem sido responsável por uma parte considerável do aumento da demanda de carga transportada através das ferrovias, o que pode ser observado, por exemplo, na região sudeste do país.

O aumento da carga por vagão (por eixo) afeta diretamente as estruturas que compõem uma linha ferroviária - trilhos, dormentes e componentes de fixação. A deterioração da geometria dos trilhos e o surgimento de fissuras e fraturas é inevitável ao longo do tempo quando uma linha está sujeita frequentemente às variações de esforços, pressões e temperatura. Particularmente, as fissuras em dormentes podem levar à interrupção prolongada do tráfego de trens em uma ferrovia.

As ferrovias nacionais têm utilizado dormentes de madeira por mais de um século, tecnologia empregada desde o surgimento das primeiras ferrovias. Nos últimos anos, esses dormentes têm sido substituídos gradativamente por dormentes de concreto, em virtude da existência abundante de calcário e da necessidade de diminuição do desmatamento. Entretanto, os dormentes de concreto possuem maiores custos de instalação e apresentam defeitos superficiais com uma frequência maior do que os demais tipos de dormentes. Adicionalmente, o aço também tem sido utilizado como outro material alternativo para a fabricação de dormentes. Assim, tais materiais têm se tornado atraentes por permitirem o aumento da vida útil dos dormentes, apesar do maior custo inicial.

O aumento da estabilidade e confiabilidade da ferrovia pode ser obtido pelo emprego de materiais com maior durabilidade aliados aos procedimentos de monitoramento e manutenção adequados no intuito de garantir a correta operação do sistema. Neste sentido, existem equipamentos e metodologias desenvolvidas para a avaliação das condições de funcionamento dos trilhos, a partir dos perfis e geometria dos mesmos, além da detecção de defeitos superficiais. Entretanto, não existe uma metodologia automatizada para o monitoramento dos novos dormentes de aço, principalmente nas áreas de contato com os trilhos, o que dificulta o diagnóstico de manutenção.

O monitoramento e a manutenção dos dormentes defeituosos é de fundamental importância para a prevenção de acidentes, uma vez que a ocorrência de fraturas ou rompimentos em determinados trechos de uma linha ferroviária provoca a sobrecarga e o aumento do risco de surgimento de fraturas nos dormentes adjacentes. Esse processo pode se repetir em cascata em uma determinada seção da linha ferroviária, podendo resultar no descarrilamento de trens e vagões.

Neste contexto, o trabalho tem por finalidade desenvolver uma metodologia para a detecção de fissuras em dormentes de aço a partir de sinais acústicos parametrizados, tais como coeficientes LPC (*Linear Predictive Coding*) e Cepstrais, utilizados por um sistema de classificação baseado em RNAs para a obtenção de diagnóstico acerca da existência de trincas em dormentes de aço.

Assim, na Seção 2 são apresentados os as-

pectos fundamentais sobre o problema investigado nesta pesquisa e uma revisão bibliográfica sobre o estado da arte. Nas Seções 3 e 4, são descritas a metodologia empregada e os experimentos realizados, respectivamente. Por fim, a Seção 5 apresenta a discussão dos resultados e a Seção 6 traz as principais conclusões.

## 2 Monitoramento Estrutural

A importância do desenvolvimento de técnicas de detecção de danos estruturais tem crescido significativamente em diversas áreas da ciência como mecanismo de prevenção contra a ocorrência de problemas críticos que podem comprometer a segurança de operação de sistemas físicos, destacando-se as engenharias, dentre as quais se podem citar a aeronáutica, a civil, a elétrica e a mecânica. De forma geral, o monitoramento da saúde estrutural de um sistema físico pode ser realizado em quatro etapas sucessivas: análise operacional, coleta de dados, seleção de características e desenvolvimento do modelo estocástico (Farrar et al., 1999).

A análise operacional envolve a determinação das especificidades dos danos que serão monitorados como, por exemplo, as condições operacionais a partir das quais os dados serão coletados e analisados. A partir de então, é definida a natureza dos dados que serão coletados em virtude das condições ambientais e operacionais e, conseqüentemente, os tipos de sensores utilizados na aquisição. Na seqüência, tais dados são processados e parametrizados no intuito de se extrair as informações relevantes que serão utilizadas para o reconhecimento de padrões. Por fim, a determinação de modelos estocásticos para a classificação é realizada de forma supervisionada ou não, dependendo das informações disponíveis sobre o problema em questão, ou seja, conhecimentos a priori acerca das possíveis classes existentes.

Em geral, os dados utilizados em problemas de monitoramento da saúde estrutural são provenientes de vibração (Lifshitz e Rotem, 1969), a partir dos quais se podem obter diversos parâmetros, tais como a frequência de ressonância e o *mode-shape vector* (West, 1984; Yuen, 1985).

Adicionalmente, em alguns trabalhos também são encontrados parâmetros obtidos diretamente do sinal de vibração no domínio do tempo, do espectro correspondente no domínio da frequência e no domínio tempo-frequência (Mitchell, 1993; Crawford, 1992). No primeiro caso, tem-se como exemplos de parâmetros o valor de pico e o médio (*RMS*) do sinal, enquanto no segundo caso encontram-se os coeficientes da transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*) e os coeficientes cepstrais, dentre outros. Por fim, no último caso os parâmetros são obtidos a partir da transformada *Wavelet*, os quais são indica-

dos para problemas com sérios efeitos de não-estacionariedade (Elbestawi e Tait, 1986).

Além da utilização da informação proveniente de vibração, existem outras abordagens mais recentes que se baseiam em dados da propagação de ondas ultra-sônicas coletados através de rede de sensores, as quais sofrem alterações de amplitude a medida em que se propagam por regiões que apresentam diferentes valores de rigidez (Mal et al., 2005; Dutta et al., 2009). Tipicamente tal abordagem requer um número elevado de sensores para poder atingir um grau de precisão maior na detecção de pequenas fraturas, o que pode se tornar impraticável em estruturas com elevadas dimensões e grande quantidade de componentes. Já a abordagem baseada em vibração é mais apropriada para a detecção de fraturas comparativamente maiores (Mal et al., 2005). Assim, ambas as abordagens possuem limitações que devem se consideradas durante a fase de análise operacional.

Especificamente, é possível encontrar na literatura diversos trabalhos baseados em sinais de vibração quando as estruturas analisadas são dormentes, principalmente os de concreto (Remennikov e Kaewunruen, 2005). Martelos de impacto são utilizados como entradas impulsivas no intuito de se realizar a análise modal, sendo assim possível a distinção entre dormentes defeituosos ou não pelo padrão vibracional. Os resultados presentes na literatura mostram que os *mode-shape vectors* podem ser utilizados para indicar o estado de deterioração dos dormentes de concreto, ressaltando-se que tais parâmetros são afetados pelas condições do lastro (Remennikov e Kaewunruen, 2005).

Diferentemente dos demais trabalhos presentes na literatura, esta pesquisa propõe uma metodologia inédita para a detecção de trincas em dormentes de aço baseada no processamento de sinais acústicos medidos no ar, na determinação dos parâmetros Cepstrais (Cavicchi, 2000) e LPC (Rabiner e Schaffer, 1978) para a extração de características, e em RNAs (Haykin, 1998) para o diagnóstico da presença de defeitos estruturais nos mesmos, tendo como principais vantagens o baixo custo e a facilidade operacional de aquisição dos dados.

### 3 Metodologia

Atualmente, o procedimento adotado pelas equipes de manutenção da EFVM depende, em parte considerável, da experiência dos técnicos responsáveis pela inspeção de longos trechos da ferrovia, os quais se baseiam na percepção auditiva (subjetiva) do nível de vibração obtido a partir de impactos das marretas nos dormentes. Assim, quando ocorre a suspeita da existência de trincas em dormentes, há a necessidade de elevação dos trilhos para a verificação visual dos mesmos. Este

trabalho propõe a utilização de técnicas de processamento de sinais acústicos medidos no ar e reconhecimento de padrões visando a sistematização da inspeção realizada nos dormentes da ferrovia. Neste sentido, os experimentos realizados em laboratório se iniciam com a coleta de dados acústicos medidos no ar para a formação de uma base de dados, utilizando-se 40 dormentes: 20 sem trincas visuais e 20 com trincas. Os sinais acústicos são coletados por microfones após 100 impactos realizados com auxílio de um martelo, sendo 50 em cada extremidade do dormente. Na sequência, os dados acústicos medidos no ar são processados para a obtenção dos parâmetros Cepstrais e dos coeficientes LPC, os quais são utilizados por Redes Neurais Artificiais (RNAs) para o diagnóstico da existência de trincas. Por fim, a validação cruzada é realizada a partir de 40 experimentos, sendo que, em cada um, 70% dos dados são utilizados para o treinamento e 30% dos mesmos para a validação.

#### 3.1 Base de Dados

A base de dados foi gerada a partir de ensaio sobre bancada no Laboratório ProcSiMOS do ICEA/UFOP. Uma sequência de 50 sinais acústicos captados em uma das extremidades de um dado dormente, gerados pelo impacto mecânico de uma marreta na extremidade oposta, é armazenada continuamente em um arquivo de áudio, com taxa de 8KHz. Esta sequência é posteriormente segmentada de acordo com as informações de energia do sinal calculada em janelas de 800 amostras (100ms), conforme a Equação (1)

$$E[n] = \sum_{k=0}^{W_L-1} (x[n+k])^2, \quad (1)$$

em que  $W_L$  é o tamanho da janela,  $n$  é o índice da amostra e  $x$  corresponde ao sinal acústico coletado.

Portanto, ao término da coleta de dados, considerando-se todos os dormentes, tem-se 4000 sinais acústicos medidos no ar, sendo 2000 proveniente de dormentes com trincas e 2000 a partir daqueles sem trincas visuais, uma vez que cada dormente produz um conjunto de 100 sinais.

#### 3.2 Extração de Características

Os dados acústicos devem ser processados no intuito de se obterem as características mais relevantes presentes no sinal. Assim, neste trabalho são extraídos os parâmetros Cepstrais e LPC para cada sinal acústico.

##### 3.2.1 Cepstrum

Os parâmetros cepstrais foram idealizados, em primeira instância, para a filtragem de sinais cor-

rompidos com ruído convolutivo. Entretanto, diversas aplicações, que se estendem desde o reconhecimento de fala até o monitoramento da saúde de estruturas, utilizam tal informação com bastante frequência. O ponto de partida consiste no cálculo da Transformada Discreta de Fourier, conforme a Equação (2)

$$X_N(k) = X_N(e^{j\omega}) = \sum_{n=0}^{N-1} x_N[n] \cdot e^{-j\omega n}, \quad (2)$$

sendo  $N$  o tamanho da sequência e  $\omega$  a frequência angular calculada por

$$\omega = \frac{2\pi k}{N}.$$

Na sequência, calcula-se o logaritmo do módulo do espectro de frequência  $X_N(e^{j\omega})$ , de acordo com a Equação (3)

$$\ln(|X_N(e^{j\omega})|) = \ln\left(\left|\sum_{n=0}^{N-1} x_N[n] \cdot e^{-j\omega n}\right|\right). \quad (3)$$

Calcula-se, então, a Transformada Inversa de  $\ln(|X_N(e^{j\omega})|)$ , obtendo-se os coeficientes Cepstrais  $x_{cep}[m]$  indicados na Equação (4)

$$x_{cep}[m] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \ln(|X_N(e^{j\omega})|) \cdot e^{j\omega k}. \quad (4)$$

Por fim, deve-se destacar que a Transformada Discreta de Fourier pode ser calculada a partir da Transformada Rápida de Fourier.

### 3.2.2 Coeficientes LPC

Os coeficientes LPC (*Linear Predictive Coding*) foram desenvolvidos, em princípio, para a parametrização de sinais de fala visando a comunicação com baixas taxas de transmissão. Neste sentido, determina-se um polinômio auto-regressivo de modo que a saída atual seja calculada a partir de uma combinação linear de valores anteriores da própria saída, além de um parâmetro de ganho  $G$ , os quais constituem a função de transferência do trato vocal baseado em um modelo do tipo fonte-filtro, de acordo com a Equação (5).

$$H[z] = \frac{X[z]}{U[z]} = \frac{G}{1 - \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}}, \quad (5)$$

em que  $X[z]$  é a Transformada-Z do sinal de fala,  $U[z]$  é a excitação de entrada (vibração das pregas vocais),  $a_k$  são os coeficientes do polinômio auto-regressivo e  $p$  é a ordem do mesmo.

Assim, o sinal de fala parametrizado no domínio do tempo é obtido pela Equação (6)

$$x[n] = \sum_{k=1}^p a_k x[n-k] + Gu[n]. \quad (6)$$

Deve-se destacar que os coeficientes do polinômio auto-regressivo possuem informações acerca das frequências de ressonância do sistema físico representado por tal modelo, que no caso do processamento digital da fala corresponde ao trato vocal, e no contexto do presente trabalho equivale ao dormente de aço.

### 3.3 Redes Neurais Artificiais

Os modelos computacionais baseados em RNAs têm sido aplicados em problemas de reconhecimento de padrões e identificação de sistemas. Em particular, este trabalho emprega RNAs para o diagnóstico da existência de trincas em dormentes de aço. Assim, os parâmetros LPC e Cepstrais devem ser apresentados na entrada da rede, enquanto a saída binária correspondente indica a informação desejada (0 para dormentes com trinca e 1 para aqueles sem trinca visual). Neste sentido, utilizaram-se redes do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*), com uma camada oculta e uma saída binária, e cujo número de entradas depende do tamanho do vetor de características apresentado para a RNA.

## 4 Experimentos

Inicialmente, visando estabelecer uma comparação imediata entre o sinal mecânico medido no aço e acústico medido no ar, investigou-se a correlação existente entre a onda mecânica medida no aço e a acústica medida no ar, produzidas após o impacto do martelo na estrutura de aço do dormente, sendo a onda mecânica coletada a partir de um sensor acelerômetro uniaxial e uma placa dedicada IEPE (*Integrated Electronic Piezoelectric*) de aquisição de dados, com taxa de 8000Hz. Assim, a Figura 1 ilustra as ondas mecânica e acústica obtidas em um impacto durante os experimentos, enquanto a Figura 2 mostra um trecho ampliado das mesmas.

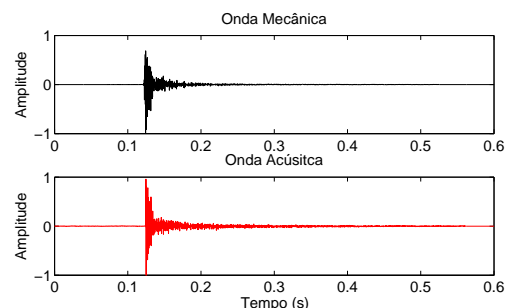


Figura 1: Sinais mecânico medido no aço e acústico medido no ar.

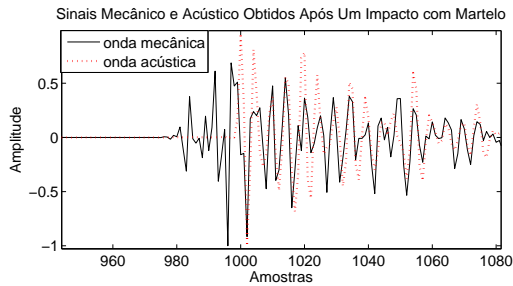


Figura 2: Trecho ampliado dos sinais mecânico medido no aço e acústico medido no ar para efeito de comparação.

A função de correlação cruzada entre as ondas mecânica medida no aço e acústica medida no ar, a qual é apresentada na Figura 3, mostra a existência de valores estatisticamente não nulos, fornecendo valor máximo de 42%, o que indica a existência de informações comuns em ambos os domínios.

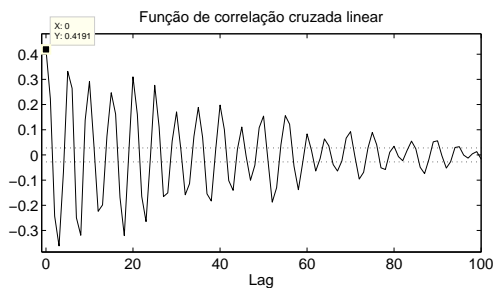


Figura 3: Função de correlação cruzada entre o sinal mecânico medido no aço e o acústico medido no ar, fornecendo valor máximo de aproximadamente 42%.

Além disso, observou-se qualitativamente a existência de diferenças nos espectros de frequência dos sinais acústicos obtidos a partir de um dormente com trincas e de outro sem trincas visuais. Conforme esperado, verificou-se que o dormente que apresenta trinca possui componentes de frequência de até 1500Hz, aproximadamente, enquanto o dormente sem trinca ainda apresentou componentes no espectro que atingiram 2000Hz, o que pode ser notado na faixa destacada na Figura 4.

O mesmo padrão também foi observado para os demais dormentes, mostrando indícios de que a análise espectral pode fornecer informações relevantes para a classificação. Deve-se destacar que cada sinal acústico é normalizado pelo desvio padrão do mesmo, de modo a reduzir o efeito da variação da energia acústica emitida a partir de diferentes forças de impacto do martelo.

Na sequência, os sinais acústicos são parametrizados em coeficientes Cepstrais e LPC, cujos vetores resultantes apresentam dimensões que variam entre 2 e 100 elementos.

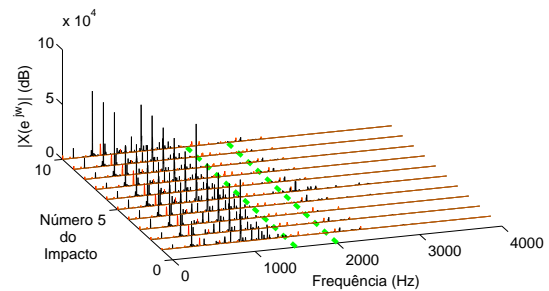


Figura 4: Espectros em vermelho e em preto foram obtidos a partir de um dormente sem trinca visual e de outro dormente com trinca visual, respectivamente, cada qual recebendo 10 impactos. A faixa de frequências entre as linhas tracejadas corresponde a diferença entre os conteúdos espectrais.

Assim, no intuito de se determinar a complexidade mais adequada para a RNA e seguindo o princípio da parcimônia, para uma dada dimensão de um vetor de parâmetros, realizaram-se validações cruzadas (40 testes cada) para RNAs contendo 10, 30 e 50 neurônios na camada oculta. Os resultados encontram-se representados nas Figuras 5 e 6

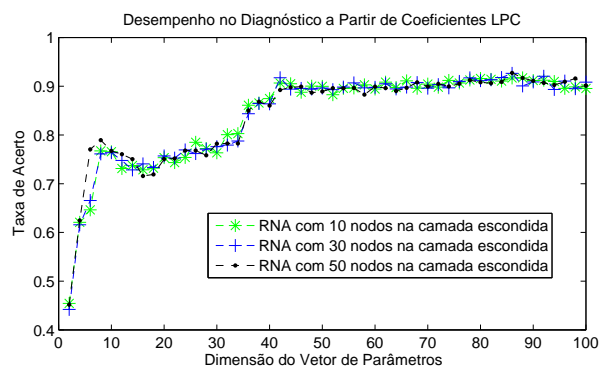


Figura 5: Desempenho do sistema de reconhecimento de trincas a partir de coeficientes LPC.

As maiores taxas de diagnósticos corretos obtidas a partir da utilização dos coeficientes LPC e Cepstrais foram de 92,7% e 94,9%, respectivamente, para RNAs com 50 neurônios na camada oculta.

Assim, considerando-se uma RNA com 50 neurônios na camada oculta, investigou-se também a dimensionalidade mais adequada para cada tipo de parâmetro, o que pode ser observado pela Figura 7. Os resultados apresentaram uma saturação no desempenho do sistema de reconhecimento de trincas mesmo com o aumento do número de parâmetros no vetor de características, quando a dimensão foi superior a 46, aproximadamente.

Pode-se notar a existência de duas regiões distintas nos gráficos da Figura 7. A primeira indica

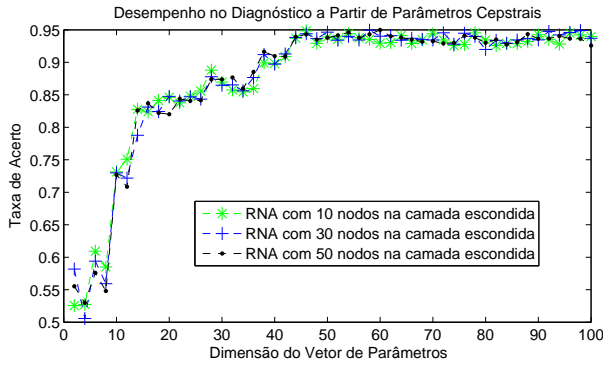


Figura 6: Desempenho do sistema de reconhecimento de trincas a partir de parâmetros Cepstrais.

um aumento do desempenho a medida que a dimensionalidade do vetor de características cresce. Já a segunda delimita o local onde ocorre a saturação do desempenho.

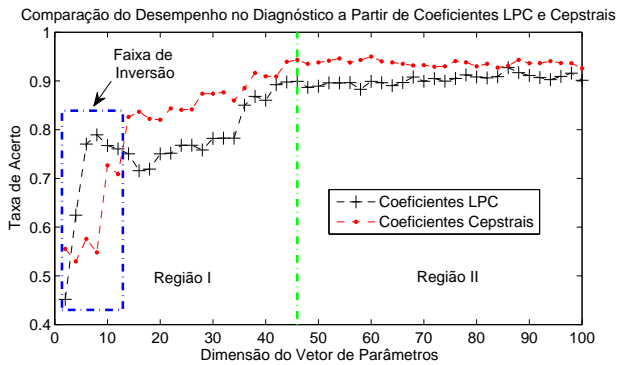


Figura 7: Comparação entre os desempenhos obtidos pelo sistema de reconhecimento de trincas a partir de parâmetros LPC e Cepstrais.

A análise estatística realizada por meio do teste *Wilcoxon Signed-Rank* mostrou que o desempenho do sistema que utiliza parâmetros Cepstrais como características de entrada para a RNA é superior ao encontrado por meio dos coeficientes LPC, para as duas regiões indicadas na Figura 7, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1: Análise estatística realizada para as Regiões I e II definidas na Figura 7, cada qual contendo 25 valores de desempenho.

Região	Nível de Significância	Valor Crítico	Estatística T
I	0.025	90	81
II	0.01	77	0

Resumidamente, o sistema de reconhecimento de trincas que utiliza um vetor de parâmetros Cepstrais com dimensão 46 e uma RNA com 50 neurônios na camada oculta forneceu o melhor resultado para a taxa de acerto do diagnóstico.

### 5 Discussão dos Resultados

Os resultados iniciais obtidos a partir das formas de onda dos sinais mecânico medido no aço e acústico medido no ar mostram a existência de correlação estatisticamente significativa entre ambos, porém ressaltando que há distinções entre os sinais produzidos em virtude das diferenças intrínsecas de propagação no aço e no ar. Pode-se notar, inclusive, a existência de um atraso entre a captação da onda acústica e da mecânica, conforme esperado, visto que a velocidade de propagação da onda de vibração no sólido é maior do que no ar. Além disso, os resultados da análise qualitativa indicaram a existência de diferenças entre as componentes espectrais presentes nos sinais acústicos produzidos por dormentes com trincas e sem trincas visuais. Assim, os parâmetros LPC e Cepstrais utilizados nos experimentos mostraram-se capazes de incorporar tais diferenças de modo que o sistema de reconhecimento de trincas implementado através de uma RNA forneceu desempenho acima de 90% de taxa de acerto. Neste contexto, durante a investigação da dimensionalidade do vetor de parâmetros e da complexidade da RNA, pode-se observar que o desempenho do sistema de reconhecimento satura para vetores de parâmetros com dimensão superior a 46, aproximadamente.

Além disso, comparando-se os resultados obtidos a partir dos coeficientes LPC e Cepstrais, para uma RNA com 50 neurônios na camada oculta, uma diferença estatisticamente significativa entre ambos foi obtida, sendo que os últimos forneceram desempenhos superiores. Entretanto, é importante destacar a existência de uma faixa de inversão de desempenho observada na região I da Figura 7. Essa faixa se justifica pelo fato de que os coeficientes LPC têm como principal finalidade a compressão da informação, enquanto os Cepstrais visam a separação entre a informação desejada e os termos espúrios presentes nos dados. Portanto, quando vetores de características acústicas com até 12 parâmetros (maior compressão da informação) são comparados, o desempenho obtido a partir de coeficientes LPC supera aquele fornecido pelos Cepstrais.

### 6 Conclusões

Os resultados obtidos são inéditos na literatura no que tange a utilização de informações acústicas para a detecção de problemas estruturais, assim como a aplicação das mesmas para o diagnóstico da existência de trincas em dormentes de aço. Neste trabalho, os coeficientes LPC e Cepstrais foram utilizados durante a parametrização dos sinais acústicos, os quais forneceram como máximas taxas de acerto no diagnóstico 92,7% e 94,9%, respectivamente, para RNAs com 50 neurônios na camada oculta, sendo que os resultados obtidos

a partir dos parâmetros Cepstrais apresentaram valores estatisticamente superiores quando comparados àqueles produzidos pelos LPC.

Portanto, verificou-se por meio dos experimentos que o sistema de reconhecimento de trincas possui um potencial de aplicação prática, devendo ser avaliado em condições reais de campo em uma próxima etapa da pesquisa. Além disso, a investigação sobre a relação entre a atenuação nas componentes de frequência e a extensão da trinca no dormente também necessita de investigações em trabalhos posteriores, assim como uma análise mais aprofundada da relação entre os sinais acústico medido no ar e mecânico medido no aço.

### Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPEMIG pelo suporte financeiro às pesquisas e a Companhia Vale do Rio Doce pela parceria.

### Referências

- Cavicchi, T. J. (2000). *Digital Signal Processing*, John Wiley & Sons.
- Crawford, A. R. (1992). *The Simplified Handbook of Vibration Analysis*, Computational Systems Inc.
- Dutta, D., Sohn, H., Harries, K. A. e Rizzo, P. (2009). A nonlinear acoustic technique for crack detection in metallic structures, *Structural Health Monitoring* **8**(3): 251–262.
- Elbestawi, M. A. e Tait, H. J. (1986). A comparative study of vibration monitoring techniques for rolling elements bearings, *International Modal Analysis Conference*.
- Farrar, C. R., Duffey, T. A., Doebling, S. W. e Nix, D. A. (1999). A statistical pattern recognition paradigm for vibratio-based structural health monitoring, *2nd Workshop on Structural Health Monitoring*.
- Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall.
- Lifshitz, J. M. e Rotem, A. (1969). Determination of reinforcement unbonding of composites by a vibration technique, *Journal of Composite Materials* **3**: 412–423.
- Mal, A., Ricci, F., Banerjee, S. e Shih, F. (2005). A conceptual structural health monitoring system based on vibration and wave propagation, *Structural Health Monitoring* **4**(3): 283–293.
- Mitchell, J. S. (1993). *Introduction to Machinery Analysis and Monitoring*, PenWell Books.
- Rabiner, L. e Schaffer, R. W. (1978). *Digital Processing of Speech Signals*, Prentice Hall.
- Remennikov, A. M. e Kaewunruen, S. (2005). Investigation of vibration characteristics of prestressed concrete sleepers in free-free and in-situ conditions, *Australian Structural Engineering Conference*.
- West, W. M. (1984). Illustration of the use of modal assurance criterion to detect structural changes in an orbiter specimen, *Air Force Conference on Aircraft Structural Integrity*.
- Yuen, M. M. F. (1985). A numerical study of eigenparameters of a damaged cantilever, *Journal of Sound and Vibration* **103**: 301–310.