

Estimativa dos coeficientes de rigidez e amortecimento para um veículo leve

Caroline G Camposa*, André N de Oliveira, Alejandro O Peralta,
Ricardo T da Costa Neto, Aldélio B Caldeira.

Seção de Engenharia Mecânica e de Materiais, Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
E-mail: *carolinegoulart@gmail.com

RESUMO: Neste trabalho foram empregadas técnicas de problemas inversos para estimar os parâmetros da suspensão de um veículo leve. Experimentos de campo foram realizados, sendo medidas a aceleração vertical e a aceleração angular do chassi. Um modelo de meio carro foi empregado, considerando suspensões lineares, com rigidez e fator de amortecimento constantes. O modelo considera apenas a dinâmica vertical do veículo. Os métodos de otimização Particle Swarm Optimization (PSO) e Gradiente Conjugado (GC) foram utilizados na solução do problema inverso de estimativa de parâmetros. A função objetivo foi definida pela norma euclidiana dos erros entre os dados experimentais e os resultados numéricos simulados. Os desempenhos do PSO e do GC foram avaliados, permitindo a comparação entre um método estocástico e um determinístico, bem como a viabilidade da abordagem de problema inverso proposta.

ABSTRACT: In this work inverse problems techniques were employed to estimate suspension parameters of a light vehicle. Field experiments were performed, being measured the vertical acceleration and pitch acceleration of the chassis. A half car model was adopted, considering linear suspensions, with constant stiffness and damping factor. The model considers only the vertical vehicle dynamics. The optimization methods Particle Swarm Optimization (PSO) and Conjugate Gradient (GC) were used to solve the inverse problem. The objective function was defined by the Euclidean norm of the errors between experimental data and numerical simulation results. PSO and GC performances were evaluated, permitting the comparison between a stochastic and a deterministic method, as well as the viability the proposed inverse problem approach.

PALAVRAS-CHAVE: Suspensão Veicular. Dinâmica Veicular. Problema Inverso. PSO. Gradiente Conjugado.

KEYWORDS: Vehicle Suspension. Vehicle Dynamics, Inverse Problem. PSO. Conjugate Gradient.

1. INTRODUÇÃO

No projeto de veículos as questões de segurança e conforto são cruciais. Neste sentido, a dirigibilidade e as vibrações provenientes do terreno e de sistemas veiculares como o motor são relevantes [1].

A vibração transmitida do veículo para o passageiro está diretamente ligada ao conforto. Os níveis de vibração devem ser mantidos em níveis aceitáveis de forma a garantir boas condições de conforto, porém mantendo boas condições de dirigibilidade e segurança.

O sistema de suspensão é fundamental para garantir a segurança e o conforto, influenciando o nível de vibração no interior do veículo. O desempenho de uma suspensão pode ser avaliado de maneira experimental ou por meio de modelos computacionais. Os elevados custos dos testes experimentais têm impulsionado o aprimoramento das técnicas numéricas na simulação veicular. Portanto, as simulações computacionais têm se tornado ferramentas importantes no projeto dos sistemas veiculares dentre os quais pode ser destacado o sistema de suspensão. Neste contexto, estudos de otimização e de identificação de parâmetros tem contribuído para o aperfeiçoamento dos sistemas automotivos.

[2] otimizou um sistema de suspensão passivo, usando simulações de um modelo de ¼ de carro desenvolvido com o software Matlab/Simulink. [3] propôs uma rotina de identificação chamada Identificação de Tempo Contínuo do Sistema (CT SysId), baseado no Método Previsor-Corretor (MPC),

para encontrar os parâmetros da suspensão, com auxílio do software Car Marker. [4] fez a análise de um sistema de suspensão MacPherson, estimando os seus parâmetros com o uso da Estratégia da Matriz de Covariância Adaptativa-Evolucionária (CMA-es), o qual é um algoritmo não-linear de otimização que aplica técnicas de estatística ao processo iterativo a fim de minimizar a função objetivo. [5] descreveu um modelo veicular com 8 Graus de Liberdade (GL), considerando: o deslocamento vertical do acento, o deslocamento vertical do chassi, os ângulos de pitch e de roll do chassi, e o deslocamento vertical da massa não-suspensa. Os métodos de Particle Swarm Optimization (PSO) e Sequential Quadratic Programming (SQP) foram utilizados para otimizar os parâmetros da suspensão. [6] fez a estimativa do ângulo de roll de um veículo por meio de um algoritmo recursivo de mínimos quadrados e um observador móvel de ordem elevada, com uma técnica de reconstrução de incerteza. Ele utilizou o software Car Marker para obter as medições pseudo-experimentais. De forma mais abrangente, [7] identificou um conjunto de 26 parâmetros (simbólicos) dinâmicos de base, em substituição ao padrão de 52 parâmetros dinâmicos de um sistema de suspensão MacPherson.

O fator comum entre todos os estudiosos mencionados é a utilização de algum tipo de simulação numérica para estimar ou otimizar os parâmetros desconhecidos do sistema em estudo. [8] realizou a estimativa das forças verticais, deflexão da suspensão, posição do Centro de Gravidade (CG), e aceleração vertical de um veículo leve, fazendo uso de métodos de mínimos quadrados e de observador móvel de ordem elevada. Dados experimentais foram medidos por meio de

sensores instalados em um veículo durante a realização de testes em laboratório, e em seguida comparados com valores estimados. [9] realizou a estimativa de parâmetros por uma abordagem de matriz inversa no domínio da frequência. Os resultados experimentais foram obtidos a partir de um teste com um modelo veicular em escala em uma plataforma de 4 apoios, e foram posteriormente comparados com os parâmetros estimados.

Neste trabalho, experimentos de campo foram realizados em um veículo Toyota Hilux, equipado com sensores automotivos da Racelogic/VBOX. Os dados obtidos foram comparados com os resultados de simulações numéricas. Estas simulações da dinâmica vertical do veículo utilizaram um modelo de meio carro implementado em Matlab/Simulink. Técnicas de problema inverso foram utilizadas, empregando os métodos Particle Swarm optimization (PSO) e Gradiente Conjugado (GC) para estimar os parâmetros da suspensão do veículo.

2. TESTES EXPERIMENTAIS

Medições foram realizadas em uma Pick-up Toyota Hilux com tração 4x2. O veículo foi equipado com um sensor automotivo do tipo Inertial Measurement Unit (IMU) da Racelogic/VBOX, posicionado no seu CG. A Tab. 1 apresenta alguns parâmetros do veículo utilizado nos testes, onde l é a distância entre os eixos, a_1 e a_2 são as distâncias do CG para o eixo dianteiro e o traseiro, respectivamente, h_{CG} é a altura do CG, e r_p é o raio dinâmico do pneu.

Tabela 1: Parâmetros da Toyota Hilux.

Parâmetro	Valor
Massa suspensa	2570 kg
Massa não-suspensa	40 kg
l	3,085 m
a_1	1,49483 m
a_2	1,59017 m
h_{CG}	0,95154 m
r_p	0,32 m

Na realização dos testes, o veículo transpõe um obstáculo com perfil trapezoidal, conforme exposto na Fig. 1. Considera-se que o veículo está sempre trafegando a velocidade constante de 20 km/h. Enquanto o automóvel transpassa o obstáculo (quebra-molas trapezoidal) com os dois eixos, são realizadas medições de aceleração vertical e velocidade angular de pitch do CG.

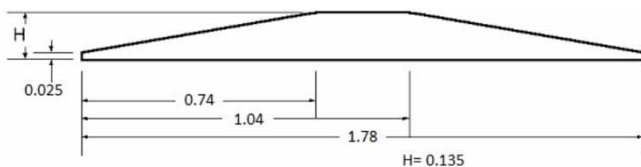


Fig. 1 – Dimensões (m) do obstáculo utilizado nos testes.

As medições obtidas, no teste experimental, para a aceleração vertical do centro de gravidade podem ser observadas na Fig. 2, enquanto a Fig. 3 representa os valores de velocidade angular de pitch do CG ao longo do tempo.

Nas Fig. 2 e 3, devido à grande sensibilidade do sensor IMU, as medições apresentam elevado nível de ruído. Assim, um Filtro de Média Variável (FMV) foi utilizado a fim de atenuar este problema.

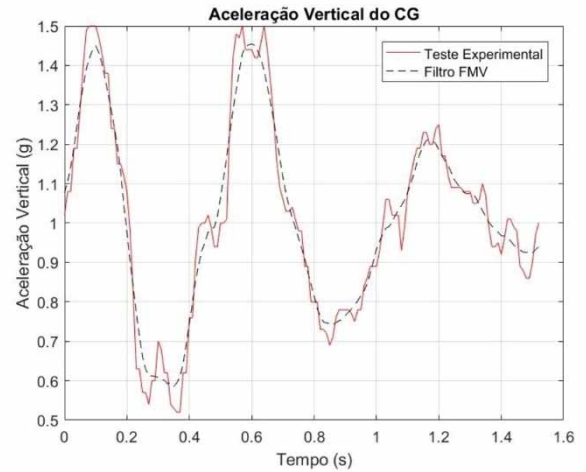


Fig. 2 – Aceleração vertical do CG com filtro FMV.

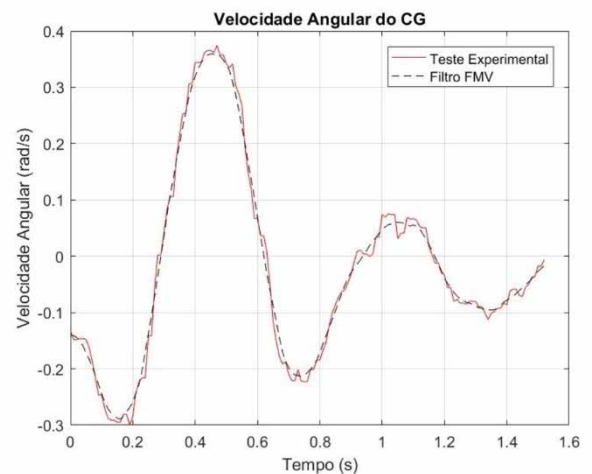


Fig. 3 – Velocidade angular de pitch do CG com filtro FMV.

O FVM considera 4 pontos, posteriores e anteriores, a cada ponto para calcular o valor médio em cada instante de tempo.

Estes dados filtrados foram utilizados como medições experimentais para a aplicação das técnicas de resolução de problemas inversos.

3. MODELO COMPUTACIONAL DO VEÍCULO

Um modelo de meio carro com 4 GL em Matlab/Simulink foi desenvolvido, considerando apenas a dinâmica vertical. O modelo se baseou no conceito de fluxo de potência, onde as variáveis de entrada e saída dos subsistemas são forças e velocidades, e o acoplamento destes conjuntos deve respeitar a compatibilidade das entradas e saídas. Tal conexão é feita por meio de Grafos de Ligação, de forma que sistemas complexos podem ser divididos em subsistemas simplificados, sempre respeitando a relação de causa/efeito entre os módulos [10].

A Fig. 4 mostra os principais componentes do veículo: uma massa suspensa representa o chassi; os sistemas de suspensão dianteiro e traseiro; e as massas não suspensas, representando os conjuntos roda/pneu. A excitação de base que atua em cada pneu também é representada no modelo.

Na abordagem de fluxo de potência, a base do pneu sofre excitação do quebra molas trapezoidal, conforme a Eq. 1. Nesta equação, h é a altura, v é a velocidade do veículo, a qual é constante igual a 20 km/h, t é o tempo de simulação, e

d_0 é a distância para que o veículo alcance o obstáculo. d é o comprimento total de 1,78 m, d_{r1} é o comprimento da rampa de entrada, e d_{r3} o da rampa de saída, enquanto d_{r2} é o comprimento da parte horizontal no centro do obstáculo.

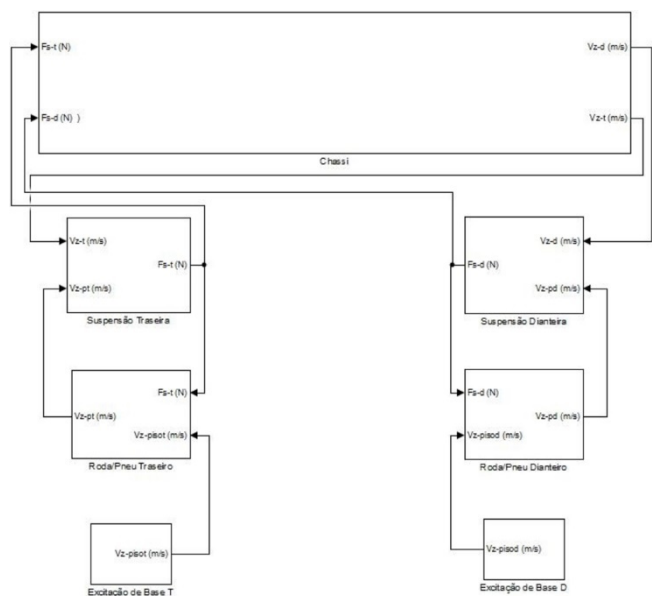


Fig. 4 – Modelo de meio carro em diagrama de blocos.

$$z = \begin{cases} \frac{h v}{d_{r1}} \left(t - \frac{d_0}{v} \right), & d_0 < t \leq \frac{(d_0 + d_{r1})}{v} \\ h, & \frac{(d_0 + d_{r1})}{v} < t \leq \frac{(d_0 + d_{r1} + d_{r2})}{v} \\ \frac{h d}{d_{r3}} - \frac{h v}{d_{r3}} \left(t - \frac{d_0}{v} \right), & \frac{(d_0 + d_{r1} + d_{r2})}{v} < t \leq \frac{(d_0 + d)}{v} \end{cases} \quad (1)$$

Os módulos de excitação fornecem uma velocidade vertical para cada pneu, a qual em conjunto com a velocidade vertical resultante da equação de movimento da roda, pode ser multiplicada pela rigidez do pneu para calcular a força exercida pelo pneu. Esta força atua como entrada no bloco da roda, que também tem como entrada a força exercida, na direção oposta, pelo sistema de suspensão, e onde é obtida a velocidade da roda como resultante de sua equação de movimento. Conforme explicado, essa velocidade atua como variável de entrada para o bloco do pneu, fechando o ciclo do primeiro subsistema, que pode ser observado na Fig. 5.

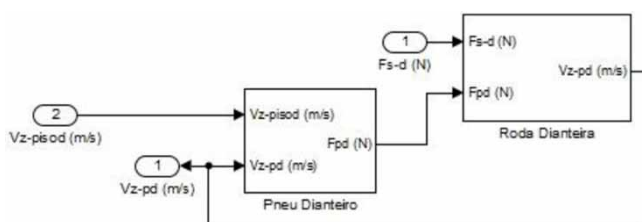


Fig. 5 – Bloco do conjunto roda/pneu dianteiro.

Seguindo o fluxo da potência, o bloco do conjunto roda/pneu tem como saída a velocidade vertical da roda, como foi mencionado anteriormente, que juntamente com a velocidade vertical produzida pelo chassi, vão atuar como variáveis de entrada para o bloco do sistema de suspensão. A saída produzida por este sistema é a força exercida pela suspensão que, por sua vez, atua como entrada nos blocos do conjunto roda/pneu e do chassi. Tal força é calculada considerando a rigidez da mola e o coeficiente de amortecimento da suspen-

são, para cada um dos eixos, como pode ser observado na Fig. 6.

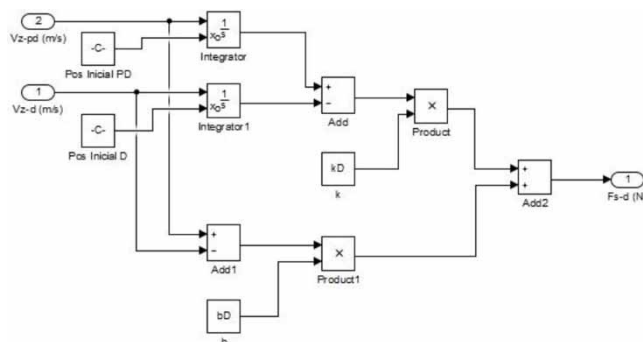


Fig. 6 – Bloco da suspensão dianteira.

Na Fig. 7 pode-se observar o primeiro nível do subsistema do chassi, onde, conforme explicado anteriormente, as variáveis de entrada são as forças verticais exercidas pelas suspensões dianteira e traseira, e as de saída são as velocidades verticais dos pontos de ancoragem da suspensão no chassi.



Fig. 7 – Primeiro nível do bloco do chassi.

A Fig. 8 mostra o subsistema do chassi em um segundo nível. Um importante conceito, denominado Matriz de Vínculos Cinemáticos, é utilizado nesta etapa. É representado pelo subsistema TETA C, e é onde são estabelecidos os vínculos cinemáticos entre as entradas e saídas [10]. Neste subsistema, as entradas são as forças exercidas pelas suspensões, além da velocidade vertical, do ângulo e da velocidade angular de pitch do CG do veículo. Como saídas serão calculadas as velocidades verticais dos pontos de ancoragem da suspensão no chassi, e os somatórios de força no eixo Z, e de momento no eixo Y do chassi do veículo.

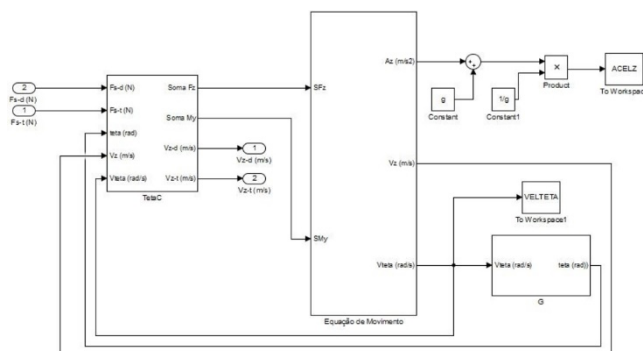


Fig. 8 – Segundo nível do bloco do chassi.

Estes somatórios de força e momento atuam como entrada para o bloco da equação de movimento do veículo, e vão fornecer os meios necessários para o cálculo da velocidade e aceleração vertical, e também da velocidade angular de pitch do CG. A velocidade angular atua como entrada do subsistema G, que é responsável por atualizar o valor do ângulo de

pitch do chassi a ser usado no bloco TETA C.

Assim sendo, a principal vantagem da utilização do software Matlab/Simulink no processo de modelagem computacional, é a possibilidade de dividir a estrutura complexa de um modelo de meio carro em subsistemas simplificados, desde que as compatibilidades cinemáticas e as relações de causa e efeito dos sistemas dinâmicos sejam respeitadas.

4. PROBLEMAS INVERSOS

Os problemas inversos visam à estimativa de parâmetros ou funções, a partir de dados experimentais ou pseudo-experimentais, baseando-se na minimização do desvio entre a solução de referência e a calculada. Logo, o problema inverso muitas vezes é abordado como um problema de otimização. Os métodos de otimização podem ser classificados em determinísticos e estocásticos. O método do Gradiente Conjugado é um método determinístico e o PSO é um método estocástico. Os métodos determinísticos, em geral, exigem o cálculo do gradiente da função objetivo, enquanto os estocásticos precisam apenas do valor da função objetivo, porém avaliada em cada elemento de uma população de possíveis soluções para o problema inverso.

4.1 Função objetivo

A função objetivo se baseia na norma euclidiana dos erros entre os dados experimentais e os provenientes da simulação numérica, conforme Eq. 2.

$$S(P) = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\dot{v}_{exp} - \dot{v}_{sim}}{\max(\dot{v}_{exp}) - \min(\dot{v}_{exp})} \right)^2} + \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\dot{\theta}_{exp} - \dot{\theta}_{sim}}{\max(\dot{\theta}_{exp}) - \min(\dot{\theta}_{exp})} \right)^2} \quad (2)$$

Onde $\dot{\theta}_{exp}$ e \dot{v}_{exp} são a velocidade angular de pitch e a aceleração vertical do chassi proveniente dos dados experimentais, enquanto $\dot{\theta}_{sim}$ e \dot{v}_{sim} são os resultados de simulação do modelo computacional. n é o número de dados experimentais considerados, o qual no presente trabalho é igual a 153.

4.2 Critério de parada

O critério de parada é definido pela Eq. 3, onde a diferença entre o valor da função objetivo em duas iterações consecutivas é menor que uma tolerância de 10⁻⁵.

$$|S(P)^k - S(P)^{k-1}| < 10^{-5} \quad (3)$$

O resultado é obtido após o critério de parada ser atingido por 20 vezes ou o número máximo de 2000 iterações ser alcançado.

4.3 Particle Swarm Optimization (PSO)

O PSO é um método evolucionário, inspirado no comportamento social das espécies. Tal metodologia foi criada por Russel Eberhart e James Kennedy em 1995 [11-15]. A ideia original surgiu a partir da observação de um bando de pássaros em busca de um lugar para fazer seus ninhos. Quan-

do o fator individualidade se torna mais relevante, a busca por lugares alternativos também aumenta. No entanto, se a individualidade se torna muito proeminente, o melhor lugar para o estabelecimento dos ninhos pode nunca ser encontrado. Por outro lado, quando o fator sociabilidade é evidenciado, cada indivíduo considera mais a experiência dos seus vizinhos na sua tomada de decisão, mas se este fator ressaltar demais, todos os indivíduos podem vir a convergir para o primeiro local relevante encontrado, o que possivelmente será um mínimo local da função, de forma que o desejado mínimo global nunca será atingido.

Neste trabalho, é adotado o método de PSO em sua forma clássica [11]. Portanto, ao longo do processo iterativo, cada partícula possui uma posição e uma velocidade característica. A Eq. 4 representa a função de atualização da velocidade da partícula, onde o primeiro termo representa o fator de inércia, o segundo o conhecimento individual, e o terceiro representa a experiência coletiva.

$$V_i^{k+1} = \alpha V_i^k + \beta r_1 (P_{best}^k - x_i^k) + \beta r_2 (G_{best} - x_i^k) \quad (4)$$

Na Eq. 4, α e β são, respectivamente, os parâmetros inercial e de aprendizagem. r_1 e r_2 são números randômicos com distribuição uniforme entre 0 e 1. P_{best}^k é a melhor posição da partícula ao longo de sua história, enquanto G_{best} é a posição dentre todas as partículas numa geração. V_i^k é a velocidade da partícula na iteração k . Uma vez feito o cálculo da velocidade atualizada, faz-se necessário atualizar a posição das partículas, conforme a Eq. 5.

$$X_i^{k+1} = x_i^k + V_i^{k+1} \quad (5)$$

Os valores do espaço viável de busca da solução para o problema inverso estão definidos na Tab. 2.

Tab 2: Espaço viável de busca da solução do PSO.

Parâmetro	Valor mínimo	Valor máximo
k_d (N/m)	8000	40000
k_t (N/m)	9000	60000
b_d (Ns/m)	5000	16000
b_t (Ns/m)	300	3000
I_{yy} (kg m ²)	700	4000
k_p (N/m)	30000	90000

Onde k_d e k_t são as rigidezes das molas dianteira e traseira, b_d e b_t e os coeficientes de amortecimento dianteiro e traseiro das suspensões. I_{yy} é o momento de inércia do veículo em relação ao eixo Y, e k_p a rigidez dos pneus.

4.4 Gradiente Conjugado

O GC é baseado na adoção de uma direção de descida apropriada, onde a cada iteração, é dado um passo ao longo desta direção com a finalidade de minimizar a função objetivo, descrita pela Eq. 2. Tal direção é obtida por meio de uma combinação linear da direção do gradiente negativo na iteração atual com a direção de descida da iteração anterior, de forma que o ângulo resultante entre a direção de descida e a direção do gradiente negativo é inferior a 90°, e a minimização da função objetivo é assegurada [16].

Segundo [16] o processo iterativo é dado pela Eq. 6, onde β^k é o tamanho do passo, d^k é a direção de busca e k o número da iteração considerada.

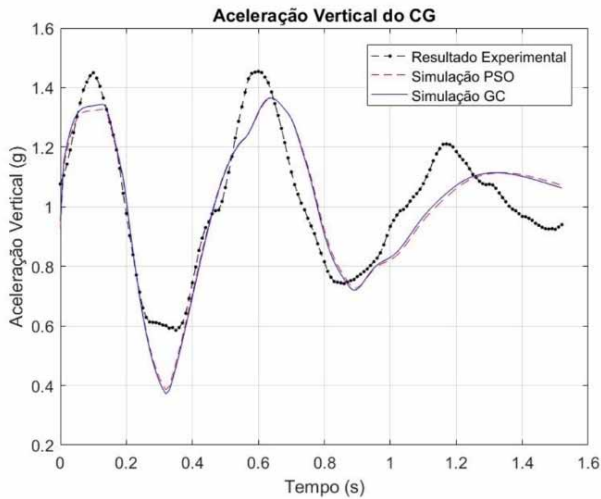


Fig. 9 – Resultados de aceleração vertical do CG.

$$p^{k+1} = p^k - \beta^k d^k \quad (6)$$

A direção de descida é obtida pela conjugação da direção do gradiente $\nabla S(p^k)$, e a direção de descida da iteração anterior d^{k-1} , conforme descrito na Eq. 7.

$$d^k = \nabla S(p^k) + \gamma^k d^{k-1} \quad (7)$$

é o coeficiente de conjugação, calculado de acordo com a expressão desenvolvida por Fletcher-Reeves, descrita na Eq 8.

$$\gamma^k = \frac{\sum_{j=1}^N [\nabla S(P^k)]_j^2}{\sum_{j=1}^N [\nabla S(P^{k-1})]_j^2} \quad (8)$$

A direção do gradiente é obtida pela diferenciação da Eq 9, onde a matriz de sensibilidade é definida pela Eq 10. e são os valores experimentais e os valores simulados, respectivamente.

$$\nabla S(p^k) = -2 (j^k)^T [Y - T(p^k)] \quad (9)$$

$$J(P) = \left[\frac{\partial T^T(P)}{\partial P} \right]^T \quad (10)$$

O passo β^k é calculado de acordo com a Eq 11.

$$\beta^k = \frac{\sum_{i=1}^l \left[\left(\frac{\partial T}{\partial p^k} \right)^T d^k \right] [T(P^k) - Y]}{\sum_{i=1}^l \left[\left(\frac{\partial T}{\partial p^k} \right)^T d^k \right]^2} \quad (11)$$

5. RESULTADOS

Foram feitas simulações considerando uma população de 50 elementos e uma tolerância de 10^{-5} para o critério de parada. O tempo de simulação utilizado foi de 1,52 segundos, que foi o tempo necessário para o veículo transpor completamente o obstáculo durante os testes experimentais, e foi adotado um passo de 0,01 s para os relatórios de dados de controle e de simulações. Foram estimados os valores de: rigidez das molas dianteira (k_d) e traseira (k_t) das suspensões, coeficientes de amortecimento dianteiro (b_d) e traseiro (b_t) das suspensões, momento de inércia do veículo em relação ao eixo Y (I_{yy}), e rigidez dos pneus (k_p).

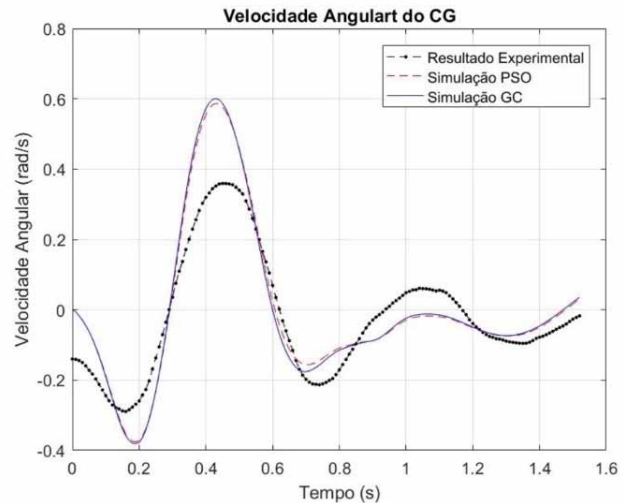


Fig. 10 – Resultados de velocidade angular de pitch do CG.

As Fig. 9 e 10 mostram os resultados obtidos para as simulações realizadas com os parâmetros estimados, em comparação com os dados experimentais obtidos pelos testes de campo. Pode ser observado que os modelos computacionais obtiveram comportamento ao experimento.

A Tab. 3 apresenta os valores dos parâmetros estimados pelos métodos de PSO e GC, que foram utilizados nos modelos computacionais para extrair as curvas de velocidade angular de pitch e aceleração vertical do CG ao longo do tempo, representadas nas Fig. 9 e 10.

Tabela 3: Parâmetros estimados pelos métodos PSO e GC.

Parâmetro	PSO	GC	Discrepância relativa % (PSO-GC)100/GC
k_d (M/n)	17176	17765	3
k_t (M/n)	24858	25290	2
b_d (M/n)	10844	11066	2
b_t (M/n)	830	963	16
I_{yy} (M/n)	1823	1798	1
k_p (M/n)	58302	58844	1

A Fig. 11 retrata a evolução dos valores das funções objetivo com o aumento do número de iterações. Pode ser observado que a curva tem um comportamento descendente, e estabiliza no seu valor mínimo após 33 iterações, no caso do PSO, e 84 iterações, no caso do GC. Tal comportamento está de acordo com o que é esperado para um processo de minimização.

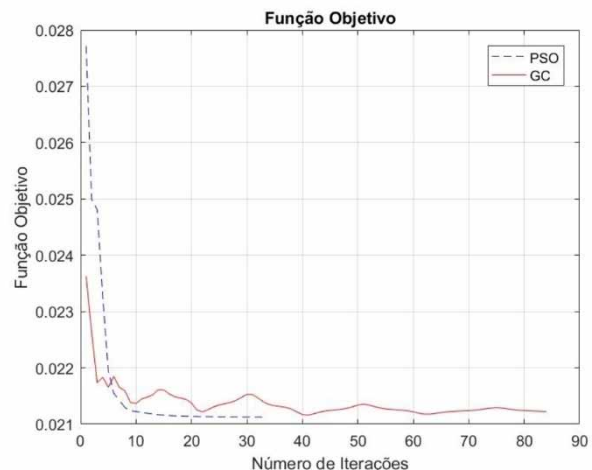


Fig. 11 – Funções objetivo dos métodos de PSO e GC.

Os erros máximos entre os resultados experimentais e os simulados são apresentados na Tab. 3. Os resultados numéricos de velocidade angular de pitch e aceleração vertical foram obtidos considerando-se os parâmetros estimados pelos métodos de GC e PSO. Tal erro é calculado conforme a Eq. 12, onde ϵ é o maior valor da diferença entre o valor experimental e simulado do parâmetro, e $\dot{\theta}$ pode representar a velocidade angular (ou a aceleração vertical) do CG do veículo.

$$E(x_{exp}) = \max(x_{exp} - x_{sim}) \quad (9)$$

Apesar de os dois métodos terem demonstrado o mesmo comportamento dinâmico apresentado pelo veículo nos testes experimentais, como foi apresentado nas Fig. 9 e 10, pode ser observado, na análise dos dados da Tab. 4, que o PSO apresentou menores erros máximos, tanto para a aceleração vertical quanto para a velocidade angular de pitch do CG.

Tab 4: Erros máximos entre os resultados experimentais e s simulados.

Grandeza	PSO	GC	Teste Experimental	Erro Máximo (PSO)	Erro Máximo (GC)
Aceleração Vertical (g)	0,385731	0,371853	0,601111	0,215379	0,229257
Velocidade Angular (rad/s)	0,572226	0,588709	0,332407	0,239819	0,256302

Os resultados obtidos pelo método de PSO foram semelhantes aos obtidos por [17], sendo que neste trabalho foram utilizadas diferentes técnicas no cálculo da matriz de vínculos cinemáticos, de forma que o tempo computacional foi reduzido em 98% em relação a trabalhos anteriores [17].

6. CONCLUSÃO

As estimativas de parâmetros realizadas apresentaram discrepâncias relativas percentuais entre os métodos empregados menores ou iguais a 3, a menos do coeficiente de amortecimento traseiro da suspensão, cuja discrepância foi de 16%. Conclui-se que o fornecimento de dados experimentais para esta grandeza melhoraria substancialmente a qualidade das estimativas realizadas para os demais parâmetros. Contudo, mesmo estimando o coeficiente de amortecimento traseiro da suspensão, os parâmetros foram estimados com precisão satisfatória.

Os parâmetros estimados tanto pelo PSO quanto pelo GC resultaram em velocidades angulares e acelerações verticais equivalentes. Estes resultados são qualitativamente consistentes com os experimentos realizados.

No que tange ao tempo computacional, o PSO consumiu 17 minutos enquanto o GC consumiu 10 minutos para solucionar o problema inverso. Portanto, verifica-se o desempenho superior do método determinístico, GC, em relação ao método estocástico, PSO, quanto ao tempo computacional no caso estudado.

A abordagem de fluxo de potência adotada reduziu o tempo computacional em 98% em relação a trabalhos anteriores. O que mostra que a forma de programação ainda é um aspecto relevante nas soluções numéricas e não deve ser negligenciada.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. Y. Wong, Theory of Ground Vehicles, John Wiley & Sons, 2008, ISBN 0-471-35461-9.
- [2] A. C. Mitra, et al, Optimization of Passive Vehicle Suspension System by Genetic Algorithm, Procedia Engineering, vol. 144, 2016, pg 1158-1166, doi:10.1016/j.proeng.2016.05.087.
- [3] S. Thaller, et al, Fast Determination of Vehicle Suspension Parameters via Continuous Time System Identification, IFAC-PapersOnLine, vol. 49, nr.11, 2016, pg 448-453, doi:10.1016/j.ifacol.2016.08.066.
- [4] J. Y. Tey, et al, Identification of Vehicle Suspension Parameters by Design Optimization, Engineering Optimization, vol. 46, nr. 5, 2014, pg 669-686, doi:10.1080/0305215X.2013.795558.
- [5] L. R. C. Drehmer, W. J. P. Casas, H. M. Gomes, Parameters optimization of a vehicle suspension system using a particle swarm optimization algorithm, Vehicle System Dynamics, vol. 53., nr. 4, 2015, pg 449-474, doi:10.1080/00423114.2014.1002503.
- [6] R. Tafner, M. Reichhartinger, M. Horn, Robust vehicle roll dynamics identification based on roll rate measurements, IFAC Proceedings, vol. 45, nr. 30, 2012, pg 72-78, doi:10.3182/20121023-3-FR-4025.00047.
- [7] K. Chen, D. G. Beale, Base dynamic parameter estimation of a MacPherson suspension mechanism, Vehicle System Dynamics, vol. 39, nr. 3, 2003, pg 227-244, doi:10.1076/vesd.39.3.227.14151.
- [8] H. Imine, L. Fridman, T. Madani, Identification of vehicle parameters and estimation of vertical forces, International Journal of Systems Science, vol. 46, nr.16, 2015.
- [9] A. N. Thite, et al, Suspension parameter estimation in the frequency domain using a matrix inversion approach, Vehicle system dynamics, vol. 49, nr. 12, 2011, pg 1803-1822, doi:10.1080/00423114.2010.544319.
- [10] R. T. da Costa Neto, Modelagem e Integração dos Mecanismos de Suspensão e Direção de Veículos Terrestres Através do Fluxo de Potência, Tese de Doutorado, PUC-Rio, 2008, Brasil.
- [11] M. J. Colaço, H. R. B. Orlande, G. S. Dulikravich, Inverse and optimization problems in heat transfer, Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, vol. 28, nr.1, 2006, pg 1-24, doi: 10.1590/S1678-58782006000100001.
- [12] R. Poli, J. Kennedy, T. Blackwell, Particle swarm optimization, Swarm intelligence, 1.1, 2007, pg 33-57, doi:10.1007/s11721-007-0002-0.
- [13] A. Alfi, M. M. Fateh, Identification of nonlinear systems using modified particle swarm optimization: a hydraulic suspension system, Vehicle System Dynamics, 49.6, 2011, pg 871-887, doi: 10.1080/00423114.2010.497842.
- [14] M. N. K. Kulkarni, et al, Particle Swarm Optimization Applications to Mechanical Engineering-A Review, Materials Today, vol. 2, nr. 4-5, 2015, pg 2631-2639, doi:10.1016/j.matpr.2015.07.223.
- [15] L. R. C. Drehmer, W. J. P. Casas, H. M. Gomes, Parameters optimization of a vehicle suspension system using a particle swarm optimization algorithm, Vehicle System Dynamics, 53.4, 2015, pages 449-474, doi: 10.1080/00423114.2014.1002503.
- [16] M. N. Ozisik, H. R. B. Orlande, Inverse Heat Transfer: fundamentals and applications, Taylor & Francis, 2008, ISBN 1-56032-838-X.
- [17] C. G. Campos, A N de Oliveira, A. O. Peralta, R. T. da Costa Neto, A. B. Caldeira, Suspension Parameters Estimation of a RWD Vehicle, Society of Automotive Engineers, submetido.

