



## AVALIAÇÃO DOS EFEITOS DA VARIAÇÃO DE TEMPERATURA E DANO SOBRE FREQUÊNCIAS NATURAIS DE UMA VIGA METÁLICA

### Evaluation of the effects of temperature and damage over the natural frequencies of a metallic beam

Daniel de Almeida Cardoso Soares (P) (1); Alexandre Abrahão Cury (2)

(1) Graduando em Engenharia Civil, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora - MG, Brasil.

(2) Prof. Dr., Departamento de Mecânica Aplicada e Computacional, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora - MG, Brasil.

E-mail para Correspondência: alexandre.cury@engenharia.ufjf.br; (P) Apresentador

**Resumo:** Identificar e quantificar danos estruturais em uma estrutura exposta a condições ambientais variáveis como temperatura, umidade e vento tem sido uma fonte de pesquisa pelo mundo todo devido à complexidade desse fenômeno. Sabe-se que um dano estrutural pode causar mudanças nos parâmetros modais de uma estrutura, i.e., frequências naturais, taxas de amortecimento e formas modais, dado que este afeta diretamente a rigidez estrutural. A ideia do Monitoramento de Integridade Estrutural (SHM – *Structural Health Monitoring*, em inglês) é baseada no conhecimento da variação desses parâmetros com o objetivo de se identificar um eventual dano. O desafio de tal abordagem está no fato de que essa variação pode ser causada tanto por danos estruturais quanto por mudanças nas condições ambientais - notadamente a temperatura - que, por sua vez, pode causar variações maiores que o próprio dano. Assim, diversos pesquisadores no mundo vêm desenvolvendo métodos para compreender o efeito da variação de temperatura. Neste artigo, apresentam-se cinco metodologias para identificação de dano, tendo como dados de entrada apenas a temperatura e as frequências naturais de uma viga de aço ensaiada. Para tanto, simulações numéricas e ensaios experimentais foram realizados considerando-se uma grande amplitude de térmica e quatro diferentes níveis de dano. O objetivo é tentar estabelecer relações entre a variação de temperatura e a frequência, a fim de se evitar o problema da interferência da temperatura na detecção de dano. Como resultado, observa-se que algumas das metodologias propostas foram eficientes na separação dos efeitos térmicos e de dano na estrutura estudada.

*Palavras chaves:* dinâmica das estruturas; detecção de danos; efeitos térmicos; identificação modal.

**Abstract:** To identify and quantify structural damage in a structure exposed to varying environmental conditions such as temperature, humidity and wind has been a source of worldwide research due to the complexity of such a phenomenon. It is known that structural damage can cause changes in structural modal parameters, i.e., natural frequencies, damping ratios and mode shapes, since this directly affects structural rigidity. The idea of Structural Health Monitoring (SHM) is based on the knowledge of the variation of such parameters in order to identify damage. The challenge of such an approach lies in the fact that this variation can be either caused by structural damage or by changes in



environmental conditions - notably temperature - which, in turn, can cause greater variations than damage itself. Thus, several researchers around the world have been developing methods to understand the effect of temperature variation. In this paper, five methodologies for damage identification are presented, with only the temperature and natural frequencies of a steel beam being tested as input data. For this purpose, numerical simulations and experimental tests were performed considering a large thermal amplitude and four different damage levels. The objective is to try to establish relations between temperature variation and frequency to avoid the problem of temperature interference in damage detection. As a result, it can be observed that some of the proposed methodologies were efficient in the separation of thermal effects and damage in the studied structure.

**Keywords:** *structural dynamics; damage detection; thermal effects; modal identification.*

## 1 INTRODUÇÃO

O Monitoramento de Integridade Estrutural (SHM) tem sido uma fonte de pesquisa há muitos anos. O desenvolvimento do SHM é motivado por órgãos governamentais e instituições privadas que buscam detectar danos em estruturas o mais rápido possível, a fim de se evitar prejuízos financeiros e acidentes. A manutenção baseada no histórico de dados de vibração consiste na instalação de sensores na estrutura que são conectados a um computador, notificando o operador caso algum dano ou degradação seja identificado. Tal abordagem deve ocorrer antes que a degradação evolua para um nível crítico a fim de que se possa recorrer a algum tipo de reforço estrutural ou evacuação de pessoas do local em caso de risco de colapso estrutural (, Cury et al., 2011, Farrar et al., 2013, Alves et al. 2015).

Considerando o objetivo do SHM, a informação dinâmica coletada da estrutura (deslocamentos, acelerações, parâmetros modais, entre outros) deve ser sensível o suficiente para tornar possível a detecção de eventuais danos estruturais ou excesso de degradação, com base nos dados coletados enquanto a estrutura ainda se encontrava intacta. Entretanto, esta informação também é sensível a condições operacionais e ambientais, como intensidade de tráfego, temperatura, umidade e vento.

Vários métodos já foram desenvolvidos e testados para tentar compreender os efeitos operacionais e ambientais, com objetivo de mitigar e prever o comportamento da estrutura sob condições variáveis e identificar efetivamente os danos. Parte dessas metodologias baseiam-se na evolução dos parâmetros modais (frequências naturais, taxas de amortecimento e formas modais). Em geral, o parâmetro modal mais prático para a detecção de dano é a frequência natural de vibração da estrutura, identificada a partir de um processo de identificação modal (Cardoso et al., 2017).

Deraemaeker e Worden (2018) mostraram uma comparação entre ajustes lineares para filtrar os efeitos ambientais e atestaram a possibilidade de se usar a distância quadrada de Mahalanobis para a detecção de dano. Wei-Hua Hu et al. (2016) monitoraram continuamente, com um conjunto de acelerômetros e sensores térmicos, duas pontes em Portugal ao longo de vários anos e apresentaram uma comparação entre regressão linear múltipla e Regressão por Componentes Principais (PCR – *Principal Components Regression*, do inglês) para remover

efeitos ambientais e operacionais e identificar cenários de danos simulados. Observou-se que o método de regressão linear múltipla é ligeiramente mais sensível para detectar danos estruturais.

Com o objetivo de compreender a tendência da diminuição da frequência com o aumento da temperatura, detectar e quantificar o dano, este trabalho apresenta e compara cinco metodologias baseadas na evolução dessas grandezas: intervalos de confiança, regressão linear e não linear, Análise de Componentes Principais (ACP) e Rede Neural Artificial (RNA). Para este propósito, foi feita uma simulação computacional de uma viga baseada no Método dos Elementos Finitos (MEF). Além disso, foram realizados ensaios em laboratório com uma viga de aço para testar e comparar essas metodologias.

## 2 MÉTODOS PARA DETECÇÃO DE DANO

Cinco metodologias serão aplicadas sobre os dados coletados, com objetivo de prever o comportamento da estrutura sob diferentes temperaturas, possibilitando a detecção de diferentes cenários de dano. No presente trabalho, as três primeiras frequências naturais da estrutura e as leituras de temperatura são utilizadas como dados de entrada.

### 2.1 Métodos estatísticos

#### 2.1.1 Intervalos de confiança

Esta é uma representação gráfica usada para se avaliar o comportamento geral dos dados analisados. Neste tipo de análise, traça-se um gráfico bidimensional onde mostra-se a média e um intervalo de confiança para a variável em estudo.

Na Figura 1,  $\mu$  é a média das amostras e  $\sigma$  é o desvio-padrão. As barras horizontais são obtidas a partir da soma (ou subtração) de  $\mu$  à  $1,96\sigma$ , para garantir que 95% dos dados estejam dentro do intervalo vertical, considerando que eles seguem uma distribuição normal gaussiana.

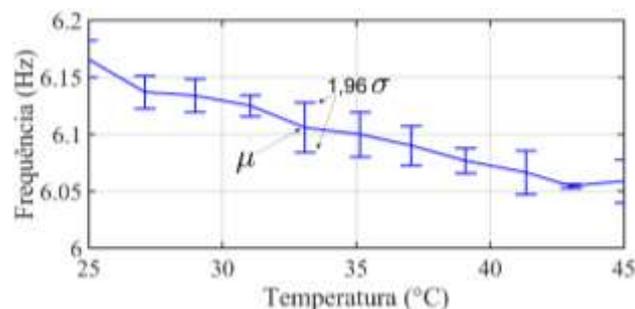


Figura 1. Exemplo de gráfico com intervalos de confiança

#### 2.1.2 Regressão linear e não linear

A regressão linear é um tipo de ajuste muito simples e que serve de base para várias metodologias mais recentes, como a regressão linear múltipla. Apesar do desenvolvimento de todos os métodos de ajustes estatísticos modernos, a regressão linear ainda é um método estatístico muito útil para várias aplicações (James et al., 2013).



O método consiste em ajustar uma relação linear entre duas variáveis, escrito matematicamente como

$$Y \approx \beta_0 + \beta_1 X. \quad (1)$$

onde a resposta  $Y$  pode ser prevista com base na entrada  $X$ , após os coeficientes linear ( $\beta_0$ ) e angular ( $\beta_1$ ) serem encontrados. A maneira mais comum de se encontrar esses coeficientes é minimizando o erro pelo *método dos mínimos quadrados*. Neste estudo,  $X$  representa as leituras de temperatura e  $Y$  a frequência natural de vibração identificada naquela respectiva temperatura. A precisão desse método depende do quão linear é a relação entre essas variáveis.

Se a relação entre as variáveis não for linear, então um ajuste para as variáveis através de um polinômio de maior ordem pode levar a um melhor resultado. Neste trabalho, utiliza-se a aproximação polinomial de segundo grau, pois verificou-se que ordens polinomiais superiores não melhoram significativamente a precisão do modelo. O modelo polinomial de segundo grau é escrito como

$$Y \approx \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 \quad (2)$$

onde os três coeficientes  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$  também podem ser encontrados pelo *método dos mínimos quadrados*, de forma semelhante ao que é feito na aproximação linear.

## 2.2 Análise de Componentes Principais (ACP)

A Regressão por Componentes Principais (PCR) faz combinações lineares com as variáveis de entrada para criar outras variáveis, não-físicas, conhecidas como componentes. A variável de resposta não é utilizada para a criação dessas componentes. Essa transformação linear pode ajudar a entender e explicar a variabilidade dos dados de entrada, pois as novas componentes possuem mais influência para separar as amostras que as próprias medidas físicas. Entretanto, a eficiência desse método depende do tipo de problema a ser analisado.

As componentes principais são utilizadas com a intenção de identificar o subespaço linear contido nos dados coletados e, neste caso, tenta criar um modelo que filtre a variação na frequência natural causada pela mudança da temperatura ambiente e identificar uma eventual alteração causada por danos estruturais.

A PCR é realizada a partir da matriz de dados de entrada  $[X]_{n \times m}$ , onde  $n$  representa as amostras e  $m$  o número de características. A partir da matriz de entrada, calcula-se sua matriz de covariância como:

$$\Sigma = X^T X \quad (3)$$

onde  $[\Sigma]_{m \times m}$  é a matriz de covariância e  $[X]_{n \times m}$  é a matriz de dados de entrada.

Aplicando-se a decomposição em valores singulares em  $[\Sigma]_{m \times m}$ , encontra-se a matriz de autovetores  $[W]_{m \times m}$  e seus respectivos autovalores  $\lambda$ . Os autovetores (colunas da matriz  $W$ ) são também chamados de *pesos* ou *componentes principais*.

A matriz de pontuações  $[T]_{n \times m}$  é escrita da seguinte forma:

$$T = XW \quad (4)$$



Como as componentes principais  $W_1, W_2, \dots, W_m$  estão ordenadas, significa que  $W_1$  é responsável por uma maior variação nos dados que  $W_2$ ;  $W_2$  maior que  $W_3$  e assim por diante. Por esta razão, torna-se possível escolher e manter apenas as primeiras  $r$  componentes e criar uma matriz de autovetores truncada  $[W_r]_{m \times r}$ . A matriz de pontuações truncada  $[T_r]_{n \times r}$  fica definida como:

$$T_r = XW_r \quad (5)$$

Assim, a matriz de dados  $[X]_{n \times m}$  é projetada no subespaço  $W_r$ , resultando em uma matriz  $T_r$  que é dimensionalmente reduzida, onde os dados são representados com base apenas nas  $r$  primeiras componentes principais. Reduzindo a dimensão do problema, esse método permite comparar dados de maiores dimensões e separá-los em grupos ou, simplesmente, medir a similaridade das amostras.

### 2.3 Rede Neural Artificial (RNA)

A RNA possui grande eficiência para problemas que requerem reconhecimento de padrões, bem como aprendizado de máquina. RNAs têm sido amplamente utilizada em matemática, estatística, engenharia, física e outras áreas (Haykin et al., 1999). A RNA provém dos estudos de neurônios no cérebro, possui a capacidade de se adaptar ao ambiente circundante e, conseqüentemente, de melhorar seu desempenho. Assim, pode-se modelar até mesmo relações complexas e não-lineares. Neste trabalho, utiliza-se a rede *multilayer feedforward* que consiste em uma série de camadas conectadas em sequência, onde os dados de entrada são conectados à primeira camada e a saída da rede é dada pela última camada (Mathworks Inc., 2018).

Haykin (1999) descreve um neurônio  $k$  pelas seguintes equações:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (6)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (7)$$

onde  $x_1, x_2, \dots, x_m$  são os dados de entrada;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  são os pesos do neurônio  $k$  para cada entrada;  $u_k$  é o resultado da combinação linear;  $b_k$  é o *bias*, que tem a função de aumentar ou diminuir o valor de entrada da rede quando necessário;  $y_k$  é o sinal de saída do neurônio  $k$ , dado pela função de ativação  $\varphi$ .

A otimização da RNA é feita por treinamento, que consiste em fazer uma série de iterações, onde em cada iteração os pesos são ajustados. O objetivo é encontrar os pesos ótimos e obter valores para as saídas o mais próximo possível dos valores-alvo. Depois que a RNA é treinada, ela é alimentada com novos dados de entrada e retorna as respectivas saídas.

## 3 APLICAÇÕES E RESULTADOS

Nesta seção, apresentam-se as aplicações numérica e experimental, além dos resultados obtidos pelos métodos descritos anteriormente. O objetivo é fornecer informações úteis sobre a relação geral entre temperatura, frequências naturais de vibração e danos estruturais.



A estrutura em análise é uma viga de aço A36, simplesmente apoiada, com dimensões de 25,0 mm x 5,9 mm x 1500,0 mm. Este material e estas dimensões levam a baixas frequências naturais de vibração. Tal escolha foi feita de modo a representar as baixas frequências de vibração que ocorrem em grandes estruturas, como pontes e viadutos.

Os ensaios dinâmicos foram realizados considerando-se 21 temperaturas diferentes, de 19°C a 59°C, e quatro cenários de dano. Para cada temperatura cinco testes foram realizados, totalizando 420 testes, considerando todas as temperaturas e cenários de danos. Os danos foram introduzidos artificialmente, a partir da redução da seção transversal. Tais danos artificiais causam uma diminuição na rigidez da seção onde foram inseridos, o que reduz a frequência de vibração da viga. O primeiro cenário corresponde a estrutura sem danos, o segundo é um corte na seção transversal com 1 mm de profundidade a 760 mm de do apoio esquerdo, o terceiro é o aprofundamento do corte anterior para 2 mm e o quarto é feito adicionando-se um corte de 1 mm na seção transversal a 375 mm do apoio esquerdo.

### 3.1 Simulação computacional

Todas as simulações computacionais foram realizadas no Matlab, a partir da discretização da viga supracitada utilizando-se o *Método dos Elementos Finitos*. Neste trabalho, a simulação foi feita utilizando 1500 elementos lineares, onde cada elemento possui 1 mm de comprimento. Os danos foram simulados reduzindo-se a altura dos respectivos elementos, conforme descrito na seção 3, alterando, assim, a área da seção transversal e o momento de inércia desses elementos.

A fim de simular os resultados obtidos em laboratório, um vetor de temperaturas foi utilizado como dado de entrada, variando de 2 em 2°C, de 19°C a 59°C, com uma dispersão aleatória de  $\pm 1^\circ\text{C}$  cada, realizando-se 5 ensaios para cada temperatura. Dado que a temperatura influencia o módulo de elasticidade do material, Bonifácio et al. (2013) relacionou esses parâmetros pela Equação 8, com base no trabalho de Callister (2007):

$$E = -0,0002938T^4 + 0,1066T^3 - 89,035T^2 - 76581T + 205,83 \cdot 10^6 \quad (8)$$

onde  $E$  é o módulo de elasticidade do aço em MPa e  $T$  a temperatura em graus Celsius. Essa equação foi utilizada para o cálculo do módulo de elasticidade em função da temperatura em toda a simulação numérica.

#### 3.1.1 Intervalos de confiança

As simulações resultaram nos gráficos de intervalos de confiança mostrados nas Figuras 2 a 4, onde é possível ver como as frequências naturais diminuem com o aumento da temperatura e como cada novo cenário de dano gera uma queda nas frequências naturais, como esperado.

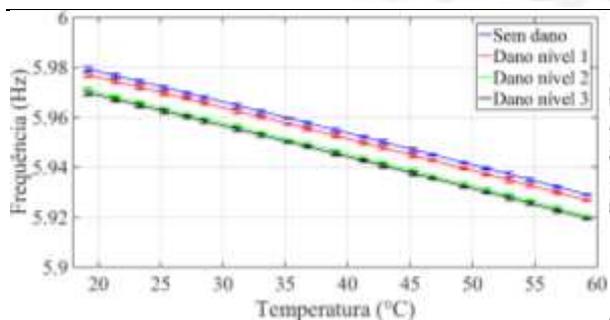


Figura 2. Primeira frequência natural

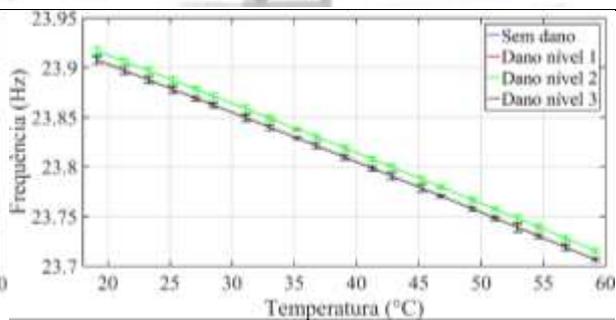


Figura 3. Segunda frequência natural

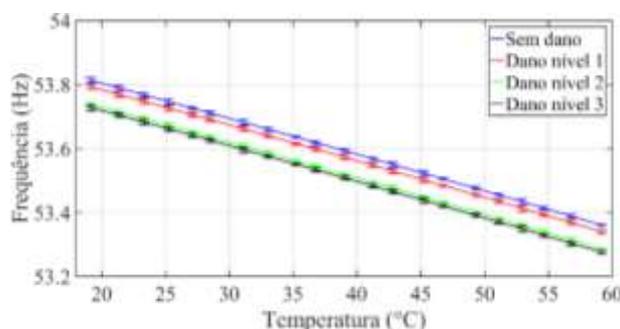


Figura 4. Terceira frequência natural

### 3.1.2 Regressão linear e não linear

As Figuras 5 a 7 ilustram os valores absolutos das distâncias (erro) obtidos para todos os 420 testes. Observa-se, para a 1ª e 3ª frequências, que na medida em que o nível de dano aumenta, o valor do erro (resíduo) aumenta. Isso indica que esta técnica é capaz de separar a influência do dano em relação à temperatura. O mesmo não ocorre, entretanto, para a 2ª frequência. Tal situação se explica pelo fato de o dano ter sido inserido próximo ao meio do vão, local onde o 2º modo de vibração possui amplitude nula.

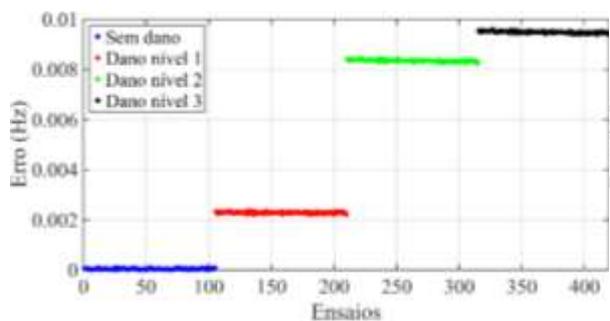


Figura 5. Primeira frequência natural

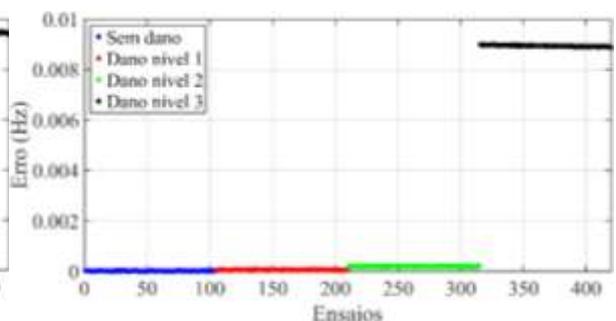


Figura 6. Segunda frequência natural

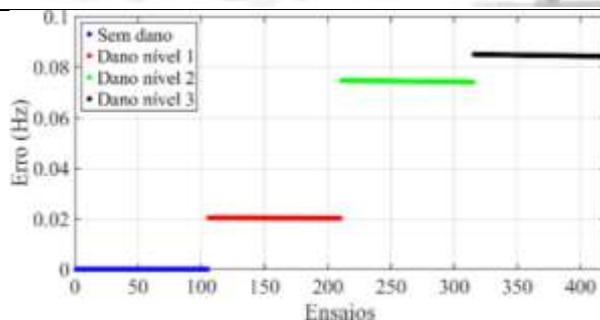


Figura 7. Terceira frequência natural

De forma similar à análise anterior, realizou-se um ajuste para uma função polinomial de segundo grau. Os resultados obtidos (Figs. 8 a 10) são bastante similares aos mostrados para o caso linear.

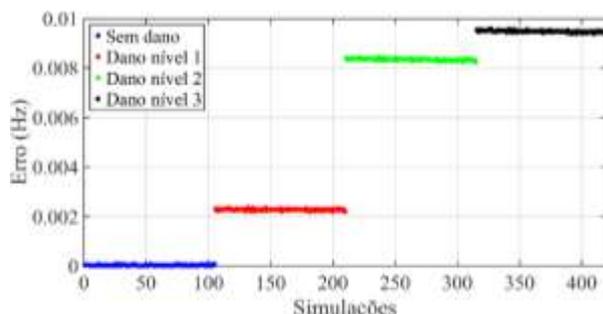


Figura 8. Primeira frequência natural

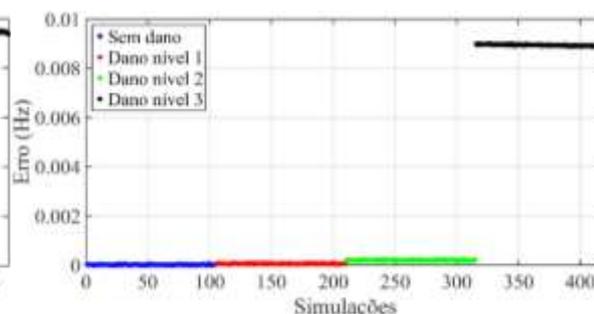


Figura 9. Segunda frequência natural

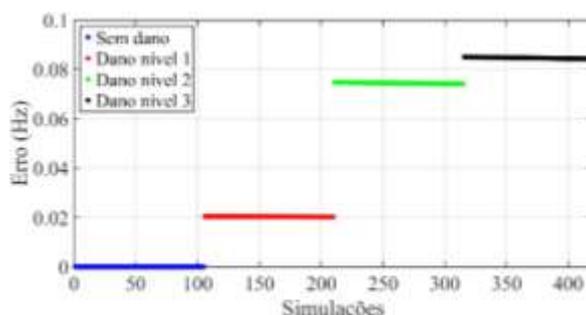


Figura 10. Terceira frequência natural

### 3.1.3 Regressão por Componentes Principais (PCR)

Seguindo a mesma premissa, realizou-se uma PCR com os ensaios correspondentes a viga não danificada e com os três diferentes cenários de dano (Figs. 11 a 13). Neste caso, observou-se um comportamento bastante atípico. De forma geral, pode-se inferir que tal técnica não foi capaz de estabelecer um “filtro” para separar o efeito do dano estrutural daquele causado pela variação de temperatura.

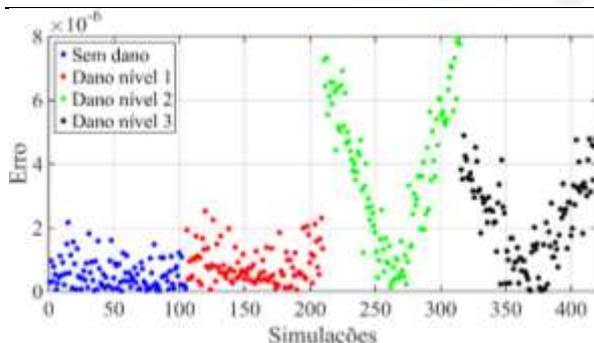


Figura 11. Primeira frequência natural

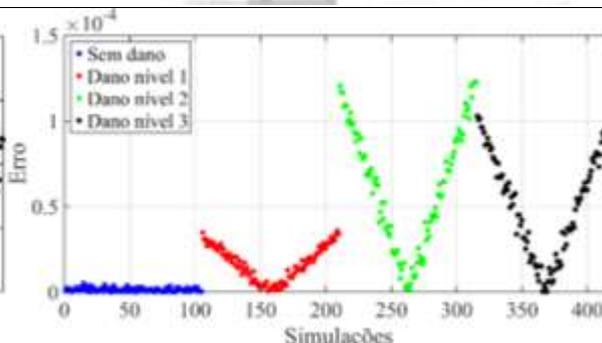


Figura 12. Segunda frequência natural

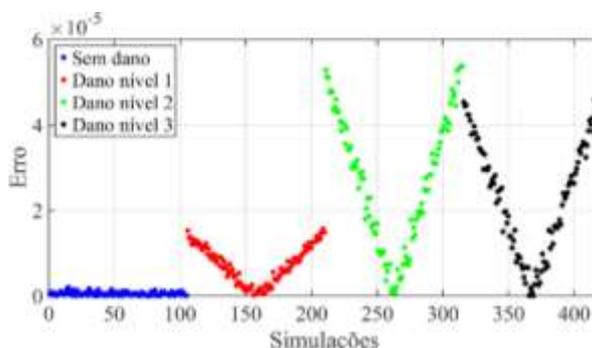


Figura 13. Terceira frequência natural

### 3.1.4 Rede Neural Artificial (RNA)

Todas as RNAs foram criadas com 10 neurônios, pois foi verificado que esse número já fornecia resultados satisfatórios e não demandava um alto custo computacional. Os resultados obtidos são mostrados nas Figuras 14 a 16:

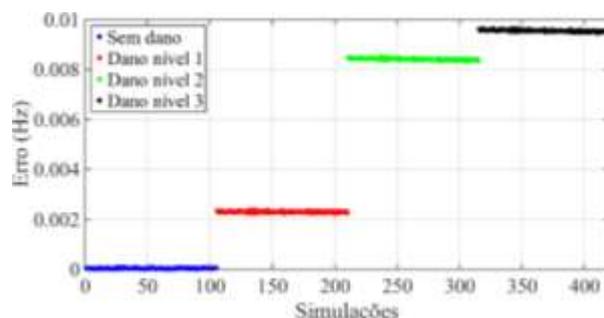


Figura 14. Primeira frequência natural

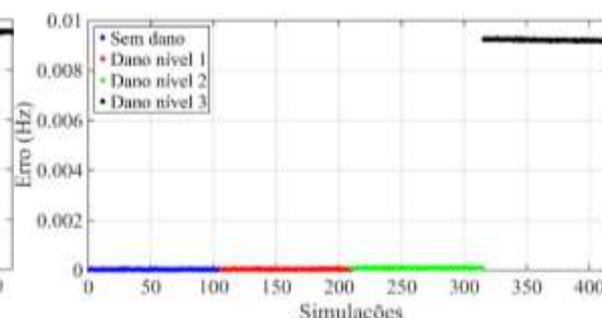
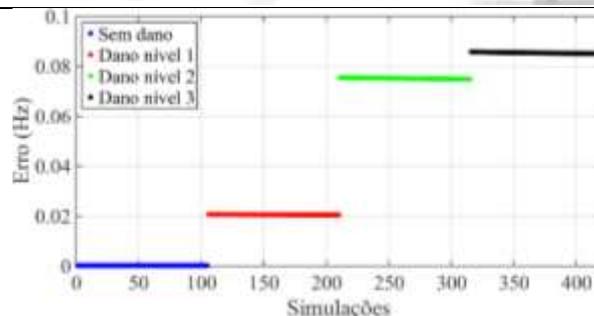


Figura 15. Segunda frequência natural



**Figura 16. Terceira frequência natural**

Assim como observado para a regressão linear, tanto para a 1ª e 3ª frequências, na medida em que o nível de dano aumenta, o valor do erro (resíduo) aumenta. O mesmo não ocorre, entretanto, para a 2ª frequência.

### 3.2 Análise Experimental

Na parte experimental, realizada em laboratório, a temperatura foi controlada em uma caixa de aquecimento (Figura 17) que funciona da mesma forma que um forno elétrico, tendo 6 resistências responsáveis pela geração de calor por efeito Joule. Esta mesma caixa foi utilizada por Morales e Cury (2018). Em seu artigo, também foi analisado como os parâmetros modais se comportam sob diferentes condições térmicas e de danos. Um dos apoios da viga de aço é de segundo gênero e o outro de primeiro gênero (viga isostática), a fim de permitir a livre expansão com o aumento da temperatura, sem que isso gere esforços de compressão.



**Figura 17. Caixa de aquecimento usada para a realização dos ensaios**

Fonte: (Morales, 2018)

#### 3.2.1 Instrumentação e aquisição de dados

A temperatura é controlada por 3 termopares e 5 acelerômetros são responsáveis por captar as acelerações da viga, sujeita a um carregamento de impacto. Tais sensores foram colados com os centros separados 250 mm entre si e a 250 mm das extremidades. Esses instrumentos (Figura 18) foram conectados ao aquisitor de dados Lynx ADS 1800 (Figura 19) e a taxa de amostragem foi ajustada para 1000 Hz, suficiente para captar as três primeiras frequências naturais de vibração. Cada ensaio possui 10s de duração. O processo de identificação modal foi realizado pelo algoritmo SSI-DATA automatizado, desenvolvido por Cardoso et. al. (2017), tendo apenas os dados de aceleração como entrada.

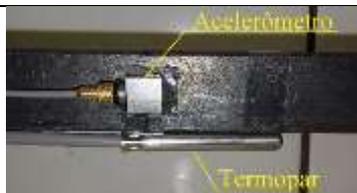


Figura 18. Instrumentos na viga



Figura 19. Lynx ADS 1800

Fonte da Figura 19: ([http://www.lynxtec.com.br/prod\\_ads1800.htm](http://www.lynxtec.com.br/prod_ads1800.htm), acessado em 29/08/2018)

A viga de aço foi excitada a partir de golpes verticais, utilizando-se uma haste de metal com uma ponta de borracha a 260 mm do apoio esquerdo. Os detalhes dos danos inseridos na viga são mostrados nas Figuras 20 a 22.



Figura 20. Dano artificial 1



Figura 21. Dano artificial 2



Figura 22. Dano artificial 3

### 3.2.2 Resultados

Os dados experimentais (420 pares de temperatura e frequências naturais de vibração) foram submetidos aos mesmos procedimentos descritos na seção 3.1. Os resultados para todos os ensaios são mostrados nos gráficos de intervalos de confiança das Figuras 23 a 25:

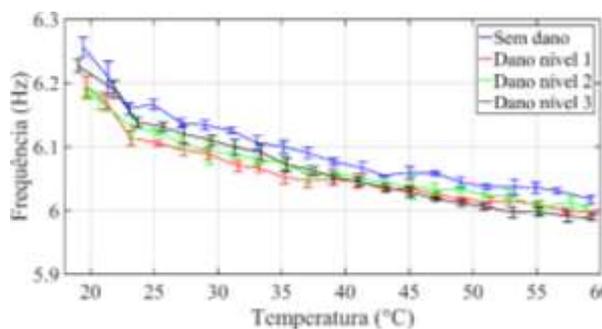


Figura 23. Primeira frequência natural

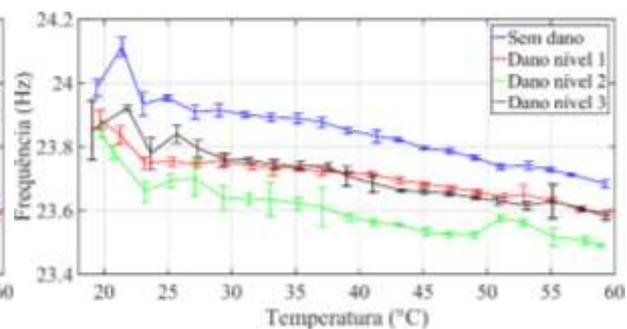


Figura 24. Segunda frequência natural

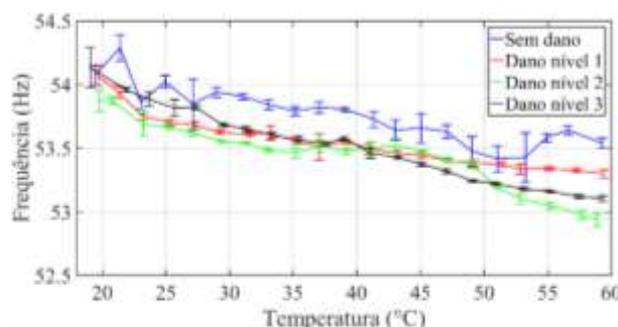
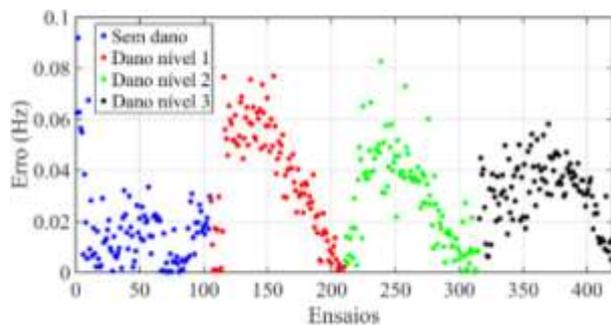
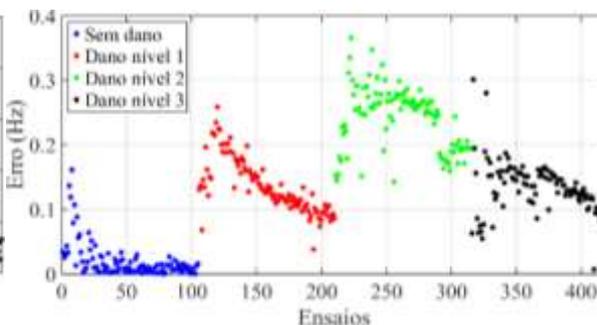


Figura 25. Terceira frequência natural

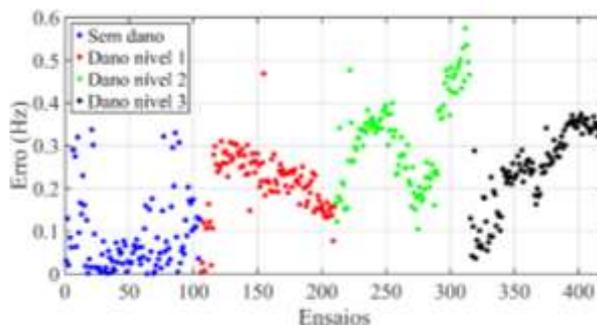
Os resultados obtidos através do método de regressão linear (Figs. 26 a 28) e regressão quadrática (Figs. 29 a 31) ilustram comportamentos bem similares, onde pode-se observar um aumento no valor médio dos erros devido introdução dos níveis de dano.



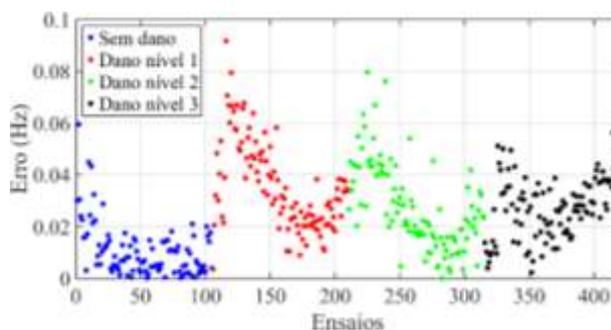
**Figura 26. Primeira frequência natural**



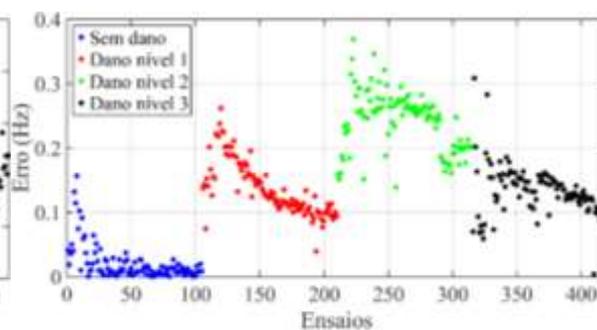
**Figura 27. Segunda frequência natural**



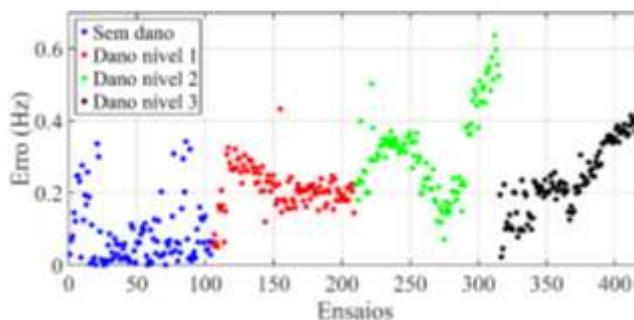
**Figura 28. Terceira frequência natural**



**Figura 29. Primeira frequência natural**

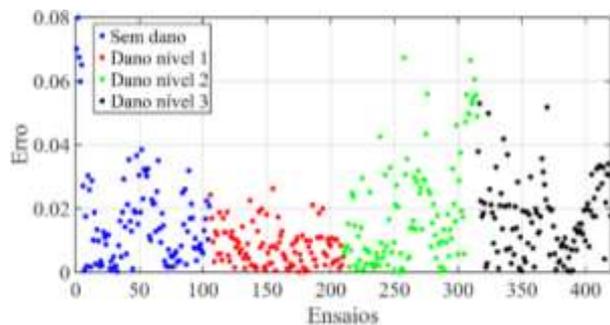


**Figura 30. Segunda frequência natural**

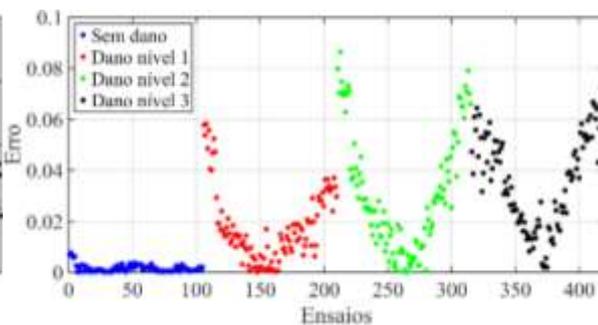


**Figura 31. Terceira frequência natural**

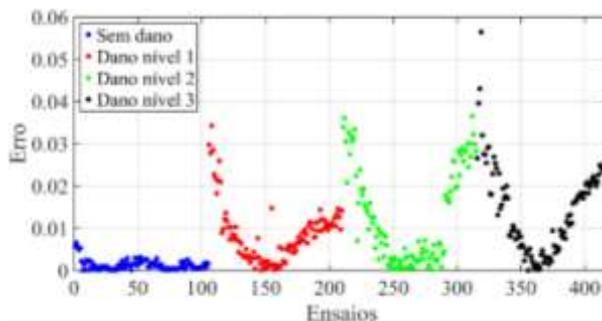
As Figuras 32 a 34 apresentam os resultados dos erros de todos os ensaios com base na PCR. Observa-se o mesmo comportamento obtido através da simulação computacional, utilizando esse mesmo método.



**Figura 32. Primeira frequência natural**

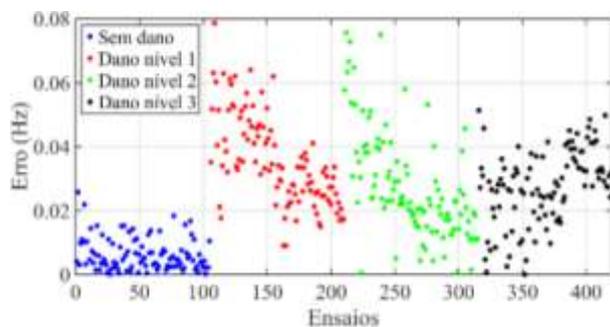


**Figura 33. Segunda frequência natural**

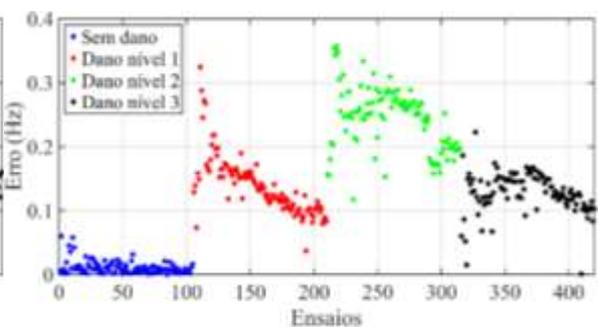


**Figura 34. Terceira frequência natural**

A utilização das RNAs resultou nos gráficos mostrados nas Figuras 35 a 37. É possível observar o aumento dos erros com a inserção dos danos. Entretanto, não se formaram patamares bem definidos para cada nível de dano como ocorreu nos dados das simulações computacionais. Sendo assim, foi possível apenas identificar o dano estrutural, mas não quantificá-lo.



**Figura 35. Primeira frequência natural**



**Figura 36. Segunda frequência natural**

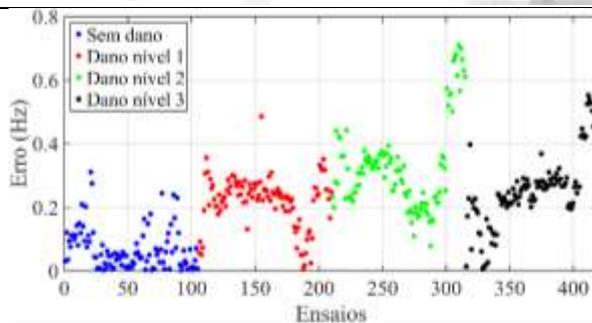


Figura 37. Terceira frequência natural

## 4 CONCLUSÕES

O presente trabalho tinha, como objetivo primordial, avaliar o uso de cinco metodologias para separar os efeitos da variação da temperatura ambiente daqueles devidos a danos estruturais causados nas frequências naturais de vibração. Para tanto, foram realizadas simulações numéricas e ensaios experimentais em uma viga metálica.

Dentre os resultados obtidos para a simulação computacional, foi possível observar, com base nos gráficos de intervalos de confiança, uma nítida tendência decrescente dos valores das frequências naturais com o aumento da temperatura, assim como uma queda nesses valores com o acréscimo de cada nível de dano para as mesmas temperaturas. Tal fato apenas não foi observado para a segunda frequência natural dada a proximidade do local de dano ao nó da respectiva forma modal. As metodologias de regressão linear, regressão quadrática e RNA apresentaram resultados muito similares, com patamares bem definidos de erros para cada nível de dano, o que significa que o efeito da temperatura foi filtrado com eficiência e o dano pode ser devidamente identificado e quantificado. Os erros mostrados nos gráficos de PCR não possuem uma unidade física, mas é possível notar como o comportamento do módulo dos erros se modificou ao se adicionar danos, porém sem a formação de patamares bem definidos.

No que se refere ao uso dos dados experimentais, os gráficos de intervalos de confiança mostraram o comportamento decrescente dos valores das frequências naturais com o aumento da temperatura, além de uma queda ao se adicionar danos na estrutura. Porém, tanto a queda quanto o comportamento decrescente não se apresentaram de forma bem definida. Os gráficos obtidos através da regressão linear, regressão quadrática e da RNA mostraram uma tendência no aumento na média dos erros com a inserção de danos, o que indica que o efeito causado pela temperatura foi filtrado suficientemente bem para que os danos pudessem ser identificados, mas não quantificados. Os gráficos obtidos através da PCR também mostram um acréscimo nos valores absolutos dos erros para os ensaios com danos, que são maiores em temperaturas extremas (próximas de 19°C e 59°C) e menores em temperaturas intermediárias, assim como observado nos dados obtidos por simulação computacional.



Dentre as metodologias aplicadas, a RNA, a regressão linear e a regressão quadrática foram as que levaram a melhores resultados, considerando-se o objetivo de filtrar a interferência da variação de temperatura na identificação de dano estrutural.

## **AGRADECIMENTOS**

Os autores gostariam de agradecer à FAPEMIG, CNPq, CAPES, UFJF e UFOP pelo auxílio financeiro para a realização desta pesquisa.

## **REFERÊNCIAS**

- Alves, V., Cury, A., Cremona, C., *On the use of symbolic vibration data for robust structural health monitoring*. Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Structures and Buildings, 2016, 169 (9), pp. 715-723.
- Bonifácio, A.; Barbosa, F.; Cury, A., 2013. *Analyzing the reliability of two structural damage detection methods based on modal data*, Proceedings of the EVACES'13 – Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures – Ouro Preto, Brazil. ISBN 978-85-5722-011-9, pp. 5.
- Callister, W.D., 2007. *Materials science and engineering: an introduction*. New York: Wiley.
- Cardoso, R., Cury, A. and Barbosa, F., 2017, *A robust methodology for modal parameters estimation applied to SHM*, Mechanical Systems and Signal Processing Volume: 95 Pages, pp. 24–41.
- Cury, A.; Borges, C. and Barbosas, F, 2011, *A two-step technique for damage assessment using numerical and experimental vibration data*, Structural Health Monitoring, 10 (4), pp. 417-428.
- Deraemaeker, A., Worden, K., 2018. *A comparison of linear approaches to filter out environmental effects in structural health monitoring*, Mechanical Systems and Signal Processing, 105, pp 1-15
- Farrar, C.F., Worden, K., 2013. *Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective*, John Wiley & Sons, pp. 1–16.
- Haykin, S., 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Second Edition, Prentice Hall, Ontario, pp. 23–36.
- Hu W-H, Cunha Á, Caetano E, Rohrman RG, Said S, Teng J. *Comparison of different statistical approaches for removing environmental/operational effects for massive data continuously collected from footbridges*. Struct Control Health Monit. 2017, 24 (8), e1955.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., 2013. *An introduction to Statistical Learning with Applications in R*, Springer, pp. 59–71.
- Mathworks Inc., 2018, “*feedforwardnet /Documentation Center/Neural Network Toolbox*”, <http://www.mathworks.com>.
- Morales F., Cury A., 2018. *Analysis of thermal and damage effects over structural modal parameters*. Structural Engineering and Mechanics, Vol. 65, No. 1 pp. 43–51.