

ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS COM JANELAS DE TEMPO UTILIZANDO ALGORITMO GENÉTICO

Caio Domingues Reina

Edvaldo Simões da Fonseca Junior

Departamento de Engenharia de Transportes
Escola de Engenharia da Universidade de São Paulo
Universidade de São Paulo

RESUMO

Esse trabalho apresenta uma proposta de solução para o problema de roteirização de veículos com janelas de tempo baseado na metaheurística Algoritmo Genético. Os cromossomos foram representados pela ordem de atendimento dos clientes sem delimitadores de rota. Para quebrar os cromossomos em rotas, foi utilizado um procedimento adaptado baseado no trabalho de Prins (2004). A população inicial se constitui por uma parte construída com cromossomos criados aleatoriamente e outra parte construída através da heurística de inserção I1 de Solomon (1987), com quatro formas diferentes de inserir o primeiro cliente de cada rota. Na fase de recombinação, foram utilizados quatro tipos de crossover: uniforme, 2 pontos, PMX e heurístico, e um tipo de mutação: mutação heurística. A cada geração foram aplicados princípios de elitismo e pós-otimização utilizando a heurística λ -Interchange de Osman (1993). O algoritmo foi testado nos conjuntos C1, C2, R1, R2, RC1 e RC2 de Solomon (1987) e os resultados foram comparados com os melhores resultados encontrados na literatura.

1. INTRODUÇÃO

Os problemas de roteirização de veículos estão entre os mais complexos da área de otimização combinatória. Caracterizam-se por um grande número de variáveis, de restrições e de objetivos. O problema consiste em determinar os melhores roteiros de viagens para um conjunto de veículos que deve partir de um depósito central, visitar um grupo de clientes geograficamente dispersos e retornar para o mesmo depósito. Os clientes possuem demandas conhecidas e os veículos utilizados possuem limites de capacidade (carga ou passageiro). O problema de roteirização de veículos com janelas de tempo é uma variação do problema original adicionando restrições de janelas de tempo para cada cliente. Assim como o problema clássico, ele também é classificado como um problema NP-difícil.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Pelo fato do problema de roteirização de veículos com janelas de tempo ter natureza combinatória, as abordagens de soluções baseadas em algoritmos exatos são menos eficientes que as abordagens baseadas em métodos heurísticos, quando aplicadas a problemas grandes. Algumas soluções exatas foram apresentadas por: Larsen (1999) e Achuthan e Cacceta (2003). Consequentemente, pela complexidade do problema, muitos pesquisadores tem utilizado abordagens heurísticas e metaheurísticas. Alguns autores que implementaram heurísticas para o problema foram: Russel (1995) e Cunha (1997).

Diversos autores resolveram o problema utilizando metaheurísticas, alguns trabalhos são: Czech e Czarnas (2002) implementaram a metaheurística *simulated annealing*; Taillard *et al.* (1997), Cordeau *et al.* (2001) usaram a metaheurística busca tabu; Gambardella *et al.* (1999) utilizaram a metaheurística colônia de formigas. Alguns autores que implementaram algoritmos baseados na metaheurística algoritmo genético foram: Thangiah (1995); Alvarenga *et al.* (1999); Berger e Barkaoui (2003); Ombuki *et al.* (2006) e Tan *et al.* (2006).

3. MÉTODO

O algoritmo criado foi baseado na metaheurística algoritmo genético com cromossomos representados pela ordem de atendimento dos clientes sem delimitadores de rota. Uma parcela da população inicial foi gerada através de técnicas heurísticas conhecidas na literatura e a

outra parcela gerada aleatoriamente. Na fase de recombinação, foram empregados quatro tipos de crossover e um tipo de mutação. Além disso, foram aplicadas técnicas de elitismo e de pós-otimização. O algoritmo foi testado nas instâncias de Solomon (1987).

3.1. Algoritmo Genético

O algoritmo genético foi proposto por Holland (1975) e faz parte da categoria de algoritmos conhecida como Algoritmos Evolucionários. Esta categoria de algoritmos se baseia em princípios da teoria da genética populacional, onde uma população aumenta em número através da reprodução e pode ser diversificada pela combinação genética e/ou por mutação. Esta teoria foi construída através da combinação dos estudos de Charles Darwin (darwinismo) publicada no livro *On the Origin of Species by Means of Natural Selection* em 1859 e com o trabalho de Gregor Mendel desenvolvido em 1865 sobre os princípios básicos de herança genética (Linden, 2006).

Nesse trabalho, a população inicial é construída por uma parcela gerada aleatoriamente e outra parcela gerada através da heurística de construção I1 de Solomon (1987) conhecida como *Push Forward Insertion Heuristic (PFIH)*. A escolha do cliente inicial da heurística I1 foi implementada de quatro formas diferentes: menor instante final da janela de tempo (*PFIH-JT*), maior distância do depósito (*PFIH-DD*), equação ponderada de Tan *et al.* (2001) (*PFIH-EQ*) (1) e escolha aleatória (*PFIH-AL*).

$$\text{CustoInicialização}_{c_i} = -\alpha t_{0i} + \beta l_i + \gamma(|p_i - p_j|/360)t_{0i} \quad (1)$$

Onde: α : peso para o tempo de viagem do cliente i ao depósito ($\alpha = 0,7$);

β : peso para o instante final da janela de tempo do cliente i ($\beta = 0,2$);

γ : peso da coordenada polar normalizada pelo tempo de viagem ($\gamma = 0,1$);

t_{0i} : tempo de viagem do cliente i até o depósito;

l_i : instante final da janela de tempo do cliente i , e

p_i : coordenada polar cliente i ;

Na fase de avaliação, um procedimento de quebra, denominado *split*, transforma o cromossomo em um conjunto de rotas factíveis. Esse procedimento foi proposto inicialmente por Prins (2004) para o problema clássico de roteirização de veículos e nesse trabalho foi modificado para considerar as janelas de tempo dos clientes. Após isso, o conjunto de rotas é avaliado em termos de número de veículos e distância total percorrida e um custo denominado *fitness* é atribuído a cada cromossomo.

Para a fase de seleção, foi utilizado o método do torneio cujo princípio é selecionar n indivíduos da população aleatoriamente (no mínimo $n=2$) e fazer com que eles entrem em competição entre si, através da comparação do valor de *fitness* de cada um.

Os operadores genéticos são responsáveis por criar novos cromossomos através de dois procedimentos: *crossover* e mutação. A função do *crossover* é recombinar as características genéticas de dois cromossomos já existentes. Nesse trabalho foram utilizados quatro tipos de *crossover*: PMX proposto por Goldberg e Lingle (1985), dois pontos de corte, uniforme e heurístico. O operador de mutação tem a finalidade de prevenir que a busca fique preso em ótimos locais. Neste trabalho foi utilizado o operador de mutação heurística.

Foi implementado ainda o método de elitismo, com isso a cada iteração os k melhores indivíduos não “morrem”. Ao invés disso, eles devem passar para a próxima geração sem serem alterados. Isso garante que o desempenho do melhor indivíduo da população seja pelo menos igual ao melhor indivíduo da geração anterior.

O método λ -Interchange ($\lambda = 2$), proposta por Osman (1993), foi utilizada como procedimento de pós-otimização. A λ -Interchange é um método de melhoria inter-rota que

realiza trocas de clientes entre duas rotas distintas. Neste trabalho, apenas os cromossomos elite são melhorados a cada geração, com uma probabilidade p .

A Figura 1 apresenta o fluxograma do algoritmo proposto nesse trabalho, sendo que o passo “Atualização da População” é o ponto onde os indivíduos da geração anterior morrem e são substituídos por aqueles criados pelos métodos descritos acima. O passo “Critério de Parada” trata-se apenas de um número máximo de iterações pré-definidos.



Figura 1: Fluxograma dos principais passos do Algoritmo Genético

4. RESULTADOS COMPUTACIONAIS

O algoritmo desenvolvido foi testado em conjunto de problemas desenvolvidos por Solomon (1987). Esse conjunto é constituído por 56 instâncias, cada uma com 100 clientes e um depósito central. Os problemas são separados em 3 grupos: C, R e RC. No grupo C, os clientes são agrupados em *clusters*. No grupo R os clientes são distribuídos de forma aleatória. No RC, há uma mistura das duas situações anteriores.

A Tabela 1 apresenta os parâmetros utilizados no algoritmo.

Tabela 1: Parâmetros utilizados

Parâmetros Genéticos				População Inicial		Função de Avaliação	
Tamanho da População	50	<i>Crossover</i> Uniforme	0,1	<i>PFIH</i> -JT	0,1	Peso para N° Veículos	200
Gerações	150	<i>Crossover</i> 2 pontos	0,2	<i>PFIH</i> -DD	0,1	Peso para Distância Total	0,2
n (Seleção)	4	<i>Crossover</i> Heurístico	0,1	<i>PFIH</i> -EQ	0,1		
k (Elitismo)	0,1	<i>Crossover</i> PMX	0,6	<i>PFIH</i> -AL	0,1		
p (Pós-Otimização)	0,1	Mutação Heurística	0,4	Aleatório	0,6		

A Tabela 2 compara os resultados obtidos com os melhores resultados da literatura.

Tabela 2: Comparação dos resultados obtidos

Instâncias	Melhores Resultados		Resultados Obtidos		Instâncias	Melhores Resultados		Resultados Obtidos	
	Veículos	Distância	Veículos	Distância		Veículos	Distância	Veículos	Distância
C101	10	828,94	10	827,3	C201	3	591,56	3	589,1
C102	10	828,94	10	865,5	C202	3	591,56	4	645,8
C103	10	828,06	11	986,7	C203	3	591,17	5	773,6
C104	10	824,78	11	998,4	C204	3	590,6	4	793,1
C105	10	828,94	10	827,3	C205	3	588,88	3	586,4
C106	10	828,94	10	827,3	C206	3	588,49	3	586,4
C107	10	828,94	11	943,2	C207	3	588,29	3	586,4
C108	10	828,94	11	857,6	C208	3	588,32	3	586
C109	10	828,94	10	1013,6	R201	4	1252,37	4	1453
R101	19	1645,79	21	1842,4	R202	3	1191,7	4	1488,6
R102	17	1486,12	19	1619,8	R203	3	939,54	4	1087,1

R103	13	1292,68	15	1444	R204	2	825,52	3	1054,6
R104	9	1007,24	12	1190,6	R205	3	994,42	3	1145,4
R105	14	1377,11	16	1436,4	R206	3	906,14	3	998,7
R106	12	1251,98	15	1425,8	R207	2	890,61	3	1011
R107	10	1104,66	13	1234,2	R208	2	726,75	3	898,9
R108	9	960,88	11	1095,3	R209	3	909,16	4	1078,7
R109	11	1194,73	14	1290,6	R210	3	939,34	3	1167,6
R110	10	1118,59	14	1349,7	R211	2	892,71	3	927
R111	10	1096,72	14	1281,1	RC201	4	1406,91	4	1577,2
R112	9	982,14	12	1070,7	RC202	3	1365,65	4	1526,7
RC101	14	1696,94	18	1713,9	RC203	3	1049,62	4	1224
RC102	12	1554,75	16	1678,7	RC204	3	798,41	4	1057,1
RC103	11	1261,67	13	1439,6	RC205	4	1297,19	5	1484,4
RC104	10	1135,48	12	1286,1	RC206	3	1146,32	4	1265,4
RC105	13	1629,44	17	1768,1	RC207	3	1061,14	4	1230
RC106	11	1424,73	13	1484,6	RC208	3	828,14	4	1079,1
RC107	11	1230,48	14	1502,1					
RC108	10	1139,82	12	1205,5					

Analisando os resultados da Tabela 2, foi possível concluir que o algoritmo proposto obteve um bom desempenho nos problemas do grupo de problemas C. Para a conclusão desse trabalho, os fatores que levaram o algoritmo a não apresentar um bom resultado nos grupos R e RC, serão investigados e possíveis modificações nos parâmetros ou mesmo no algoritmo serão avaliadas.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Achuthan, N. R.; Cacceta, L.; Hill, S.P. An improved branch-and-cut algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *Transportation science*, v.37, n.2, p.153-169, 2003.
- Alvarenga, G. B.; Mateus, G. R.; de Tomi, G. A genetic and set partitioning twophase approach for the vehicle routing problem with time windows, *Computers & Operation Research* 34 (2007) 1561–1584.
- Berger, J.; Barkaoui, M. A hybrid genetic algorithm for the capacitated vehicle routing problem, in: E. Cantú-Paz (Ed.), *GECCO03. LNCS 2723*, Springer-Verlag, Chicago, 2003.
- Cordeau, J. F.; Larporte, G.; Mercier, A. A unified tabu search heuristic for vehicle routing problems with time windows, *Journal of the Operational Research Society* 52 (2001) 928–936.
- Cunha, C. B. Uma Contribuição para o Problema de Roteirização de Veículos com Restrições Operacionais. São Paulo, 1997. 222 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Transportes) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 1997.
- Czech, Z.J.; Czarnas, P. Parallel simulated annealing for the vehicle routing problem with time windows, in: *Proceedings of the 10th Euromicro Workshop on Parallel, Distributed and Network-based Processing*, Canary Islands, Spain, 2002, pp. 376–383.
- Gambardella, L. M.; Taillard, E.; Agazzi, G. MACS-VRPTW. A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows, in: David Corne, Marco Dorigo, Fred Glover (Eds.), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, London, 1999, pp. 63–76.
- Goldberg D.E. e Lingle R. Alleles, loci, and the TSP. Em *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Hillsdale, NJ, p.154-159, 1985.
- Holland, J.H. *Adaptation in Natural and Artificial System*. University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- Larsen, J. Parallelization of the vehicle routing problem with time windows, Ph.D. thesis, IMM-PHS-1999-62, Department of Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark, 1999.
- Linden, R. Algoritmos genéticos / Ricardo Linden – Rio de Janeiro, 2006.
- Ombuki, B.; Ross, B.; Hanshar, F. Multi-objective genetic algorithm for vehicle routing problem with time windows, *Applied Intelligence* 24 (2006) 17–30.
- Osman, I. H. Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problems. *Ann. Operations Research*, 41, p.421-452, 1993.
- Taillard, E. D.; Badeau, P.; Gendreau, M.; Gueritin, F.; Potvi, J. Y. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows, *Transportation Science* 31 (1997) 170–186.
- Tan, K. C.; Chew, Y. H.; Lee, L. H. A hybrid multiobjective evolutionary algorithm for solving vehicle routing problem with time windows, *Computational Optimization and Applications* 34 (2006) 115–151.
- Thangiah, S. Vehicle routing with time windows using genetic algorithms, in: *Applications Handbook of Genetic Algorithms: New Frontiers*, vol. II, CRC Press, Boca Raton, 1995, pp. 253–277.