

REDES NEURAS ARTIFICIAS PARA DETECÇÃO DE DANOS

Herbert M. Gomes*

* GMAp - Grupo de Mecânica Aplicada
Dep. de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, UFRGS
Av. Sarmiento Leite, 425, sala 202, 2º. Andar, 90050-170 Porto Alegre, RS, Brasil
e-mail: herbert@mecanica.ufrgs.br, web page: <http://www.mecanica.ufrgs.br>

Palabras-chave: Identificação de Dano Estrutural, Redes Neurais Artificiais, Detecção de Dano Estrutural.

Resumo *Atualmente os avanços em Redes Neurais Artificiais têm aberto novas perspectivas para a Engenharia Estrutural. A robustez, adaptabilidade e capacidade de tratar dados incompletos e com ruídos tornam a Rede Neural uma alternativa para problemas deste tipo. Associado a análise da resposta dinâmica, esta técnica tem mostrado um comportamento robusto. A detecção do dano estrutural e identificação de elementos danificados em estruturas grandes e complexas é uma tarefa difícil. Já é bem conhecido que através de medidas de variações das frequências naturais de estruturas e um bom modelo calibrado é possível detectar, tanto em posição quanto em intensidade, cenários de dano. Novos avanços têm sido feitos nesta área por meio de Redes neurais artificiais. Alguns problemas ainda existem com esta abordagem com respeito à identificação de locais danificados em estruturas simétricas. Este trabalho trata de alguns conceitos e princípios para a utilização de Redes Neurais Artificiais para a avaliação do dano. É feita uma breve revisão da literatura na aplicação de Redes Neurais para Detecção de Dano na última década. Algumas interessantes aplicações da técnica são relatadas. Ênfase é dada à aplicação de Redes Neurais com Funções de Base Radial. Um exemplo numérico é mostrado salientando-se as principais características do uso de redes neurais para a detecção e avaliação de dano. Neste exemplo em particular, o uso da Rede Neural se mostrou bastante promissor indicando um grande potencial para utilização em detecção de dano.*

1 INTRODUÇÃO

Diversas têm sido as maneiras de tratar o problema de avaliação da integridade estrutural. Todas, entretanto, têm o ponto de vista comum de que é necessário estabelecer as formas de inspeção que avaliem sistematicamente as condições estruturais, no sentido de identificar a localização do dano e sua intensidade na estrutura. Dentre as técnicas estão as de controle destrutivo e as de controle não-destrutivo.

A primeira faz-se valer de uma análise e inspeção dos componentes estruturais levando-os ao seu estado limite último com vistas a avaliar a capacidade resistente existente ou mesmo a capacidade resistente residual. Obviamente este tipo de técnica apresenta vantagens e desvantagens. A grande vantagem reside no fato de se estar avaliando diretamente o componente estrutural através de uma medida direta da resistência real do material em questão, uma vez que o mesmo pode ter sofrido algum tipo de alteração durante seu uso. Isto requer na maioria das vezes a retirada do componente estrutural ou parte dele para ensaios laboratoriais posteriores, levando grande parte das vezes a um dano localizado no local de extração a amostra. Também, nesta técnica muitas vezes há a necessidade de uma paralisação temporária da operação da estrutura como, por exemplo, no caso de pontes de concreto armado e de aço. Como a avaliação é feita no componente suspeito específico, sempre há o risco de que as conclusões a cerca da peça seja local, e que não possa ser generalizada para toda a estrutura. A segunda técnica insere-se num contexto mais amplo no qual a análise da estrutura é feita sem a interferência em seu funcionamento ou mesmo sem a necessidade de extração de amostras para posterior ensaio. Técnicas como raios x, raios γ , ultra-som, esclerometria, medidas de potenciais elétricos e de resistividade e análise da resposta dinâmica são alguns exemplos deste tipo de técnica. Esta última técnica de controle não-destrutivo constitui-se nos últimos anos numa abordagem atrativa ao problema, graças aos grandes avanços conseguidos nesta área, tanto de sensibilidade e de precisão instrumental quanto de tratamento numérico para análise da resposta dinâmica.

Basicamente, uma avaliação através da resposta dinâmica inicia-se determinando variações perceptíveis nas características modais (frequências naturais, modos de vibração e amortecimento), a partir de observações realizadas regularmente na estrutura. Em outras palavras, caso a estrutura apresente variações na sua resposta dinâmica entre períodos regulares significará que há algum problema eminente. Isto obviamente ocorre porque a degradação ou o dano estrutural inevitavelmente ocasiona uma degradação da rigidez local da estrutura, perda de massa ou mesmo mudanças no material que afetam suas características de amortecimento ou mesmo condições de restrição (apoios). Todos estes fatos têm relação intrínseca com as características dinâmicas da estrutura e, por conseguinte, com a sua resposta dinâmica.

2 BREVE REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A existência de dano em um sistema estrutural leva a modificações nas características dinâmicas de vibração. Estas modificações se manifestam em mudanças dos parâmetros modais (frequências naturais, modos de vibração e amortecimento) os quais podem ser

obtidos através de testes dinâmicos. Mudanças nas características dinâmicas podem não ser as mesmas para cada modo uma vez que estas mudanças dependem da natureza, localização e intensidade do dano. Resultados de testes dinâmicos conduzidos a diferentes épocas oferecem a oportunidade de avaliar as mudanças da condição estrutural com o tempo. Uma das grandes vantagens de se medir as respostas dinâmicas reside no fato destas serem de caráter global. Isto permite a escolha dos pontos de medição de uma forma mais livre.

Um dos métodos mais úteis de localização de dano é o que usa as mudanças nas frequências naturais, pois as medidas destas frequências são rapidamente conduzidas e muito confiáveis (com poucos erros). Perda de rigidez pode ser inferida quando as frequências naturais são menores que as esperadas. Já frequências maiores que a esperada são indicativas de apoios mais rígidos que o suposto. Aktan¹ relata que é necessário ao menos uma mudança de 5% nas frequências para que o dano seja detectado com precisão. Entretanto mudanças significativas das frequências sozinhas não implicam automaticamente na presença de dano uma vez que translações de mais de 5% das frequências naturais de pontes de concreto e aço foram observadas em um mesmo dia (Aktan¹). Estudos realizado por Contursi *et al.*² demonstram inclusive que há uma relação entre o ruído presente nas medições e a sensibilidade dos dados modais de forma que certas regiões da estrutura (*shadow sites*) apresentam limites inferiores para o percentual de dano, abaixo dos quais a análise modal não seriam capaz de detectar.

Todos os pontos modais, ou seja, pontos pertencentes a um determinado modo de vibração e de deslocamento modal nulo apresentam mínimas tensões para um modo de vibração em particular, portanto a mínima mudança na frequência modal respectiva pode significar que o dano está próximo ao nó modal.

O fato das frequências naturais serem um dos parâmetros modais que estão menos contaminados com ruídos de medições e que podem ser medidas com boa precisão é largamente aceito. Messina³ sugere um erro padrão de $\pm 0,15\%$ como um valor médio para a precisão das medidas de frequências naturais medidas em laboratório com a técnica do impacto. Em contraste, estimativas de amortecimento modal e modos de vibração tem níveis de erro acima de 20 vezes aquele valor.

Na prática, as medidas são feitas para alguns modos de vibração com respeito ao número total de graus de liberdade presente no modelo de elementos finitos correspondente usado. As complicações advêm quando os modos de vibração da estrutura são complexos e o modelo de Elementos Finitos não consegue capturá-los bem além do que a instrumentação necessária para capturar todos os graus de liberdade em uma estrutura real é proibitiva.

Um grande número de técnicas de avaliação não-destrutivas têm sido desenvolvidas baseadas nas mudanças dos parâmetros dinâmicos. Cawley e Adams⁴ usaram a mudança na frequência natural juntamente com um modelo de Elementos Finitos para localizar os pontos de dano. Penny⁵ observou que este método era susceptível a erros de medição e então sugeriu formas de melhorar esta localização através de uma análise estatística. Biswas⁶ realizou experimentos numa ponte de tráfego e demonstrou que as mudanças das frequências naturais por si só eram suficientes para detectar o dano. Conclusões semelhantes chegou Loland⁷.

Através da inclusão dos modos de vibração diversos autores puderam desenvolver métodos que fossem capazes de detectar além da posição do dano a sua intensidade. Pandey e Biswas⁸ utilizaram os modos de vibração de estruturas danificadas e não danificadas para localizar o dano e a sua intensidade através da resolução de um sistema de equações lineares resolvidas uma única vez, diferentemente do algoritmo de Zimmerman e Kaouk⁹ o qual necessitava de dois passos, um para detectar a posição e outro para determinar a intensidade do dano.

Messina³ propôs um critério de certeza para a detecção de pontos únicos de dano e foi posteriormente estendido por Contursi e Messina¹⁰ para identificar a intensidade de dano em diversos locais. A validação dos dados foi feita através de testes numéricos livres de ruído. Esta abordagem, entretanto, pode envolver um significativo esforço computacional quando do tratamento de grandes estruturas com muitos graus de liberdade.

Uma metodologia robusta para a avaliação do dano estrutural deve ser capaz de reconhecer padrões da resposta em estruturas cujos componentes apresentem dano e também determinar a extensão (intensidade) deste dano. Um paradigma geral encontrado na detecção de dano foi apresentado por Pandey e Barai¹¹ quando do tratamento para pontes de aço. A dificuldade é encontrada devido ao fato dos dados disponíveis das medidas *in situ* são freqüentemente imprecisas e inadequadas. Este problema pode ser contornado pelo uso de Redes Neurais Artificiais as quais, como já se tem demonstrado (Wu *et al.*¹²; Szewczyk *et al.*¹³) apresentam capacidade de lidar com estes problemas.

Para usar uma Rede Neural Artificial para o diagnóstico de dano ela deve ser treinada com cenários de danos conhecidos e já diagnosticados os quais compreendem o conjunto de amostras de treinamento. Em um estudo analítico, Wu *et al.*¹² usou a densidade espectral de potência de deslocamentos, gerada por um modelo numérico de um pórtico plano simples, como dado de entrada numa rede neural artificial com o propósito de detectar o dano através da captura de mudança de padrões nesta função. Já Elkordy *et al.*¹⁴ usou as mudanças percentuais das respostas de vibração, obtidas de um estudo experimental de um pórtico de cinco pisos, como entrada para a rede neural. Eles demonstraram que usando as mudanças percentuais nas respostas de vibração ao invés do seu valor absoluto efetivamente distinguiria entre padrões correspondentes a diferentes estados de dano. Usando esta aproximação, um caso típico utilizado para treinar redes neurais para o diagnóstico foi um diagnóstico correto do estado de dano com sua correspondente variação percentual das respostas de vibração.

Um trabalho investigativo e introdutório realizado por Mukherjee¹⁵ avaliou a aplicação de redes neurais artificiais. A habilidade de uma rede auto-organizável de identificar os modos de vibração naturais de pórticos de múltiplos andares foi demonstrada. Os primeiros quatro modos de vibração para diversos pórticos de múltiplos andares foram usados como entrada para a rede neural. A rede neural foi capaz de classifica-los corretamente em quatro grupos. A habilidade da rede em descobrir novos padrões foi demonstrada apresentando à rede neural modos de vibração de um pórtico para uma rede que havia aprendido os dois primeiros apenas. Se as amplitudes de deslocamento de um prédio são medidas *in situ*, os dados conterão certamente ruídos na forma de medidas imprecisas. A propriedade a rede em ser tolerante a ruídos demonstrou ser muito útil nestas circunstâncias.

2.1 Detecção de dano pela análise modal

O comportamento dinâmico de sistemas elásticos lineares com n graus de liberdade e amortecimento pode ser descrito pela equação:

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{y}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{y}} + \mathbf{K}\mathbf{y} = \mathbf{F}(t) \quad (1)$$

onde \mathbf{M} , \mathbf{K} e \mathbf{C} são as matrizes $n \times n$ de massa, rigidez e amortecimento, $\mathbf{F}(t)$ denota o vetor de forças externas e $\ddot{\mathbf{y}}$, $\dot{\mathbf{y}}$ e \mathbf{y} os vetores de aceleração, velocidade e deslocamento respectivamente. Quando se tem um sistema com pequeno amortecimento, as frequências e modos de vibração são obtidos através da equação do sistema livre não-amortecido através do problema de autovalores como segue:

$$(\mathbf{K} - \Omega\mathbf{M})\Phi = 0 \quad (2)$$

onde Ω é a matriz $n \times n$ diagonal que contém os quadrados das n frequências naturais ω_i^2 e Φ é a matriz $n \times n$ que contém os respectivos modos de vibração onde a i -ésima coluna corresponde ao conjunto de deslocamentos para o i -ésimo modo de vibração Φ_i . Fazendo uma perturbação na equação de autovalores, tem-se:

$$(\mathbf{K} + \delta\mathbf{K})(\Phi + \delta\Phi) = (\Omega + \delta\Omega)(\mathbf{M} + \delta\mathbf{M})(\Phi + \delta\Phi) \quad (3)$$

Como frequentemente a ocorrência de dano gera uma redução de rigidez significativa e uma pequena redução de massa, pode-se desprezar o efeito da variação da matriz de massa e reescrever a equação como (também desprezando os termos de segunda ordem δ^2):

$$([\mathbf{K}] - [\Omega][\mathbf{M}])[\Phi] + [\delta\mathbf{K}][\Phi] - [\delta\Omega][\mathbf{M}][\Phi] + ([\mathbf{K}] - [\Omega][\mathbf{M}])[\delta\Phi] = 0 \quad (4)$$

Após alguns algebrismos chega-se a:

$$\delta\Omega = \frac{\Phi^T \delta\mathbf{K} \Phi}{\Phi^T \mathbf{M} \Phi} \quad (5)$$

que para um modo simples de vibração Φ_i fica

$$\delta\omega_i^2 = \frac{\Phi_i^T \delta\mathbf{K} \Phi_i}{\Phi_i^T \mathbf{M} \Phi_i} \quad (6)$$

a qual representa a mudança na i -ésima frequência natural como consequência numa pequena variação da rigidez global do sistema.

Através da adoção de um modelo de elementos finitos que represente o sistema estrutural é possível obter uma relação entre o dano em um elemento individual e as variações na resposta global de vibração. Assim, pode-se decompor a matriz de rigidez global \mathbf{K} e o vetor de deslocamentos modais Φ dos modos de vibração:

$$\Phi_i^T \mathbf{K} \Phi_i = \sum_{e=1}^n u(\Phi_i)_e^T \mathbf{k}_e u(\Phi_i)_e \quad (7)$$

onde $\mathbf{k}_e u(\Phi_i)_e$ são a matriz de rigidez local do elemento e , e os deslocamentos referentes ao i -ésimo modo de vibração no e -ésimo elemento. Para um elemento de barra no plano, por exemplo, as matrizes e vetores acima ficam:

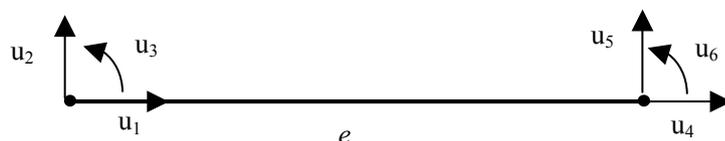


Figura 1: Elemento finito de barra com três graus de liberdade por nó.

$$u(\Phi_i)_e = \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_6 \end{Bmatrix} \quad e \quad \mathbf{k}_e = \begin{bmatrix} k_{11} & \dots & k_{16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{61} & \dots & k_{66} \end{bmatrix} \quad (8)$$

Fazendo-se o mesmo procedimento para $[\delta\mathbf{K}]$, tem-se:

$$\Phi_i^T \delta\mathbf{K}\Phi_i = \sum_{e=1}^n u(\Phi_i)_e^T \delta\mathbf{k}_e u(\Phi_i)_e \quad (9)$$

e substituindo esta equação na equação inicial, fica-se com:

$$\delta\omega_i^2 = \frac{\sum_{e=1}^n u(\Phi_i)_e^T \delta\mathbf{k}_e u(\Phi_i)_e}{\Phi_i^T \mathbf{M}\Phi_i} \quad (10)$$

que representa a mudança na i -ésima frequência natural como consequência numa pequena variação da rigidez local dos elementos. Particularizando o dano em um elemento m , fica-se com:

$$\delta\omega_{m,i}^2 = \frac{u(\Phi_i)_m^T \delta\mathbf{k}_m u(\Phi_i)_m}{\Phi_i^T \mathbf{M}\Phi_i} \quad (11)$$

que representa a mudança na i -ésima frequência natural como consequência de uma pequena variação da rigidez local do elemento m em particular. Supondo que haja uma relação direta entre a variação da rigidez do elemento e a intensidade do dano, da forma que:

$$\delta\mathbf{k}_m = \delta D_m \mathbf{k}_m \quad (12)$$

onde δD_m é um escalar, podemos substituir esta última equação na equação original e obtermos:

$$\delta\omega_{m,i}^2 = \frac{\delta D_m u(\Phi_i)_m^T \mathbf{k}_m u(\Phi_i)_m}{\Phi_i^T \mathbf{M} \Phi_i} \quad (13)$$

a qual representa a variação de frequência natural da estrutura em função da localização e intensidade do dano. Normalizando esta última equação com relação à maior de todas as variações locais de frequências de todos os elementos, obtém-se:

$$\frac{\delta\omega_{m,i}^2}{\delta\omega_{n,j}^2} = \frac{\frac{u(\Phi_i)_m^T \mathbf{k}_m u(\Phi_i)_m}{\Phi_i^T \mathbf{M} \Phi_i}}{\frac{u(\Phi_j)_n^T \mathbf{k}_n u(\Phi_j)_n}{\Phi_j^T \mathbf{M} \Phi_j}} \quad (14)$$

a qual é utilizada para avaliar a localização do dano. Então, resumidamente, os passos para a localização do dano e avaliação de sua intensidade podem ser colocados da forma como está indicada na Tabela 1.

Uma abordagem simples para avaliar a intensidade do dano sem recorrer às formas modais (modos de vibração) da estrutura é utilizar a informação do índice de localização anteriormente exposto. Uma vez que os elementos com possível dano estejam localizados, pode-se utilizar o índice de localização J_m para através de uma análise inversa, avaliar, por exemplo, pelo método da decomposição do valor singular quais as intensidades dos danos em cada elemento, uma vez que sempre se terá menos variações de frequências medidas que índices de dano a serem avaliados. Desta forma, as contribuições para as variações de frequências naturais ao quadrado de um determinado elemento ${}_m \delta\omega_i^2$ são ponderadas pelo índice de localização antes de se iniciar o processo de ajuste de forma a valorizar as contribuições dos elementos que foram identificados como possíveis possuidores de dano em relação à contribuição dos que não foram identificados (Eq. (15)). Quanto mais modos forem utilizados para a regressão, melhores os resultados esperados. Para a solução deste sistema de equações, neste trabalho foi utilizado o Método da Decomposição do Valor Singular.

$$\begin{Bmatrix} \Delta\omega_1^2 \\ \Delta\omega_2^2 \\ \vdots \\ \Delta\omega_i^2 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta\omega_{1,1}^2 & \delta\omega_{2,1}^2 & \cdots & \delta\omega_{n,1}^2 \\ \delta\omega_{1,2}^2 & \delta\omega_{2,2}^2 & \cdots & \delta\omega_{n,2}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \delta\omega_{1,i}^2 & \delta\omega_{2,i}^2 & \cdots & \delta\omega_{n,i}^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} J_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & J_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & J_n \end{bmatrix} \cdot \begin{Bmatrix} \delta D_1 \\ \delta D_2 \\ \vdots \\ \delta D_n \end{Bmatrix} \quad (15)$$

A grande desvantagem deste tipo de formulação é que a matriz de sensibilidade obtida serve apenas para pequenas variações de dano $\delta\mathbf{D}$, para as quais a linearidade é válida. Para grandes valores do dano, a aproximação já não é mais válida. Ainda assim, o algoritmo proposto para a localização funciona, mas o de avaliação da intensidade do dano não. Casos de dano, como por exemplo perda de rigidez, maiores que 50% são perceptíveis, na maioria das vezes, com outros tipos de métodos de inspeção. Entretanto, no caso específico, por exemplo, de encanamentos com perda interna de material por corrosão (caso em que o dano

não é visível) a detecção e estimação para altos percentuais de dano assume um papel mais importante.

Tabela 1: Passos a serem seguidos para a avaliação do Índice de Localização do Dano.

<p>(i) Através de um modelo de Elementos Finitos calibrado (cujos modos e frequências naturais são iguais ao da estrutura real sem dano) calcula-se para todos os elementos e modos de vibração utilizados os valores:</p> $\delta\omega_{m,i}^2 = \frac{u(\Phi_i)_m^T \mathbf{k}_m u(\Phi_i)_m}{\Phi_i^T \mathbf{M} \Phi_i}$ <p>(ii) Verifica-se qual a maior variação em todos os elementos e modos envolvidos</p> $\delta\omega_{e,j}^2$ <p>(iii) Calculam-se os valores normalizados para cada elemento e modo de vibração:</p> $\frac{\delta\omega_{m,i}^2}{\delta\omega_{e,j}^2}$ <p>(iv) Avalia-se $\Delta\omega_j^2$ através de medições <i>in situ</i> de frequências naturais antes do evento dano e depois do evento de dano.</p> <p>(v) Avalia-se o maior dos valores $\Delta\omega_j^2$, chamando-o de $\Delta\omega_f^2$.</p> <p>(vi) Avaliam-se as seguintes relações para cada modo i</p> $\frac{\Delta\omega_i^2}{\Delta\omega_f^2}$ <p>(vii) Para cada elemento e situação de dano simulado, no modelo de Elementos Finitos, avalia-se o desvio quadrático médio destas diferenças:</p> $\sigma_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^s \left[\left(\frac{\Delta\omega_i^2}{\Delta\omega_f^2} \right) - \left(\frac{\delta\omega_{m,i}^2}{\delta\omega_{m,j}^2} \right) \right]^2$ <p>sendo que os maiores índices indicarão os elementos danificados.</p> <p>(viii) Avalia-se para cada elemento o desvio relativo, ou seja, o índice de localização do dano como indicado por Veizaga¹⁶, dado pela equação:</p> $J_m = \frac{1/\sigma_m}{\sum_{\rho=1}^n 1/\sigma_\rho}$

3 REDES NEURAIS PARA DETECÇÃO DE DANO

O projeto de uma rede neural pode ser visto como um problema de adaptação

(aproximação) de hiper-superfícies em um espaço multidimensional. Assim, o aprendizado da rede é equivalente a encontrar as características da superfície multidimensional que melhor se ajustam aos dados de treinamento. De forma correspondente, a generalização pode ser entendida como o uso da superfície multidimensional ajustada para a interpolação (ou extrapolação) de dados de validação ou teste. Tal ponto de vista na verdade é a motivação que está por trás do método das funções de base radial de forma que ele remete à trabalhos tradicionais de pesquisa de interpolação em espaços multidimensionais.

A construção de redes neurais com funções de base radial na sua forma mais básica envolve apenas três camadas, as quais são inteiramente diferentes entre si. A camada de entrada é composta por neurônios de entrada (sensores). A segunda camada é uma camada escondida de dimensão suficiente e que serve para propósitos diferentes que daqueles presentes nas redes percéptrons multicamada. Esta camada é composta por modelos de neurônios diferentes dos usualmente empregados. Na Fig. 2 é apresentado um esquema de um neurônio com função de base radial, na sua forma mais simples.

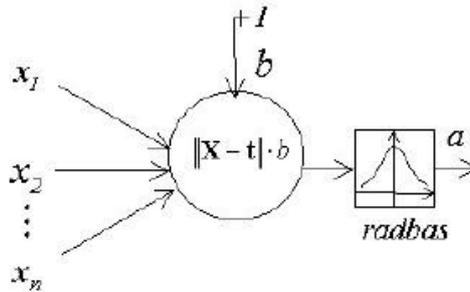


Figura 2 : Esquema geral de um neurônio de Base Radial.

Assim como nos neurônios das redes percéptrons, o neurônio com função de base radial recebe o vetor de entrada $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ pelos seus axônios, os quais não possuem pesos sinápticos como nas redes percéptrons. No corpo do neurônio é então calculada a norma Euclidiana da distância entre o vetor de entrada e o centro fixo \mathbf{t} do neurônio. Então este resultado é multiplicado pelo limiar b o qual tem valor de entrada constante e igual a $+1$. O valor do limiar b permite que a sensibilidade do neurônio seja ajustada de forma que responda a vetores de entrada que estejam mais ou menos distantes de seu centro, possibilitando que outros neurônios com centros próximos àquele também respondam aos vetores de entrada. O produto resultante é passado por uma função não linear de base radial G (função de ativação, por exemplo, função de Gauss $G(x) = \exp(-x^2/2\sigma)$) para então resultar na saída a , de forma que a saída tem valor máximo quando o vetor de entrada for igual ao centro do neurônio. Todo o processo pode ser resumido como se segue:

$$a = G(\|\mathbf{x} - \mathbf{t}\|b) \quad (16)$$

Devido ao fato de utilizar-se funções de ativação não lineares, a transformação do espaço de entrada para o espaço das unidades escondidas é dita do tipo não linear. A terceira camada é a camada de saída e fornece a resposta da rede aos padrões apresentados à mesma.

A transformação do espaço das unidades escondidas para o espaço das unidades de saída é dita do tipo linear uma vez que esta camada é composta por neurônios que possuem função de ativação do tipo linear. Assim como as redes perceptrons, nesta camada cada neurônio possui associado aos seus axônios tanto pesos sinápticos quanto limiares. Assim, a camada de saída apenas soma ponderadamente as saídas da camada anterior escondida, formada por funções de bases radiais, pelos pesos sinápticos correspondentes e fornece o valor da saída. Pode-se demonstrar que, sendo $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$ n pontos distintos em \mathbf{R}^p , então a matriz de interpolação Φ n por n , cujos elementos são $\varphi_{ij} = G(\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|)$, sendo G uma função de base radial, deverá ser positiva definida e assim se poderá resolver o problema inverso. Neste trabalho o problema inverso é resolvido com Método da Decomposição do Valor Singular sendo a escolha dos vetores de centro “ t ” feita de forma auto-organizável. Redes Neurais de Base Radial em sua forma tradicional possuem uma arquitetura com uma camada de entrada (que recebe os dados de entrada), uma camada escondida composta por neurônios do tipo Base Radial em quantidade igual ao número de amostras de entrada utilizadas no treinamento e uma camada de saída com neurônios do tipo linear em quantidade igual ao vetor de dados de saída desejada. Maiores detalhes de implementação deste algoritmo podem ser encontrados em Haykin¹⁷.

Um passo importante para a plena utilização da Rede Neural é a correta escolha dos parâmetros ou padrões a serem aprendidos pela rede. Em nosso caso os parâmetros de entrada são as variações dos quadrados das frequências naturais como apresentado anteriormente pela análise modal e como parâmetro de saída são os índices de dano em cada elemento da estrutura. É criado um banco de dados do comportamento da estrutura em termos de suas características modais através de um modelo de elementos finitos calibrado. Optou-se por limitar a região de aprendizado para valores de interesse do dano entre 0% e 40%. Para cada elemento variou-se o percentual do dano entre aqueles limites, assim como variações aleatórias entre todos os elementos conjuntamente. Após o treinamento da Rede Neural com relações às mudanças nos quadrados das frequências naturais e respectivas localização e intensidade de dano, obtidas de um modelo numérico, estas inter-relações ficam guardadas nas conexões da rede neural. O passo seguinte é testar a rede neural treinada para verificar seu aprendizado. Isto deve ser feito apresentando para a Rede Neural novos padrões de dano da estrutura, ou seja, novas variações de frequência diferentes daquelas usados para o treinamento e verificando se o padrão de dano obtido como saída da Rede Neural equivale ao cenário de dano correspondente.

4 EXEMPLO NUMÉRICO

Seja uma viga bi-apoiada com comprimento de $L=2.4\text{m}$, módulo de Elasticidade de $E=2.5 \times 10^{10} \text{ N/m}^2$, densidade do material de $\rho=2500 \text{ kg/m}^3$ e seção retangular de base $b=0.14\text{m}$ e altura $h=0.24\text{m}$ como indicado na Fig. 3 abaixo:

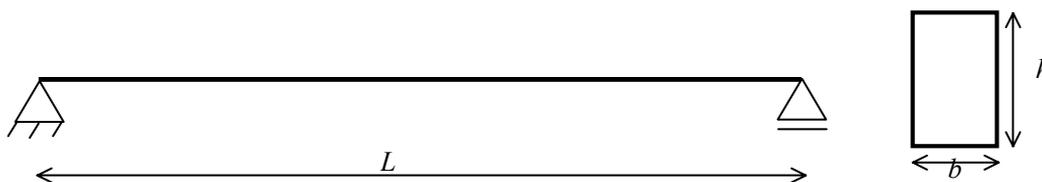


Figura 3: Esquema da viga analisada e suas dimensões.

Esta viga foi inicialmente discretizada em 24 elementos. Utilizou-se um programa de elementos finitos para simular os estados de dano induzido na viga através da redução apenas da inércia e posterior avaliação das variações nas frequências naturais. Simularam-se diversos cenários de dano indicados na Tabela 2 abaixo:

Tabela 2: Cenários de danos analisados.

Cenário	1	2	3	4	5	6	7	8
Elemento-Dano%	9-10%	3-10%	13-10%	22-10%	16-10%	2,13,22-10%	9-5%	9-1%

Estes cenários foram testados com o algoritmo de detecção pela análise modal utilizando-se apenas as variações de frequência e também com a Rede Neural com função de Base Radial treinada para cenários de danos que variavam de 0% a 40% subdivididos em 6 intervalos iguais. O total de amostras utilizadas para a geração foi de (24 elementos x 6 níveis de dano) avaliadas uma de cada vez para cada elemento + $2 \times (24 \times 6)$ amostras avaliadas aleatoriamente em qualquer elemento conjuntamente (dano em mais de um elemento) + 1 amostra da estrutura sem dano perfazendo um total de 433 amostras. A arquitetura da rede ficou definida como No. de modos usados - No. de amostras - No. de elementos finitos (5-433-24). Os resultados são os apresentados nos gráficos das Figuras que se seguem.

Na Fig. 4 apresentam-se os índices de localização de dano para a Análise Modal com apenas as cinco primeiras frequências naturais. Apenas para o cenário de dano 6 (redução de inércia de 10% nos elementos 3, 13 e 22), o índice de localização indicou como possíveis locais de dano os elementos 4, 11, 14 e 21. Em todos os outros cenários a localização foi satisfatória.

Na Fig. 5, mostra-se, para os mesmos cenários de dano, a análise inversa para avaliação da intensidade do dano com o algoritmo proposto utilizando-se ainda apenas as cinco primeiras frequências naturais. Como era de se esperar, apenas para valores baixos do percentual de dano, 1% e 5% há uma boa correlação (valores obtidos de 2% no elemento 9 e 4% no elemento 9 respectivamente). Para o caso de múltiplos elementos danificados (cenário 6) e grande dano (10%), a estimativa é prejudicada (valores obtidos de 13% no elemento 3 25% no elemento 14 e 42% no elemento 24).

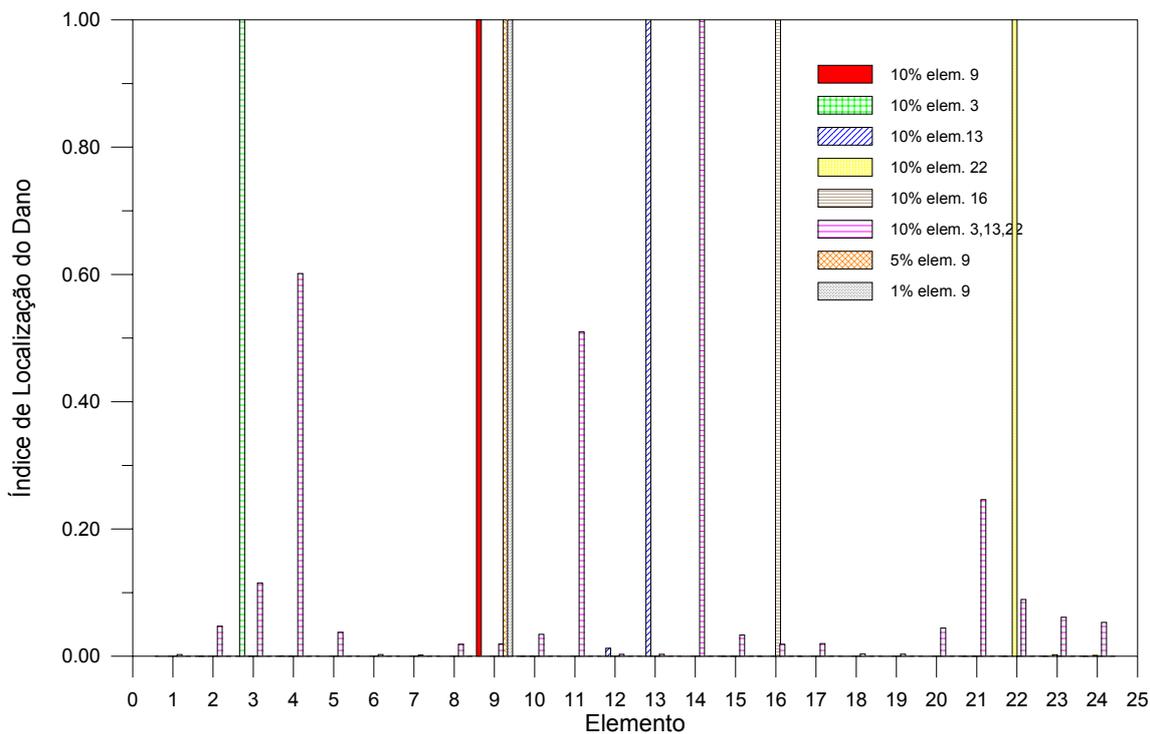


Figura 4: Índice de localização do dano com Análise Modal para os vários cenários de dano (cinco primeiros modos utilizados).

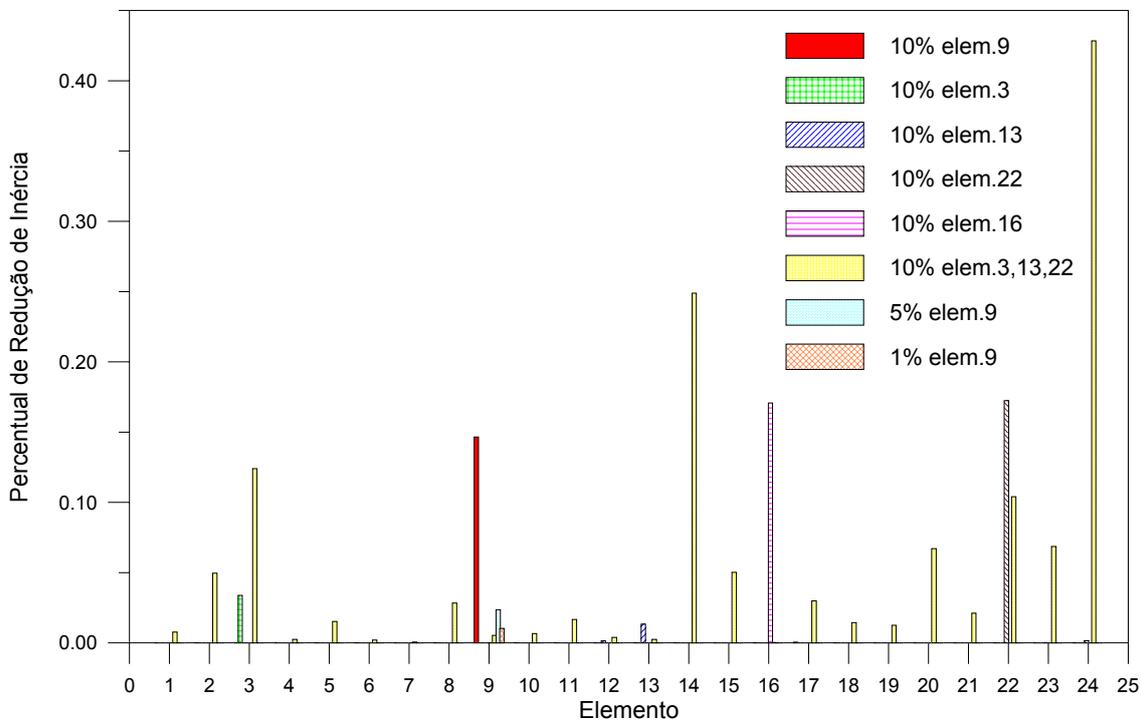


Figura 5: Percentual de redução de inércia com análise Modal obtido para cada um dos cenários de dano (cinco primeiros modos utilizados).

Na Fig. 6 indicam-se os mesmos percentuais de redução de inércia da Fig. 5, agora se utilizando os 10 primeiros modos (situação esta de difícil obtenção em estruturas reais). Neste caso os valores dos percentuais ficaram bem mais próximos aos esperados. Exceção para o cenário 2 (10% de dano no elemento 2) cuja estimativa de dano ficou em 15% no elemento 2.

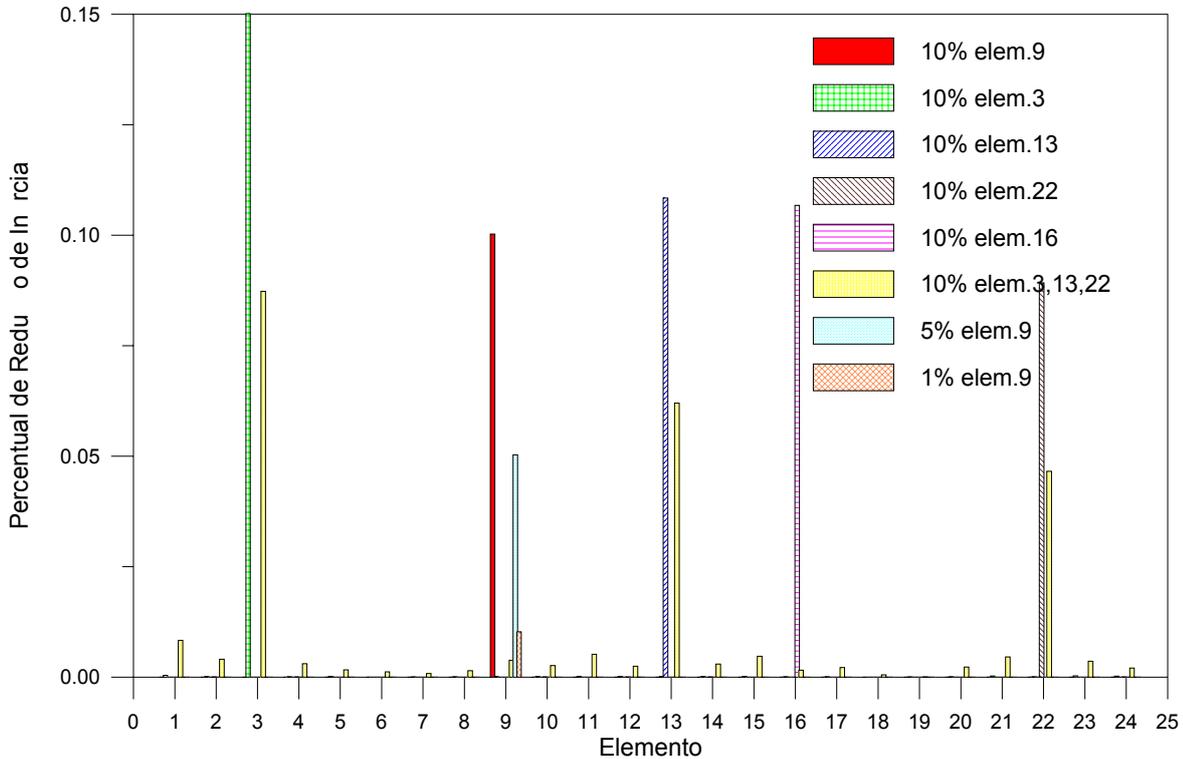


Figura 6: Percentual de redução de inércia com Análise Modal obtido para cada um dos cenários de dano (dez primeiros modos utilizados).

Observa-se nas Figuras anteriores que quanto mais modos utilizados, melhor o resultado quanto à indicação do percentual de redução de inércia. Também quanto maior este percentual, pior fica sendo sua predição.

Na Fig. 7 mostram-se os percentuais de redução de inércia obtidos com as cinco primeiras frequências naturais e com a Rede Neural treinada como indicado anteriormente. Observa-se que à exceção do cenário 6, que é o de dano em múltiplos elementos, todos os outros casos são detectados com precisão quando comparados com os obtidos pela Análise Modal.

A fim de observar a robustez quanto à presença de ruído, multiplicaram-se os valores medidos da variação de frequência ao quadrado $\Delta\omega_i^2$ (entrada da rede) para o cenário 3 (10% de redução da inércia do elemento 13) por números aleatórios de forma a prover níveis de ruído crescentes, ou seja, flutuações aleatórias em torno de $\Delta\omega_i^2$. Na Fig. 8 mostram-se os percentuais de redução de inércia obtidos com as cinco primeiras frequências naturais e com a

Rede Neural treinada com ruídos nos dados apresentados crescentes. Observa-se claramente que o resultado da rede piora gradativamente com o aumento deste ruído

Como um último teste, simulou-se dano de 40%, no elemento 13 com 10% de ruído e utilizando-se as 5 primeiras freqüências naturais. Pela Análise Modal, o índice de localização, como era de se esperar não indica o elemento danificado, inclusive fornece valores absurdos para o percentual de dano em diversos elementos. Já a Rede Neural indica com relativa precisão o elemento danificado, entretanto estima o percentual de redução de inércia 50% inferior ao esperado. Estes resultados estão indicados na Fig. 9.

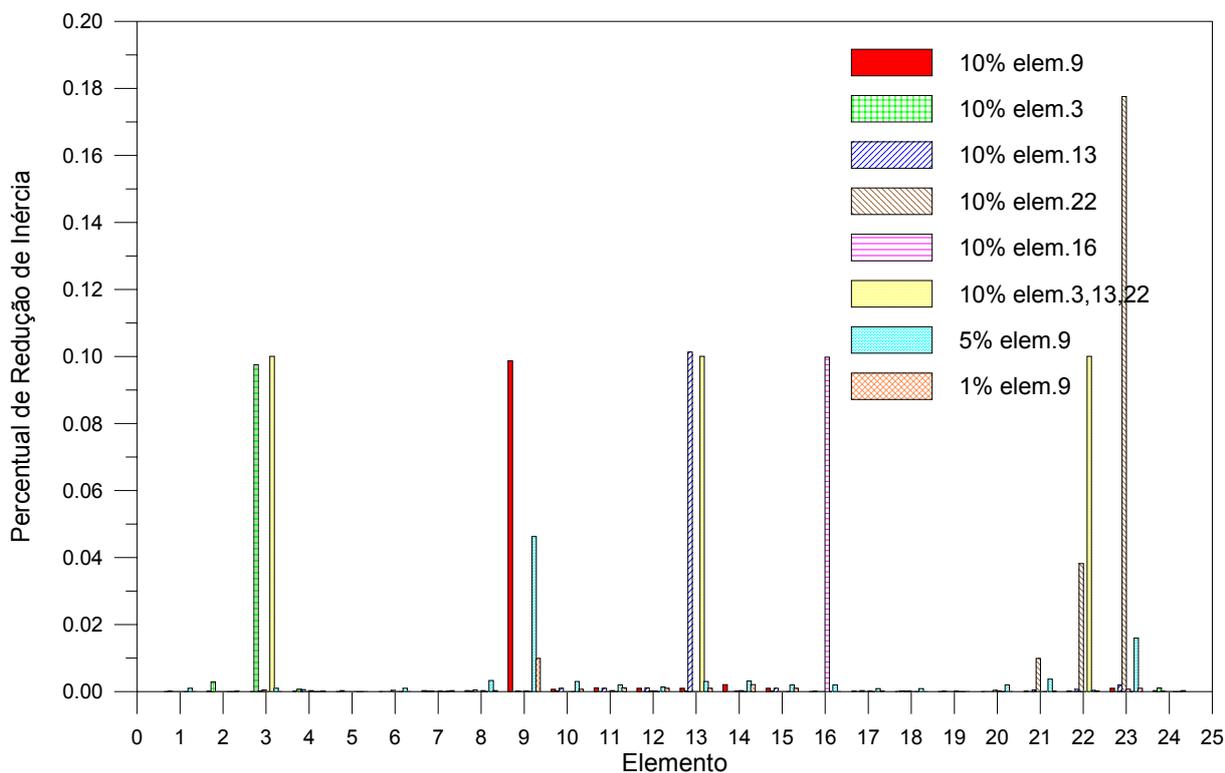


Figura 7: Percentual de redução de inércia com Rede Neural de Base Radial obtido para cada um os cenários de dano (cinco primeiros modos utilizados).

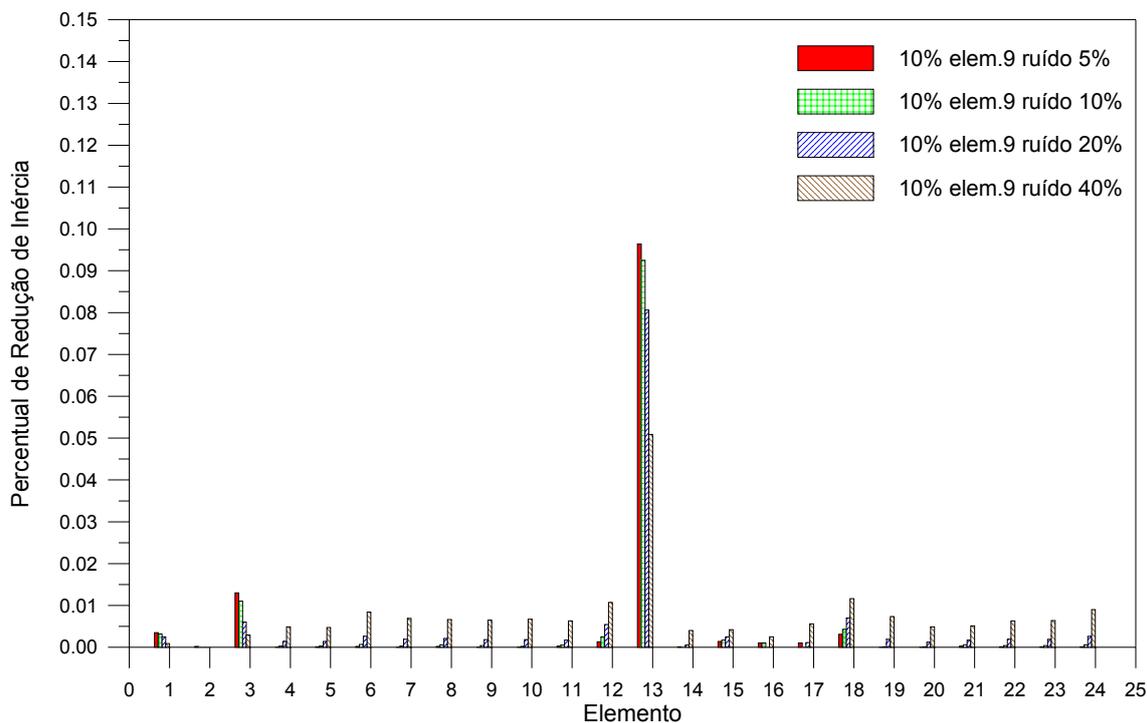


Figura 8: Percentual de redução de inércia com Rede Neural de Base Radial obtido para cenários de dano 3 (cinco primeiros modos utilizados) e ruídos crescentes.

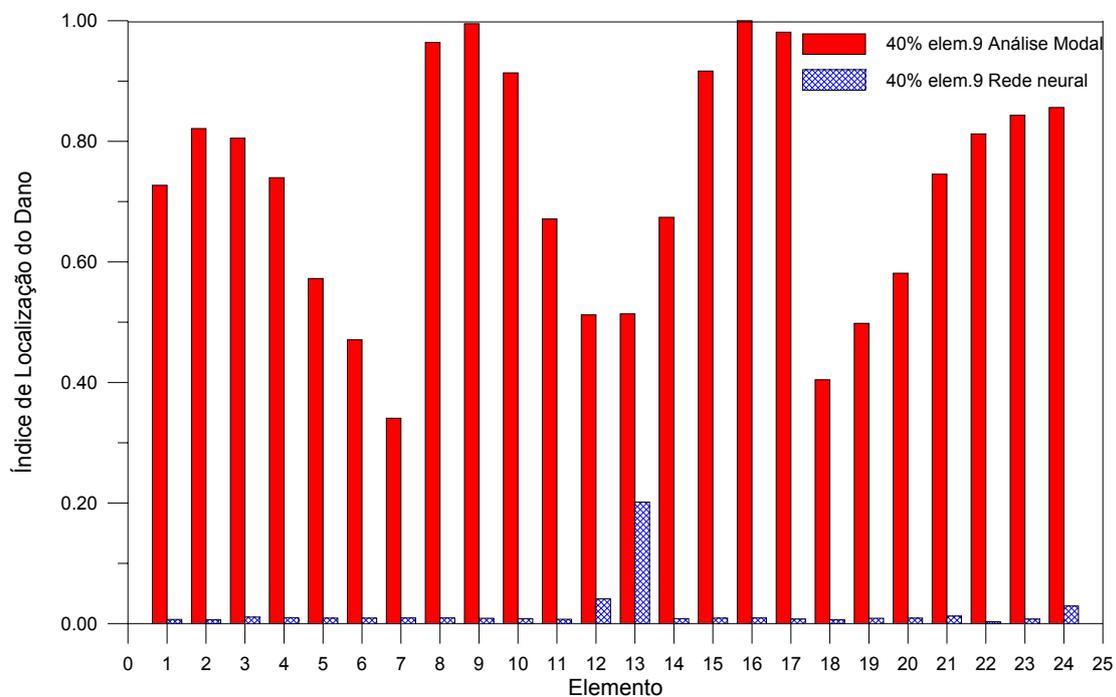


Figura 9: Comparação entre índice de Localização de Dano para dano de 40% no elemento 13 e ruído simulado de 10% pela Análise Modal e Rede Neural (cinco primeiros modos).

5 CONCLUSÕES

Com os exemplos analisados percebeu-se que a escolha das amostras de treinamento da Rede Neural deve ser criteriosa. As amostras devem representar adequadamente a totalidade da variabilidade do comportamento da estrutura a fim de que se possa traçar previsões confiáveis pela Rede Neural. Sendo assim, estruturas com grande número de elementos necessitariam de um grande volume de dados de treinamento podendo vir a se tornar inviável a sua utilização. O número de possibilidades de combinações de elementos danificados (N) x níveis de percentual de redução de rigidez (r) torna-se monumental (r^N) mesmo apenas usando um percentual deste número para treinamento. Poucos dados de treinamento, ou mesmo adoção de regiões da estrutura para variação do dano, podem tornar as estimativas grosseiras.

A Rede Neural mostrou-se bastante robusta quanto à presença de ruído em seus dados de alimentação, perdendo entretanto precisão na avaliação da intensidade do dano.

Na presença de danos elevados (>30%) e algum tipo de ruído (10%) a análise modal mostrou-se ineficiente quer na localização da região danificada quer na avaliação da intensidade do dano. Já as Redes Neurais mostraram-se capazes de prever a região e, com pouca precisão a intensidade deste dano.

6 REFERÊNCIAS

- [1] A. E. Aktan, K. L. Lee, C. Chuntavan and T. Aksel, Modal testing for structural identification and condition assessment of constructed facilities. *In: Proceedings of 12th International Modal Analysis Conference*, Honolulu, Hawaii, No.1, pp.462-268 (1994).
- [2] T. Contursi, L. M. Mangialardi and A. Messina, Detection of structural faults by modal data, lower bounds and shadow sites, *Journal of Sound and Vibration*, No.210, pp.267-278 (1998).
- [3] A. Messina, I. A. Jones and E. J. Williams, Damage detection and localization using natural frequency changes, *In: Proceedings of Conference on Identification in Engineering Systems*, Swansea, U.K., pp.67-76 (1996).
- [4] P. Cawley, R. D. Adams, The location of defects in structures from measurements of natural frequencies, *Journal of Strain Analysis*, No.14, pp. 49-57 (1979).
- [5] J. R. T. Penny, D. Wilson and M. I. Freiswell, Damage locations in structures using vibration data, *In: Proceedings of the 11th International Modal Analysis Conference*, No.1, pp.861-867 (1993).
- [6] M. Biswas, A. K. Pandey, M. M. Samman, Diagnostic experimental spectral/modal analysis of a highway bridge, *The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, No.5, pp.33-42 (1990).
- [7] O. Loland, C. J. Dodds, Experiences in developing and operating integrity monitoring system in North Sea, *In: Proceedings of the 8th annual Offshore Technology Conference*, No.2, pp.313-31 (1976).

- [8] A. K. Pandey, M. Biswas, Damage diagnosis of truss structures by estimation of flexibility change, *The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, No.10, pp.104-117 (1995).
- [9] D. C. Zimmerman and M. Kaouk, Structural damage detection using minimum rank update theory. *Journal of Vibration and Acoustics*, No. 116, pp.222-231 (1994).
- [10] A. Messina, E. J. Williams and T. Contursi, Structural damage detection by a sensitivity and statistical-based method. *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 216, No. 5, pp.791-808 (1998).
- [11] P. C. Pandey and S. V. Barai, Damage assessment in steel bridges, *Journal of Structural Engineering*, Vol. 20, pp.9-21 (1993).
- [12] X. Wu, G. Ghaboussi and J. H. Garret, Use of Neural network for Damage detection in structures. *Computers and Structures*, No. 42, pp. 649-659 (1992).
- [13] Z. P. Szewczyk and P. Hajela, Neural networks based damage detection in structures. *Technical Report*, RPI, Troy (1992).
- [14] M. F. Elkordy, K. C. Chang, G. C. Lee, Neural networks trained by analytically simulated damage states. *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 7, No. 2, pp. 130-145 (1993).
- [15] A. Mukherjee, Self-organizing neural network for identification of natural modes. *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 11, No. 1, pp.74-77 (1997).
- [16] J. E. F. Veizaga, Identificação de dano em estruturas pela variação das características modais, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 77p. Porto Alegre, (1993).
- [17] Haykin, S., *Neural networks: a comprehensive foundation*, NY: Macmillan, (1994).