

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE AJUSTE DOS PARÂMETROS FÍSICOS DE ROTORES EM SISTEMAS MECÂNICOS

Hélio Fiori de Castro

UNICAMP - Universidade Estadual de Campinas - Departamento de Projeto Mecânico
Caixa Postal: 6051 - Campinas, S.P., CEP: 13083-970, E-Mail: heliofc@fem.unicamp.br

Abdon Tapia Tadeo

UNICAMP - Universidade Estadual de Campinas - Departamento de Projeto Mecânico
Caixa Postal: 6051 - Campinas, S.P., CEP: 13083-970, E-Mail: abdon@fem.unicamp.br

Katia Lucchesi Cavalca

UNICAMP - Faculdade de Engenharia Mecânica - Departamento de Projeto Mecânico
Caixa Postal: 6051 - Campinas, S.P., CEP: 13083-970, E-Mail: katia@fem.unicamp.br

Resumo. A estimação de parâmetros é um problema não linear, onde a função objetivo a ser minimizada será a diferença entre as magnitudes da função de resposta em freqüência real e do modelo. O método de otimização, utilizado para se minimizar a diferença entre os dados do modelo e experimentais, é uma importante ferramenta na estimação dos parâmetros corretos. Neste sentido, o presente trabalho implementa dois métodos de estimação de parâmetros (Mínimos Quadrados não linear, Algoritmo Genético - AG). Ambos os métodos utilizarão a FRF na definição da função objetivo. Escolheu-se um método analítico e um método de busca estocástica. O método de mínimos quadrados não linear é um método analítico de ajuste de curvas. Faz-se necessário o uso de cálculo diferencial, a fim de se determinar uma direção de busca, que minimize a função objetivo. O AG é um método metaheurístico de busca, o qual se baseia em conceitos de genética e evolução. Este procedimento visa encontrar indivíduos (soluções do problema), pertencentes a uma população (conjunto de soluções), que melhor se adaptem a um determinado meio (função objetivo mais próxima do ótimo global) em cada geração (iteração). A descrição completa do modelo do rotor, foi feita através do método dos elementos finitos (MEF). Entretanto, é necessário estimar os seguintes parâmetros físicos do eixo: módulo de elasticidade do material e coeficientes de amortecimento proporcional estrutural viscoso. Da mesma forma, não se conhece a densidade específica do disco. Parâmetros que não são, necessariamente, conhecidos.

Palavras-chave: Ajuste de modelos de elementos finitos, Mínimos quadrados, Algoritmos genéticos, Vibrações flexionais, Análise Modal.

1. INTRODUÇÃO

Nos rotores (eixo e disco) dos sistemas mecânicos, muitas de suas propriedades físicas têm que ser ajustadas, pois elas geralmente são valores estatísticos que, dependendo das circunstâncias seja de fabricação, operação, etc. às quais foram ou estão sujeitos os rotores, podem não ser representativas dos mesmos. Neste sentido, é necessário realizar um ajuste dos mesmos, utilizando dados experimentais obtidos através da análise modal experimental ou outros métodos. Neste trabalho, adequou-se o método de Mínimos Quadrados implementado no trabalho de Tapia A. e Cavalca K. (2003); e implementou-se o método de Algoritmos Genéticos, ambos utilizados nos processos de ajuste do presente trabalho.

2. SISTEMA MECÂNICO

O sistema mecânico mostrado na Fig. (1), representa uma máquina rotativa, sendo que, as vibrações flexionais do sistema serão consideradas. Os sistemas de referência fixo XYZ e móvel xyz (fixo ao eixo), são usados para descrever as equações de movimento de cada um dos componentes.

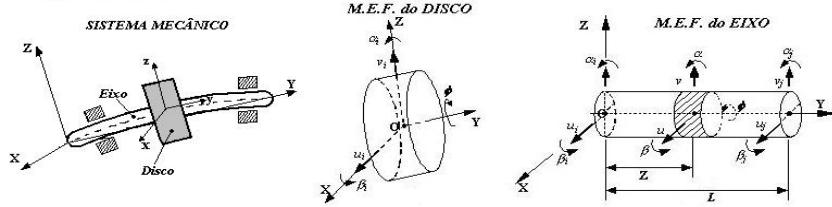


Figura 1. Sistema mecânico, Modelos de Elementos Finitos: Disco rígido, Eixo flexível.

2.1. Modelagem do Disco Rígido

Na modelagem de máquinas rotativas, componentes tais como: engrenagens, rotores, etc., são geralmente modelados como discos rígidos. O modelo de elementos finitos do disco é mostrado na Fig. (1), sendo caracterizado por sua energia cinética. A equação de movimento do disco é obtida aplicando-se a equação de Lagrange:

$$[M_D] \{ \ddot{q}_i \} + \Omega [G_D] \{ \dot{q}_i \} = \{ F_{ex} \} + \{ F_{con} \} \quad (1)$$

Onde: $\{ \ddot{q}_i \}, \{ \dot{q}_i \}$ são vetores de aceleração e de velocidade do disco; $\{ F_{ex} \}, \{ F_{con} \}$ são vetores das forças externas e de conexão; $[M_D]$, $[G_D]$ são as matrizes de massa e giroscópica do disco respectivamente, que são definidas de acordo ao trabalho de Tapia A. (2003).

2.2. Modelagem do Eixo

Nos elementos de eixos de máquinas, é comum dividir esses componentes num número de segmentos de eixo, os quais podem ser de seção transversal variável. O modelo de elementos finitos de massa contínua é representado na Fig. (1). O elemento de eixo, nas vibrações transversais, está submetido à flexão, sendo caracterizado através de sua energia cinética e potencial. Considerando o efeito da inércia rotatória e o efeito do cisalhamento da seção transversal do eixo, a equação de movimento do eixo, aplicando-se a equação de Lagrange nas energias cinética e potencial do mesmo, será escrita na forma matricial como:

$$[M_E] \begin{Bmatrix} \ddot{q}_i \\ \ddot{q}_j \end{Bmatrix} + \Omega [G_E] \begin{Bmatrix} \dot{q}_i \\ \dot{q}_j \end{Bmatrix} + [K_E] \begin{Bmatrix} q_i \\ q_j \end{Bmatrix} = \{ F_{ex} \} + \{ F_{con} \}, \quad (2)$$

onde: $\{ q_i \}$ é o vetor deslocamento do nó i ; $[M_E]$, $[G_E]$, $[K_E]$ são as matrizes de massa, giroscópica, e de rigidez do elemento de eixo, que são definidas de acordo ao trabalho de Tapia A. (2003).

3. FUNÇÃO DE RESPOSTA EM FREQÜÊNCIA (FRF)

A equação de movimento geral para o sistema amortecido de múltiplos graus de liberdade é:

$$[M_g] \{ \ddot{q}_g \} + [C_g] \{ \dot{q}_g \} + [K_g] \{ q_g \} = \{ F_{ex} \}. \quad (3)$$

Onde: $[M_g]$, $[C_g]$, $[K_g]$ são as matrizes massa, amortecimento e rigidez globais do sistema que contem a contribuição de todos os componentes; $\{\ddot{q}_g\}$, $\{\dot{q}_g\}$, $\{q_g\}$ são os vetores aceleração, velocidade e de deslocamento em coordenadas generalizadas do sistema. O amortecimento estrutural proporcional é definido como: $[C_g] = \alpha[M_g] + \beta[K_g]$, com α e β como os fatores de proporcionalidade. A matriz das funções de transferência, utilizando a inversa da matriz de impedância mecânica é definida por:

$$[H(\omega)] = [[K_g]] + i\omega[C_g] - \omega^2[M_g]]^{-1}. \quad (4)$$

Utilizando o método de superposição modal, a equação que permite calcular qualquer uma das funções de transferência, pode ser definida por:

$$H_{jk}(\omega) = \sum_{r=1}^n \frac{q_{ojr} \cdot q_{okr}}{m_r(\omega_r^2 + i\omega(\alpha + \beta\omega_r^2) - \omega^2)}; \quad \text{Com: } q_{ojr}, q_{okr} \in \{q_o\}_r. \quad (5)$$

Onde: H_{jk} é a função de transferência no grau de liberdade j devido a uma força no grau de liberdade k ; n é o número de modos; m_r é a massa modal, ω_r é o r -ésimo autovalor; ω é a freqüência da força de excitação; q_{ojr}, q_{okr} são as componentes j e k do auto-vetor $\{q_o\}_r$.

4. MATRIZ DE SENSIBILIDADE DAS FUNÇÕES DE RESPOSTA EM FREQÜÊNCIA

Definiu-se a sensibilidade das funções de resposta em freqüência fazendo-se uso de diferenças finitas de primeira ordem, utilizando para isso as derivadas parciais da *FRF* em relação aos parâmetros estruturais p_k do rotor:

$$\frac{\partial[H(\omega)]}{\partial p_k} = -[[IM]]^{-1} \frac{\partial[IM]}{\partial p_k} [IM]^{-1}, \text{ com: } [IM(\omega)] = -\omega^2[M_g] + i\omega[C_g] + [K_g]. \quad (6)$$

Para uma função $H_{ij}(\omega)$, um elemento da matriz de sensibilidade $[S]_{ptxnp}$ é definido por:

$$S_{lk} = \frac{\partial H_{ij}(\omega_l)}{\partial p_k}; \quad \text{com: } l = 1, \dots, pt; k = 1, \dots, pn \quad (pt: \text{número de pontos da } FRF; np: \text{número de parâmetros.}) \quad (7)$$

As derivadas que aparecem na Eq. (7), podem ser obtidas por diferenças finitas como:

$$S_{lk}(\omega_l) = \frac{H_{ij}(\omega_l)|_{p_k + \Delta p_k} - H_{ij}(\omega_l)|_{p_k}}{\Delta p_k}; \quad \Delta p_k = \begin{cases} 10^{-9} & \text{se } |p_k| < 10^{-6} \\ 10^{-3}|p_k| & \text{se } |p_k| \geq 10^{-6} \end{cases} \quad \text{com: } l = 1, \dots, npt; \quad (8)$$

5. AJUSTE DE MODELOS

No presente trabalho, apresentam-se dois métodos de ajuste do modelo Rotor (Eixo e Disco) através da variação dos parâmetros físicos do modelo de elementos finitos do sistema.

5.1 Método de Mínimos Quadrados Não Linear

O algoritmo de Mínimos Quadrados não Linear implementado baseia-se nos trabalhos de Arruda, J. (1987). O mesmo ajusta as curvas das Funções de Transferência, que são denominadas de funções de resposta em freqüência (*FRFs*).

As *FRFs* experimentais medidas nos nós ($1, \dots, nos$) são denotadas por FRF_{exp} , e as *FRFs* obtidas através do modelo são denominadas por *FRF*. O vetor de parâmetros a serem estimados é $\{p\}_{npxl}$, com np sendo o número de parâmetros a estimar. A função objetivo escalar (F_{obj}) será a soma dos quadrados das diferenças entre as medidas experimentais e as simuladas, definida como:

$$F_{obj} = \left\{ \left(FRF_{exp} \right)_{pxl} - \left(FRF \right)_{pxl} \right\}^t [W] \left\{ \left(FRF_{exp} \right)_{pxl} - \left(FRF \right)_{pxl} \right\}, \quad (9)$$

com: $\{FRF\}_{pxl} = \{f_1(\omega_1), \dots, f_1(\omega_n), \dots, f_{nos}(\omega_1), \dots, f_{nos}(\omega_n)\}^t$, $\{FRF_{exp}\}_{pxl} = \{fe_1(\omega_1), \dots, fe_1(\omega_n), \dots, fe_{nos}(\omega_1), \dots, fe_{nos}(\omega_n)\}^t$.

Onde: pt é o número total de pontos de todas as *FRFs*; $[W]_{ptxpt}$ é a matriz de ponderação positiva definida de ordem $pt \times pt$; $fe_i(\omega_i), f_i(\omega_i)$ são as funções de resposta em freqüência experimental e calculada, respectivamente no nó i e na freqüência ω_i ; n é o número de pontos por cada *FRF*.

O algoritmo implementado para a estimação de parâmetros por Mínimos Quadrados Não Linear consiste dos seguintes passos:

- Calcular o Jacobiano (matriz de sensibilidade), do vetor $\{FRF\}_{pxl}$, para quando os parâmetros a estimar $\{p\}_{npxl}$ assumem o valor correspondente á k -ésima iteração, ou seja, $\{p\}^k$. O Jacobiano é:

$$[S]^k = \left[\frac{\partial \{FRF\}_{pxl}}{\partial \{p\}_{npxl}} \right]_{\{p\}=\{p\}^k}. \quad (10)$$

- Determinar a direção de procura do vetor $\{p\}_{npxl}$ ótimo para a próxima iteração, usando a definição de mínimo para a função objetivo, ou seja:

$$\nabla(F_{obj})_{\{p\}=\{p\}^k} = \{0\}_{\{p\}=\{p\}^k}. \quad (11)$$

Aplicando esta condição à função objetivo, obtém-se a equação:

$$[W]^k [S]_k^t \cdot \{\Delta p\}^k = [W]^k \cdot \left\{ \left(FRF_{exp} \right) - \left(FRF \right)^k \right\}. \quad (12)$$

A Eq.(12) geralmente é sobre-determinada, ou seja, $pt > np$. Para resolvê-la, utiliza-se a definição de inversa generalizada ou pseudoinversa ($[]^+$), definida através da decomposição em valores singulares. Obtendo-se a direção de procura $\{\Delta p\}^k$ definida como:

$$\{\Delta p\}^k = [[W]^k [S]_k^t]^+ [W]^k \cdot \left\{ \left(FRF_{exp} \right) - \left(FRF \right)^k \right\}, \quad \{\Delta p\}^k \text{ é de norma mínima.} \quad (13)$$

- Calculando o próximo vetor dos parâmetros estimados $\{p\}^{k+1}$, que será definido como:

$$\{p\}^{k+1} = \{p\}^k + \alpha \{\Delta p\}^k. \quad (14)$$

Na Eq.(14) deve-se determinar o valor de α através de um método de procura unidimensional, utilizando o método de Coggin. A procura linear com sucesso tem que satisfazer $F_{obj}^{k+1} < F_{obj}^k$.

- Se a procura linear não obtiver sucesso, a matriz de sensibilidade $[S]^k$ para k -ésima iteração é modificada, introduzindo-se um fator de amortecimento λ , e redefinindo-a pela relação:

$[S]^k = [S]^k + \lambda[Q]^k$. Onde $[Q]^k$ é uma matriz diagonal definida como:

$$[Q]^k = \left(\text{diag} \left[([S]^k)^t [S]^k \right] \right)^{1/2}; \quad Q_{i,i} = \sqrt{\sum_{j=1}^{np} S_{j,i}^2}, \quad i = 1, \dots, np. \quad (15)$$

O valor de λ é incrementado até obter uma condição na qual $F_{obj}^{k+1} < F_{obj}^k$. O processo iterativo continuará até conseguir satisfazer as condições de convergência do processo de ajuste.

- Algumas características do processo de iteração, não comentadas nos parágrafos anteriores, são:
 - As FRFs podem ser trabalhadas em escala linear (FRF) e logarítmica ($\text{Log}_{10}(FRF), 20 * \text{Log}_{10}(FRF)$);
 - É utilizada uma função de penalização externa (w : fator de penalização) para as restrições de desigualdade impostas nos parâmetros a estimar ($\min \leq p_i \leq \max$), definida como:

$$F_{obj} = F_{obj} + w(\max - p_i)^2, \text{ se } p_i > \max; \quad F_{obj} = F_{obj} + w(p_i - \min)^2, \text{ se } p_i < \min. \quad (16)$$

Fazendo uso da teoria anteriormente exposta, implementou-se o programa **EST-PARAM.mdp**, que permite estimar os parâmetros físicos desconhecidos dos componentes do sistema, cujo fluxograma é mostrado na Fig. (2.a).

5.2 Método de Algoritmos Genéticos

O espaço de busca, determinado pelas condições de restrição e a função objetivo são os únicos parâmetros necessários para utilização de alguns algoritmos de busca, que englobam os algoritmos evolutivos e o algoritmo genético.

Diferentemente dos algoritmos clássicos de otimização, o algoritmo genético (AG) não trabalha com um único ponto dentro do espaço de busca, mas com um conjunto de pontos simultaneamente. Este número de pontos é previamente determinado por um parâmetro conhecido por tamanho da população. Os AGs não necessitam do uso de derivadas. Eles também podem ser considerados métodos robustos, pois não sofrem influência de ótimos locais, falta de continuidade ou ruído na função objetivo.

Os operadores do AG são as ferramentas usadas pelo algoritmo para se atingir o ótimo da função. Os operadores básicos do AG são: seleção, mutação e crossover.

A mutação é o operador do AG que altera alguns caracteres do cromossomo selecionado, formando um novo indivíduo. O crossover é um operador que mistura a “carga genética” de dois cromossomos selecionados. A Fig. (2.c), a seguir, ilustra a mutação e o crossover. Outro operador é a seleção, o qual seleciona os indivíduos para gerar indivíduos da próxima geração. Os indivíduos mais aptos (com função objetivo mais próximo do ótimo) possuem uma probabilidade maior de serem selecionados para a reprodução (crossover). Para se manter as melhores respostas na geração seguinte, insere-se uma porcentagem dos melhores indivíduos na próxima geração. Este operador chama-se elitismo.

Um indivíduo no algoritmo genético, tradicionalmente, é representado por números binários. O que torna possível trabalhar com número inteiros e reais em uma mesma operação, pois uma decodificação transforma estas variáveis em números binários. Entretanto, é possível o uso de outras formas de codificação, como genes que são representados por números inteiros ou reais.

A decodificação de uma cadeia binária para um número decimal (real ou inteiro) pode ser dada pela Eq. (17):

$$x_j = c_j + \sum_{i=0}^{k-1} b_i \cdot 2^i \cdot \frac{d_j - c_j}{2^k - 1} \quad (17)$$

Onde: c_j e d_j são respectivamente os limites inferior e superior do domínio da variável decimal x_j e b_i é o i -ésimo dígito de uma cadeia binária de tamanho k . Portanto, a cadeia binária de um indivíduo será formada pela soma de bits das variáveis a serem otimizadas.

A precisão do parâmetro a ser otimizado irá depender do número de bits do mesmo e da diferença entre os limites inferior e superior. Quanto maior o número de bits maior será a precisão, porém o tamanho de população necessário para se obter uma boa convergência aumenta, pois a área de busca é maior.

O Algoritmo Genético inicia-se a partir de uma geração aleatória de uma população inicial. Esta população será avaliada e seus indivíduos serão selecionados para produzir a próxima geração, até que o total de geração seja atingido. Este processo está detalhado na Fig. (2.b)

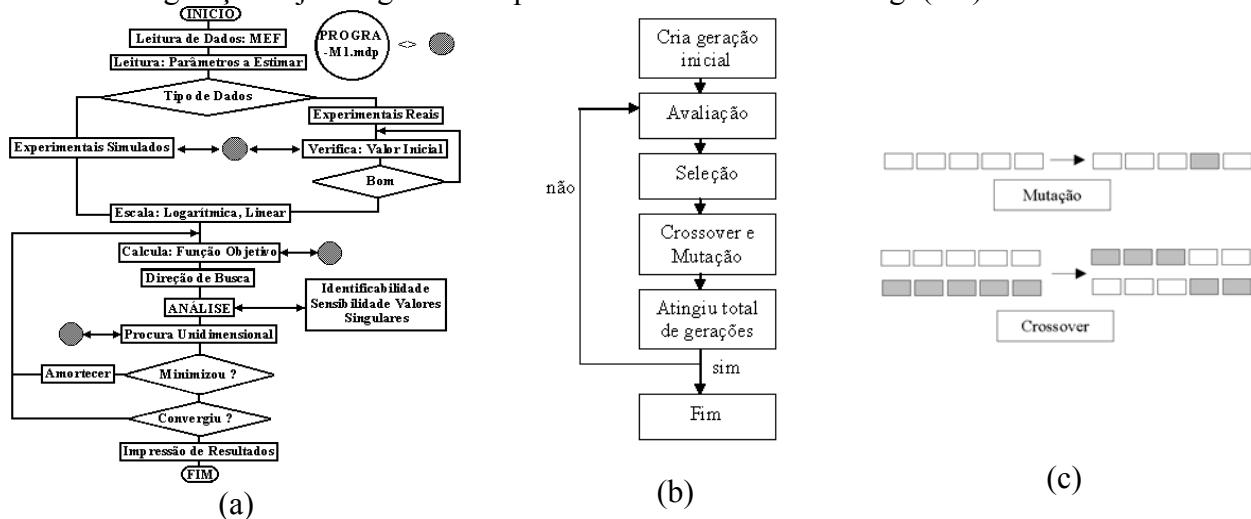


Figura 2. Fluxogramas: (a) EST-PARAM.mdp. (b) Diagrama do Algoritmo Genético. (c) Mutação e Crossover

6. AJUSTE DE DADOS EXPERIMENTAIS

Com a finalidade de verificar a potencialidade de cada um dos métodos de ajuste implementados, foram obtidas funções de transferência experimentais, fazendo uso da análise modal experimental.

Primeiro Caso: Foram obtidas as funções de transferência para um *Eixo* de aço comum com acabamento superficial tipo H9, massa de 430.0g, e densidade específica aproximada de 7759.255 kg/m^3 . As propriedades físicas do material não conhecidas, mas que podem ser aproximadas, são o coeficiente de *Poisson* igual a 0.30 e o fator de cisalhamento igual a 0.90. A Fig. (3), mostra a montagem experimental do teste, as funções de transferência e as coerências experimentais, obtidos através da análise modal no eixo (força de excitação no grau de liberdade 6).

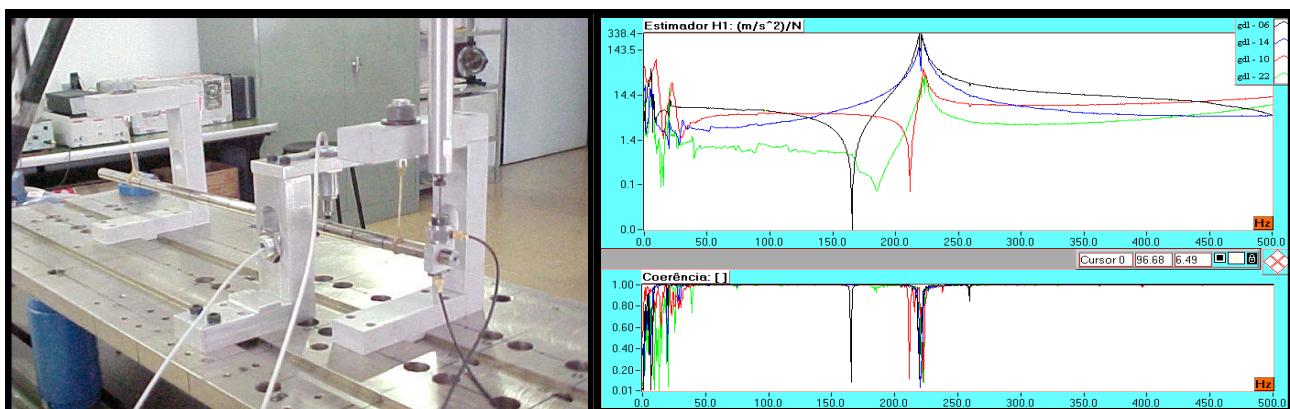


Figura 3. Montagem livre-livre, Funções de transferência experimentais para o *Eixo*.

Para a descrição completa do *Eixo*: dimensões geométricas e o modelo de elementos finitos do *Eixo*, são mostrados na Fig. (4).

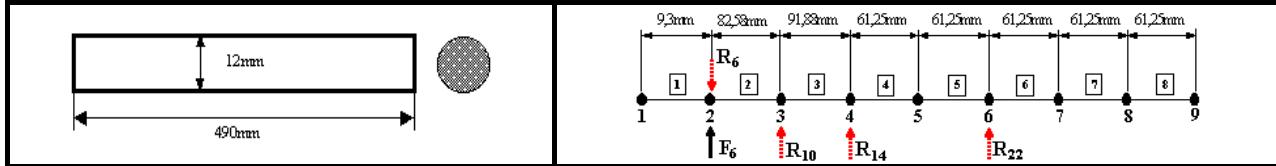


Figura 4. Descrição geométrica, Modelo de Elementos Finitos do *Eixo*.

Algumas das funções de transferência, foram utilizadas no processo de ajuste, através da estimação dos parâmetros inexatos do Eixo (fatores de amortecimento proporcional α e β ; Módulo de Elasticidade do eixo E ; Densidade específica ρ_e ; Coeficiente de Poisson Poi ; Fator de cisalhamento do eixo Ciz). A Fig. (5), apresenta o resultado gráfico do processo de ajuste das funções de transferência nos graus de liberdade 6 e 10, utilizando os dois métodos de ajuste. Os resultados do processo de estimação, são apresentados na Tab. (1).

FUNÇÃO de TRANSFERÊNCIA:H1(H6,6 ; H10,6) - EIXO

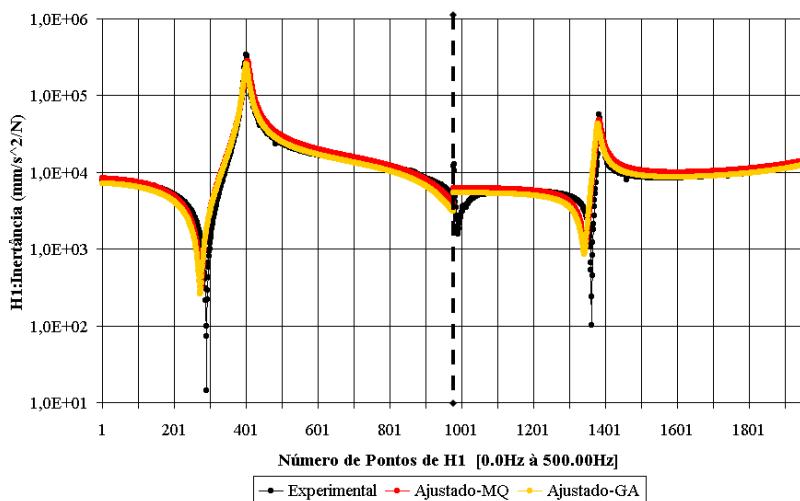


Figura 5. Resultado do processo de ajuste das Funções de Transferência para o *Eixo*.



Figura 6. Montagem experimental, Funções de transferência e coerências experimentais para o *Rotor* (*eixo e disco*).

Segundo Caso: Foram obtidas as funções de transferência para o *Rotor* (*eixo e disco*) sendo o eixo o mesmo do caso anterior, e um disco rígido de aço 1020 com massa igual a 2344.8g. A densidade específica é a propriedade física do material do disco, cujo valor é inexato. A Fig. (6), mostra a montagem experimental do sistema, as funções de transferência e as coerências experimentais obtidas.

Para a descrição completa do *Rotor*, dimensões geométricas e modelo de elementos finitos do *Rotor* são mostrados na Fig. (7).

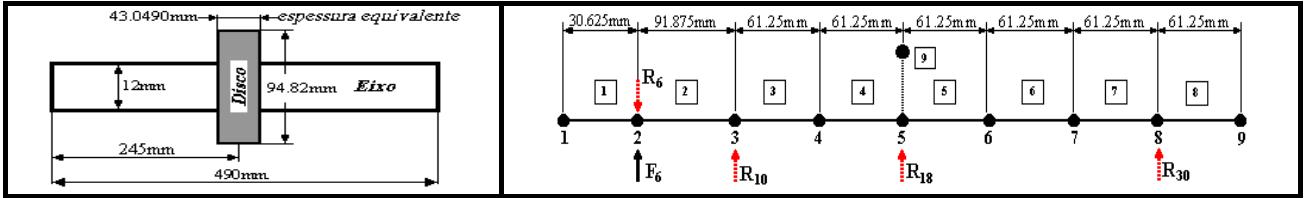


Figura 7. Descrição geométrica e Modelo de Elementos Finitos do *Rotor* (*eixo* e *disco*).

Algumas das funções de transferência, foram utilizadas no processo de ajuste, através da estimativa da densidade específica do disco (ρ_d), mantendo-se os valores estimados no processo anterior para as propriedades do *Eixo*. A Fig. (8), apresenta o resultado gráfico do processo de ajuste das funções de transferência nos graus de liberdade 6 e 30, utilizando os dois métodos de ajuste. Os resultados do processo de estimativa, são apresentados na Tab. (1).

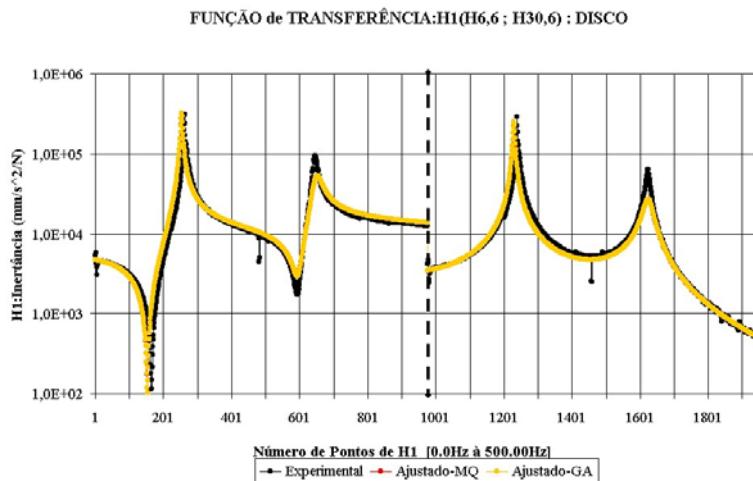


Figura 8. Resultado do processo de ajuste das Funções de Transferência para o *Rotor*.

Terceiro Caso: Os dois processos anteriores realizaram ajuste das curvas das funções de transferência experimentais, através dos parâmetros do eixo e/ou do disco separadamente. A Fig. (9) apresenta os resultados obtidos quando o ajuste é realizado através de todos os parâmetros simultaneamente. Porém, considerou-se apenas as funções de transferência utilizadas no segundo processo de ajuste. Também os resultados deste processo de ajuste são apresentados na Tab. (1).

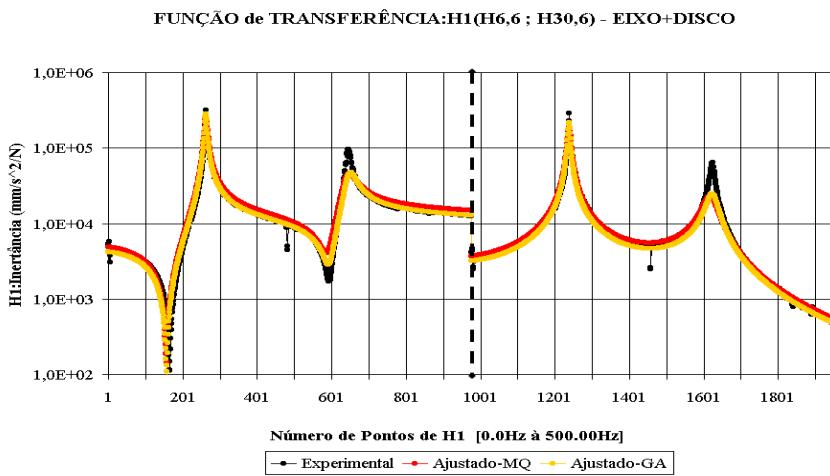


Figura 9. Resultado do processo de ajuste para o *Rotor*, utilizando todos os parâmetros.

Na Tabela (1), são apresentados os resultados dos processos de ajuste, para os três casos mencionados, indicando-se a escala utilizada, erro médio e o número de iterações até o ajuste final das curvas, com cada um dos métodos de ajuste implementados. No ajuste com Mínimos Quadrados, os números de iterações são acumulativos, o que não acontece com o ajuste utilizando Algoritmos Genéticos.

Tabela 1. Resultados dos processos de ajuste para os três casos.

Função Objetivo (Erro médio %)			Total de iterações (funções avaliadas)		
Casos Ajustados	Escalas	Algoritmo Genético	Mínimos Quadrados	Algoritmo Genético	Mínimos Quadrados
Eixo (Primeiro Caso)	LOG10	23,947	32,346	30 (6000)	5 (91)
	LINEAR	35,032	37,551	30 (3600)	70 (966)
Disco (Segundo Caso)	LOG10	20,813	20,803	30 (1200)	4 (82)
	LINEAR	65,474	66,115	20 (600)	7 (132)
Rotor (Terceiro Caso)	LOG10	12,465	15,941	30 (6000)	9 (155)
	LINEAR	11,916	16,873	30 (3600)	48 (708)

A Tabela (2) apresenta os valores de convergência de cada um dos parâmetros utilizados, no processo de ajuste para cada um dos três casos, para ambos os métodos de ajuste utilizados.

Tabela 2. Valores de convergência dos parâmetros estimados nos processos de ajuste.

Parâmetros do Eixo (Primeiro Caso)			Parâmetros do Disco (Segundo Caso)			Parâmetros do Rotor (Terceiro Caso)	
Parâmetro	Algoritmo Genético	Mínimos Quadrados	Algoritmo Genético	Mínimos Quadrados	Algoritmo Genético	Mínimos Quadrados	
β	18.225×10^{-6}	18.800×10^{-6}	-	-	19.882×10^{-6}	25.302×10^{-6}	
α	13.580×10^{-6}	10.000×10^{-7}	-	-	36.118×10^{-6}	10.000×10^{-7}	
$E(N/m^2)$	2.282×10^{11}	2.000×10^{11}	-	-	2.326×10^{11}	2.000×10^{11}	
$\rho_e (kg/m^3)$	9341.110	8062.810	-	-	8780.410	7516.710	
C_{iz}	9.333	9.000	-	-	8.000	9.000	
P_{oi}	2.000	3.000	-	-	2.857	3.000	
$\rho_d (kg/m^3)$	-	-	4173.010	4150.010	7980.410	7023.110	

7. CONCLUSÕES

No geral, ambos os métodos conseguiram ajustar as curvas experimentais, demonstrando cada método uma vantagem significativa sobre o outro. A implementação do método de Mínimos Quadrados é muito mais dispendiosa, se comparada ao método dos Algoritmos Genéticos. Entretanto, o número de iterações que o método de Algoritmos Genéticos demanda para atingir um certo nível de ajuste é, comparativamente, maior do requerido pelo método de Mínimos Quadrados.

A convergência para certos níveis aceitáveis de ajuste, no caso dos Algoritmos Genéticos, é muito influenciada pelo tamanho da faixa de procura, derivando-se desta o aumento excessivo do número de iterações, influencia esta que não é significativa no método de Mínimos Quadrados.

Dos resultados nos processos de ajuste, observa-se que o método dos Algoritmos Genéticos apresenta iguais ou menores erros de ajuste, o que não implica na melhoria do método, pois esses resultados estão sujeitos a um número maior de iterações e faixas de procura muitas restritas em comparação aos utilizados no método de Mínimos Quadrados.

Finalmente, como resultado do trabalho, pode-se concluir que, dependendo do problema de estimação ou ajuste de curva considerado, um ou outro método será mais adequado, em função de sua implementação, e das características dos parâmetros a serem utilizadas no processo de estimação, o que não implica que um processo misto não possa ser implementado.

8. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq, FAPESP, e a UNICAMP pelo suporte fornecido para o presente trabalho.

9. REFERÊNCIAS

- Arruda, J. R. F., 1987, "Rotor finite element model adjusting". Proceedings of the 9th Brazilian Congress of Mechanical Engineering, Florianópolis, SC, pp.741-744.
- Duarte, M. V., 1994, "Ajuste de modelos dinâmicos de estruturas com não linearidades concentradas". Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 190p., Tese (Doutorado).
- Levin, R. I., Lieven, N. A. J., 1998, "Dynamic Finite Element Model Updating Using Simulated Annealing and Genetic Algorithms". Mechanical System and Signal Processing, Vol. 12, N0. 1, pp. 91-120.
- Tapia, A. T., Cavalca, K. L., 2003, "Fitting of The Parameters of Stiffness and Damping to Flexible Coupling Models in Rotor-Bearing-Coupling System Using the Frequency Response". COBEM 2003- Brazilian Congress Of Mechanical Engineering, São Paulo -SP. 2003.
- Tapia, A. T., 2003, "Modelagem dos Acoplamentos Mecânicos nos Sistemas Horizontais Rotor-Acoplamento-Mancal". Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 250p. Tese (Doutorado).
- Zimmerman, D. C., Yap, K., 1999, "Evolutionary approach for model refinement", Mechanical System and Signal Processing, Vol. 13, No. 4, pp. 609-625.

COMPARISON BETWEEN FITTING PHYSICS PARAMETERS METHOD OF ROTORS (SHAFT AND DISC) IN MECHANICAL SYSTEM

Hélio Fiori de Castro

UNICAMP – State university of Campinas - Department of Mechanical Design
Postal Box: 6051 - Campinas, S.P., CEP: 13083-970, E-Mail: heliofc@fem.unicamp.br

Abdon Tapia Tadeo

UNICAMP – State university of Campinas - Department of Mechanical Design
Postal Box: 6051 - Campinas, S.P., CEP: 13083-970, E-Mail: abdon@fem.unicamp.br

Katia Lucchesi Cavalcá

UNICAMP – State university of Campinas - Department of Mechanical Design
Postal Box: 6051 - Campinas, S.P., CEP: 13083-970, E-Mail: katia@fem.unicamp.br

Abstract. The parameters estimation is a non linear problem, where the objective function to be minimize is the difference of the real and model response function magnitude. The optimization method, used to minimize the difference between the model and experimental data, is an important tool to estimate the right parameters. So, this work implements two parameters estimation methods (Non Linear Minimum Square and the Genetic Algorithms-GA). Both the methods will use the FRF in the definition of the objective function. It was chosen an analytical method and a stochastic search method. The non linear minimum square is an analytical fitting method. It is necessarily the use of differential calculus, in order to determine a search direction that minimized the objective function. The GA is a metaheuristic search method, which is based on genetic and evolution concepts. This procedure aims at finding individuals (possible solutions of the problem), pertaining to a population (joint of solutions), that is better adapted to determined environment (better objective function) in each generation (iterations). The complete description of rotor model was made through Finite Element Method (FEM). However, it is necessary to estimate the following physics parameters of the shaft: transversal elasticity of the material and coefficients of viscous structural proportional damping. The specific density of the disc is also unknown. These parameters are not necessary known.

Keywords: Finite elements fitting, Minimum Square, Genetic Algorithm, Flexional Vibration, Modal Analysis.