

ANÁLISE DE INCERTEZAS E PROJETO ÓTIMO ROBUSTO DE UM ABSORVEDOR DINÂMICO DE VIBRAÇÕES

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

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

Edson Hideki Koroishi, edsonh@utfpr.edu.br¹

Victor Renan Bolzon, vbolzon@alunos.utfpr.edu.br¹

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

Resumo: *Esse trabalho tem como objetivo analisar o comportamento dinâmico de um absorvedor dinâmico de vibrações (ADV) sob o efeito de incertezas, bem como a concepção do projeto ótimo robusto para o mesmo. A finalidade é melhorar o desempenho dinâmico do dispositivo sob incertezas paramétricas consideradas no sistema primário, as quais são modeladas mediante variáveis aleatórias com distribuição normal. A simulação de Monte Carlo fornece informações valiosas quanto a variabilidade da resposta incerta e a influência dos parâmetros incertos na mesma. Os resultados indicam a significativa influência das incertezas, reforçando a importância desse tipo de estudo no desenvolvimento de sistemas mecânicos. Além disso, o projeto ótimo demonstrou um relevante aperfeiçoamento no comportamento dinâmico do ADV, provando a eficiência da metodologia proposta e apresentando-se como uma alternativa viável para aperfeiçoamento passivo de sistemas mecânicos incertos.*

Palavras-chave: *Incertezas, Simulação de Monte Carlo, Projeto Ótimo Robusto*

1. INTRODUÇÃO

Sistemas e equipamentos mecânicos estão inevitavelmente sujeitos a incertezas. As principais fontes de incertezas incluem diversos aspectos, como limitações na fabricação, tolerâncias na montagem de componentes e variações ambientais inesperadas. A presença de incertezas, por sua vez, comprometem o funcionamento seguro e eficiente desses sistemas, reduzindo a confiabilidade e robustez dos mesmos (Lara-Molina *et al.*, 2015). Consequentemente, faz-se necessário analisar como os mesmos se comportam quando sujeitos a essas incertezas, com esse propósito, métodos como a Simulação de Monte Carlo (MCS) são empregados.

Diante de tal necessidade, diversos trabalhos são dedicados ao estudo da influência de incertezas em sistemas mecânicos, aplicando inclusive a MCS para tal. Os autores Lara-Molina *et al.* (2015) por exemplo, utilizaram a MCS para analisar o comportamento dinâmico de um manipulador completamente paralelo de seis graus de liberdade (gdl) quando sujeito a incertezas paramétricas. Outro exemplo do uso da MCS é encontrada no trabalho dos autores Koroishi *et al.* (2012), dessa vez empregada para realizar a modelagem estocástica de rotores flexíveis.

Além disso, há técnicas engajadas na atenuação do problema de incertezas, nesse contexto, a otimização robusta (RO) pode ser incluída. A RO é capaz de atenuar os efeitos das incertezas e ainda melhorar o desempenho de um determinado equipamento (Zang *et al.*, 2005). Nesse sentido, conforme apresentado por Borges *et al.* (2010), a RO é caracterizada como um processo multiobjetivo e como característica desse tipo de problema, a maximização de um dos objetivos, inevitavelmente comprometerá o desempenho do outro. Além disso, as otimizações multiobjetivos normalmente são solucionados com auxílio de algoritmos evolucionários, gerando assim uma família de soluções ótimas, fazendo com que a escolha da solução capaz de atender os requisitos do projeto seja de responsabilidade do projetista. Para tal, a frente de Pareto normalmente é utilizada para relacionar o desempenho das funções objetivas e auxiliar nesse processo de decisão (Lotov e Miettinen, 2008).

Os absorvedores de dinâmicos de vibrações (ADV) são apêndices mecânicos que consistem em elementos de inércia, rigidez e amortecimento que, uma vez anexados a uma determinada estrutura ou máquina, comumente chamado de sistema primário, são capazes de absorver a energia de vibração (Steffen e Rade, 2001). Contudo, a aplicação do ADV depende diretamente das condições operacionais, tornando-o limitado para as características específicas nas quais foi projetado. Assim, o potencial de aplicação do mecanismo faz com que o mesmo seja alvo de constantes pesquisas, visando assim contornar essa limitação. Modelagem de novas configurações (Issa, 2013) e otimizações (Viana *et al.*, 2008) são alguns dos exemplos encontrados na literatura. Além disso, as variações originadas pelas condições incertas de operação afetam significativamente o desempenho do mesmo, comprometendo sua robustez e eficiência (Borges *et al.*, 2010).

Diante do que foi apresentado, esta contribuição tem como objetivo apresentar uma análise do efeito das incertezas no comportamento dinâmico de um ADV. A MCS é empregada para esse propósito. Além disso, a otimização robusta é realizada para melhorar as características do ADV frente as incertezas presentes no sistema primário.

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 com 10 mm de espessura, responsável pela massa do sistema primário, denominada m_1 , 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, essas hastes são 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 .

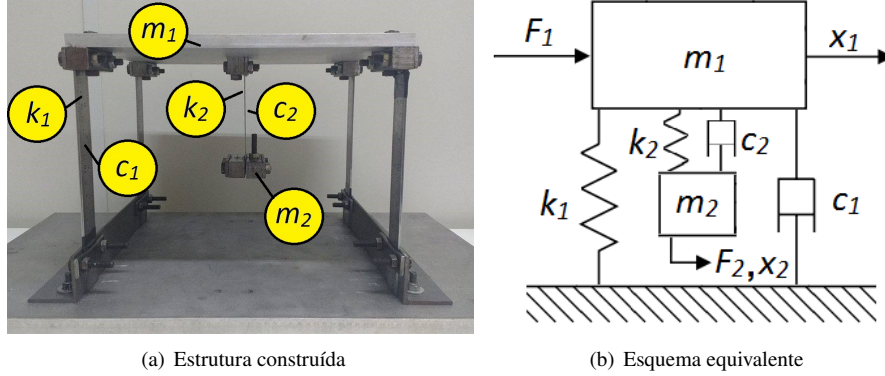


Figura 1: Estrutura e ADV.

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. Contudo, análogo a inúmeros sistemas mecânicos, os ADVs comumente são analisados no domínio da frequência, uma vez que todas as características dinâmicas necessárias para o projeto e análise estão presentes nesse domínio. Dessa forma, os autores Steffen e Rade (2001) apresentaram uma metodologia capaz de relacionar os parâmetros do sistema primário e do ADV, modelando o sistema no domínio da frequência, o qual é apresentado na Eq. (1).

$$\left| \frac{X_1}{(X_1)_{st}} \right| = H(\omega) = \frac{(2\zeta_2 g(\omega))^2 + (g(\omega)^2 - f^2)^2}{\sqrt{[2\zeta_2 g(\omega)(1 - g(\omega)^2 - \mu g(\omega)^2) + 2\zeta_1 \mu g(\omega)(f^2 - g(\omega)^2)]^2 + [\mu f^2 g(\omega)^2 - (g(\omega)^2 - 1)(g(\omega)^2 - f^2)]^2}} \quad (1)$$

Nessa modelagem, os seguintes componentes representam: $\mu = \sqrt{m_2/m_1}$, relação entre as massas; $\omega_2 = \sqrt{k_2/m_2}$, frequência natural não amortecida do ADV; $\omega_1 = \sqrt{k_1/m_1}$, frequência natural não amortecida do sistema primário; $f = \omega_2/\omega_1$, fator de sintonização; $g = \omega/\omega_1$, razão de frequência forçada; $(X_1)_{st} = F_1/k_1$, deformação estática do sistema primário; $\zeta_2 = c_2/2m_2\omega_1$, fator de amortecimento do ADV e $\zeta_1 = c_1/2m_2\omega_1$, fator de amortecimento do sistema primário.

3. ANÁLISE DE INCERTEZAS

Uma metodologia amplamente utilizada para modelar incertezas paramétricas é mediante a teoria de variáveis aleatórias com distribuição normal, permitindo que estas sejam completamente descritas pela sua média e desvio padrão. Os autores Koroishi *et al.* (2012) apresentaram uma metodologia de modelagem para esse tipo de incertezas conforme essa abordagem, o qual é apresentada na Eq. (2).

$$a_0(\theta) = a_0 + a_0 \delta_a \xi(\theta) \quad (2)$$

Nessa modelagem, a_0 representa o valor médio do parâmetro, δ_a representa sua dispersão percentual e $\xi(\theta)$ é a variável aleatória normal com θ sendo o processo aleatório. A mesma metodologia de modelagem foi utilizada no presente trabalho, combinado com a MCS.

3.1 Simulação de Monte Carlo

Conforme descrito por Hromkovič (2013), qualquer algoritmo randomizado cujas saídas podem ser consideradas como variáveis aleatórias é denominado como sendo um algoritmo de Monte Carlo. Portanto, neste tipo de algoritmo as variáveis aleatórias são amostradas e a saída do modelo numérico do sistema é calculada como função de cada uma das amostras. Dessa forma, a ideia por trás da simulação de Monte Carlo (MCS) é repetir esse processo sucessivamente

para um elevado número de amostras, tornando possível o cálculo da variabilidade da resposta mediante ferramentas estatísticas.

Dessa forma, as incertezas são modeladas como variáveis aleatórias normais, conforme Eq. (2) e inseridas diretamente nos parâmetros do sistema primário, caracterizando-os como parâmetros incertos, ou ruidosos, representados por $\Theta = [m_1(\theta), k_1(\theta), c_1(\theta)]^T$. O objetivo é analisar como o ADV se comporta em condições reais, onde a máquina ou equipamento o qual o mesmo foi adicionado sofre influência de incertezas. A MCS é o solucionador estocástico utilizado para calcular a resposta incerta no domínio da frequência do sistema em estudo, dessa forma, a mesma deve ser reescrita, uma vez que agora possui novas características. Os parâmetros do ADV são chamados de parâmetros de controle e caracterizados por $\lambda = [m_2, k_2, c_2]^T$. Dessa forma, o comportamento incerto do sistema é descrito pela Eq. (3).

$$H(\omega, \lambda, \Theta) = \sqrt{\frac{A}{B}}$$

Onde,

$$A = (2\zeta_2(\lambda, \Theta)g(\omega, \Theta))^2 + (g(\omega, \Theta)^2 - f(\lambda, \Theta)^2)^2 \quad (3)$$

$$B = [2\zeta_2(\lambda, \Theta)g(\omega, \Theta)(1 - g(\omega, \Theta)^2 - \mu(\lambda, \Theta)g(\omega, \Theta)^2) + 2\zeta_1(\lambda, \Theta)\mu(\lambda, \Theta)g(\omega, \Theta)(f(\lambda, \Theta)^2 - g(\omega, \Theta)^2)]^2 + [\mu(\lambda, \Theta)f(\lambda, \Theta)^2g(\omega, \Theta)^2 - (g(\omega, \Theta)^2 - 1)(g(\omega, \Theta)^2 - f(\lambda, \Theta)^2)]^2$$

4. OTIMIZAÇÃO ROBUSTA

Como discutido anteriormente, as incertezas podem afetar negativamente a robustez de sistemas mecânicos, inclusive ADVs. Nesse sentido, a RO se apresenta como uma metodologia capaz de maximizar o desempenho e minimizar o efeito das incertezas simultaneamente. Consequentemente, a otimização robusta está associada a um problema de otimização multi-objetivo (Borges *et al.*, 2010).

De uma forma geral, as otimizações multi-objetivo são solucionadas utilizando algoritmos evolutivos (EA). Assim, quando aplicados, diferente do que ocorre em problemas de um único objetivo, em problemas multi-objetivos os EAs geram um conjunto de soluções ótimas como resultado. Dessa forma, uma maneira rápida e eficiente de avaliar e comparar essa família de soluções obtidas é mediante análise da Frente (Curva ou ainda Fronteira) de Pareto (Coello e Lamont, 2004). Dessa forma, conforme apresentado por Lotov e Miettinen (2008), as principais vantagens de analisar a frente de Pareto são:

- A rápida comparação entre as diversas soluções obtidas, a qual é realizada diretamente através dos desempenhos das funções objetivo definidas;
- A facilidade em identificar a solução ótima que melhor atenda as exigências requeridas pelo projeto.

As funções objetivo utilizadas no processo da RO foram definidas da seguinte maneira: F_{obj_1} : destinada a melhorar o desempenho do ADV, caracterizada pela amplitude máxima da resposta média do envelope incerto no domínio da frequência, obtido mediante MCS. Em contrapartida, F_{obj_2} : reduzir a variabilidade da resposta incerta no domínio da frequência, definida como a diferença entre o valor RMS máximo e mínimo do envelope de respostas. Portanto, as funções objetivos foram definidas conforme apresentado na Eq. (4).

$$\begin{cases} F_{obj_1} = \arg [\max(\text{mean}(H(\omega, \lambda, \Theta)))] \\ F_{obj_2} = (\max[RMS(H(\omega, \lambda, \Theta))] - \min[RMS(H(\omega, \lambda, \Theta))])^2 \end{cases} \quad (4)$$

na qual $H(\omega, q, z)$ denota o conjunto de n_s respostas obtidas através da MCS utilizando a Eq. (3).

Contudo, para que o ADV seja eficiente, é necessário que o mesmo permaneça sintonizado ao sistema primário. Dessa forma, restrições são adicionadas para garantir que isso aconteça. Assim, foi imposto que o ADV ótimo possua a mesma frequência natural (ω_{not}) do sistema primário (ω_1), o qual possui 9,446 Hz. O espaço de projeto definido, responsável pela restrição dos valores máximos e mínimos dos parâmetros ótimos a serem buscados é apresentado na Tab. 1.

Tabela 1: Espaço de Projeto - Otimização Robusta

Parâmetro	Limite Inferior (q_L)	Limite Superior (q_U)
$m_2(kg)$	0,1	1,0
$k_2(N/m)$	10	1500
$c_2(Ns/m)$	0,1	1,0

Portanto, o presente problema de otimização robusta pode ser completamente apresentado na Eq. (5).

$$\begin{cases} \min_q [F_{obj_1}(q, z), F_{obj_2}(q, z)] \\ \text{sujeito a :} \\ \omega_{not} = 9,446Hz \\ q_L \leq q \leq q_U \end{cases} \quad (5)$$

onde o espaço de projeto $q_L \leq q \leq q_U$ foi definido na Tab.1.

Para a solução da otimização robusta, o algoritmo genético multi-objetivo utilizado foi o NSGA-II, desenvolvido por Deb *et al.* (2002). A escolha do algoritmo na presente utilização se deve a significativa presença do mesmo na literatura em aplicações semelhantes. A configuração utilizada NSGA II, a qual apresentou melhor performance na presente aplicação é apresentada pela Tab. 2.

Tabela 2: Configuração NSGA II

Parâmetro	Valor
Quantidade de variáveis de projeto	3
Tamanho da População	200
Número máximo de gerações	600
Critério de convergência	$1e^{-5}$
Tipo de Mutação	Adaptativa
Função <i>crossover</i>	Intermediário
Taxa de <i>crossover</i>	1

5. RESULTADOS

Os resultados aqui apresentados foram obtidos com auxílio do *software* Matlab®. Os parâmetros reais da estrutura (sistema primário e ADV) são conhecidos, determinados através de técnicas de otimização heurística em conjunto com conceitos de problema inverso. Para a realização da MCS, a Eq. (3) é utilizada considerando um cenário em que as incertezas possuem uma dispersão de 10% de seus valores determinísticos, e para analisar o comportamento, 500 amostras foram utilizadas. Visando análise clara e objetiva dos resultados, o envelope de resposta é apresentado através dos seus limites superior e inferior, plotados na cor azul, enquanto a média é apresentada na cor vermelha. Portanto, a Fig. 2 apresenta o comportamento incerto do sistema no domínio da frequência, utilizando uma banda de frequência de $\omega = [0, 20]$

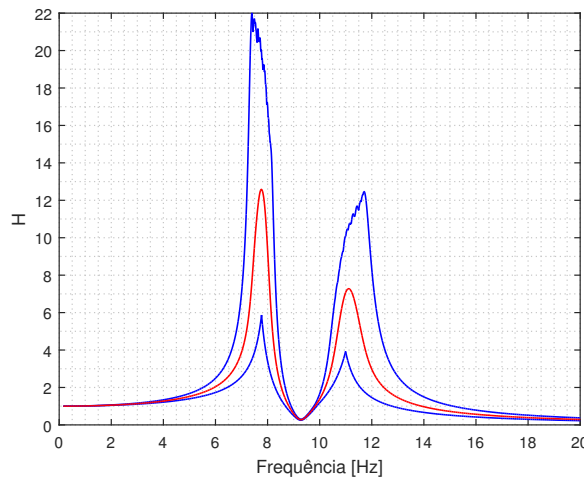


Figura 2: Comportamento incerto no domínio da frequência

Ao analisar a Fig. 2 é possível notar como um envelope de respostas incertas é gerado pela presença das incertezas consideradas nos parâmetros. É notório como as incertezas consideradas são capazes de influenciar consideravelmente em muitas das características do ADV. Influenciando por exemplo, nas frequências e amplitude dos picos da resposta, comprometendo a sintonização do dispositivo com o sistema primário e no desempenho oferecido pelo equipamento, respectivamente. Portanto, as informações que esse tipo de análise fornece são de extrema importância e devem ser consideradas no projeto de sistemas mecânicos.

Como resultado da RO, a frente de Pareto é obtida, apresentada na Fig. 3. Como discutido anteriormente, ela é responsável por relacionar o conjunto das soluções ótimas, e como esperado, os resultados demonstram características das respostas não dominadas; a melhoria de uma das funções objetivo gera, obrigatoriamente, a degradação da segunda, indicando um compromisso entre as mesmas.

Assim, para avaliar as soluções ótimas apresentadas na frente de Pareto, três soluções desse conjunto foram selecionadas, são elas: s_1 , s_2 e s_3 . Essas soluções representam pontos estrategicamente localizados na frente de Pareto (conforme Fig. 3) e são capazes de fornecer a investigação completa dos resultados obtidos, uma vez que as soluções escolhidas apresentam:

- s_1 , a melhor performance de F_{obj_1} ;

- s_2 , o equilíbrio entre as funções objetivos;
- s_3 , a melhor performance de F_{obj2} .

Cada solução ótima obtida, possui, individualmente, um conjunto de parâmetros ótimos, dessa forma, a Tab. 3 apresenta os parâmetros ótimos do ADV para cada uma das soluções escolhidas. Além disso, os parâmetros originais do ADV também são apresentados e confrontados com as soluções ótimas.

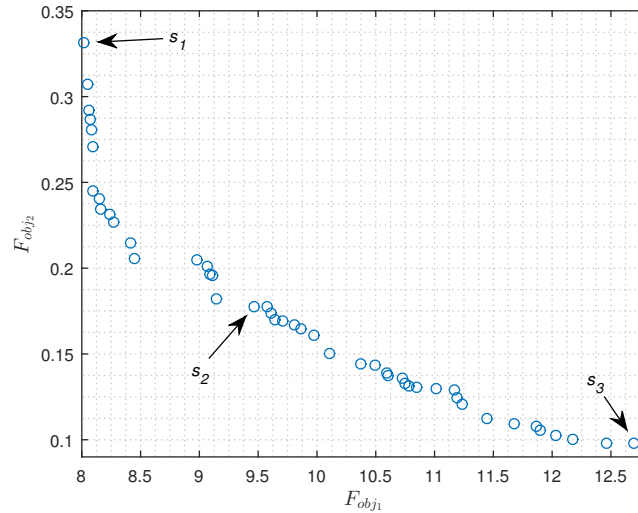


Figura 3: Frente de Pareto

Tabela 3: Parâmetros ótimos

Solução	m_{2ot} (kg)	k_{2ot} (N/m)	c_{2ot} (Ns/m)
s_1	0,10101	355,82400	0,99962
s_2	0,17431	614,01147	0,95194
s_3	0,30648	1079,5748	0,79036
Original	0,29498	1002,5743	0,59646

Ao analisar os valores apresentados na Tab. 3, algumas características entre as soluções ótimas selecionadas são notadas. Conforme o desempenho ótimo do ADV aumenta, notado pela minimização de F_{obj1} , o parâmetro de amortecimento ótimo do ADV, c_{2ot} , aumenta. O comportamento inverso é notado com os parâmetros de massa e rigidez ótimas, m_{2ot} e k_{2ot} , respectivamente.

Conhecendo os parâmetros ótimos que cada solução ótima apresenta, o próximo passo consiste em investigar o comportamento do sistema quando tais valores forem utilizados. Dessa forma, a princípio, o comportamento determinístico para cada solução é analisado, os quais são apresentados na Fig. 4.

Os resultados apresentados na Fig. 4 demonstram como a modificação nos parâmetros do ADV influenciam de forma significativa no comportamento determinístico da estrutura. A reta tracejada indica a frequência natural do sistema primário (9,446 Hz), e através da mesma, é possível notar como a restrição atribuída foi capaz de manter a sintonização do ADV ótimo com o sistema primário. Contudo, os diferentes designs demonstram como a capacidade do ADV em atenuar a amplitude dessa frequência em específico é consideravelmente afetada.

Para analisar o comportamento dos designs ótimas frente a incertezas, a MCS é novamente utilizada com 500 amostras, a banda de frequência ($\omega = [0, 20]$ Hz) e o cenário de de incertezas são mantidos (10% nos parâmetros do sistema primário). Assim, a Fig. 5 apresenta os comportamentos incertos no domínio da frequência obtidos mediante Eq. (3), utilizando os parâmetros obtidos nas soluções ótimas s_1 , s_2 e s_3 .

A partir do comportamento das soluções s_1 , s_2 e s_3 , é possível discutir alguns aspectos. O design s_1 apresenta o melhor desempenho para o equipamento, caracterizado pela resposta média com menor amplitude, logo, o design s_3 apresenta o pior desempenho entre as soluções ótimas, porém, ainda melhor que o design original (ver Fig. 2). Por outro lado, o design proposto por s_1 apresenta a maior sensibilidade aos efeitos de incertezas, característica notada pelo denso envelope de respostas principalmente na frequência de atenuação do ADV (9,446 Hz), comprometendo de forma significativa a sua robustez. Nesse sentido, o design s_3 apresenta o melhor comportamento frente a incertezas, reflexo disso é o esbelto envelope de respostas, notada inclusive na frequência de atenuação do ADV, garantindo que mesmo na presença de incertezas, a amplitude nessa faixa de frequência se mantenha próxima a zero, assegurando a atenuação. Apesar do comportamento do design original (Fig. 2) ser bastante similar ao apresentado por s_3 , consequência da proximidade nos valores paramétricos, conforme Tab. 3, ainda assim, melhorias no comportamento são notadas em relação ao original, apresentando uma sensibilidade menor, a qual evidencia-se principalmente na amplitude dos picos da resposta.

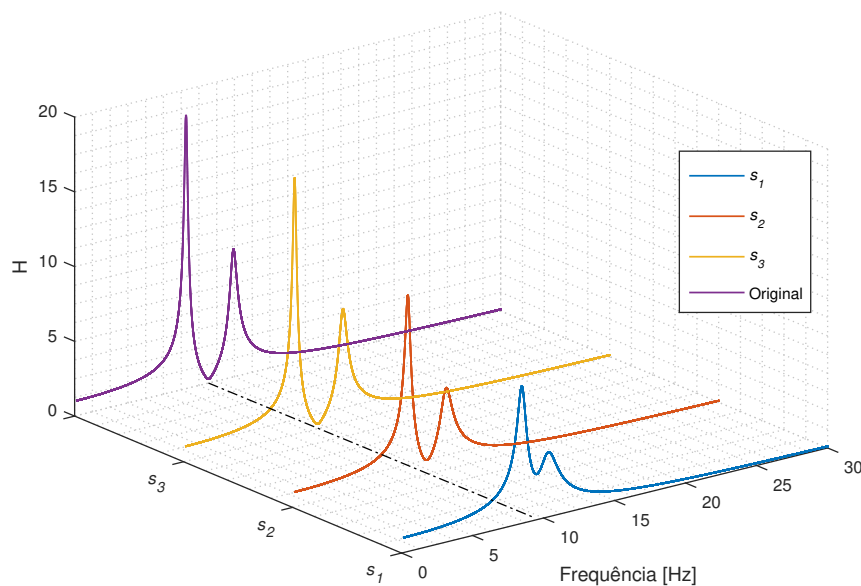


Figura 4: Comportamento determinístico das soluções ótimas

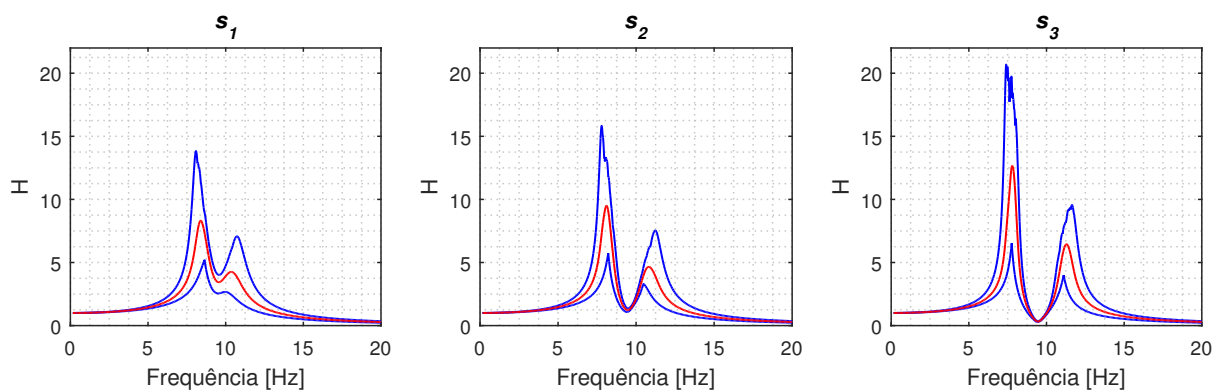


Figura 5: Comportamento das soluções ótimas e projeto original sujeito a incertezas.

Entre as soluções ótimas escolhidas e analisadas, o design s_2 se destaca. O sistema, quando assumido seus valores, se comporta de forma admirável, sendo capaz de assegurar um excelente desempenho médio e ao mesmo tempo, robustez aos efeitos provocados pelas incertezas. Nesse sentido, em um primeiro momento, assumindo um cenário de aplicação onde ambos os objetivos são requeridos igualmente, esse design se apresenta como a melhor opção.

6. CONCLUSÕES

O presente trabalho foi destinado ao desenvolvimento de uma metodologia capaz de fornecer o design ótimo robusto de sistemas mecânicos. O ADV, técnica amplamente utilizada para atenuar vibrações em equipamentos e estruturas mecânicas é utilizado como objeto de estudo. A proposta é apresentada como uma alternativa capaz de atenuar a influência de incertezas no comportamento dinâmico, e ainda melhorar o desempenho do dispositivo. Dessa forma, o trabalho ainda aborda a análise de incertezas, apresentando suas características, modelagem e influência na resposta de sistemas mecânicos.

Através dos resultados foi possível notar como as incertezas influenciam de modo significativo no comportamento dinâmico de sistemas mecânicos, comprometendo a confiabilidade, eficiência e segurança dos mesmos. Portanto, a análise de incertezas permitiu obter informações valiosas a respeito do comportamento dinâmico do ADV sob o efeito de incertezas, representando um aspecto importante e necessário de ser investigado durante o projeto do ADV.

A RO viabilizou um significativo aperfeiçoamento no comportamento do ADV, melhorando o desempenho do ADV e sua robustez frente a incertezas. Portanto, os resultados reforçam a relevância do estudo proposto, apontando-o como uma alternativa viável no projeto de ADVs, permitindo melhorar seu comportamento dinâmico.

A partir do trabalho realizado, é possível criar algumas perspectivas em relação a trabalhos futuros, gerando assim uma continuidade para o estudo proposto. Assim, uma abordagem interessante seria a validação dos resultados experimentalmente e aplicação da presente metodologia em sistemas mais complexos, como estruturas esbeltas e rotores.

7. AGRADECIMENTOS

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

8. REFERÊNCIAS

- Borges, R., de Lima, A. e Steffen, V., 2010. "Robust optimal design of a nonlinear dynamic vibration absorber combining sensitivity analysis". *Shock and Vibration*, Vol. 17, No. 4, 5, pp. 507–520.
- Coello, C.A.C. e Lamont, G.B., 2004. *Applications of multi-objective evolutionary algorithms*, Vol. 1. World Scientific.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. e Meyarivan, T., 2002. "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii". *IEEE transactions on evolutionary computation*, Vol. 6, No. 2, pp. 182–197.
- Hromkovič, J., 2013. *Algorithmics for hard problems: introduction to combinatorial optimization, randomization, approximation, and heuristics*. Springer Science & Business Media.
- Issa, J.S., 2013. "Optimal design of a new vibration absorber setup for randomly forced systems". *Journal of Vibration and Control*, Vol. 19, No. 16, pp. 2335–2346.
- Koroishi, E., Cavalini, A., de Lima, A. e Steffen, V., 2012. "Stochastic modeling of flexible rotors". *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, Vol. 34, No. SPE2, pp. 574–583.
- Lara-Molina, F., Koroishi, E., Dumur, D. e Steffen, V., 2015. "Stochastic analysis of a 6-dof fully parallel robot under uncertain parameters". *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 48, No. 19, pp. 214–219.
- Lotov, A.V. e Miettinen, K., 2008. "Visualizing the pareto frontier". In *Multiobjective optimization*, Springer, pp. 213–243.
- Steffen, V. e Rade, D., 2001. "Dynamic vibration absorber". *Encyclopedia of Vibration*, pp. 9–26.
- Viana, F.A.C., Kotinda, G.I., Rade, D.A. e Steffen, V., 2008. "Tuning dynamic vibration absorbers by using ant colony optimization". *Computers & Structures*, Vol. 86, No. 13, pp. 1539–1549.
- Zang, C., Friswell, M. e Mottershead, J., 2005. "A review of robust optimal design and its application in dynamics". *Computers & structures*, Vol. 83, No. 4, pp. 315–326.

9. RESPONSABILIDADE AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.

UNCERTAINTY ANALYSIS AND ROBUST OPTIMUM DESIGN OF A DYNAMIC VIBRATION ABSORBER

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

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

Edson Hideki Koroishi, edsonh@utfpr.edu.br¹

Victor Renan Bolzon, vbolzon@alunos.utfpr.edu.br¹

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

Abstract: This work aims to analyze the dynamic behavior of a dynamic vibration absorber (DVA) under effect of uncertainties, as well as the conception of robust optimum design for the same. The purpose is to improve the dynamic performance of device under parametric uncertainties considered in the primary system, which are modeled using random variables with normal distribution. The Monte Carlo simulation provides valuable information on the variability of uncertain response and the influence of the uncertain parameters on it. The results indicate the significant influence of uncertainties, reinforcing the importance of this type of study in the development of mechanical systems. Moreover, the optimum design demonstrated a relevant improvement in the ADV dynamic behavior, proving the efficiency of proposed methodology and presenting itself as a viable alternative for the passive improvement of uncertain mechanical systems.

Keywords: Uncertainties, Monte Carlo Simulation, Robust Optimum Design