

Abordagem Multiobjetivo para o Problema de Roteamento de Veículos com Transporte Reativo a Demanda

Renan Santos Mendes
Programa de Pós-Graduação
em Modelagem Matemática
e Computacional
CEFET-MG, MG, Brasil
renansantosmendes@gmail.com

Dângelo Silva Miranda
Programa de Pós-Graduação
em Modelagem Matemática
e Computacional
CEFET-MG, MG, Brasil
dsmiranda@gmail.com

Elizabeth F. Wanner
Lab. de Algoritmos,
Metaheurísticas e Otimização
Depto de Computação
CEFET-MG, MG, Brasil
(efwanner,flaviocruzeiro)@decom.cefetmg.br

Resumo—O transporte reativo a demanda permite que clientes sejam levados para o seu destino como em um serviço de táxi ou micro-ônibus, desde que os clientes estejam no mesmo veículo, a fim de reduzir os custos operacionais. Este tipo de serviço está relacionado com o Problema de Roteamento de Veículos. Este artigo procura abordar este problema através de um tratamento multiobjetivo. Cinco funções objetivos foram inicialmente utilizadas e, através da utilização da Árvore de Agregação, os objetivos foram agregados formando dois novos objetivos. O problema bi-objetivo proposto foi resolvido usando o NSGA-II. Os resultados obtidos mostram que a metodologia proposta foi capaz de resolver o problema de maneira eficiente.

Keywords—Roteamento de Veículos, Transporte Reativo a Demanda, Otimização Multiobjetivo, Árvore de Agregação

I. INTRODUÇÃO

O Problema de Roteamento de Veículos (PRV), originalmente proposto em [3], pode ser considerado como uma generalização do Problema do Caixeiro Viajante que, em sua forma mais simples, tem o objetivo de determinar a menor rota que atende a um determinado número de pontos somente uma vez. O PRV pode ser aplicado em diversas situações tais como: entrega de produtos em veículos refrigerados [1], otimização de rotas de aviões [7], planejamento de visitas de pacientes internados em hospitais e entrega de clientes em hotéis [12].

O problema de roteamento de veículos para o transporte reativo a demanda (PRVTRD) trata do transporte de passageiro feito sob demanda, buscando atender as necessidades dos passageiros através de rotas e horários flexíveis [8]. Essa abordagem é uma variação do problema original encontrado em [3].

Do ponto de vista da modelagem, o PRVTRD pode ser considerado como a generalização de alguns problemas de roteamento de veículos tais como o Problema de Roteamento de Veículos com Coleta e Entrega Simultânea (PRVCES) e o Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo (PRVJT). O que difere o PRVTRD

da maioria dos problemas de roteamento é a perspectiva humana.

Em geral, este problema pretende definir rotas de menor custo que satisfaçam às demandas de coleta e entrega definidas pelos consumidores além de respeitar a capacidade dos veículos disponíveis. Entretanto, esse objetivo não é o único possível havendo outros critérios que podem ser avaliados. O transporte de passageiros tem como objetivo a minimização de inconveniências para usuário como a redução no atraso de entrega que deve ser equilibrada com a possibilidade de minimizar os custos operacionais como a distância percorrida e número de veículos utilizados. Além disso, pode ser levado em consideração a distribuição da carga de trabalho, gerando rotas mais equilibradas para os motoristas.

Este trabalho propõe uma abordagem multiobjetivo para problemas de roteamento de veículos para o transporte reativo a demanda. Cinco funções objetivo distintas foram escolhidas e, através de uma técnica que permite encontrar harmonia e conflito entre os objetivos, o problema é modelado por meio de uma abordagem bi-objetivo. O problema final é resolvido usando um algoritmo evolucionário multiobjetivo e os resultados obtidos mostram que a metodologia proposta é adequada. A resolução do problema consiste em um conjunto de soluções compromisso que representam vários cenários nos quais algumas demandas são atendidas e outras não. A escolha da solução que melhor se ajusta ao cenário real caberá ao tomador de decisão e não é assunto deste trabalho.

Este trabalho é organizado da seguinte forma: na Seção II é descrito o problema de roteamento de veículos para o transporte reativo a demanda. Na Seção III é apresentada a fundamentação teórica de Otimização Multiobjetivo e da Árvore de Agregação que é utilizada para reduzir a dimensionalidade do problema. Na Seção IV a abordagem multiobjetivo para o problema é descrita e os resultados são apresentados. A Seção V apresenta as considerações finais.

II. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

No problema de roteamento de veículos com transporte reativo a demanda (PRVTRD), os passageiros especificam as origens e os destinos em um conjunto pré-definido de possíveis pontos para a rota, uma janela de tempo de embarque e uma possível janela de tempo de desembarque para suas necessidades de transporte que serão servidos por uma frota de veículos de mesma capacidade. Cada possível ponto da rota, com exceção do depósito, pode ser um ponto somente de embarque, somente de desembarque, ou pode ocorrer embarque e desembarque simultaneamente, sendo considerados pontos de parada para os veículos. Dado um ponto de embarque, os diferentes passageiros que embarcam no veículo podem ter destinos diferentes, bem como janelas de desembarque diferentes. Muitos usuários podem ser transportados ao mesmo tempo dentro do veículo, como no caso de um micro-ônibus. Os veículos começam e terminam suas rotas no depósito e as solicitações de transporte podem ser recebidas a qualquer momento e de qualquer origem.

Uma vez que os usuários podem ter diferentes demandas de transporte, cada ponto de parada na rota pode conter várias janelas de tempo, sendo possível a ocorrência de sobreposição destas janelas. Desta forma, outras solicitações recebidas em tempo real podem exigir que o veículo volte a este ponto em diferentes períodos de tempo. Esta característica distingue este problema do PRV do *Dial-A-Ride Problem* (DARP) [2].

As características principais do PRVTRD, como descrito em [8], são:

- único depósito, onde os veículos começam e terminam a rota;
- usuários especificam as janelas de tempo de embarque e desembarque;
- em cada ponto de parada, pode acontecer embarque e desembarque;
- vários veículos com a mesma capacidade (frota homogênea);
- múltiplas janelas de tempo em cada ponto de parada;
- usuários especificam as solicitações de transporte, podendo ser de qualquer lugar para qualquer lugar (dado o conjunto de pontos de parada);
- janelas de embarque devem ser respeitadas;
- janelas de desembarque podem ser violadas porém deverão ser penalizadas.

Usando a notação utilizada em [8] e [11], o conjunto $P = \{1, 2, \dots, p\}$ representa as solicitações de transporte dos passageiros e p o número de solicitações. Cada passageiro corresponde a somente uma solicitação. Pode-se modelar o problema através de um grafo formado por um conjunto de vértices e arestas. O depósito (0) e os nós de embarque e desembarque pertencem ao conjunto V de vértices de parada. Um custo c_{ij} e um tempo de viagem d_{ij} são associados a cada arco a_{ij} que conecta o vértice i

ao j , com $i \neq j$ e $i, j \in V$. Para cada $v \in V - \{0\}$, P_{in_v} e P_{out_v} representam os conjuntos que armazenam, respectivamente, as solicitações de embarque e desembarque em v . O índice de lotação, m_v , é calculado como o número de solicitações de embarque menos o número de solicitações de desembarque em um vértice v , $m_i = |P_{in_i}| - |P_{out_i}|$ com $i = 1, 2, \dots, p$. Passageiros não embarcam no depósito, ou seja, $P_{in_0} = P_{out_0} = \emptyset$.

Todas as solicitações p_i com $i = 1, 2, \dots, p$, para as janelas de embarque e desembarque $i \neq j$ e $i, j \in V$, possuem as seguintes informações: identificação (id); vértice de embarque (p^+); vértice de desembarque (p^-); janela de tempo de embarque ($[e_i, l_i]$); janela de tempo de desembarque ($[e_j, l_j]$) e horário em que o passageiro (solicitação) i desembarca do veículo k (Dt_i^k).

O conjunto de veículos $K = \{1, 2, \dots, k\}$ representa uma frota homogênea de k veículos com uma capacidade Q de assentos. Um veículo poderá retornar a um vértice já visitado ao atender uma solicitação, desde que a visita a esse vértice não seja consecutiva.

Diz-se que o problema é estático se a demanda do sistema é conhecida antes do processo de roteamento, caso contrário, o problema é classificado como dinâmico. Neste caso, as solicitações chegam em tempo real e as rotas não são construídas de antemão.

Uma rota viável para o veículo i é uma lista de vértices que veículo deve percorrer, $R_i = \langle v_0, v_1, \dots, v_m, v_{m+1} \rangle$. O custo de tal rota é calculado da seguinte forma:

$$C(R_i) = \sum_{j=0}^m (c_{v_j, v_{j+1}}) + W \quad (1)$$

em que m é o número de vértices de parada, $v_0 = v_{m+1} = 0$ (depósito), $c_{v_j, v_{j+1}}$ é o custo para atravessar o arco (v_j, v_{j+1}) e W representa o custo fixo para utilizar o veículo.

É possível que alguns passageiros não sejam atendidos por uma solução, e neste caso, há um custo pelo não atendimento do passageiro dado pela equação:

$$C(U) = \sum_{j \in U} Y \quad (2)$$

onde Y é o custo fixo pelo não atendimento de um passageiro e U o conjunto de solicitações não atendidas.

O custo total de uma solução é dado por:

$$C(S) = \left(\sum_{i=1}^n C(R_i) + C(U) \right) \quad (3)$$

em que $C(R_i)$ é o custo associado a rota i , $C(U)$ o custo total por não atendimentos e n é o número de vértices. Neste trabalho, uma das funções objetivo utilizadas é a própria função custo.

A. Representação da Solução

A representação da solução será a mesma utilizada por [11] que consiste em um conjunto de rotas, onde cada veículo da frota é alocado para uma rota. A Figura 1a mostra uma possível solução para o problema.

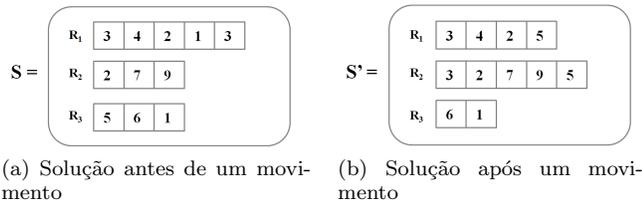


Figura 1: Soluções do problema

B. Codificação

Os movimentos são feitos em cima de um vetor de rotas, retirando o depósito e concatenando os nós de parada de cada veículo. Assim, os movimentos no vetor podem realizar trocas entre uma mesma rota de um veículo e entre rotas distintas. A Figura 1b mostra um possível movimento no qual as posições 4 e 9 foram trocadas. Para a solução apresentada na Figura 1a, a rota concatenada pode ser vista na Figura 2. A Figura 3 mostra a solução concatenada após a realização do movimento proposto.

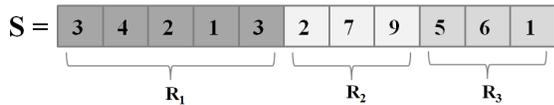


Figura 2: Representação de um vetor de rotas concatenadas

C. Decodificação

Após a realização de algum movimento sobre o vetor de rotas concatenadas, é necessário reconstruir a solução para que ela possa ser avaliada.

O processo de reconstrução da solução acontece da seguinte forma:

- 1) Percorre-se todo vetor de rotas;
- 2) Enquanto houver veículos disponíveis, solicitações e pontos de parada viáveis:
 - a) Existindo espaço no veículo corrente, procura-se os nós viáveis, que são os nós onde há passageiros a serem embarcados/desembarcados e que respeitem a janela de tempo de embarque;
 - b) É analisado se há alguma solicitação onde o nó de desembarque está alocado antes do nó de embarque. Neste caso, as solicitações que não poderão ser atendidas são adicionadas ao conjunto U .
- 3) Se, após o processo, ainda existirem solicitações que não possam ser atendidas, o conjunto U é atualizado.



Figura 3: Solução concatenada após algum movimento

III. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A. Problema Multiobjetivo

O problema de otimização multiobjetivo pode ser formulado da seguinte maneira:

$$x^* = \min_x f(x)$$

$$\text{sujeito a: } \begin{cases} g_i(x) \leq 0; & i = 1, 2, \dots, r \\ h_j(x) = 0; & j = 1, 2, \dots, p \end{cases} \quad (4)$$

sendo que $x \in \mathbb{R}^n$, $f(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $g(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^r$, e $h(\cdot) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$. As funções g_i e h_j são, respectivamente, funções de restrição de desigualdade e de igualdade. Os vetores $x \in \mathbb{R}^n$ são chamados *vetores de parâmetros* do problema multiobjetivo e formam o *espaço de parâmetros*. Os vetores $f(x) \in \mathbb{R}^m$ encontram-se num espaço vetorial denominado *espaço de objetivos*.

O propósito de um problema multiobjetivo é determinar um conjunto de soluções no espaço de parâmetros denominado conjunto Pareto ótimo. Uma solução Pareto ótima é aquela na qual não é possível melhorar algum critério sem tornar o outro pior. Essa relação conflitante está presente em problemas multiobjetivo. Para que os elementos deste conjunto sejam definidos, alguns conceitos fazem-se necessários.

Uma solução $x' \in X$ domina outra solução $x'' \in X$ se $f(x') \leq f(x'')$ e $f(x') \neq f(x'')$. Da mesma forma, diz-se que $f(x') \in Y$ domina $f(x'') \in Y$, nessas mesmas condições. Esta relação de dominância é representada pela notação $f(x') \preceq f(x'')$. Assim, se uma solução $x' \in X$ é estritamente melhor que a solução x'' para todos os objetivos, pode-se dizer que x' domina fortemente x'' . Esta relação pode ser representada pela notação $f(x') \prec f(x'')$. Caso as relações de dominância $f(x') \prec f(x'')$ e $f(x'') \prec f(x')$ não sejam verificadas, as soluções são chamadas de incomparáveis.

Uma solução $x^* \in F_x$ é uma solução Pareto-Ótima se não existe qualquer outra solução $x^* \in F_x$ tal que $f(x) \prec f(x^*)$, ou seja, se x^* não é dominado por nenhum outro ponto factível. A solução é chamada Localmente Pareto-Ótima se, e somente se, nenhuma outra solução na vizinhança N domine x . Desta forma, $X^* \subset X$ é um conjunto Pareto-Ótimo se todas as soluções que o compõem são soluções Pareto-Ótimas. O conjunto-imagem $Y^* \subset Y$ associado ao conjunto Pareto-Ótimo é chamado de fronteira Pareto-Ótima.

B. Algoritmos Multiobjetivo

Neste trabalho, um algoritmo genético multiobjetivo considerado estado da arte, NSGA-II, será utilizado para resolver o problema proposto. A ideia de ordenação por fronteiras não-dominada foi proposto na década de 90 e, no trabalho [4], os autores introduziram um procedimento de ordenação computacionalmente eficiente, um mecanismo de elitismo e um operador de nicho que não exigia a necessidade de um parâmetro externo.

A principal diferença entre o NSGA-II e um algoritmo genético simples está presente na estrutura do operador

de seleção. O NSGA-II trabalha com duas populações ao mesmo tempo, a população original (P) e sua descendência (Q), ambas de mesmo tamanho μ .

Na primeira geração, a população P_1 gera Q_1 através dos operadores de seleção, cruzamento e mutação. Após a geração da primeira descendência, o arquivo é inicializado com o primeiro conjunto Pareto. Em seguida, a aptidão é atribuída ao arquivo e à descendência. Uma nova população é gerada contendo a população original e a descendência, com tamanho 2μ . O arquivo é novamente atualizado com as soluções não-dominadas contidas na nova população. Para reduzir a população ao tamanho original, é utilizado uma rotina de redução que retira da população os indivíduos com maior densidade, ou seja, indivíduos que possuem vizinhos muito próximos. O algoritmo é finalizado após um determinado número de gerações. Para maiores informações sobre o algoritmo, ver [4].

C. Árvore de Agregação

A Árvore de Agregação é uma ferramenta proposta em [6] que permite a visualização da redundância dos objetivos bem como o conflito existente entre eles. Dizemos que dois objetivos são conflitantes quando a melhora em um dos objetivos implica na piora do outro. A harmonia acontece quando a melhora em um objetivo implica na melhora do outro.

Os objetivos são organizados como os ramos de uma árvore que representam as possibilidades de agregação das funções. Como mostrado na Figura 4, os objetivos f_1 e f_2 podem ser agregados no primeiro momento por estarem em um mesmo ramo da árvore. A medida que caminha-se pela árvore, mais objetivos são agregados.

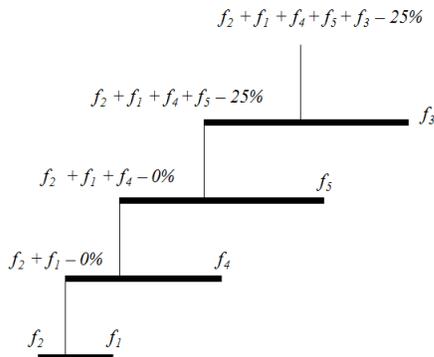


Figura 4: Exemplo de árvore de agregação adaptado de [6]

Em cada iteração do algoritmo, os objetivos menos conflitantes são agrupados em um novo objetivo, chamado de composto. O algoritmo termina quando existir somente um único objetivo composto que é, portanto, representado pela soma de todos os objetivos.

Os nós da árvore representam os objetivos na forma f_n , onde n é o número de objetivos. Um objetivo composto na forma $f_a + f_b - c$ indica que c é o conflito e $f_a + f_b$ são os objetivos agregados. Para o calcular o valor do conflito

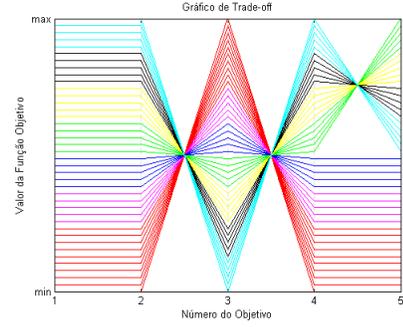


Figura 5: Exemplo de gráfico de *trade-off* [6]

c entre os objetivos, a medida de conflito mais utilizada é uma medida não-paramétrica, detalhada em [5] e [6]

O exemplo apresentado na Figura 5 mostra que neste problema com cinco funções objetivos, há conflito entre as funções f_2 e f_3 e harmonia entre as funções f_1 e f_2 , as quais podem ser agregadas em um primeiro momento. Em [5] é apresentado os diversos tipos de conflito.

IV. ABORDAGEM MULTIOBJETIVO PARA O PRVTRD

Com base nos trabalhos [1], [2], [9] e [10], foram utilizadas as seguintes funções objetivo para o PRVTRD:

$$\text{Minimize } f_1 = \sum_{i=1}^n C(R_i) \quad (5)$$

$$\text{Minimize } f_2 = \sum_{k=1}^{|K|} \sum_{j=1}^p \text{Max}(Dt_j^k - l_j, 0) \quad (6)$$

$$\text{Minimize } f_3 = |R_{MAX}| - |R_{MIN}| \quad (7)$$

$$\text{Minimize } f_4 = |U| \quad (8)$$

$$\text{Minimize } f_5 = |K| \quad (9)$$

A função f_1 , minimiza o custo das rotas, f_2 minimiza o atraso na entrega dos passageiros, f_3 minimiza a diferença entre a maior rota e a menor rota, f_4 minimiza o número de solicitações não atendidas e f_5 minimiza o número de veículos utilizados.

Para construir a Árvore de Agregação foram geradas 2000 soluções aleatórias e em seguida foi aplicado o algoritmo de construção da árvore de agregação. A Figura 6 mostra a árvore de agregação gerada com 2000 soluções para o PRVTRD.

Com base nesse resultado, os objetivos serão agregados para compor um problema bi-objetivo. As funções objetivo que podem ser agregadas em um primeiro momento são as funções f_2 e f_3 . Logo em seguida, a função objetivo composta $f_2 + f_3$ pode ser agregada à função f_4 . Paralelamente,

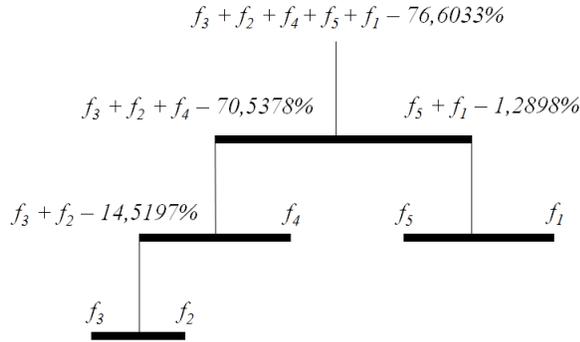


Figura 6: Árvore de Agregação para o PRVTRD

as funções f_1 e f_5 também podem ser agregadas, resultando em duas funções objetivo compostas.

Com base na agregação dos objetivos, podemos formular o seguinte problema de otimização bi-objetivo:

$$\begin{aligned} \min F_1 &= \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 + \lambda_4 f_4 \\ \min F_2 &= \lambda_1 f_1 + \lambda_5 f_5 \end{aligned} \quad (10)$$

em que λ_i é o peso do objetivo i .

Analisando a Figura 7, percebe-se um grande conflito entre os objetivos f_1 e f_2 pelo fato das linhas se cruzarem tanto para grandes quanto para pequenos valores das funções. Este fato foi confirmado pela árvore de agregação e é mostrado na Figura 6, uma vez que os objetivos estão em ramos diferentes.

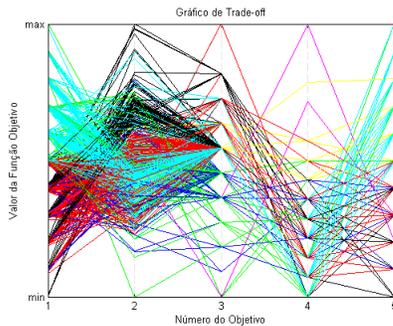


Figura 7: Gráfico de *trade-off*

Vale ressaltar que a árvore de agregação aplicada ao PRVTRD agregou as funções $f_1 + f_5$ referentes ao custo operacional para a empresa prestadora de serviço. Já as funções agregadas $f_2 + f_3 + f_4$ são referentes a qualidade do serviço prestado e distribuição da carga de trabalho entre os motoristas.

O problema bi-objetivo foi resolvido pelo algoritmo NSGA-II. O algoritmo NSGA-II foi desenvolvido em Java e foi testado na instância encontrada em [11] com 110 solicitações. O NSGA-II buscou otimizar as perspectivas da empresa, dos funcionários e do cliente, sendo as duas últimas agregadas em uma única perspectiva.

A. Aplicação do NSGA-II ao PRVTRD

Após a aplicação dos operadores de cruzamento e mutação é aplicado o processo de Decodificação da solução, proposto anteriormente, para que sejam retirados os vértices infactíveis e a solução seja reavaliada pela função objetivo. Os operadores utilizados no NSGA-II foram definidos da seguinte forma:

- **Seleção:** A seleção é feita pelo método de roleta, que consiste em selecionar indivíduos de acordo com sua aptidão em relação a toda a população, ou seja, indivíduos mais aptos tem maior probabilidade de serem escolhidos enquanto que indivíduos com menor aptidão possuem menor probabilidade de seleção.
- **Cruzamento:** O operador de cruzamento proposto é da seguinte forma: duas posições no vetor de rotas são selecionadas aleatoriamente e os nós de parada entre essas posições são trocados em cada rota (pais), gerando duas novas soluções (filhos). A Figura 8 mostra o operador utilizado.

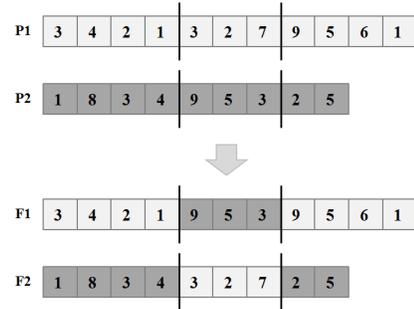


Figura 8: Operador de Cruzamento de dois pontos

- **Mutação:** Neste trabalho, a mutação utilizada acontece da seguinte maneira: Duas posições são sorteadas aleatoriamente e os nós contidos entre essas posições são embaralhados. Movimento chamado de *2-Shuffle* por ser similar ao movimento 2-Opt. A Figura 9 ilustra o operador de mutação que será utilizado.

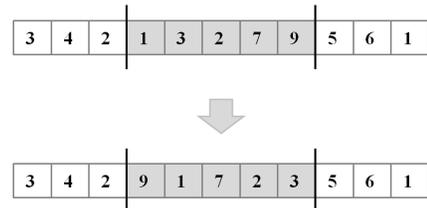


Figura 9: Operador de Mutação *2-Shuffle*

Os parâmetros utilizados no algoritmo foram:

- Probabilidade de Cruzamento (P_C) = 0,8;
- Probabilidade de Mutação (P_M) = 0,2;

- Número de Gerações = 1000;
- Tamanho da População = 100;

O algoritmo foi executado 30 vezes, resultando em 30 fronteiras Pareto-ótima. Essas fronteiras foram combinadas, um algoritmo de dominância foi executado, resultando em uma fronteira Pareto-ótima combinada. A Figura 10 mostra a fronteira Pareto-ótima combinada após as 30 execuções.

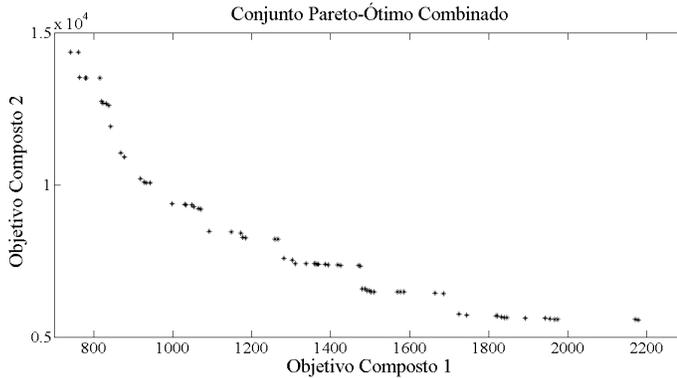


Figura 10: Conjunto Pareto-Ótimo após 1000 execuções

Para analisar a convergência do algoritmo proposto, a medida de desempenho conhecida como *S-Metric* foi usada. Essa medida calcula o hipervolume da região delimitada por uma fronteira de Pareto e um ponto de referência. Um gráfico de convergência média para a *S-Metric* foi calculado em que, a cada geração do algoritmo, a média da *S-Metric* para o conjunto de soluções não-dominadas foi obtida. A Figura 11 mostra a evolução do comportamento do valor médio no decorrer das execuções do algoritmo. Com base nesta figura, percebe-se uma tendência de estabilização do valor de *S-Metric* com o aumento das gerações do algoritmo.

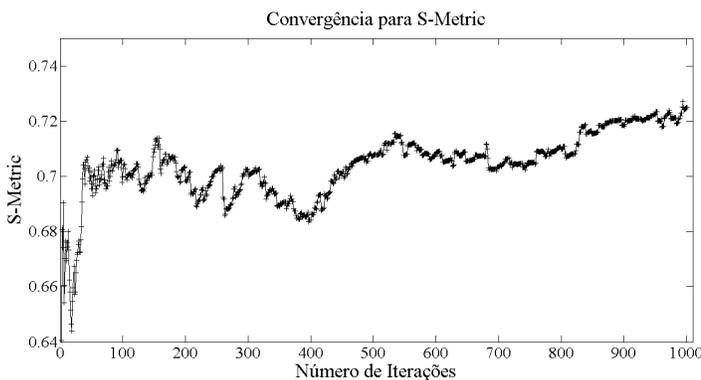


Figura 11: Convergência Média para *S-Metric*

V. CONCLUSÃO

Este trabalho propôs uma abordagem multiobjetivo para o problema de roteamento de veículos com transporte reativo a demanda (PRVTRD). Cinco funções objetivo

foram utilizadas e, para verificar o conflito e redução dos objetivos propostos, foi utilizado a ferramenta chamada Árvore de Agregação. A metodologia empregada mostrou que as funções relacionadas à perspectiva da empresa foram agregadas em um único objetivo. Já a perspectiva do passageiro e do motorista foram agregadas em outro objetivo.

Após a agregação e redução dos objetivos, o algoritmo NSGA-II foi aplicado ao problema bi-objetivo. A curva de convergência média para o valor da *S-Metric* foi obtido. Os resultados mostraram uma estabilização do valor da *S-Metric* e indicam que a metodologia proposta foi capaz de resolver o problema eficientemente.

Como trabalhos futuros, propõe-se a utilização de outros algoritmos evolutivos multiobjetivo para comparar a qualidade do conjunto Pareto encontrado e também trabalhar com o PRVTRD utilizando três funções objetivo referentes às três perspectivas do problema.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer às agências de fomento CAPES, CNPq e Fapemig.

REFERÊNCIAS

- [1] P. J. S. Cardoso, G. Schutz, and A. Mazayev. Solutions in under 10 seconds for vehicle routing problems using commodity computers. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, pages 418–432, 2015.
- [2] R. Chevrier, A. Liefoghe, L. Jourdan, and C. Dhaenens. Solving a dial-a-ride problem with a hybrid evolutionary multi-objective approach: Application to demand-responsive transport. *Applied Soft Computing*, (12):1247–1258, 2012.
- [3] G. B. Dantzig and J. H. Ramser. The truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1):80–91, 1959.
- [4] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, and T. Meyarian. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197, 2002.
- [5] A. R. Freitas. *Redução de Dimensionalidade em Problemas com Muitos Objetivos: Uma Aplicação Algorítmica*. PhD thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, 2013.
- [6] A. R. Freitas, P. J. Fleming, and F. G. G. aes. Aggregation trees for visualization and dimension reduction in many-objective optimization. *Information Sciences*, (298):288–314, 2015.
- [7] E. Freitas and J. R. H. Carvalho. Genetic algorithm approach for a class of multi-criteria, multi-vehicle planner of uavs. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, pages 234–248, 2015.
- [8] R. J. Gomes, J. P. Souza, and T. G. Dias. A new heuristic approach for demand responsive transportation systems. *XLII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (XLII SBPO)*, 2010.
- [9] L. C. O. Matsueda. Análise e otimização do problema de roteamento de veículos com muitos objetivos e janelas de tempo flexíveis. Master's thesis, Universidade Federal de Ouro Preto, 2015.
- [10] L. C. O. Matsueda, A. R. Freitas, and F. G. G. aes. Seleção de objetivos no problema de roteamento de veículos com janelas de tempo. *Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, 2014.
- [11] D. S. Miranda. Aplicação de metaheurísticas para o problema de roteamento de veículos dinâmico para o transporte reativo a demanda. Master's thesis, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2012.
- [12] S. Muelas, A. LaTorre, and J. M. P. na. A variable neighborhood search algorithm for the optimization of a dial-a-ride problem in a large city. *Expert Systems with Applications*, (40):5516–5531, 2013.