



20 A 24 DE MAIO DE 2018 SALVADOR – BA – BRASIL

CARACTERIZAÇÃO DE UM ABSORVEDOR DINÂMICO DE VIBRAÇÕES ATRAVÉS DE TÉCNICAS HEURÍSTICAS DE OTIMIZAÇÃO

Leandro Augusto Martins, leandromartins@alunos.utfpr.edu.br¹

Erik Taketa, eriktaketa@alunos.utfpr.edu.br¹

Fabian Andres Lara-Molina, fabianmolina@utfpr.edu.br¹

Edson Hideki Koroishi, edsonh@utfpr.edu.br

¹Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Avenida Alberto Carazzai, 1640 CEP 86300-000 - Cornélio Procopio - PR - Brasil

Resumo: Uma das mais importantes etapas no projeto de um sistema mecânico é a obtenção de seu modelo matemático, o qual deve ser o mais representativo possível, fazendo com que o comportamento do sistema em estudo fique próximo à realidade. Para isto, alguns parâmetros do sistema mecânico, como rigidez e amortecimento, devem ser estimados com precisão. Contudo, as técnicas de identificação experimental normalmente sofrem influência de ruídos externos, os quais podem comprometer a qualidade e confiabilidade da estimação destes parâmetros. Assim, o presente trabalho propõe uma metodologia para caracterização de sistemas mecânicos através da função de resposta em frequência (FRF), utilizando um ADV como objeto de estudos. Para tal, o procedimento se concentra na minimização da diferença entre os dados experimentais e numéricos, realizada por meio de técnicas de otimização. Para obtenção dos dados experimentais, algumas respostas são aferidas do sistema real e a média é calculada, obtendo-se uma FRF média experimental do sistema. Por outro lado, a resposta numérica é obtida por meio de modelagem matemática do sistema. As técnicas de otimização utilizadas e confrontadas foram o Algoritmo Genético e a Evolução Diferencial. Os resultados obtidos através de simulações computacionais apontam para o sucesso da metodologia proposta, a qual foi capaz de obter valores coerentes para os parâmetros desconhecidos.

Palavras-chave: Identificação de parâmetros, Otimização, Evolução Diferencial, Algoritmo Genético

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento e concepção de modelos numéricos são amplamente utilizados pela engenharia para viabilizar modificações em sistemas mecânicos, o intuito é reduzir e muitas vezes eliminar a probabilidade que falhas estruturais provenientes de eventuais condições críticas de operações aconteçam, fornecendo ao projeto confiabilidade e segurança (Feldhacker *et al.*, 2016). Contudo, para que essas simulações sejam eficientes, é indispensável que os parâmetros estruturais e dinâmicos do sistema real sejam estimados de maneira correta, sendo extremamente próximos da realidade (Zou *et al.*, 2013).

Diante de tal necessidade, diversos trabalhos são dedicados para esse propósito. Os autores Cavalini Jr *et al.* (2016) por exemplo, realizaram a caracterização de um rotor flexível através do emprego de otimização em conjunto com os conceitos de problema inverso. Já os autores Blanchard *et al.* (2010) propuseram um método baseado no filtro de Kalman estendido em conjunto com o polinômio do caos para estimar os parâmetros de sistemas mecânicos. Adicionalmente, os autores Koroishi *et al.* (2014) realizaram um trabalho voltado para a modelagem e caracterização de atuadores eletromagnéticos utilizados no controle ativo de vibrações de máquinas rotativas, utilizando também de uma abordagem inversa. Entretanto, a grande maioria das técnicas de identificação experimentais estão sujeitas a influência de ruídos externos, capazes de comprometer a qualidade e confiabilidade das estimativas.

Em vista desse problema, o presente trabalho propõe uma metodologia baseada na função de resposta em frequência (FRF) para realizar a estimação dos parâmetros. Como objeto de estudo, uma estrutura de um grau de liberdade com um absorvedor dinâmico de vibrações (ADV), técnica passiva de controle de vibrações amplamente utilizada, é empregada. De uma forma geral, os ADVs são descritos como apêndices mecânicos, a qual consistem em elementos de inércia, rigidez e amortecimento que, uma vez ligados a uma determinada estrutura ou máquina, muitas vezes chamado de sistema primário, são capazes de absorver a energia de vibração (Silva *et al.*, 2016). Devido seu amplo potencial de aplicação, contando com inúmeras aplicações no setor industrial e acadêmico, os ADVs são sempre alvo de constantes estudos buscando aperfeiçoamentos e novas aplicações (Yu *et al.*, 2013).

Dessa forma, a metodologia proposta é aplicada como solução de um problema inverso, caracterizado quando dados de observação são conhecidos, recolhidos através de sensores de precisão, e deseja-se estimar os valores das características estruturais que definem seu sistema (Santos *et al.*, 2014). As técnicas de otimização Algoritmo Genético (GA) e Evolução Diferencial (DE) e são empregadas na solução do problema, definido como a minimização da diferença entre a resposta experimental e a numérica, encontrando assim parâmetros coerentes com o sistema real.

2. MODELAGEM MATEMÁTICA

A estrutura utilizada neste trabalho é apresentada na Fig. 1(a). A mesma possui uma chapa de alumínio quadrada de 250 mm e com 10 mm de espessura, responsável pela massa do sistema primário, denominada m_1 . Essa chapa é sustentada por quatro hastes flexíveis de 204 mm de comprimento e seção transversal retangular de 26,2 por 0,9 mm, cada haste correspondente a um par de réguas de aço inoxidável, responsáveis pela rigidez e amortecimento do sistema primário, denominadas k_1 e c_1 respectivamente. O ADV foi adicionado a partir da inserção de outra haste flexível na parte inferior central de m_1 , a qual possui comprimento de 81,2 mm e seção transversal igual a citada anteriormente, além disso, uma massa foi adicionada em sua extremidade. Assim, a nova haste corresponde aos elementos de rigidez e amortecimento do ADV, denominados k_2 e c_2 , respectivamente, enquanto a massa adicionada representa o elemento de inércia, denominada m_2 .

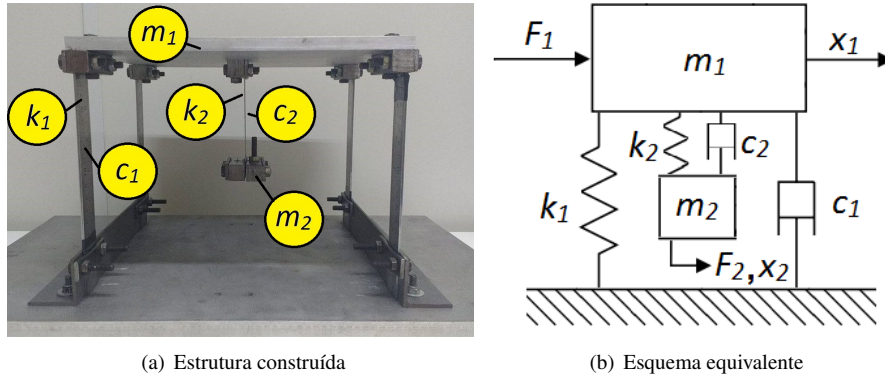


Figura 1: Estrutura e ADV.

Conforme representado pela Fig. 1(b), a estrutura pode ser aproximada por um sistema massa-mola-amortecedor de dois graus de liberdade, facilitando a modelagem matemática do mesmo. Para a obtenção das equações de movimento, a segunda lei de Newton é aplicada, no qual considera-se massas concentradas ligadas por elementos elásticos e amortecedores desprovidos de massa. Além disso, os deslocamentos da estrutura são representados por x_i enquanto as possíveis forças de excitação são denominadas por F_i , onde $i = \{1, 2\}$.

Dessa forma, as equações de movimento do sistema podem ser representadas na forma matricial pela Eq. (1).

$$\{F\} = [M]\{\ddot{x}\} + [C]\{\dot{x}\} + [K]\{x\} \quad (1)$$

Onde as matrizes e vetores são definidos da seguir forma: $[M]$ matriz de massa; $[K]$ matriz de rigidez; $[C]$ matriz de amortecimento; $\{F\}$ vetor de forças e $\{x\}$ vetor de deslocamentos.

3. PROBLEMA INVERSO APLICADO A IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS

Discussões anteriores abordaram a importância da estimação correta dos parâmetros. Diante de tal necessidade, técnicas de problemas inversos são amplamente empregadas nesse sentido, se apresentando como uma alternativa altamente viável. A Fig. 3 auxilia na apresentação dos conceitos utilizados por tais técnicas.

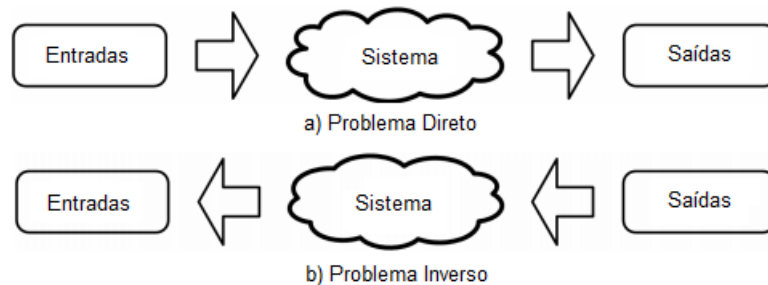


Figura 2: Classificação dos tipos de problemas

Conforme apresentado por Santos *et al.* (2014), o problema direto associado a identificação de parâmetros é caracterizado pelo conhecimento das entradas (características estruturais e condições complementares, como condições iniciais e de contorno), tendo como respostas (saídas) dados no domínio do tempo ou no domínio da frequência. Por outro lado, o problema inverso se apresenta quando dados de observação são conhecidos, recolhidos através de sensores de precisão, além do conhecimento das condições complementares do seu sistema, e deseja-se estimar os valores das características estruturais.

Dessa forma, um problema inverso associado a identificação de parâmetros de um sistemas pode ser resolvido através do emprego de técnicas heurísticas de otimização, onde o objetivo consiste na minimização da diferença entre os valores experimentais coletados e os estimados via modelagem matemática. Os métodos de otimização e busca heurística são baseadas nos princípios e modelos de evolução biológica desenvolvidas no século XIX, quando Darwin (1809-1882) observou a adaptação e adequação dos seres vivos as suas necessidades, dando origem a teoria evolucionista denominada “sobrevivência dos mais aptos”. Lamarck (1744-1829) também realizou estudos semelhantes. Análogo ao processo evolutivo natural, esses algoritmos desenvolvem conjuntos de soluções potenciais, na qual competem entre si em busca da solução ótima do problema (Coello e Lamont, 2004). Uma notável vantagem apresentada por esse tipo de técnica se dá ao fato das mesmas não necessitarem que suas funções objetivos apresentem continuidade e diferenciação, oferecendo assim campos de aplicação mais amplos (Zou *et al.*, 2013).

Como exemplos de técnicas heurísticas de otimização é possível citar: Algoritmo Genético (GA), Colônia de formigas (ACO), Evolução Diferencial (DE), Enxame de Partículas (PSO), entre outras (Hromkovič, 2013). As técnicas de otimização GA e DE foram escolhidas para serem usadas no presente trabalho.

3.1 Algoritmo Genético

Os GAs, inicialmente propostos por Holland (1992), são algoritmos de busca baseados nos mecanismos de seleção natural e genética natural. Eles combinam o conceito de sobrevivência dos mais aptos através de troca de informações estruturadas para formar um algoritmo de busca robusto e eficiente com uma abordagem diferente dos tradicionais (Goldberg, 1989). Para “imitar” o processo de seleção natural, esse tipo de algoritmo utiliza três operadores genéticos: reprodução, crossover e mutação. Dessa forma, conforme apresentado por Rao (2009), os GAs diferem das técnicas tradicionais de otimização nos seguintes aspectos:

- Uma população de pontos é utilizado para iniciar o procedimento de otimização, técnicas tradicionais utilizam um único ponto. Uma vez que diversos pontos são utilizados como potenciais candidatos a solução ótima, os GAs são menos propensos a encontrar um ótimo local;
- GAs utilizam apenas valores da função objetivo definida. Portanto, derivadas e outras informações auxiliares não são utilizados no processo de busca;
- Nos GAs, as variáveis de projeto são representadas no formato de valores binários que correspondem aos cromossomos na genética natural. Assim, o método de busca é naturalmente aplicável para solucionar problemas de programação discreta e inteira;
- Em cada geração, um novo conjunto de vetores é produzido selecionando os pais aleatoriamente e cruzando-os com o antigo conjunto de vetores. Embora randomizado, os GAs não são simplesmente técnicas de buscas aleatórias. Os mesmos são capazes de explorar, de forma eficiente, novas combinações com o conhecimento disponível visando encontrar uma nova geração com melhor aptidão para o objetivo requerido.

3.2 Evolução Diferencial

A DE é um método de otimização proposto por Storn e Price em 1995 quando buscavam melhores resultados com uma abordagem um pouco diferente dos algoritmos genéticos e estratégias de evolução. Os autores introduziram a ideia de utilizar diferenças vetoriais como uma perturbação na população de vetores (ou indivíduos), resultando assim, em uma metodologia que demanda poucas variáveis de controle (tamanho da população, estratégia/taxa de *crossover* e fator de perturbação) possui rápida convergência e fácil utilização. Em seu trabalho, Storn e Price (1997) apresentaram a seguinte notação para indicar como os operadores funcionam em conjunto: $DE/a/b/c$, onde:

- a indica o vetor (ou indivíduo) a ser mutado, o qual pode ser “rand” (randomicamente selecionado na população), “best” (o valor de melhor aptidão na população) e “rand-to-best” (seleciona tanto randomicamente quanto o melhor);
- b é o número de vetores diferenças utilizado;
- c denota a estratégia de *crossover*, que pode ser “bin” (binomial) ou “exp” (exponencial).

Uma das principais características desse método é a concepção puramente matemática, destacando sua simplicidade de utilização e implementação e por esse motivo considerada uma abordagem estrutural amigável a novos usuários.

4. PROCEDIMENTOS EXPERIMENTAIS E NUMÉRICOS

Para a realização da análise experimental da estrutura apresentada na Fig. 1(a), uma força de excitação impulsiva foi aplicada através de um martelo de impacto (Fig. 3(a)) e o comportamento foi captado através de um acelerômetro fixado na estrutura (Fig. 3(b)). Ambos os instrumentos, acelerômetro e martelo de impacto, são do fabricante PCB Piezotronics®.

Para a aquisição e processamento dos sinais dos dados de entrada e saída, utilizou-se o dispositivo Quattro (Fig. 3(a)) e o software SignalCalc ACE ambos da fabricante Data Physics®. A sensibilidade do acelerômetro e do martelo são 10,99

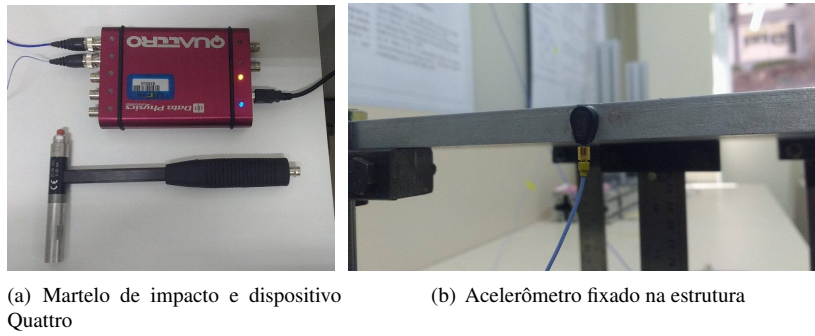


Figura 3: Instrumentos de medição utilizados.

mV/g e 11,2 mV/N respectivamente, ambos parâmetros determinados na calibração por seus fabricantes. O computador utilizado possui as seguintes configurações: processador Intel(r) i7 Q740 @ 1.73GHz, com 4.00 GB de memória (RAM).

Para realizar a identificação dos parâmetros é necessário que a FRF experimental seja obtida. Assim, a Fig. 4 apresenta um esquema dos procedimentos utilizados para tal. A estrutura mecânica (Fig. 4. 1) é excitada através de uma força impulsiva pelo martelo de impacto (Fig. 4. 2), o acelerômetro (Fig. 4. 3) fixado na estrutura capta a resposta e envia para o dispositivo de aquisição (Fig. 4. 4), o qual é responsável pela conversão desses sinais e enviá-los para o computador. Esse procedimento foi realizado cinco vezes, quantidade capaz de garantir a confiabilidade da aquisição. A média dessas respostas foi obtida.

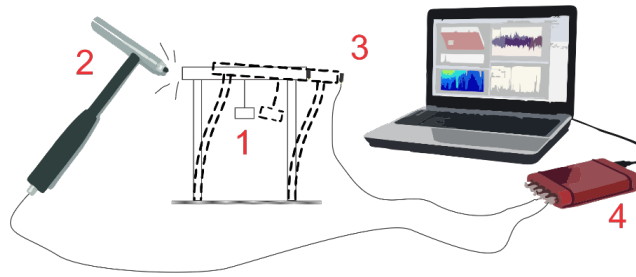


Figura 4: Esquema dos procedimentos experimentais.

Dessa forma, conforme descrito anteriormente, a identificação é realizada mediante os princípios de um problema inverso, uma vez que os dados experimentais são conhecidos, recolhidos através dos equipamentos e procedimentos descritos anteriormente e deseja-se estimar os valores das características estruturais. Conforme apresentado por Cavalini Jr *et al.* (2016), o objetivo consiste na minimização da diferença entre a resposta experimental (FRF_{exp}) e a obtida via modelo matemático (FRF_{num}), determinada através da Eq. (1). Logo, o procedimento pode ser descrito pela Eq. (2).

$$g = \sum_{j=1}^{N_{resp}} \left(\frac{\|FRF_{exp,j} - FRF_{num,j}\|}{\|FRF_{exp,j}\|} \right) \quad (2)$$

onde, a componente g denota a função objetivo e N representa o número de respostas coletadas e utilizadas no processo de identificação, como a média é utilizada, $N = 1$.

Para realizar tal procedimento, as técnicas heurísticas de otimização DE e GA são utilizadas e confrontadas. Para implementação da técnica DE, a SimpleToolbox 4.0 desenvolvida por Viana (2008) é utilizada, enquanto a técnica GA é implementada com auxílio da *toolbox* presente no *software* Matlab®.

A configuração utilizada para DE foi: *DE/rand - to - best/1/exp*, ou seja, a estratégia de mutação utilizada considera tanto o indivíduo escolhido aleatoriamente quanto o melhor, o número de vetores diferença utilizados foi 1 e a estratégia de *crossover* utilizada foi exponencial com taxa 0,5. A população escolhida foi de 150 indivíduos, e fator de perturbação 0,8. Por outro lado, a GA foi configurado da seguinte maneira: população de 150 indivíduos, 150 gerações, *crossover* heurístico com taxa 0,8, seleção por torneio com 5 indivíduos e mutação adaptável. Ambos os algoritmos foram configurados com uma tolerância de parada de 1×10^{-6} e executados 100 vezes.

Os parâmetros referentes as massas da estrutura são previamente conhecidas determinadas através de medição direta utilizando uma balança de precisão, e possuem $m_1 = 2,35062$ kg e $m_2 = 0,29498$ kg. Dessa forma, a identificação concentra-se na determinação dos parâmetros desconhecidos: k_1 , c_1 , k_2 e c_2 . O espaço de projeto, responsável pela restrição dos valores máximos e mínimos dos parâmetros a serem identificados foi definido de acordo com a Tab. 1.

5. RESULTADOS

O tratamento dos dados, assim como os resultados foram obtidos com auxílio do *software* Matlab®. O *software* SignalCalc ACE, utilizado na aquisição dos dados experimentais ainda fornece um gráfico de confiabilidade dos dados

Tabela 1: Espaço de Projeto

Parâmetro	Limite Inferior	Limite Superior
$k_1(N/m)$	1	1×10^4
$c_1(Ns/m)$	0	20
$k_2(N/m)$	1	3×10^3
$c_2(Ns/m)$	0	20

obtidos em relação a frequência requerida. Dessa forma, a Fig. 5 apresenta o gráfico de confiabilidade obtidos na medição da resposta de deslocamento do sistema primário. Espera-se que a magnitude da confiabilidade se mantenha próxima de um, caracterizando coerência nos dados recolhidos.

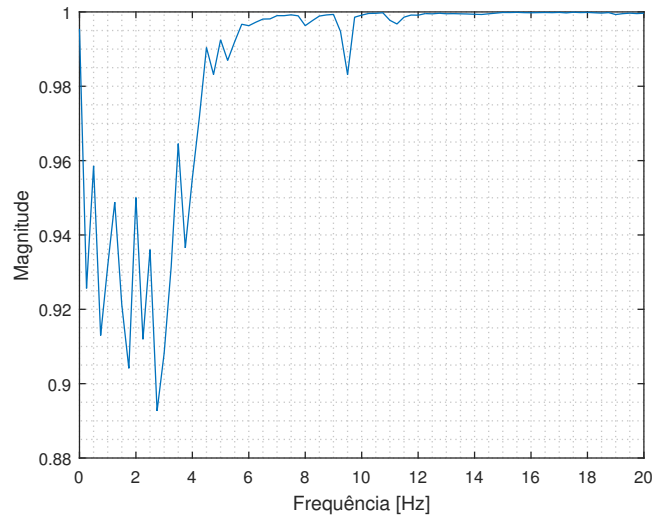


Figura 5: Confiabilidade dos dados obtidos.

Observando a Fig. 5 é possível notar como a magnitude da confiabilidade se manteve próxima de um para boa parte da faixa de frequência exigida, principalmente para as frequências próximas das frequências naturais da estrutura em estudo, caracterizando uma aquisição confiável. Entretanto, é importante notar que para frequência baixas (≤ 5 Hz) o sistema de aquisição não é capaz de garantir confiabilidade.

Como primeiro resultado do processo de identificação, três FRFs são apresentadas na Fig. 6, uma obtida experimentalmente, mediante utilização dos equipamentos e procedimentos descritos anteriormente e duas identificadas numericamente, referente a média das respostas das duas técnicas apresentadas anteriormente e utilizadas. É válido ressaltar que a metodologia de identificação utilizada se concentra na minimização da diferença entre os picos das FRFs, conforme apresentado na Eq. (2). A FRF utilizada apresenta o comportamento do sistema no domínio da frequência, relacionando a entrada (F_1), com a saída (x_1) para uma banda de frequência estudada, nesse caso [0-20] Hz.

Dessa forma, ao analisar a Fig. 6, é possível notar como os picos das FRFs identificadas numericamente se aproximaram bem da resposta experimental, caracterizando uma ótima identificação dos parâmetros. É importante destacar que as incoerências observadas para baixas frequências são originadas do sistema de aquisição, conforme Fig. 5. Além disso, a Fig. 7 apresenta uma aproximação dos picos da Fig. 5, a mesma é realizada com o objetivo de investigar as técnicas utilizadas e determinar qual apresentou melhor desempenho na presente aplicação.

Ao analisar a Fig. 7, nota-se que a técnica DE apresentou melhor resultado, uma vez que a FRF identificada através da mesma foi capaz de se aproximar melhor da experimental se comparada com a obtida via GA. Contudo, os parâmetros encontrados para tais respostas também são investigados.

Os parâmetros identificados são apresentados utilizando o comando boxplot do software Matlab®. Esse comando apresenta os resultados em uma caixa, a qual contém 50% dos valores mais prováveis. A linha horizontal vermelha apresentada no interior da caixa é referente a mediana desses valores. Os limites inferiores e superiores da caixa são determinados através do primeiro e do terceiro quartil, correspondendo a divisão entre 25% e 75% dos valores, respectivamente. Os pontos que se encontram fora dos limites são apresentados por um '+' vermelho e são desprezíveis. Dessa forma, as Fig. 8 e 9 apresentam os boxplots dos parâmetros identificados via GA e DE, respectivamente.

Ao analisar os boxplots obtidos por ambas as técnicas, é possível levantar alguns aspectos. Os boxplots obtidos pelo GA (Fig. 8) apresentam maior dispersão em seus valores, fenômeno notado principalmente pela significativa distância entre os pontos no exterior das caixas. Por outro lado, os boxplots obtidos por DE (Fig. 9) embora possuam um denso número de pontos nos exteriores de suas caixas, a proximidade entre eles é notória, caracterizando uma melhor convergência para os valores identificados se comparado com os boxplots do GA. Além da análise visual dos parâmetros encontrados, os mesmos são analisados estatisticamente. Dessa forma a Tab. 2 apresenta os valores obtidos por GA, enquanto a Tab. 3 aqueles obtidos via DE.

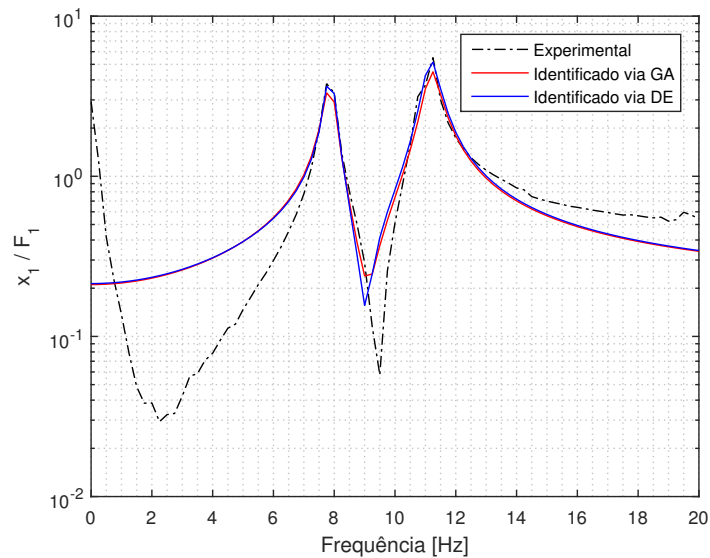


Figura 6: Funções de resposta em frequência.

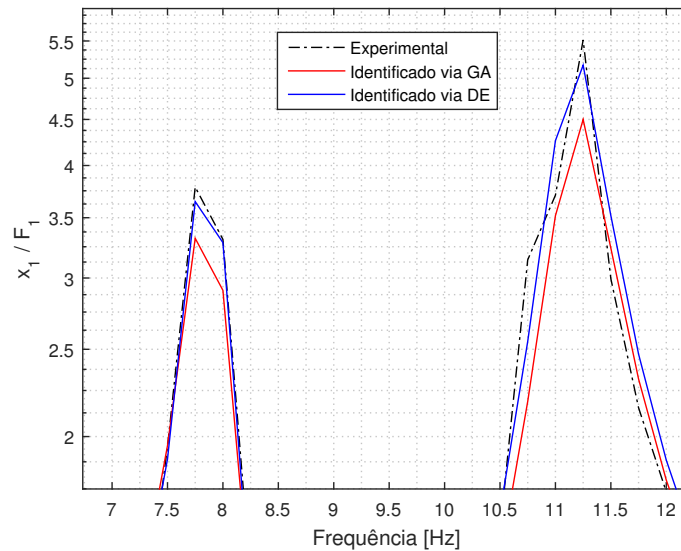


Figura 7: Aproximação dos picos das FRFs.

Os resultados apresentados pelas Tab. 2 e 3 torna incontestável a diferença da performance entre as técnicas utilizadas, apontando para a DE como melhor opção na presente aplicação, uma vez que possui resultados evidentemente mais promissores. A distância entre a média e mediana notada em todos os parâmetros identificados evidencia a diferença nos resultados entre os métodos utilizados, além disso, a expressiva diferença entre os desvios-padrões reforça a qualidade dos resultados obtidos via DE.

6. CONCLUSÕES

Esse trabalho é dedicado a uma das etapas de maior importância no desenvolvimento de modelos numéricos; a identificação correta dos parâmetros dinâmicos de um sistema mecânico. Como objeto de estudo, uma das principais técnicas de controle passivo de vibrações é abordada. A metodologia proposta pelo presente trabalho consiste na solução de problemas inversos através do emprego de técnicas heurísticas de otimização, para tal, as técnicas Algoritmo Genético (GA) e Evolução Diferencial (DE) são utilizadas e confrontadas.

Os resultados obtidos e apresentados apontam para a DE como melhor escolha para essa finalidade. A técnica foi capaz de aproximar os picos da FRF numérica com a experimental com maior maestria se comparado com o GA, reflexo desse desempenho superior é notada nos boxplots, onde a dispersão dos valores obtidos é consideravelmente menor. Adicionalmente, os resultados estatísticos reforçam o comportamento observado, utilizando métricas como a mediana e o desvio padrão dos resultados obtidos comprovando, de fato, que a DE se destacou em relação ao GA.

Diante do que foi apresentado, a metodologia utilizada foi capaz de realizar a identificação com competência, apresen-

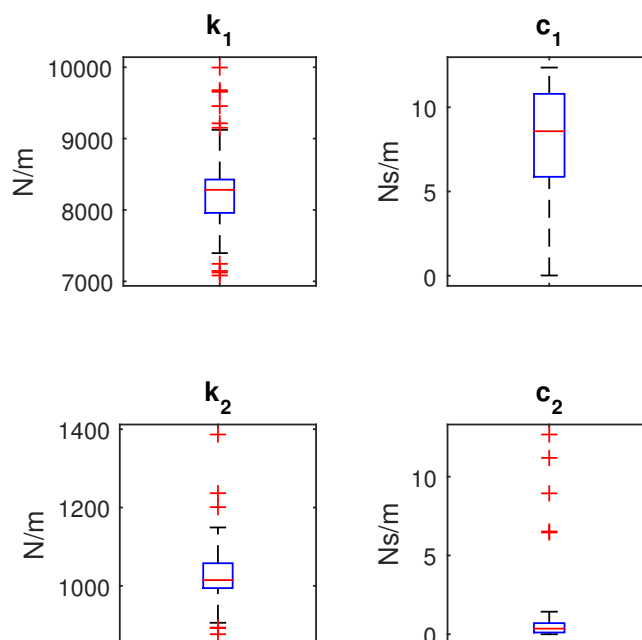


Figura 8: Boxplot dos parâmetros obtidos via GA.

Tabela 2: Parâmetros identificados via GA

Parâmetro	Média	Mediana	Desvio Padrão
k_1 (N/m)	8238,3235	8282,4566	536,2082
c_1 (Ns/m)	7,9510	8,5786	3,4968
k_2 (N/m)	1025,9592	1014,6722	67,2886
c_2 (Ns/m)	0,8561	0,3561	2,0287

tando significativa coerência nos resultados obtidos e amplo potencial de aplicação. Dessa forma, algumas perspectivas em relação a trabalhos futuros podem ser elaboradas. A metodologia utilizada poderia ser aplicada em sistemas mais complexos, como sistemas contínuos e/ou rotativos, o objetivo seria avaliar a robustez da mesma. Além disso, outras técnicas podem ser empregadas e investigadas, buscando sempre o melhor desempenho possível para essa etapa de extrema importância.

7. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a CAPES e ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Câmpus Cornélio Procopio - PR. O primeiro autor também agradece a CAPES pelo auxílio financeiro.

8. REFERÊNCIAS

- Blanchard, E.D., Sandu, A. e Sandu, C., 2010. "A polynomial chaos-based kalman filter approach for parameter estimation of mechanical systems". *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol. 132, No. 6, p. 061404.
- Cavalini Jr, A.A., Lobato, F.S., Koroishi, E.H. e Steffen Jr, V., 2016. "Model updating of a rotating machine using the self-adaptive differential evolution algorithm". *Inverse Problems in Science and Engineering*, Vol. 24, No. 3, pp. 504–523.
- Coello, C.A.C. e Lamont, G.B., 2004. *Applications of multi-objective evolutionary algorithms*, Vol. 1. World Scientific.
- Feldhacker, J.D., Jones, B.A., Doostan, A. e Hampton, J., 2016. "Reduced cost mission design using surrogate models". *Advances in Space Research*, Vol. 57, No. 2, pp. 588–603.
- Goldberg, D.E., 1989. "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, 1989". *Reading: Addison-Wesley*.
- Holland, J.H., 1992. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press.
- Hromkovič, J., 2013. *Algorithmics for hard problems: introduction to combinatorial optimization, randomization, approximation, and heuristics*. Springer Science & Business Media.
- Koroishi, E.H., Lara-Molina, F.A., Rocha, L. e Steffen Jr, V., 2014. "Characterization of an electromagnetic actuator

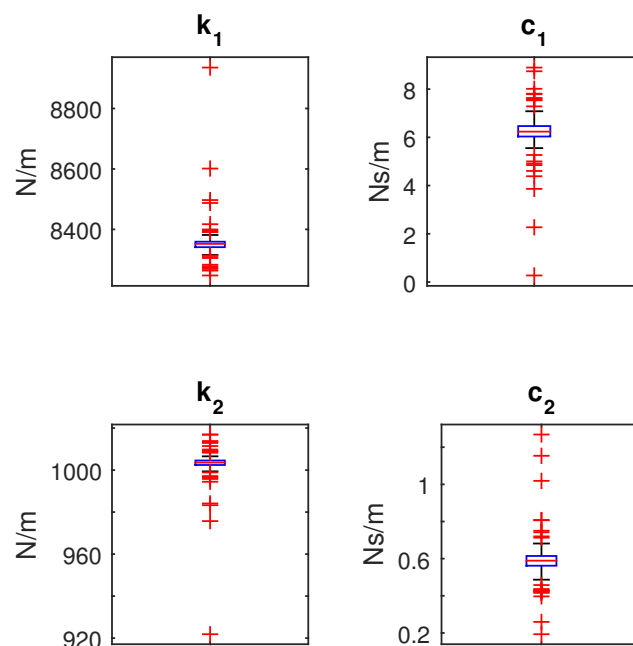


Figura 9: Boxplot dos parâmetros obtidos via DE.

Tabela 3: Parâmetros identificados via DE

Parâmetro	Média	Mediana	Desvio Padrão
$k_1(N/m)$	8357,8245	8352,1621	71,7317
$c_1(Ns/m)$	6,1890	6,2378	1,0297
$k_2(N/m)$	1002,5787	1003,5771	9,7456
$c_2(Ns/m)$	0,5964	0,5891	0,1314

applied in the active vibration control of rotating machines”. In *Proceedings of the 22nd International Conference of Magnetically Levitated Systems and Linear Drivers-MAGLEV*.

Rao, S.S., 2009. *Engineering optimization: theory and practice*. John Wiley & Sons.

Santos, L.B.L., Chiwiacowsky, L.D. e de Campos Velho, H.F., 2014. “Algoritmo genético e método variacional na identificação de danos estruturais: Método híbrido e abordagem hierárquica”. *Técnicas de Inteligência Computacional com Aplicações em Problemas Inversos de Engenharia*. Omnipax.

Silva, A., Cavalini Jr, A. e Steffen Jr, V., 2016. “Fuzzy robust design of dynamic vibration absorbers”. *Shock and Vibration*, Vol. 2016.

Storn, R. e Price, K., 1997. “Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces”. *Journal of global optimization*, Vol. 11, No. 4, pp. 341–359.

Viana, F.A.C., 2008. *Surrogate modeling techniques and heuristic optimization methods applied to design and identification problems*. Ph.D. thesis, Tese de Doutorado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Yu, H., Gillot, F. e Ichchou, M., 2013. “Reliability based robust design optimization for tuned mass damper in passive vibration control of deterministic/uncertain structures”. *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 332, No. 9, pp. 2222–2238.

Zou, D., Wu, J., Gao, L. e Li, S., 2013. “A modified differential evolution algorithm for unconstrained optimization problems”. *Neurocomputing*, Vol. 120, pp. 469–481.

9. RESPONSABILIDADE AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.

CHARACTERIZATION OF A DYNAMIC VIBRATION ABSORBER THROUGH HEURISTIC OPTIMIZATION TECHNIQUES

Leandro Augusto Martins, leandromartins@alunos.utfpr.edu.br¹

Erik Taketa, eriktaketa@alunos.utfpr.edu.br¹

Fabian Andres Lara-Molina, fabianmolina@utfpr.edu.br¹

Edson Hideki Koroishi, edsonh@utfpr.edu.br

¹Federal University of Technology – Parana, 1640, Alberto Carazzai Ave., Cornelio Procopio - PR, Zip Code: 6300-000, Brazil

Abstract: *One of the most important steps in a mechanical system design is to obtain its mathematical model. This model has to be as representative as possible, allowing the behavior of the system in study to be similar to reality. For this, some parameters of the mechanical system, such as stiffness and damping, need to be precisely estimated. However, the experimental identification techniques are usually influenced by external noises that implicate on the quality of these parameters estimation. Thus, the present work proposes a methodology for the characterization of mechanical systems through the frequency response function (FRF), using an DVA as object of studies. For this, the procedure focuses on minimizing the difference between the experimental and numerical data, performed by optimization techniques. To obtain the experimental data, some responses are obtained from the real system and the mean is calculated, obtaining an experimental average FRF of the system. On the other hand, the numerical response is obtained through the mathematical modeling of the system. The optimization techniques used and compared were the Genetic Algorithm and Differential Evolution. The results obtained through computational simulations demonstrate a successful use of the proposed methodology, which was able to obtain coherent values for the unknown parameters .*

Keywords: *Parameters Identification, Optimization, Keywords: Parameters Identification, Optimization, Differential Evolution, Genetic Algorithm*