

# Análise de parâmetros de suspensão veicular passiva utilizando algoritmo de otimização multiobjetivo

Grupo de Pesquisa em Risco, Identificação e Quantificação de Incertezas, Grupo de Mecânica Aplicada, Departamento de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul

Autor: Artur Dieguez Backes Orientador: Herbert Martins Gomes

## INTRODUÇÃO:

A vibração é um problema relevante na indústria de veículos. Além de ser prejudicial à saúde, a vibração é uma das principais causas de desconforto nos passageiros e motoristas. A minimização da aceleração do assento entra em conflito com outras características desejáveis, como manuseio, espaço de trabalho de suspensão compacto e estabilidade, o que justifica o uso de uma otimização multiobjetivo que considere todos os objetivos conflitantes.

A pesquisa em algoritmos de otimização multiobjetivo é atual no meio científico. Neste trabalho, um novo algoritmo multiobjetivo com uma estrutura metaheurística baseada no algoritmo QPSO (Quantum Particle Swarm Optimization) é proposto para executar uma otimização de suspensão de meio-carro.

## METODOLOGIA:

O modelo numérico usado nas simulações consiste numa suspensão de meio veículo, como mostra a Fig. 1.

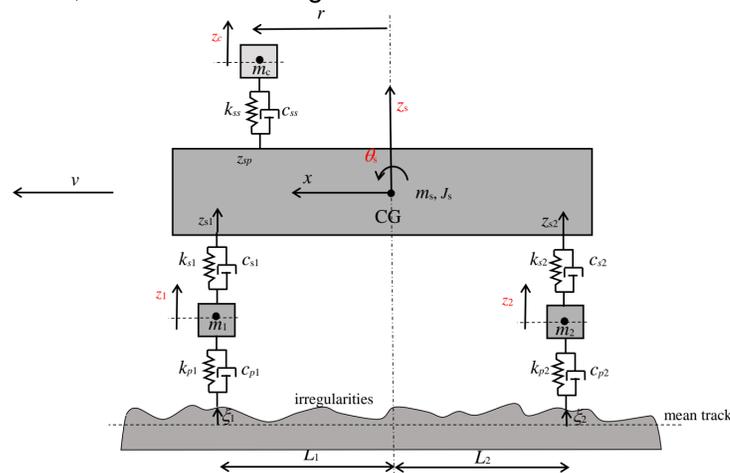


Fig.1 Representação do modelo numérico de meio veículo.

As equações de movimento para o modelo de suspensão de meio carro com 5 graus de liberdade são obtidas usando a equação de Lagrange. O método não linear de Newmark é usado para resolver o conjunto de equações acopladas no domínio do tempo, e um novo algoritmo baseado no QPSO é usado para criar a Fronteira de Pareto. Cinco funções objetivas foram escolhidas no estudo: aceleração do banco do motorista ( $f_1$ ), velocidade do pneu dianteiro ( $f_2$ ), velocidade do pneu traseiro ( $f_3$ ), espaço de trabalho da suspensão dianteira ( $f_4$ ), espaço de trabalho da suspensão traseira ( $f_5$ ).

## RESULTADOS:

Para realizar a otimização multiobjetivo, grupos de duas funções foram definidas no processo de otimização ( $f_1 \times f_2$ ,  $f_1 \times f_3$ ,  $f_1 \times f_4$ ,  $f_1 \times f_5$ ). No final, todas as cinco funções objetivas são tomadas em conjunto em uma otimização multiobjetivo ( $f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5$ ).

Tab. 1. Comparação com a literatura para o caso com 5 objetivos.

	F - COGA [3]	H - COGA [3]	A - MOQPSO	F - COGA [3]	H - COGA [3]	A - MOQPSO	
$k_{ss}$	144902	50115	50000	$f_1$	2.185731	2.158443	2.425400
$c_{ss}$	2788.2	4000	3886.8	$f_2$	0.311041	0.310966	0.3022900
$k_{sf}$	10000	10000	10000	$f_3$	0.335592	0.335391	0.3291100
$c_{sf}$	1294.1	1290	786.51	$f_4$	0.082842	0.082632	0.1060600
$k_{sr}$	10196	10034	10000	$f_5$	0.034964	0.034810	0.04958700
$c_{sr}$	1982.4	1999.8	1137.8	$S$	1.6216	1.5942	1.4365
$r$	0.49608	0.49986	0.5				

## RESULTADOS:

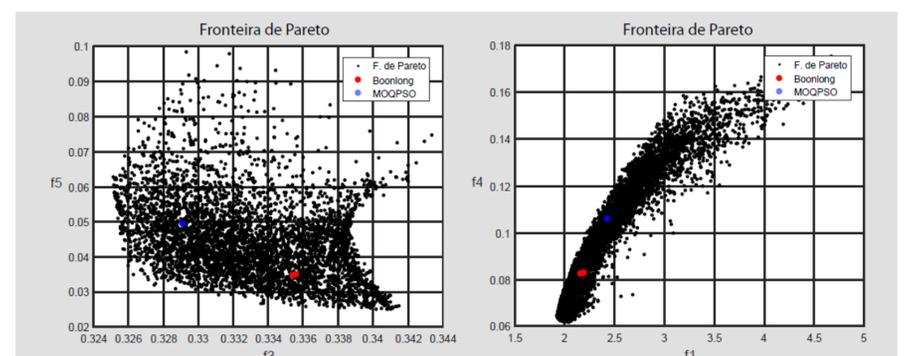


Fig.2 Projeções da Fronteira de Pareto para o caso com 5 objetivos.

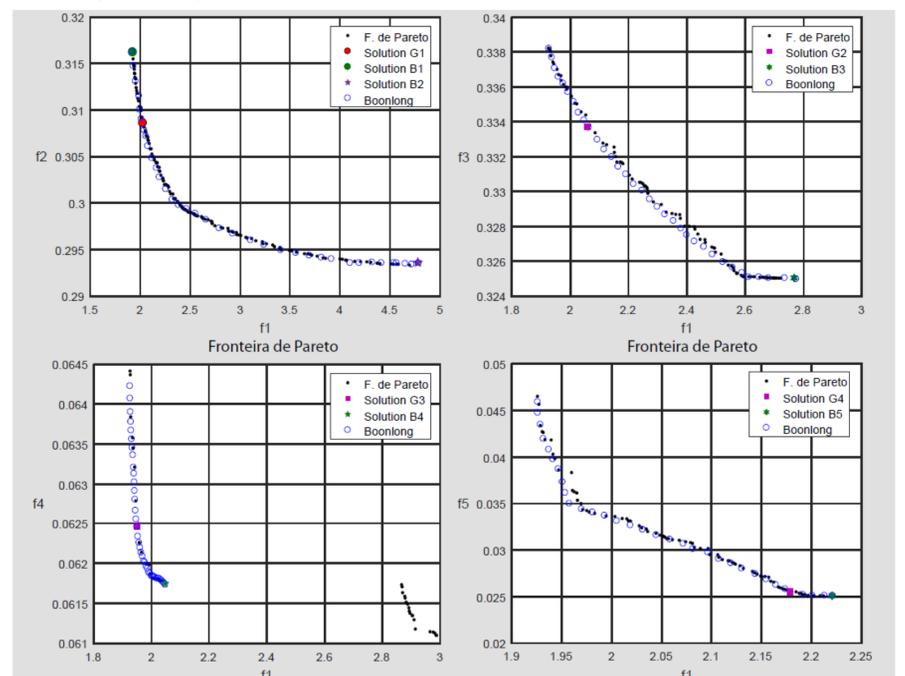


Fig.3 Comparações entre Fronteiras de Pareto: Boonlong [3], e este trabalho.

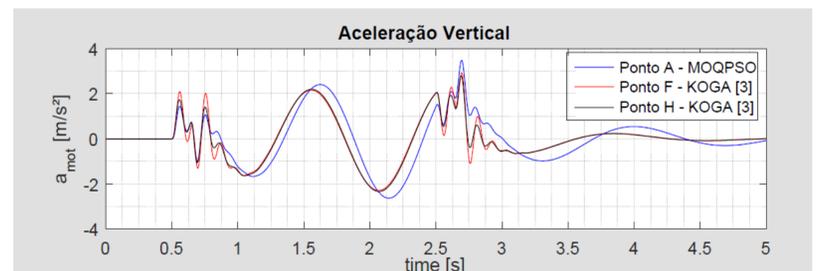


Fig.4 Comparações entre sinais de aceleração: Boonlong [3], e este trabalho.

## CONCLUSÃO:

As fronteiras de Pareto encontradas neste estudo se mostraram muito semelhantes àquelas apresentadas pela literatura. No entanto, a  $f_1 \times f_4$  apresentou comportamento superior, uma vez que novas regiões não dominadas foram encontradas. No caso da otimização multiobjetivo incluindo todas as 5 funções objetivo, as projeções da nuvem de Pareto mostram resultados que abrangem os resultados obtidos na literatura. Vale ressaltar que o COGA é um algoritmo especialmente projetado para resolver problemas multiobjetivos de alta dimensionalidade. Portanto, ter um resultado semelhante usando o MOQPSO em um problema multiobjetivo de cinco dimensões é uma validação importante para o novo algoritmo proposto.