

Área: Sustentabilidade | Tema: Produção, Cadeia de Suprimento e Logística Sustentável

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO POR ALGORITMOS GENÉTICOS: UMA FERRAMENTA NUMÉRICA
PARA PROJETO MECÂNICO EM CONFORTO E SEGURANÇA VEICULAR**

**MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION USING GENETIC ALGORITHMS: A NUMERICAL TOOL FOR
MECHANICAL DESIGN IN VEHICLE SAFETY AND COMFORT**

Luis Roberto Centeno Drehmer

RESUMO

Este trabalho utiliza os conceitos de otimização multiobjetivo por algoritmos genéticos para determinar as variáveis otimizadas de projeto em um modelo veicular de oito graus de liberdade (8-GDL), submetido a um perfil de pista irregular, no domínio do tempo, representando um veículo de passeio completo com o assento do motorista. A análise dinâmica foi realizada por intermédio do método de Newmark para determinar os deslocamentos, as velocidades e as acelerações em cada GDL do modelo veicular, e a otimização utilizou o Multi-objective Optimization using Genetic Algorithms (MOGA) e o Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) para determinar as variáveis de projeto frente a uma função multiobjetivo de dois objetivos conflitantes: a minimização da aceleração vertical transmitida pela carroceria (conforto) e a minimização das forças dos pneus exercidas na pista (desgaste). O perfil de irregularidades da pista foi baseado na ISO-8608 (2016), e as trilhas foram desfasadas e correlacionadas. Os resultados, antes e depois da otimização, elucidaram o conflito existente entre os dois objetivos avaliados. A fronteira de Pareto foi esboçada com todas as sugestões de projeto ótimo, e a sugestão de projeto escolhida na tomada de decisões foi o conjunto solução localizado na inflexão da fronteira. Em seguida, a otimização numérica reduziu as acelerações na carroceria em 23,8% e no assento em 53,5%. Em termos de forças, a redução não foi significativa. Ao realizar o balanço energético do sistema, a otimização elevou o trabalho realizado pelos pneus em relação à configuração original de fábrica do veículo, indicando que parte da energia é transferida em outros indicativos do sistema, como, por exemplo, o curso que a suspensão deve operar, o qual deve ser modificado para comportar as acelerações que foram elevadas após a otimização.

Palavras-Chave: Otimização multiobjetivo por algoritmos genéticos. Modelo veicular. Dinâmica vertical.

Conforto e segurança. Fronteira de Pareto.

ABSTRACT

This work uses the concepts of multi-objective optimization by genetic algorithms to obtain the optimized design variables in a vehicle model with eight degrees of freedom (8-GDL), subject to a random road profile, in the time domain, representing a full vehicle with driver's seat. The dynamic analysis was performed using the Newmark method to evaluate the displacements, velocities, and accelerations in each GDL of the vehicle model, and the optimization used the Multi-objective Optimization using Genetic Algorithms (MOGA) and Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) to determine the design variables in a multi-objective function with two conflicting objectives: the minimization of the RMS vertical acceleration of the car body (comfort) and the minimization of the tire forces on the road profile (attrition). The road profile was based on ISO-8608 (2016), and the tracks were lagged and correlated. The results, before and after the optimization, elucidated the conflict between the two objectives evaluated. The Pareto front was shown with all the optimal design sets, and the design set was chosen at the inflection. The numerical optimization reduced the car body accelerations by 23.8% and the driver's seat acceleration by 53.5%. In the case of the forces, the minimization was not significant. By performing the system energy balance, the optimization has increased the energy consumed by the tires compared to the vehicle's original configuration, indicating that part of the energy was transferred on the other system parts, such as the workspace, that the suspension should operate and that should be modified to take into account the accelerations that have been increased after optimization.

Keywords: Multi-objective optimization using genetic algorithms. Vehicle Model. Vertical dynamics.

Comfort and safety. Pareto front.

OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO POR ALGORITMOS GENÉTICOS: UMA FERRAMENTA NUMÉRICA PARA PROJETO MECÂNICO EM CONFORTO E SEGURANÇA VEICULAR

1 INTRODUÇÃO

O estudo das energias sustentáveis no setor de transportes e automobilístico está em evidência no que diz respeito aos requerimentos de projeto de engenharia mecânica. O menor custo energético é tratado como um dos objetivos a serem alcançados, o que fomenta a pesquisa e o desenvolvimento de novos materiais, geometrias e metodologias para solução de problemas. Em um modelo veicular, durante a dinâmica do movimento, as energias do sistema podem ser obtidas por meio das forças envolvidas no sistema e, tais forças podem ser determinadas a partir dos deslocamentos da base; isto é, a partir do perfil de pista, tratado como fonte de excitação do sistema vibracional.

Conforme contextualizado por Drehmer (2017), quando um veículo trafega em um perfil de estrada irregular, onde a menor irregularidade pode provocar um solavanco desconfortável ao motorista, os efeitos nocivos dessas vibrações podem ocasionar lesões fisiológicas graves, desde dores na região pélvica até isquemia, tal como ressaltado por Fai, Delbressine e Rauterberg (2007). Uma das soluções de engenharia nesse problema consiste em considerar o conforto e a segurança como objetivos de projeto mecânico e aplicar restrições, como o curso da suspensão e a aderência dos pneus à pista. Espera-se com isso, melhor o conforto dos ocupantes do veículo. Por outro lado, pela conservação de energia, caso a aceleração vertical transmitida através da carroceria seja minimizada (e, conseqüentemente, as velocidades sejam minimizadas), o sistema tende a aumentar as forças exercidas pelos pneus (e, por conseguinte, transferir essa energia de uma maneira mais severa, desgastando a pista).

Nesse sentido, Gobbi, Levi e Mastinu (2006) reuniram os aspectos da otimização multiobjetivo e do projeto robusto para aplicar em modelos veiculares. O modelo usado foi de dois graus de liberdade (2-GDL), com suspensões ativas e passivas, frente a uma função multiobjetivo que considerou três índices de performance (desconforto, curso da suspensão e aderência à pista). Os parâmetros estocásticos foram a massa da carroceria e a rigidez do pneu. Nos resultados, as fronteiras de Pareto foram esboçadas em diversos casos, e três aproximações de incerteza foram avaliadas, a saber, determinística, robusta e estocástica, em que a determinística foi a que obteve o melhor resultado; porém, esta aproximação ficou muito sensível aos parâmetros incertos. Os autores sugeriram, então, que a aproximação estocástica foi aquela com a melhor relação custo-benefício.

Drehmer, Casas e Gomes (2016) realizaram um estudo para obter as variáveis de projeto de suspensão em dinâmica vertical no domínio da frequência com o intuito de assegurar conforto e segurança ao motorista. Foi formulada uma função multiobjetivo, considerando os requerimentos de conforto, obtidos pelo valor *root mean square* (RMS) da aceleração vertical do assento do motorista e pelo curso da suspensão, o qual deveria ter um espaço suficiente para garantir conforto ao motorista. Quanto maior for o curso, a aceleração transmitida ao assento tende a diminuir. Os autores realizaram também uma análise de intervalo em outras variáveis que não foram otimizadas, para avaliar como os resultados obtidos foram ou não robustos. Esta análise indicou que o projeto precisaria considerar os pneus e a localização do assento do motorista como variáveis de projeto de otimização.

Frente ao contexto apresentado, este trabalho propõe realizar uma otimização multiobjetivo para obter as variáveis otimizadas de projeto e traçar a fronteira de Pareto com dois objetivos conflitantes: i) o valor RMS da aceleração vertical transmitida pela

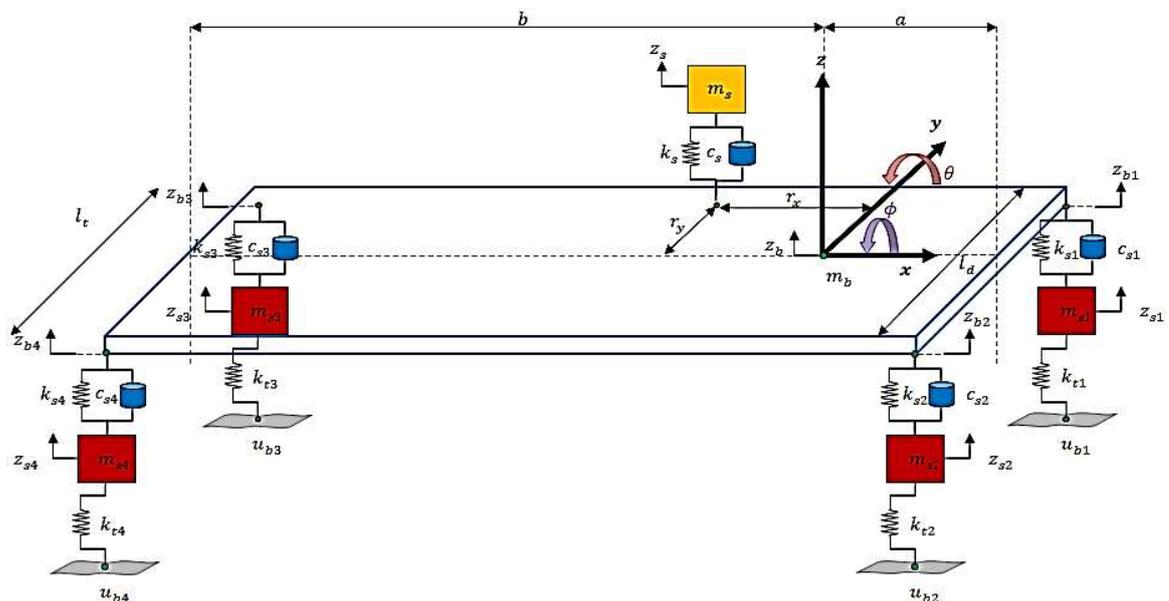
carroceria para os seus ocupantes; e ii) as média dos valores RMS das forças exercidas de cada pneu ao perfil de pista. Esse objetivo geral desdobra-se nos seguintes objetivos específicos:

- apresentar um modelo veicular de 8-GDL, capaz de representar um veículo de passeio satisfatoriamente em termos de dinâmica vertical no domínio do tempo;
- realizar uma otimização multiobjetivo utilizando algoritmos genéticos para determinar as variáveis otimizadas de projeto (rigidezes das suspensões e do assento, amortecimentos das suspensões e do assento, localização na direção x e y do assento na carroceria);
- traçar a fronteira de Pareto dos conjuntos solução do problema de otimização para escolher qual conjunto contempla a melhor relação custo-benefício das energias envolvidas no sistema.

2 MODELO PROPOSTO

O modelo proposto representa um veículo completo com assento do motorista em dinâmica vertical no domínio do tempo com 8-GDL ($z_s, z_b, \phi, \theta, z_{s1}, z_{s2}, z_{s3}$ e z_{s4} , os deslocamentos verticais do assento e da carroceria, em metros; os deslocamentos angulares de rolagem e de arfagem, em radianos; e os deslocamentos verticais das suspensões, dianteira esquerda, dianteira direita, traseira esquerda e traseira direita, em metros, respectivamente). A Figura 1, a seguir, ilustra o modelo adotado, indicando as variáveis do sistema, dimensões e graus de liberdade.

Figura 1 – Modelo veicular de 8-GDL.



Fonte: o autor (2019).

A fonte de excitação utiliza as orientações da norma ISO-8608 (2016) para um perfil de Classe C, devidamente defasado e correlacionado conforme Drehmer (2017). As considerações e hipóteses adotadas no problema são que o modelo veicular e os seus parâmetros são lineares, a pequenos deslocamentos, com as suspensões independentes,

os pneus em contato pontual e que a análise considera apenas a dinâmica vertical. Além disso, o veículo trafega em linha reta, a velocidade longitudinal constante.

A Tabela 1, a seguir, mostra as variáveis de projeto e os dados de entrada para a análise do problema. Os valores nominais são os valores iniciais para a otimização, e os valores mínimos e máximos são os limites das variáveis de projeto. O dimensional e as variáveis de projeto, bem como os demais parâmetros, são baseados em veículos reais de passeio, do tipo sedã.

Tabela 1 – Dados de Entrada da Simulação.

Dado de entrada	Unid.	Valor mínimo	Valor nominal	Valor máximo
Massa total do veículo, m_t	kg		1218	
Massa da suspensão dianteira esquerda, m_{s1}	kg		60	
Massa da suspensão dianteira direita, m_{s2}	kg		60	
Massa da suspensão traseira esquerda, m_{s3}	kg		52	
Massa da suspensão traseira direita, m_{s4}	kg		52	
Massa do assento do motorista, m_s	kg		20	
Massa da carroceria, m_b	kg		974	
Rigidez da suspensão dianteira esquerda, k_{s1}	N/m	22 000	47 700	48 600
Rigidez da suspensão dianteira direita, k_{s2}	N/m	22 000	47 700	48 600
Rigidez da suspensão traseira esquerda, k_{s3}	N/m	26 600	46 000	48 000
Rigidez da suspensão traseira direita, k_{s4}	N/m	26 600	46 000	48 000
Rigidez do assento do motorista, k_s	N/m	1000	8000	10 000
Rigidez dos pneus, k_{t1} , k_{t2} , k_{t3} e k_{t4}	N/m		200 000	
Amortecimento da suspensão dianteira esquerda, c_{s1}	N s/m	1200	2260	4800
Amortecimento da suspensão dianteira direita, c_{s2}	N s/m	1200	2260	4800
Amortecimento da suspensão traseira esquerda, c_{s3}	N s/m	1200	4110	4800
Amortecimento da suspensão traseira direita, c_{s4}	N s/m	1200	4110	4800
Amortecimento do assento do motorista, c_s	N s/m	200	450	1200
Amortecimento dos pneus, c_{t1} , c_{t2} , c_{t3} e c_{t4}	N s/m		0	
Velocidade longitudinal do veículo, v	m/s		16,67	
Distância entre eixos, $a + b$	m		2,375	
Defasagem entre eixos, t_{def}	s		$(a + b)/v$	
Distância entre o CG e o eixo dianteiro, a	m		1,08	
Distância entre o CG e o eixo traseiro, b	m		1,295	
Largura dianteira e traseira do veículo, l_d e l_t	m		1,450	
Distância relativa do assento na direção x , r_x	m	0,300	0,800	0,900
Distância relativa do assento na direção y , r_y	m	0,150	0,350	0,700
Momento de inércia de arfagem, I_y	kg m ²		1060	
Momento de inércia de rolagem, I_x	kg m ²		320	
Aceleração da gravidade, g	m/s ²		9,81	
Tempo total de simulação, t_{max}	s		4,0	
Incremento de tempo da análise, dt	s		0,001	
Tolerância na função objetivo, $TolFun$			10^{-6}	
Tamanho da população, ps			100	
Fração de Pareto, pf			0,8	
Geração limite de estagnação, sgl			50	
Fração de mutação, cf			0,9	
Número máximo de iterações			500	

Fonte: o autor (2019).

2.1 EQUAÇÕES DO MOVIMENTO

As equações do movimento são as que se seguem, cada um delas referente a um dos GDLs do modelo veicular respectivamente, totalizando oito equações dinâmicas. Os

deslocamentos da base, u_{b1} , u_{b2} , u_{b3} e u_{b4} , são obtidos a partir do perfil de pista, dados em metros. As variáveis de projeto e os parâmetros concentrados em cada equação são descritos na Tabela 1, anteriormente.

$$m_s \ddot{z}_s = k_s(z_b - z_s + r_x \theta - r_y \phi) + c_s(\dot{z}_b - \dot{z}_s + r_x \dot{\theta} - r_y \dot{\phi}) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} m_b \ddot{z}_b = & k_{s1}(z_{s1} - z_{b1}) + c_{s1}(\dot{z}_{s1} - \dot{z}_{b1}) \\ & + k_{s2}(z_{s2} - z_{b2}) + c_{s2}(\dot{z}_{s2} - \dot{z}_{b2}) \\ & + k_{s3}(z_{s3} - z_{b3}) + c_{s3}(\dot{z}_{s3} - \dot{z}_{b3}) \\ & + k_{s4}(z_{s4} - z_{b4}) + c_{s4}(\dot{z}_{s4} - \dot{z}_{b4}) \\ & - k_s(z_b - z_s + r_x \theta - r_y \phi) - c_s(\dot{z}_b - \dot{z}_s + r_x \dot{\theta} - r_y \dot{\phi}) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} I_x \ddot{\phi} = & -\frac{l_d}{2}(k_{s1}(z_{s1} - z_{b1}) + c_{s1}(\dot{z}_{s1} - \dot{z}_{b1})) \\ & + \frac{l_d}{2}(k_{s2}(z_{s2} - z_{b2}) + c_{s2}(\dot{z}_{s2} - \dot{z}_{b2})) \\ & - \frac{l_t}{2}(k_{s3}(z_{s3} - z_{b3}) + c_{s3}(\dot{z}_{s3} - \dot{z}_{b3})) \\ & + \frac{l_t}{2}(k_{s4}(z_{s4} - z_{b4}) + c_{s4}(\dot{z}_{s4} - \dot{z}_{b4})) \\ & + r_y (k_s(z_b - z_s + r_x \theta - r_y \phi) + c_s(\dot{z}_b - \dot{z}_s + r_x \dot{\theta} - r_y \dot{\phi})) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} I_y \ddot{\theta} = & -a(k_{s1}(z_{s1} - z_{b1}) + c_{s1}(\dot{z}_{s1} - \dot{z}_{b1})) \\ & -a(k_{s2}(z_{s2} - z_{b2}) + c_{s2}(\dot{z}_{s2} - \dot{z}_{b2})) \\ & +b(k_{s3}(z_{s3} - z_{b3}) + c_{s3}(\dot{z}_{s3} - \dot{z}_{b3})) \\ & +b(k_{s4}(z_{s4} - z_{b4}) + c_{s4}(\dot{z}_{s4} - \dot{z}_{b4})) \end{aligned} \quad (4)$$

$$m_{s1} \ddot{z}_{s1} = k_{t1}(u_{b1} - z_{s1}) - k_{s1}(z_{s1} - z_{b1}) - c_{s1}(\dot{z}_{s1} - \dot{z}_{b1}) \quad (5)$$

$$m_{s2} \ddot{z}_{s2} = k_{t2}(u_{b2} - z_{s2}) - k_{s2}(z_{s2} - z_{b2}) - c_{s2}(\dot{z}_{s2} - \dot{z}_{b2}) \quad (6)$$

$$m_{s3} \ddot{z}_{s3} = k_{t3}(u_{b3} - z_{s3}) - k_{s3}(z_{s3} - z_{b3}) - c_{s3}(\dot{z}_{s3} - \dot{z}_{b3}) \quad (7)$$

$$m_{s4} \ddot{z}_{s4} = k_{t4}(u_{b4} - z_{s4}) - k_{s4}(z_{s4} - z_{b4}) - c_{s4}(\dot{z}_{s4} - \dot{z}_{b4}) \quad (8)$$

Nessas equações, z_s , z_b , ϕ , θ , z_{s1} , z_{s2} , z_{s3} e z_{s4} são os deslocamentos verticais do assento e da carroceria, em metros, os deslocamentos angulares de rolagem e de arfagem, em radianos; e os deslocamentos verticais das suspensões, dianteira esquerda, dianteira direita, traseira esquerda e traseira direita, em metros, respectivamente. Além disso, \dot{z}_s , \dot{z}_b , $\dot{\phi}$, $\dot{\theta}$, \dot{z}_{s1} , \dot{z}_{s2} , \dot{z}_{s3} e \dot{z}_{s4} são as velocidades do assento e da carroceria, em m/s, as velocidades angulares de rolagem e de arfagem, em radiano/s, e as velocidades das suspensões, dianteira esquerda, dianteira direita, traseira esquerda e traseira direita, em m/s. Por fim, \ddot{z}_s , \ddot{z}_b , $\ddot{\phi}$, $\ddot{\theta}$, \ddot{z}_{s1} , \ddot{z}_{s2} , \ddot{z}_{s3} e \ddot{z}_{s4} são as acelerações verticais do assento e da carroceria, em m/s², as acelerações angulares de arfagem e rolagem, em radiano/s², e as acelerações das suspensões, dianteira esquerda, dianteira direita, traseira esquerda e traseira direita, em m/s². Para o modelo proposto, os deslocamentos e as velocidades nos pontos de conexão (nós) da carroceria são dados por:

$$z_{b1} = z_b - a\theta - \frac{l_d}{2}\phi, \quad \dot{z}_{b1} = \dot{z}_b - a\dot{\theta} - \frac{l_d}{2}\dot{\phi} \quad (9)$$

$$z_{b2} = z_b - a\theta + \frac{l_d}{2}\phi, \quad \dot{z}_{b2} = \dot{z}_b - a\dot{\theta} + \frac{l_d}{2}\dot{\phi} \quad (10)$$

$$z_{b3} = z_b + b\theta - \frac{l_t}{2}\phi, \quad \dot{z}_{b3} = \dot{z}_b + b\dot{\theta} - \frac{l_t}{2}\dot{\phi} \quad (11)$$

$$z_{b4} = z_b + b\theta + \frac{l_t}{2}\phi, \quad \dot{z}_{b4} = \dot{z}_b + b\dot{\theta} + \frac{l_t}{2}\dot{\phi} \quad (12)$$

2.2 FUNÇÃO MULTIOBJETIVO PROPOSTA

A função multiobjetivo proposta neste trabalho, \mathbf{J} , é um vetor que considera dois objetivos conflitantes: o valor RMS da aceleração vertical transmitida pela carroceria ao interior do veículo e a média equivalente do valor RMS das quatro forças exercidas pelos pneus ao perfil de pista (F_{pi} , $i = 1$ até 4). Dessa forma, pode-se formular o seguinte problema de otimização:

$$\begin{aligned} &\text{Encontrar } \mathbf{x}_{\text{optim}} = [k_{s1} \quad k_{s3} \quad k_s \quad c_{s1} \quad c_{s2} \quad c_s \quad r_x \quad r_y]^T \\ &\text{para } \min_{\mathbf{x}} \mathbf{J} = \left[\text{RMS}(\ddot{z}_b) \quad \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \text{RMS}(F_{pi}) \right]^T \\ &\text{sujeito à } \left\{ \begin{array}{l} 22\,000 \text{ N/m} \leq k_{s1} \equiv k_{s2} \leq 48\,600 \text{ N/m} \\ 26\,600 \text{ N/m} \leq k_{s3} \equiv k_{s4} \leq 48\,000 \text{ N/m} \\ 1000 \text{ N/m} \leq k_s \leq 10\,000 \text{ N/m} \\ 1200 \text{ N s/m} \leq c_{s1} \equiv c_{s2} \leq 4800 \text{ N s/m} \\ 1200 \text{ N s/m} \leq c_{s3} \equiv c_{s4} \leq 4800 \text{ N s/m} \\ 200 \text{ N s/m} \leq c_s \leq 1200 \text{ N s/m} \\ 0,300 \text{ m} \leq r_x \leq 0,900 \text{ m} \\ 0,150 \text{ m} \leq r_y \leq 0,700 \text{ m} \\ v = 60 \text{ km/h} \end{array} \right. \quad (13) \end{aligned}$$

Após traçar a fronteira de Pareto, escolhe-se qual conjunto solução apresentou a melhor relação entre os objetivos conflitantes (ponto de concavidade da fronteira). Uma vez escolhido esse conjunto solução, associado aos dois objetivos minimizados (o valor RMS da aceleração vertical e a média do valor RMS das forças), o princípio de trabalho e energia pode ser empregado para calcular o balanço energético do sistema, em que a variação da energia cinética equivale ao trabalho realizado. À medida que a aceleração vertical na carroceria tende a diminuir (e, conseqüentemente, a sua velocidade), a força que os pneus exercem tende a aumentar (e, analogamente, o trabalho exercido), segundo as expressões a seguir:

$$T_b = \frac{1}{2} m_b (\text{RMS}(\dot{z}_b))^2 \quad (14)$$

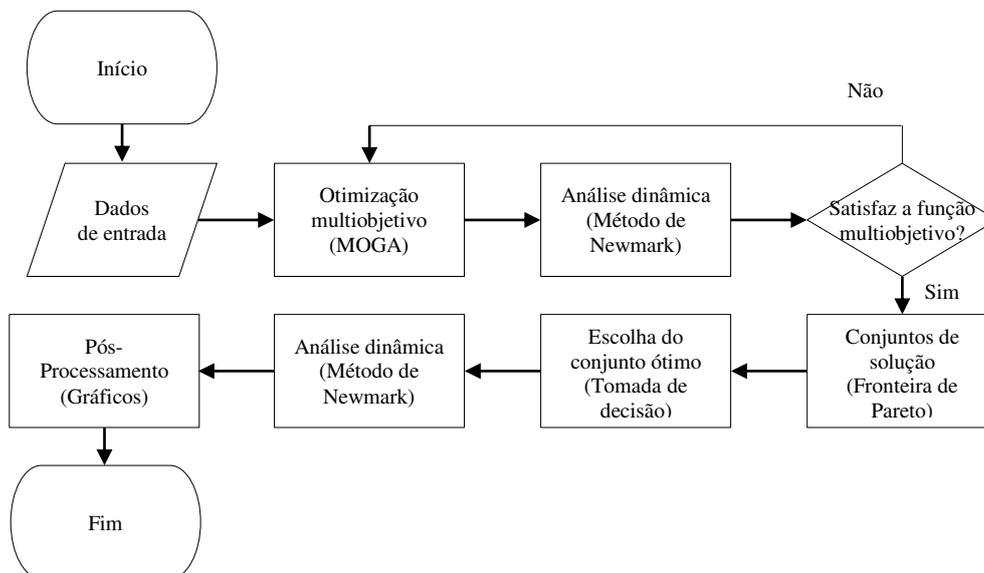
$$W_p = \left(\sum_{i=1}^4 \text{RMS}(F_{pi}) \text{RMS}(u_{bi} - z_{si}) \right) \quad (15)$$

onde T_b é a energia cinética transferida pela carroceria ao interior do veículo, em J, e W_p é o trabalho realizado pelos quatro pneus em contato na pista, em J, conforme as suas respectivas forças.

3 METODOLOGIA DE SOLUÇÃO

A metodologia de solução consiste em realizar a otimização multiobjetivo por algoritmos genéticos, a qual chama a rotina que contém o modelo veicular e o laço de integração do método de Newmark. Essa otimização numérica pode ser visualizada no fluxograma a seguir:

Figura 2 – Fluxograma das rotinas em MATLAB.



Fonte: o autor (2019).

Caso o resultado obtido em uma das iterações do MOGA não satisfaça a função multiobjetivo, o algoritmo retorna para a próxima geração de indivíduos até atender os critérios de parada. Esses critérios incluem o coeficiente de variação (CV) ser menor do que um dado valor, a norma euclidiana entre os dois resultados consecutivos da função multiobjetivo também seja menor do que um dado valor, e o número máximo de iterações não exceder um limite especificado. Essas condições são dadas pelas equações a seguir:

$$CV = \frac{\sigma_J}{\mu_J} < 10^{-6} \quad (16)$$

$$\|J_{i+1} - J_i\| < 10^{-6} \quad (17)$$

$$i_{\max} \leq 500 \quad (18)$$

3.1 MÉTODO DE NEWMARK

O método de Newmark pressupõe que a aceleração varia linearmente entre dois instantes de tempo, considerando a condição de equilíbrio no instante atual $t + \Delta t$ para obter a solução nesse mesmo instante (RAO, 2008). Este é um método amplamente utilizado para a solução de problemas dinâmicos, assim como o método de Runge-Kutta e o método de Wilson. O pseudocódigo do método de Newmark é ilustrado no Quadro 1, a seguir:

Quadro 1 – Pseudocódigo do Método de Newmark.

<p>1) Preparação Determine $\ddot{\mathbf{x}}_0$, usando a Eq. (5.1) a partir dos valores de $\dot{\mathbf{x}}_0$ e \mathbf{x}_0; Defina o tempo da análise, t.</p> <p>2) Ajuste Selecione valores adequados de Δt, α e β.</p> <p>3) Vetor de deslocamento atualizado Calcule \mathbf{x}_{i+1} para $i = 0$, usando a Eq. (5.5).</p> <p>4) Vetor de velocidade e aceleração atualizados Calcule os valores de $\dot{\mathbf{x}}_{i+1}$ e $\ddot{\mathbf{x}}_{i+1}$, usando respectivamente as equações (5.6) e (5.7).</p> <p>5) Finalização Se $t = t_{\max}$, então finaliza; Do contrário, ajuste $i = i + 1$ e retorne ao passo 3.</p>

Fonte: Rao (2008, adaptado).

Os parâmetros α e β são escolhidos de tal forma a evitar a introdução de um amortecimento inexistente; dessa forma, os valores são $\alpha = 0,25$ e $\beta = 0,50$. Para melhor compreensão do método, ver Vieira (2004) e Rao (2008).

3.2 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO USANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

O *Multi-objective Optimization using Genetic Algorithms* (ou MOGA) é um dos desdobramentos dos algoritmos genéticos capaz de realizar a otimização multiobjetivo e esboçar a fronteira de Pareto, a qual inclui todos os conjuntos otimizados da solução do problema. Segundo Konak, Coit e Smith (2006), esse método utiliza explicitamente o ordenamento dos indivíduos e a geração da população simultaneamente à medida que o algoritmo explora o espaço de solução, mantendo a diversidade da população. É um dos métodos mais abrangentes e pode ser resumido no pseudocódigo a seguir:

Quadro 2 – Pseudocódigo do MOGA.

<p>1) Preparação Defina aleatoriamente o tamanho da população inicial P_0; Inicialize o tempo com $t = 0$.</p> <p>2) Critério de parada Retorne a população na iteração t, P_t, se o critério de parada é satisfeito.</p> <p>3) Avaliação da função de adaptação Faça a avaliação da função de adaptação na população atual: 3.1) Faça o ordenamento $r(\mathbf{x}, t)$ para cada solução $\mathbf{x} \in P_t$; 3.2) Defina valores de adaptação para cada solução baseada na solução ranqueada</p> $f(\mathbf{x}, t) = N - \sum_{k=1}^{r(\mathbf{x}, t)-1} n_k - \frac{1}{2}(n_{r(\mathbf{x}, t)} - 1)$ <p>onde n_k é o número de soluções com o k-ésimo ordenamento; 3.3) Calcule o tamanho do nicho da geração atual $n_{c(\mathbf{x}, t)}$ para cada solução $\mathbf{x} \in P_t$; 3.4) Calcule o valor das funções de adaptação compartilhadas de cada solução $\mathbf{x} \in P_t$;</p> $f'(\mathbf{x}, t) = \frac{f(\mathbf{x}, t)}{n_{c(\mathbf{x}, t)}};$ <p>3.5) Normalize os valores das funções de adaptação avaliadas usando</p> $f''(\mathbf{x}, t) = \frac{f'(\mathbf{x}, t) n_{r(\mathbf{x}, t)}}{\sum_{\mathbf{x} \in P_t} f'(\mathbf{x}, t)} f(\mathbf{x}, t).$

4) Atualização da geração

Selecione os pais que irão gerar os indivíduos para o cruzamento;
Aplique a mutação e a recombinação até que a população Q_t atinja o tamanho N ;
Faça $P_{t+1} = Q_t$.

5) Finalização

Se $t = t_{\max}$, então finaliza;
Do contrário, ajuste $t = t + 1$ e retorne ao passo 2.

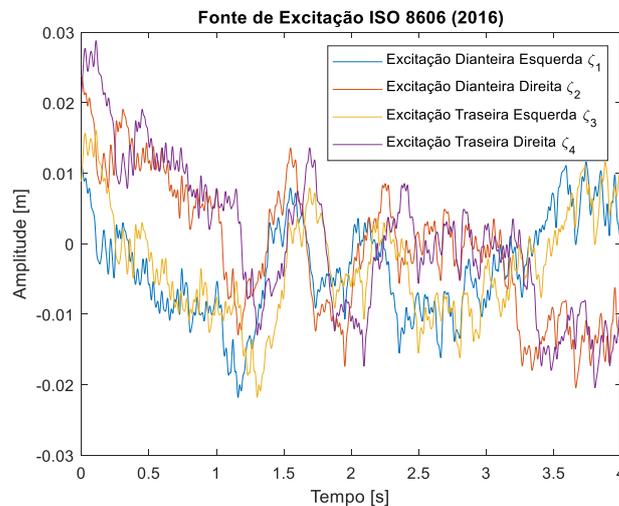
Fonte: Konak, Coit e Smith (2006, adaptado).

O ambiente utilizado para a simulação numérica foi o MATLAB, e o otimizador utilizado durante o laço do processo multiobjetivo foi o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA-II), descrito por Deb *et al.* (2002). O detalhamento do algoritmo e a convergência deste não fazem parte do escopo deste trabalho, os quais podem ser vistos em Goldberg *et al.* (2016).

4 RESULTADOS

Os resultados obtidos foram comparados com a configuração inicial de projeto do veículo de passeio avaliado. Essa configuração atende os valores nominais da Tabela 1, exibida anteriormente. O veículo trafega a 60 km/h, mantida constante, em um perfil de pista, defasado e correlacionado, dado a seguir:

Figura 3 – Perfil de Pista Classe C



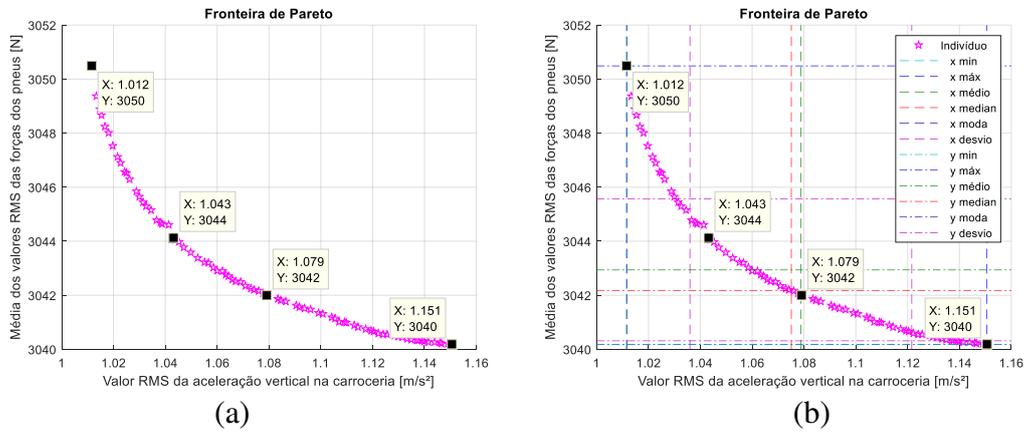
Fonte: o autor (2019).

Os valores RMS da aceleração vertical no assento e na carroceria foram 1,1349 m/s^2 e 1,3687 m/s^2 , respectivamente, e a média equivalente dos valores RMS das forças dos quatro pneus foi de 3045,73 N. Em termos de balanço de energia, a energia cinética transferida pela carroceria foi de 2,35 J e o trabalho dos quatro pneus em conjunto foi de 35,90 J. A diferença entre os dois (33,55 J) caracteriza a energia dissipada ao longo do sistema, incluindo, por exemplo, o trabalho das suspensões.

Após realizar o processo de otimização numérica, para o mesmo perfil de pista gerado e na mesma velocidade constante, os valores médios das duas funções objetivo foram 1,07879 m/s^2 no eixo x e 3042,93 N no eixo y (obtidos pelo valor médio dos 80 indivíduos da última geração do MOGA). O algoritmo inicializou com 100 indivíduos

e, conforme iterava, a fração útil exibida na fronteira de Pareto foi de 80%; portanto, 80 conjuntos solução aptos para serem escolhidos no projeto mecânico. Essa fronteira pode ser observada na Figura 4 a seguir:

Figura 4 – Fronteira de Pareto Gerada (a) e Estatísticas da Fronteira (b)



Fonte: o autor (2019).

A Tabela 2, a seguir, ilustra quatro desses conjuntos solução que correspondem às melhores relações entre os objetivos da função multiobjetivo, demarcados na Figura 4, anteriormente. Cada conjunto solução corresponde a uma sugestão de projeto capaz de satisfazer os requisitos do problema e ser candidato apto para execução.

Tabela 2 – Melhores conjuntos solução (indivíduos) da fronteira de Pareto.

<i>ks1</i> [N/m]	<i>ks3</i> [N/m]	<i>ks</i> [N/m]	<i>cs1</i> [Ns/m]	<i>cs3</i> [Ns/m]	<i>cs</i> [Ns/m]	<i>rx</i> [m]	<i>ry</i> [m]	Obj.1 [m/s²]	Obj. 2 [N]
22 003	26 602	1122	1280	1208	200	0,300	0,154	1,012	3050,50
41 484	27 219	1726	2297	2077	243	0,372	0,152	1,150	3040,18
22 075	26 636	1331	1617	1595	206	0,301	0,175	1,043	3044,12
22 492	26 661	1399	1916	1828	213	0,325	0,182	1,079	3042,00

Fonte: o autor (2019).

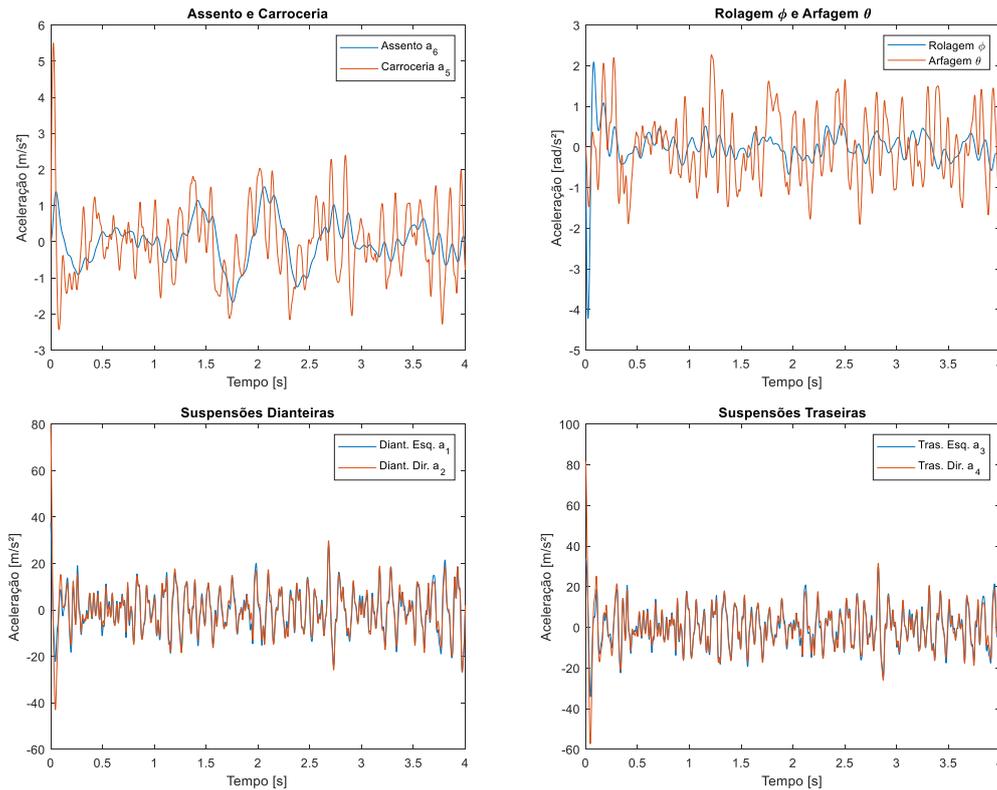
O conjunto solução escolhido foi aquele mais próximo do ponto de inflexão da fronteira, cujos valores da função multiobjetivo foram 1,043 m/s² e 3044,12 N, o que foi capaz de reduzir em 0,3257 m/s² o valor RMS da aceleração vertical da carroceria e de reduzir em 1,61 N a média dos valores RMS das forças dos quatro pneus. A melhoria no caso da aceleração foi significativa, com ganhos de 23,8% em relação à configuração original de fábrica do veículo. A redução das forças, entretanto, não foi significativa.

Conforme a metodologia apresentada, a rotina da análise dinâmica foi executada com o conjunto solução escolhido; os valores RMS da aceleração vertical no assento e na carroceria foram 0,6073 m/s² e 1,0432 m/s², respectivamente, e a média equivalente dos valores RMS das forças dos quatro pneus foi de 3044,12 N. Ao minimizar o valor RMS da aceleração vertical da carroceria, conseqüentemente, reduzir o valor RMS que o assento recebe, com ganhos de 53,5% após a otimização. Em termos de balanço de energia, a energia cinética transferida pela carroceria foi menor, de 1,95 J, e o trabalho dos quatro pneus em conjunto foi maior, de 36,68 J. Esse projeto, portanto, prioriza o conforto e a segurança, sem provocar grandes forças adicionais sobre a pista em relação

à configuração original. A diferença energética foi de 34,73 J, o que sugere um maior trabalho no curso da suspensão em relação ao original.

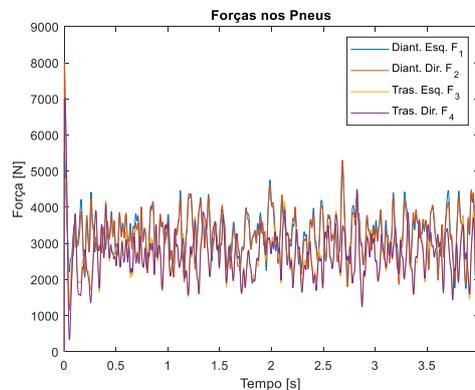
As Figuras 5 e 6, a seguir, ilustram o histórico das acelerações em cada GDL do modelo e as forças desenvolvidas pelos pneus, após a otimização. Há um destaque para as acelerações das suspensões, as quais foram elevadas, indicando que provavelmente o curso das suspensões também precisa ser modificado no projeto para ter mais espaço de trabalho das molas.

Figura 5 – Histórico das Acelerações Após Otimização



Fonte: o autor (2019).

Figura 6 – Histórico das Forças dos Pneus Após Otimização



Fonte: o autor (2019).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho utilizou os conceitos de otimização multiobjetivo por algoritmos genéticos para determinar as variáveis otimizadas de projeto em um modelo veicular de oito graus de liberdade (8-GDL), submetido a um perfil de pista irregular, no domínio do tempo, representando um veículo de passeio completo com o assento do motorista. A análise dinâmica foi realizada por intermédio do método de Newmark para determinar os deslocamentos, as velocidades e as acelerações em cada GDL do modelo veicular, e a otimização numérica utilizou o MOGA para determinar as variáveis de projeto com uma função multiobjetivo de dois objetivos conflitantes: a minimização da aceleração vertical transmitida pela carroceria (conforto) e a minimização das forças dos pneus exercidas na pista (desgaste). O perfil de irregularidades da pista foi baseado na ISO-8608 (2016), e as trilhas foram desfasadas e correlacionadas, classificadas na Classe C.

Os resultados, antes e depois da otimização, elucidaram o conflito existente entre os dois objetivos avaliados. A fronteira de Pareto foi esboçada com todas as sugestões de projeto ótimo, e a sugestão de projeto escolhida na tomada de decisões foi o conjunto solução localizado na inflexão da fronteira. Em seguida, a otimização numérica reduziu as acelerações na carroceria em 23,8% e no assento em 53,5%. Em termos de forças, a redução não foi significativa. Ao realizar o balanço energético do sistema, a otimização elevou o trabalho realizado pelos pneus em relação à configuração original de fábrica do veículo, indicando que parte da energia é transferida em outros indicativos do sistema, como, por exemplo, o curso que a suspensão deve operar, o qual deve ser modificado para comportar as acelerações que foram elevadas após a otimização.

Em termos metodológicos, o MOGA é uma ferramenta numérica que constituiu uma alternativa viável de análise na etapa de pré-projeto, orientado valores RMS para a consequente fabricação de componentes, levando em consideração também os requisitos de conforto e segurança, bem como as questões de sustentabilidade do perfil de pista. O balanço energético após a otimização é uma técnica de pós-processamento que permitiu verificar a necessidade de alteração de projeto no curso das suspensões, uma vez que as energias dissipadas no sistema avaliado foram maiores do que as do caso original. Isso foi comprovado pelo histórico de acelerações das suspensões, o qual ainda se manteve elevado, mesmo depois da otimização.

REFERÊNCIAS

DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, vol. 6, n. 2, p. 182-197, 2002.

DREHMER, L. R. C. **Otimização Robusta Multiobjetivo por Análise de Intervalo Não Probabilística: Uma Aplicação em Conforto e Segurança Veicular sob Dinâmica Lateral e Vertical Acoplada**. 2017. 214 p. Tese de Doutorado – Departamento de Engenharia Mecânica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2017.

DREHMER, L.R.C.; CASAS, W.J.P.; GOMES, H.M. Otimização multiobjetivo de parâmetros concentrados de suspensão para conforto e segurança veicular em dinâmica vertical. In: ENIEF 2016 XXII Congreso Sobre Métodos Numéricos y sus Aplicaciones, 2016, Córdoba – Argentina. **Mecánica Computacional**, Santa Fé, Asociación Argentina de Mecánica Computacional, v. XXXIV, p. 2729-2754, 2016.

FAI, T.C.; DELBRESSINE, F.; RAUTERBERG, M. Vehicle seat design: state of the art and recent development. In: WORLD ENGINEERING CONGRESS, 2007, Penang. **Proceedings**... Penang, 2007. p. 51-61.

GOLDBARG, M.C.; LUNA, H.P.L.; GOLDBARG, E.G. **Otimização Combinatória e Meta-Heurísticas - Algoritmos e Aplicações**. 1ª ed. São Paulo: Elsevier, 2016.

GOBBI, M.; LEVI, F.; MASTINU, G. Multi-objective stochastic optimisation of the suspension system of road vehicles. **Journal of Sound and Vibration**, v. 298, p. 1055-1072, 2006.

INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **ISO-8608**: mechanical vibration – road surface profiles – reported of measured data. Europe, 2016.

KONAK, A.; COIT, D.W.; SMITH, A.E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: a tutorial. **Reliability Engineering and System Safety**, Amsterdam, v. 91, p. 992-1007, 2006.

RAO, S. **Vibrações mecânicas**. 4ª ed. São Paulo: Prentice Pearson Hall, 2008.

VIEIRA, L. C. L. M. **Estudo de algoritmos de integração elemento por elemento para análise dinâmica não linear de estruturas**. 2004. 101 p. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Alagoas, Maceió, 2004.