



FERRAMENTA QUE FORNECE O MODELO MATEMÁTICO DO CONSUMO DE COMBUSTÍVEL DE UM CAMINHÃO DE MINERAÇÃO UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

Jean Carlos de Oliveira*¹, Aniel Silva de Moraes¹, Fábio Vincenzi Romualdo da Silva¹

¹FEELT – Universidade Federal de Uberlândia - Av. João Naves de Ávila, 2121 - Santa Mônica, Uberlândia - MG, 38408-100

Resumo - O presente trabalho apresenta uma ferramenta que busca o modelo do consumo de combustível de um caminhão fora de estrada em uma mina a céu aberto, utilizando-se de dados reais coletados do sistema de monitoramento da mina. Estes dados alimentam um algoritmo genético, o qual busca um modelo, que considere as características das rotas, como inclinações e distância, aproximando-se do consumo real. Dessa forma, a ferramenta auxilia a construção de novas rotas, a modificação das existentes e indica rotas econômicas, tornando mais previsíveis os custos de operação.

Palavras-Chave - Algoritmo Genético, Consumo de Combustível, Ferramenta de Modelamento, Rota Econômica, Otimização de rota.

TOOL PROVIDING THE MATHEMATICAL MODEL OF FUEL CONSUMPTION OF A MINING TRUCK USING GENETIC ALGORITHM

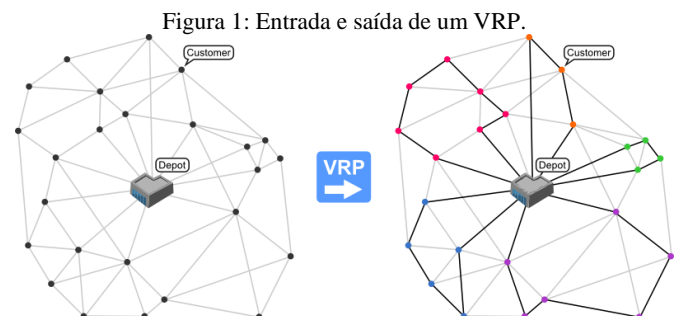
Abstract - This paper presents a tool that seeks to model the fuel consumption of a truck off the road in an open pit mine, using real data collected from the mine monitoring system. These data feed a genetic algorithm, which looks for a model, which considers the characteristics of the routes, such as slopes and distance, approaching the actual consumption. In this way, the tool assists in the construction of new routes, the modification of existing ones and indicates economic routes, making operation costs more predictable.

Keywords - Genetic Algorithm, Fuel Consumption, Modeling Tool, Economic Route, Route Optimization.

I. INTRODUÇÃO

O Vehicle Routing Problem (VRP) é amplamente estudado por pesquisadores na busca por rotas que otimizem o transporte e distribuição de produtos. Trata-se de um problema de otimização combinatória, que busca encontrar um conjunto de rotas para atender um certo número de clientes a partir de

um ou mais depósitos. O primeiro trabalho que registra este estudo é o [1], que aplicaram o conceito na distribuição de combustível. Desde então, diversos trabalhos, com diferentes metodologias e abordagens buscam encontrar soluções que minimizem o custo de transporte com base na redução da distância global percorrida, bem como a redução do número de veículos destinados a determinada tarefa e também do tempo de entrega. Na Figura 1, presente em [2], podemos ver uma entrada (à esquerda) e a possível saída (à direita) de um VRP. Na entrada temos na parte central um depósito e em volta deste, os clientes que devem ser atendidos. Na saída temos os mesmos componentes, porém agora com as possíveis rotas de atendimento.



Dentre os vários estudos sobre VRPs, a grande maioria está direcionado na busca pela otimização de rotas através da redução da distância total percorrida. Entretanto, na mineração outros fatores devem ser considerados de modo a reduzir o custo com transporte. Deve-se direcionar a busca pela otimização dos principais componentes dos custos, como por exemplo o consumo de combustível.

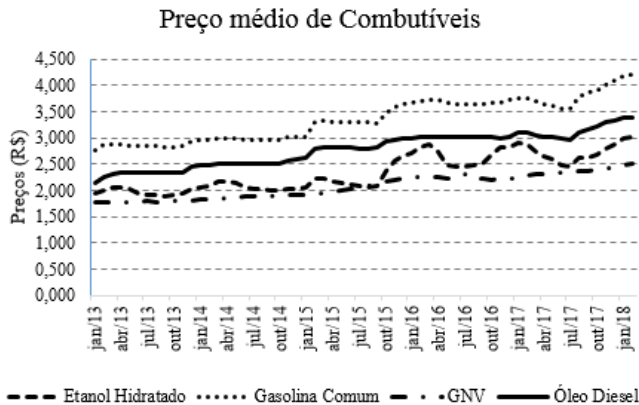
Apesar do consumo de combustível estar muito ligado a distância percorrida, outros fatores também podem influenciá-lo, como a carga transportada, modo de condução do veículo, velocidade, aspectos físicos da rota, como inclinações da pista e resistência do ar.

Segundo o trabalho de [3], o custo com combustível representa 60% dos custos totais para o transporte rodoviário. Logo, podemos afirmar que qualquer redução deste, representa um impacto significativo. Principalmente se considerarmos a crescente alta nos preços do combustível conforme mostrado pela Figura 2, que traz a trajetória dos preços em reais (R\$) nos últimos anos, segundo [4].

*jeanoliveira@iftm.edu.br

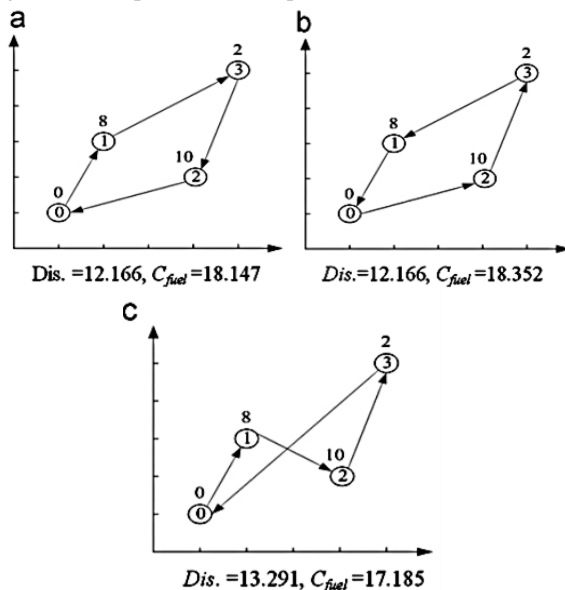
Além disso, devemos ressaltar o benefício para toda sociedade e meio ambiente, com a redução da emissão de dióxido de carbono (gás do efeito estufa).

Figura 2: Trajetória dos preços dos principais combustíveis.



O trabalho de [5] apresenta o desenvolvimento de um modelo de otimização do consumo de combustível. Os autores apresentaram um exemplo, onde o modelo obtido é aplicado em um problema de rotas simples, Figura 3. Podemos ver que a menor distância (*Dis.*) não garantiu o menor consumo de combustível (C_{fuel}) e que mesmo em rotas com distâncias iguais o consumo pode ser diferente.

Figura 3: Exemplo de rotas simples com distância e consumo.



Neste sentido, podemos destacar o trabalho de [6], que procurou realizar minimização do consumo de combustível para rotas de coleta de lixo, utilizando técnicas de programação linear associada a métodos heurísticos, além do algoritmo apresentado em [1] para encontrar o menor caminho para o aterro. Já em [7], buscou-se a redução do consumo de diesel em caminhões fora de estrada, através do desenvolvimento de uma metodologia de monitoramento e controle para a sistematização da gestão de desempenho, através dos métodos “Top 10” e PDCA, além de rotinas de manutenção. O trabalho de [8] propõe uma rede de sistemas embarcados em caminhões para otimização de despacho em

mineração com múltiplas rotas através de Algoritmo Genético (AG) para mineração a céu aberto, visando redução de filas e ociosidade de equipamentos.

Assim, o presente trabalho busca um modelo para o consumo de combustível de caminhões fora de estrada em uma mina a céu aberto, a partir de dados reais do sistema de monitoramento dos caminhões e de operação de uma mina real. Foi criado um algoritmo baseado nos conceitos de AGs para manipular e modelar um grande volume de dados coletados. O modelo procura relacionar as características físicas das rotas com o consumo e será obtido através de um algoritmo genético. Tal modelo poderá ser usado, em trabalhos futuros, como ferramenta para a criação e modificação de rotas, assim como a indicação de rotas existentes mais econômicas.

A. Operação De Minas A Céu Aberto

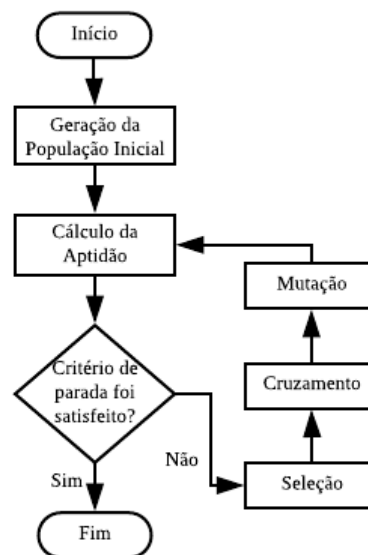
A lavra com transporte por caminhões em mina de céu aberto, segundo [9], consiste de desmonte do material “in situ” que pode ser executado por meio de perfuração, explosivos ou mecanicamente. Dependendo da geologia do minério lavrado é a própria escavadeira ou carregadeira a escavar e carregar os caminhões para o transporte até a estação de britagem, descarga no silo.

Minas a céu aberto possuem diversos pontos de lavra, de britagem e pontos de alimentação, sendo as rotas de cada motorista determinadas por controladores que podem traçar e retrazar diversas rotas durante o seu turno de trabalho com base em informações de sistemas de monitoramento da mina ou simplesmente rádio.

B. Algoritmo Genético

Os algoritmos Genéticos (AG) são algoritmos de busca baseados nos mecanismos de seleção natural e reprodução genética, [10]. As populações de indivíduos são submetidas aos operadores genéticos: Seleção, Cruzamento (Crossover) e Mutação para criar um processo de evolução natural. Deste modo, os indivíduos competem entre si, sendo que os mais aptos tendem a sobreviver e deixar mais descendentes. A Figura 4 mostra o fluxograma de um AG tradicional.

Figura 4: Fluxograma do Algoritmo Genético Tradicional.



1) Codificação dos cromossomos

Em muitos problemas a codificação binária do cromossomo, que é um conjunto de informações que representam uma possível solução, se adequa satisfatoriamente, porém podemos trabalhar com variáveis reais, o que de acordo com [11] traz como benefício um menor esforço computacional e fato da precisão não depender do número de bits. A Figura 5 apresenta a codificação dos cromossomos em variáveis reais, para um cromossomo composto de três genes.

Figura 5: Estrutura do cromossomo com variáveis reais.

Cromossomo	3.15	0.16	2.45
------------	------	------	------

2) Métodos de seleção

A seleção consiste no processo que determina quais indivíduos da população atual irão ser combinados (cruzados) para formar novos indivíduos. Dentre os métodos de seleção podemos destacar:

- **Roleta:** neste método a probabilidade de seleção está relacionada com a razão entre a aptidão do indivíduo e a aptidão da população, [12].
- **Ranking:** os indivíduos são ordenados de acordo com a sua aptidão e a probabilidade de ser selecionado está baseado na sua posição e não na aptidão, [10].
- **Torneio:** consiste em forma grupos de indivíduos aleatoriamente e o indivíduo com melhor aptidão é selecionado, [13].

3) Elitismo

O elitismo transfere automaticamente os indivíduos com melhor desempenho para a próxima população, isto garante que eles não se percam com os processos de cruzamento e mutação. Deve-se usar esse tipo de estratégia com uma baixa percentagem, para não forçar uma convergência no algoritmo, impedindo-o de encontrar ainda soluções melhores, [10].

4) Métodos de cruzamento

Cruzamentos é a troca de carga genética entre os indivíduos selecionadas. Para realizar a combinação de indivíduos codificados por variáveis reais, pode-se utilizar operadores aritméticos, como é caso dos métodos:

- **Radcliffe:** baseado num parâmetro fixo que indica a carga genética de cada indivíduo selecionado na formação de novos indivíduos, [14].
- **Wright:** neste método são gerados três novos indivíduos que devem ser validados, se estiverem no espaço de busca, dois devem ser selecionados para a próxima geração, [15].

5) Mutação

A mutação é um operador genético de extrema importância, pois gera a biodiversidade dos indivíduos. Mesmo sendo normalmente aplicado com baixa probabilidade de ocorrência, possibilita que o algoritmo explore regiões além da área de convergência. O processo de mutação implementado, ocorre através do sorteio do gene a ser mutado e a troca do seu conteúdo por um valor gerado aleatoriamente dentro do espaço de busca possível. Na Figura 6, temos uma mutação ocorrendo no terceiro gene do cromossomo.

Figura 6: Mutação do terceiro gene.

Cromossomo	3.15	0.16	2.45
Cromossomo Mutado	3.15	0.16	1.13

II. METODOLOGIA

A. Coleta E Análise Dos Dados

Todo o trabalho é realizado em cima dos dados reais de operação de um caminhão fora de estrada coletados a partir do sistema de telemetria, que monitora toda a circulação na mina e diversas variáveis do caminhão.

Na Tabela I, podemos verificar as variáveis mais importantes para nosso trabalho, coletadas a cada 10 segundos de operação (na tabela os dados estão com um minuto de diferença apenas para ilustração), por um período de 15 dias. Assim, temos informações relativas ao período, posição, consumo, velocidade, origem, destino, distância percorrida e situação do veículo durante seu ciclo de trabalho.

A análise preliminar, para definir as características do consumo, Figura 7, mostra que grande parte do consumo se dá no deslocamento com caminhão carregado, sendo 48% do consumo gasto no trajeto do ponto de carga até o ponto de descarga, caminhão carregado, 36% no trajeto contrário, caminhão vazio, outros 6% no processo de carregamento, 2% no processo de descarga e 8% em outras rotinas do caminhão.

Figura 7: Gráfico de consumo do caminhão analisado. Consumo de Combustível

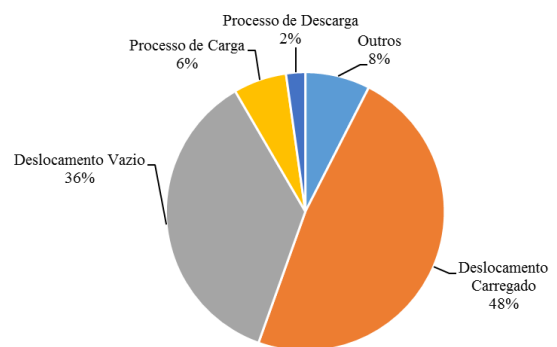
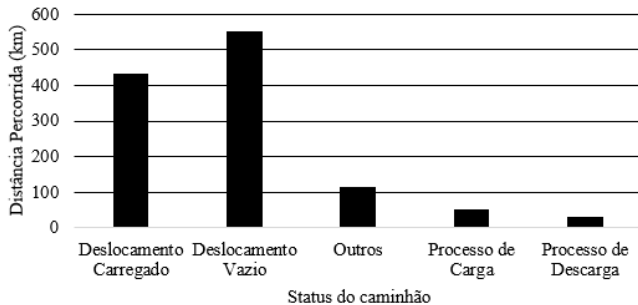


Tabela I - Dados Coletados

Data	Hora	TAG	Latitude	Longitude	Altitude (m)	Origem	Destino	Ocorrência	Velocidade (km/h)	Odômetro	Consumo acumulado (l)	RPM
01/02/2017	12:39:00	CM-108	297353,5330	7824677,8395	1098,3	PILHA 641115	PA 2	MOVIMENTANDO	0	95293650	62325,0	557,00
01/02/2017	12:40:00	CM-108	297343,9078	7824679,3910	1097,7	PILHA 641115	PA 2	FILA CARREGAMENTO	0	95293660	62325,0	654,13
01/02/2017	12:41:00	CM-108	297343,0416	7824678,0858	1096,8	PILHA 641115	PA 2	CARREGAMENTO	0	95293660	62325,0	560,88
01/02/2017	12:42:00	CM-108	297509,6837	7824658,7526	1098,4	PILHA 641115	PA 2	MOVIMENTANDO	38	95293825	62325,5	1490,38
01/02/2017	12:43:00	CM-108	297798,5573	7824388,7407	1113,0	PILHA 641115	PA 2	MOVIMENTANDO	44	95294415	62326,5	1712,75
01/02/2017	12:44:00	CM-108	297718,2077	7823966,7324	1142,4	PILHA 641115	PA 2	MOVIMENTANDO	20	95294830	62327,5	1686,88
01/02/2017	12:45:00	CM-108	297502,0084	7823779,7439	1168,2	PILHA 641115	PA 2	MOVIMENTANDO	19	95295160	62328,5	1624,13
01/02/2017	12:46:00	CM-108	297685,7116	7823287,4677	1175,4	PILHA 641115	PA 2	FILA DESCARREGAMENTO	0	95295700	62329,5	557,00
01/02/2017	12:47:00	CM-108	298301,9929	7823090,9145	1172,8	PILHA 641115	PA 2	FILA DESCARREGAMENTO	0	95295700	62329,5	561,25

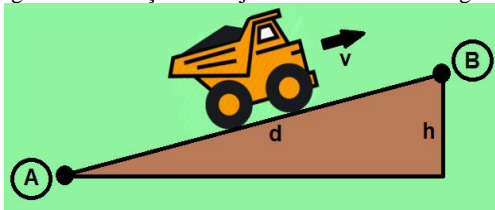
O impacto do deslocamento com caminhão carregado no consumo, se evidencia ainda mais se olharmos a distância percorrida no período analisado, Figura 8. Com base nesta figura e na Figura 7, nota-se que: mesmo com um total de quilômetros menor que o deslocamento a vazio, o consumo para deslocamento carregado ainda assim foi maior.

Figura 8: Gráfico de distância percorrida pelo caminhão analisado.



Assim, como forma de redução do campo de estudo, o presente trabalho direcionou-se a obtenção do modelo que descreve o consumo do caminhão carregado realizando o trajeto do ponto de carga até o ponto de descarga. Como o ponto de descarga normalmente está mais elevado do que a frente, esse trajeto é um acive, ilustrado na Figura 9.

Figura 9: Ilustração do trajeto do caminhão carregado.



Após a coleta e análise, os dados foram tratados e a Tabela II montada a partir da Tabela I. Esta tabela contém as colunas: Elevação (diferença ponto a ponto da Altitude); Dist. (distância - diferença ponto a ponto do Odômetro); Vel. (conversão da velocidade de km/h para m/s); Consumo (diferença do Consumo Acumulado); Status e Sub Status (que dependem da ocorrência da Tabela I).

Tabela II – Dados de entrada AG

Elevação (m)	Dist (km)	Vel. (m/s)	Consumo (l)	Status	Sub Status
-1,3	1,83	10,76	0,5	Deslocamento	Vazio
0	0,25	8,33	0,5	Processo	Carga
5,9	0,06	6,00	0,5	Deslocamento	Carregado
16,1	0,19	19,00	0,5	Deslocamento	Carregado
5,8	0,12	6,00	0,5	Deslocamento	Carregado

B. Algoritmo Genético Implementado

O AG é responsável pelo modelamento do consumo de combustível a partir dos dados da Tabela II. Ele foi implementado com a codificação dos cromossomos em variáveis reais. O mesmo apresenta a possibilidade do uso de três métodos de seleção (roleta, ranking e torneio) e dois de cruzamento (Radcliffe e Wright), além de opção pelo elitismo.

A função de aptidão (fitness) é responsável por avaliar as possíveis soluções do problema em questão. Baseado nos dados coletados e informações de operação e tendo a Figura 9

de referência, tomamos os pontos A (origem) e B (destino), propõe-se a formulação base para a implementação do algoritmo genético:

$$cm_{AB} = \alpha(h_B - h_A) + \beta \times d + \gamma \times t \quad (1)$$

Onde:

- cm_{AB} - Consumo modelado entre os pontos A e B (l).
- h - Altura entre os pontos de A e B (m).
- d - Distância linear entre os pontos de A e B (km).
- t - Tempo gasto no percurso entre A e B (min).
- α - Coeficiente de relação consumo/elevação (l/m).
- β - Coeficiente de relação consumo/distância (l/km).
- γ - Coeficiente de relação consumo/tempo (l/min).

Os valores de h e d são valores retirados dos dados que alimentam o algoritmo (respectivamente Elevação e Dist. da Tabela II). O valor de t é calculado com base na distância e velocidade (Dist. e Vel. da Tabela II). Já os valores de α , β e γ são os valores a serem buscados pelo AG como possíveis soluções do problema.

A partir da Fórmula (1) e das variáveis citadas, o algoritmo calcula o consumo para os diversos pontos de rotas e os compara, através da Fórmula (2), com o consumo real registrado. O objetivo do AG é minimizar o valor do erro quadrático médio (EQM).

$$EQM = \frac{\sum_{i=1}^n (cr_i - cm_i)^2}{n} \quad (2)$$

Onde:

- cr_i - Consumo real do ponto i (l).
- cm_i - Consumo modelado do ponto i (l).
- n - Número total de pontos.

C. Sistema Desenvolvido

O sistema foi desenvolvido no MATLAB (devido às ferramentas matemáticas), cuja interface é apresentada na Figura 10, é composto por três ferramenta principais: Ferramenta de Preparação; Algoritmo Genético; e Ferramenta de Validação.

1) Ferramenta de Preparação

A Ferramenta de Preparação, localizada na parte esquerda da interface, realiza a importação, análise, filtragem, tratamento e preparação dos dados coletados. Nela podemos ver todo trajeto realizado pelo caminhão ou frota, seu consumo de combustível e a alternância de carga e descarga, tem como entrada o Tabela I e saída a Tabela II.

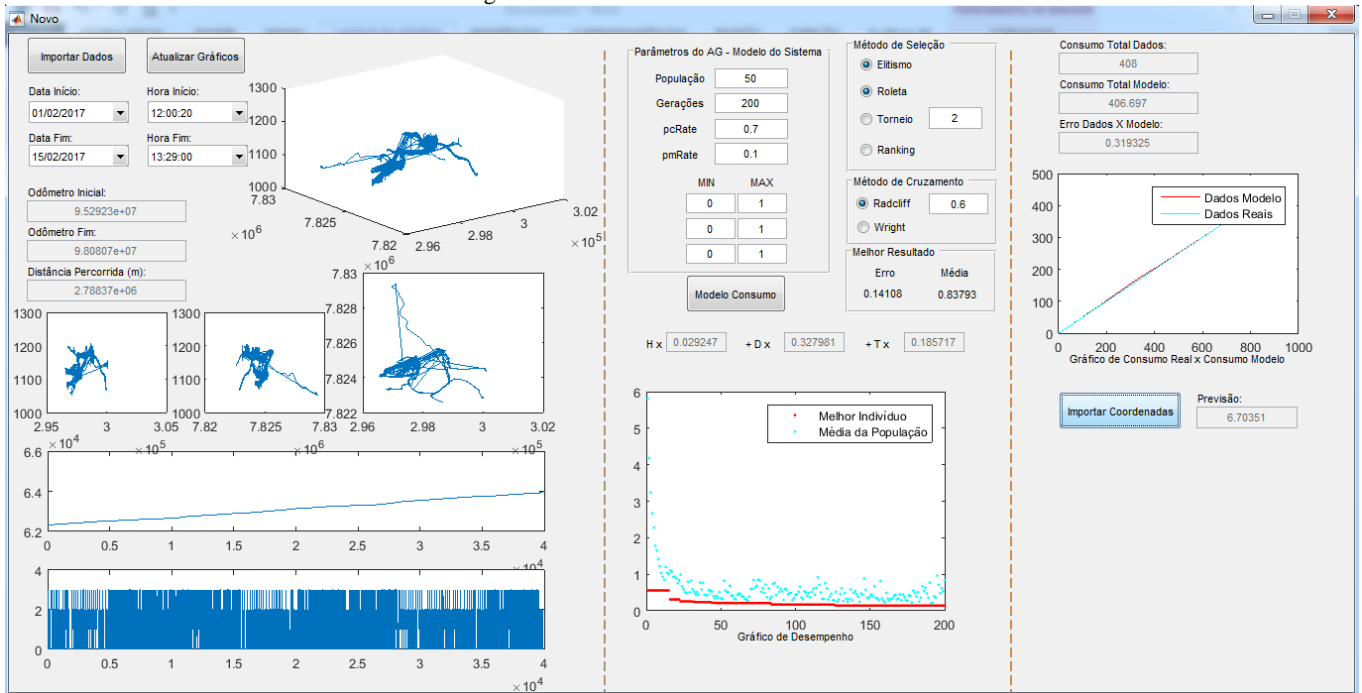
2) Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético, localizado na parte central, é o responsável por buscar os valores dos coeficientes para criar o modelo do consumo para o caminhão, no período desejado. Este AG possui os métodos e requisitos apresentado anteriormente.

3) Ferramenta de Validação

A Ferramenta de Validação, localizada na parte direita, testa e compara o modelo obtido com os valores reais, ela apresenta o erro, em porcentagem, do consumo total modelado em relação ao consumo real. Esta ferramenta pode testar um

Figura 10: Interface do Sistema Desenvolvido



conjunto de coordenadas, que formem uma rota, com indicação da velocidade planejada, gerando uma previsão do consumo de combustível previsto para rota sugerida.

III. RESULTADOS

O Sistema desenvolvido recebeu a massa de dados relativa a 15 dias de operação de um caminhão fora de estrada. Depois da preparação, o Algoritmo Genético foi executado várias vezes com o objetivo de encontrar os parâmetros, método de seleção e cruzamento com o melhor desempenho para o problema proposto. Assim, chegou-se à configuração mostrada na Tabela III.

Tabela III - Parâmetros de Configuração do AG

Parâmetros	Valor
Tamanho da População:	50
Número de Gerações:	200
Método de Seleção:	Roleta
Método de Cruzamento:	Radcliffe
Parâmetro Radcliffe:	0.6
Elitismo:	Sim
Taxa de Cruzamento:	0.7
Taxa de Mutação:	0.1

A Tabela IV apresenta os modelos do consumo obtido em cinco aplicações do algoritmo com tal configuração.

Modelo	Coeficientes do Modelo		
	α	β	γ
1	0,0288252	0,310420	0,194720
2	0,0272135	0,376485	0,162873
3	0,0279317	0,341695	0,182653
4	0,0292470	0,327981	0,185717
5	0,0316483	0,359156	0,157994

Com a Ferramenta de Validação, os modelos foram testados e avaliados. A Tabela V traz o desempenho de cada modelo. Na coluna “Massa Dados” temos o consumo real, em “Modelado” temos o consumo calculado pelos modelos encontrados e em “Erro” temos a porcentagem da diferença entre os valores. A Figura 11 é um gráfico comparativo do consumo do Modelo 5.

Tabela V - Desempenho dos Modelos

Modelo	Consumo		
	Massa Dados (l)	Modelado (l)	Erro (%)
1	408,00	404,803	0,783653
2	408,00	401,138	1,681870
3	408,00	405,012	0,732386
4	408,00	406,697	0,319325
5	408,00	406,923	0,263989

Os modelos também foram submetidos à um conjunto de coordenadas que formam a rota da Figura 12. A Tabela VI mostra os resultados, na coluna “Médio” temos o consumo médio da rota e a coluna “Previsão” temos o consumo esperado pelos modelos.

Figura 11: Gráfico do Consumo por Pontos da Rota do Modelo 5.

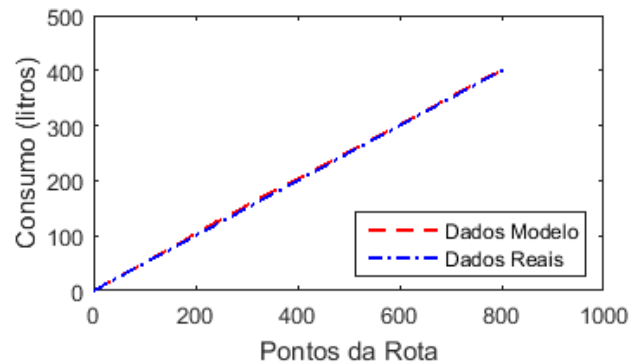


Figura 12: Rota para validação dos modelos.

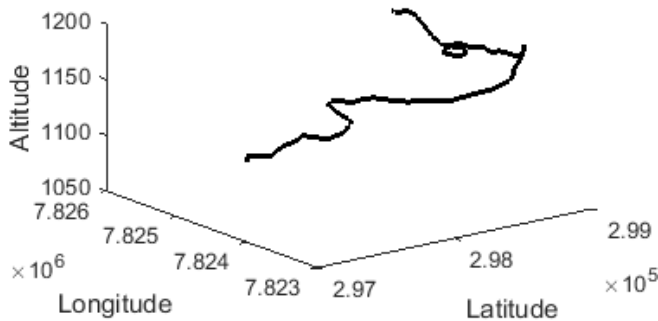


Tabela VI - Consumo médio e previsão

Modelo	Consumo	
	Médio (l)	Previsão (l)
1	6,50	6,68832
2	6,50	6,50486
3	6,50	6,63000
4	6,50	6,70351
5	6,50	6,71465

IV. CONCLUSÃO

O algoritmo implementado com vários métodos de seleção e cruzamento possibilitou uma grande variedade de configurações, o que aumentou as chances de encontrar uma resposta que atendesse ao problema em questão.

A ferramenta proposta obteve, para a massa de dados utilizada, modelos que se aproximaram aos valores de referência. Com o modelo de caminhões é possível direcionar ações e estudos na minimização do consumo de combustível. O sistema desenvolvido pode ser uma importante ferramenta em problemas de roteamento de veículos e em sistema de monitoramento de minas, auxilia também o processo de modificação e criação de novas rotas, tanto na parte de logística como na topografia.

Como mostrado, o consumo de combustível tem enorme impacto nos custos operacionais, assim ferramentas como esta podem fornecer informações relevantes para as empresas.

REFERÊNCIAS

[1] G. B. Dantzig and J. H. Ramser, "The truck dispatching problem," *Management science*, vol. 6, no. 1, pp. 80-91, 1959.

[2] NEO. (2018, 15/07/2018). *Vehicle Routing Problem*. Available: <http://neo.lcc.uma.es/vrp/vehicle-routing-problem/>

[3] B. Sahin, H. Yilmaz, Y. Ust, A. F. Guneri, and B. Gulsun, "An approach for analysing transportation costs and a case study," *European Journal of Operational Research*, vol. 193, no. 1, pp. 1-11, 2009.

[4] ANP. (2018, 15/07/2018). *Levantamento de Preços e de Margens de Comercialização de Combustíveis*. Available: <http://www.anp.gov.br/wwwanp/precos-e-defesa-da-concorrenca/precos/levantamento-de-precos>

[5] Y. Xiao, Q. Zhao, I. Kaku, and Y. Xu, "Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem," *Computers & Operations Research*, vol. 39, no. 7, pp. 1419-1431, 2012.

[6] R. S. Xavier, A. C. Lisboa, D. A. Vieira, and R. R. Saldanha, "Heurística para modelagem e minimização do consumo de combustível para rotas de coleta de lixo," In anais do XLII SBPO, p. 12, Bento Gonçalves, 2010.

[7] C. R. Campos Júnior, T. M. Zenha, T. A. R. Recla, and W. L. V. da Silva, "Desenvolvimento de uma metodologia para redução do consumo específico de diesel em caminhões fora de estrada em uma empresa do setor de mineração," In: X SEGeT, ed: UFOP, 2013.

[8] M. F. D. Torres, G. D. Neto, M. J. d. Cunha, J. S. d. Moraes, A. S. d. Moraes, and F. V. R. d. Silva, "Rede de Sistemas Embarcados que Utilizam Algoritmos Genéticos Aplicado na Otimização de Despacho em Mineração com Múltiplas Rotas," In anais do IX Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, Fortaleza, 2016.

[9] J. R. Lopes, "Viabilização técnica e econômica da lavra contínua de minério de ferro com o uso de sistema de britagem móvel "in pit" auto propelido," 2010.

[10] R. Linden, *Algoritmos genéticos (2a edição)*. Brasport, 2008.

[11] C. Z. Janikow and Z. Michalewicz, "An experimental comparison of binary and floating point representations in genetic algorithms," in *ICGA*, 1991, pp. 31-36.

[12] M. Mitchell, *An introduction to genetic algorithms*. MIT press, 1998.

[13] G. L. Soares, "Algoritmos genéticos: Estudo, novas técnicas e aplicações," Dissertação (Mestrado Engenharia Elétrica) Universidade Federal de Minas Gerais, p. 40, Belo Horizonte, 1997.

[14] N. J. Radcliffe and P. D. Surry, "Formal memetic algorithms," in *AISB Workshop on Evolutionary Computing*, 1994, pp. 1-16: Springer.

[15] A. H. Wright, "Genetic algorithms for real parameter optimization," in *Foundations of genetic algorithms*, vol. 1: Elsevier, 1991, pp. 205-218.