

UMA ABORDAGEM APLICADA AO PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS UTILIZANDO A BUSCA TABU

Arthur Tórigo Gómez

Universidade do Vale do Rio dos Sinos – Programa de Computação Aplicada / PIPCA
Av. Unisinos 950, CEP 93022-000, São Leopoldo, RS - Brasil
atgomezbr@gmail.com

Cristiano Galafassi

Universidade do Vale do Rio dos Sinos – Programa de Computação Aplicada / PIPCA
Av. Unisinos 950, CEP 93022-000, São Leopoldo, RS - Brasil
cristianogalafassi@gmail.com

RESUMO

Este trabalho apresenta uma abordagem aplicada ao Problema de Roteamento de Veículos Capacitado utilizando a Busca Tabu. Nos experimentos são observados os impactos das variações do tamanho da lista tabu e do número máximo de iterações sem melhora na qualidade da solução obtida na Busca Tabu. Além disto, é desenvolvida uma política de intensificação, através de um conjunto de soluções de elite. Por fim, os resultados são comparados com a literatura, onde a aplicação da política de intensificação mostra obter resultados de boa qualidade.

PALAVRAS CHAVE. Problema de Roteamento de Veículos Capacitado, Busca Tabu, Política de Intensificação.

MH - Metaheurísticas

ABSTRACT

This paper presents an approach applied to the Vehicle Routing Problem Capacitated using Tabu Search. In the experiments are observed the impacts of changing in the size of Tabu List and in the maximum number of iterations without improvement in the quality of the solution obtained in Tabu Search. Moreover, it was developed a policy of intensification, through a set of elite solutions. Finally, the results are compared with literature, where the application of the policy of intensification, shows get good quality results.

KEYWORDS. Vehicle Routing Problem Capacitated, Tabu Search, Policy of Intensification.

MH - Metaheuristics

1. Introdução

Os problemas de roteamento são frequentemente abordados no contexto da área de logística, transporte e distribuição (Xu e Kelly, 1996). A logística pode ser definida como a provisão de bens e serviços de pontos de oferta a pontos de demanda (Bodin et. al., 1983). Para Ballou (2006) o custo com transporte, normalmente, representa o elemento mais importante em termos de custos logísticos, tornando-se fundamental de decisão no *mix* logístico. Nesse contexto, Ballou (2006) aponta como um problema freqüente, a redução dos custos de transporte e a melhora dos serviços, descobrindo, por exemplo, os melhores roteiros para os veículos ao longo de uma rede rodoviária, ferroviária, hidroviária ou rotas de navegação aérea. Nesse contexto, a maior parte dos problemas no domínio da distribuição de bens pode ser vista como um Problema de Roteamento de Veículos (PRV) (Mester e Bräysy, 2005). Desse modo, Problema de Roteamento de Veículos é o nome dado a uma classe de problemas que envolve a visita de clientes por veículos e no qual um custo mínimo para esse atendimento deve ser buscado (Bodin et. al., 1983; Tarantilis et. al., 2005).

O PRV pode ser abordado como um problema de otimização combinatória, sendo classificado como NP-Difícil (Toth e Vigo, 2002; Iori et. al., 2007; Laporte, 2009). A área da otimização combinatória abrange diversos problemas de aplicações práticas que necessitam de algoritmos eficientes para que possam ser tratados de maneira aceitável computacionalmente. Apesar de muitos progressos terem sido obtidos na proposição de métodos eficientes para resolução exata do PRV a maior parte dos métodos estudados para sua resolução baseia-se em heurísticas e metaheurísticas. Dentre as metaheurísticas, a Busca Tabu (BT) tem destaque na resolução do PRV (Toth e Vigo, 2002; Toth e Vigo, 2003; Laporte, 2009). A Busca Tabu original foi proposta por Glover em 1986 (Glover, 1986) para diversos problemas de otimização combinatória e consiste em numa rotina iterativa para construir vizinhanças com ênfase na fuga de ótimos locais. Este trabalho apresenta uma abordagem ao PRV baseado na Busca Tabu. Além disso, é desenvolvida uma política de intensificação com base em um conjunto de soluções elite.

O trabalho está dividido no que segue. Na Sessão 2 é apresentado o problema e suas principais variações, na Sessão 3 são apresentados problemas relacionados a aplicação de metaheurísticas, em especial a BT, no PRV, na Sessão 4 é apresentado o modelo, na Sessão 5 são apresentados os resultados obtidos e na Sessão 6 são feitas as considerações finais.

2. O Problema de Roteamento de Veículos

A versão clássica do PRV é conhecida como o Problema de Roteamento de Veículos Capacitado (PRVC) (Laporte, 1992; Toth e Vigo, 2002; Tarantilis et. al., 2005), no qual todos os clientes que correspondem às entregas e as demandas são conhecidos de antemão. Os veículos são idênticos, baseados em um único depósito central e somente a restrição de capacidade é imposta. O objetivo é minimizar o custo total para servir todos os clientes. Além da versão clássica, outras variações podem ser encontradas, como no caso do PRV com restrição de Distância (Lygaard, 2004; Franceschi et. al., 2006), do PRV com Janelas de Tempo (Ropke e Cordeau, 2009), do PRV com Frete de Regresso (Ropke e Pisinger, 2006; Bianchessi e Righini, 2007; Liu e Chung, 2009) e do PRV com Coletas e Entregas (Nowak et. al., 2008; Ropke e Cordeau, 2009).

O PRVC pode ser descrito como um problema de grafos (Christofides et al, 1979; Toth e Vigo, 2002; Simas, 2007). Seja $G = (V, A)$ um grafo completo, onde $V = \{0, \dots, n\}$ é o conjunto de vértices e A é o conjunto de arestas. Os vértices v_i , $i = 1, \dots, n$, correspondem aos clientes, enquanto o vértice v_0 corresponde ao depósito. Em alguns trabalhos, o depósito está associado, também, ao vértice v_{n+1} . Um custo não negativo, C_{ij} , está associado a cada aresta $(i, j) \in A$ e representa o custo de viagem gasto para ir do vértice i ao vértice j . Geralmente, o uso dos arcos do laço, (i, i) , não é permitido. Esta regra é imposta uma vez que $c_{ii} = +\infty$ para todo $i \in V$.

3. Métodos para resolução do PRVC

Muitos métodos para resolução do PRV foram propostos durante seus mais de 50 anos

de existência, como pode ser visto em Laporte (2009). Esses métodos podem ser classificados em três grupos distintos: Métodos Exatos, Heurísticas e Metaheurísticas.

O PRV pertence à classe de problemas NP-Difíceis (Christofides et. al., 1979; Toth e Vigo, 2002; Laporte, 2009) o que o torna de difícil resolução por métodos exatos, em função do alto custo computacional. Desse modo, os métodos exatos têm sido usados para resolver problemas que nunca ultrapassam poucas centenas de clientes (Cordeau et. al., 2002; Kytöjoki et. al., 2005; Laporte, 2009). Ao longo do tempo, diversas heurísticas têm sido propostas para a resolução do PRV. Alguns trabalhos (Christofides et. al., 1979; Laporte e Semet, 1998; Marinakis e Migdalas, 2002; Toth e Vigo, 2002) classificam as heurísticas clássicas em três tipos: métodos construtores, métodos de duas fases e métodos de melhoramento. Essas técnicas vêm sendo utilizadas como método para resolução do PRV durante os últimos 40 anos, entretanto a partir das últimas duas décadas diversas metaheurísticas começaram a ser utilizadas como solução para este problema (Simas, 2007; Laporte, 2009). O desenvolvimento das metaheurísticas foi iniciado a partir dos anos 90 e desde então elas vêm sendo aplicadas com sucesso na resolução de problemas de otimização combinatória (Toth e Vigo, 2002; Laporte, 2009). A grande vantagem das metaheurísticas é que elas conseguem deixar um ótimo local, através da execução de movimentos que causem uma deterioração da função objetivo (Breedam, 2001; Glover e Kochenberger, 2003), a fim de obter uma exploração aprofundada nas regiões mais promissoras do espaço de solução.

Diversas metaheurísticas têm sido propostas para a resolução do PRV. Entre as metaheurísticas que Gendreau et al (1999) destacam como aplicáveis na resolução do PRV estão: 1) *Simulated Annealing* (Osman, 1993; Breedam, 1995); 2) Busca Tabu (Osman, 1993; Gendreau, Hertz e Laporte, 1994; Rochat e Taillard, 1995; Xu e Kelly, 1996; Barbarasopglu e Ozgur, 1999; Cordeau et. al., 2002; Toth e Vigo, 2003; Brandão, 2006; Montané e Galvão, 2006; Bolduc et. al., 2010); 3) Algoritmos Genéticos (Breedam, 1995; Hu e Di Paolo, 2007; Geiger, 2008; Dridi et. al., 2010); 4) Colônia de Formigas (Chen e Ting, 2005; Chen e Ting, 2009) e 5) Redes Neurais (Nallusamy, 2009).

4. Modelo

Nesta sessão são apresentados a formulação matemática utilizada e a modelagem utilizada no desenvolvimento da ferramenta computacional.

4.1 Formulação Matemática

A formulação matemática utilizada neste trabalho consiste no modelo apresentado por Barbarasopglu e Ozgur (1999). A formulação é apresentada a seguir.

$$\text{Minimizar } \sum_i \sum_j \sum_v c_{ij} X_{ij}^v; \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_i \sum_v X_{ij}^v = 1, \text{ para todo } j; \quad (2)$$

$$\sum_j \sum_v X_{ij}^v = 1, \text{ para todo } i; \quad (3)$$

$$\sum_i X_{ip}^v - \sum_j X_{pj}^v = 0, \text{ para todo } p, v; \quad (4)$$

$$\sum_i d_i (\sum_j X_{ij}^v) \leq Q_v, \text{ para todo } v; \quad (5)$$

$$\sum_i t_i^v \sum_j X_{ij}^v + \sum_i \sum_j t_{ij}^v X_{ij}^v \leq T_v, \text{ para todo } v; \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^n X_{0j}^v \leq 1, \text{ para todo } v; \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{i0}^v \leq 1, \text{ para todo } v; \quad (8)$$

$$X_{ij}^v \in \{0,1\}, \text{ para todo } i, j \text{ e } v; \quad (9)$$

Onde X_{ij}^v são variáveis binárias que indicam se o arco (v_i, v_j) é utilizado pelo veículo v . A função objetivo de minimização da distância/custo/tempo aparece na equação (1). As restrições (2) e (3) juntas garantem que cada vértice seja atendido por um único veículo. A equação (4) garante que um veículo deixe o vértice aonde foi atender a demanda tão longe alcance este vértice. A capacidade do veículo Q_v é expressa na equação (5) onde d_i representa a demanda de cada vértice i . A restrição (6) limita a duração máxima da rota. Neste estudo, essa limitação não será considerada, sendo assim, $t_{ij}^v = 0$. As restrições (7) e (8) expressam que a disponibilidade do veículo não pode ser excedida. A definição (9) define o conjunto de variáveis binárias X_{ij}^v . A equação (10) representa a eliminação de *subtour* onde Z pode ser definido por:

$$Z = \{(X_{ij}^v): \sum_{i \in B} \sum_{j \in B} X_{ij}^v \leq |B| - 1 \text{ para } B \subseteq V, |B| \geq 2\}. \quad (10)$$

4.2 Arquitetura do Modelo

A ferramenta computacional foi desenvolvida de maneira modular, como é mostrado na Figura 1.

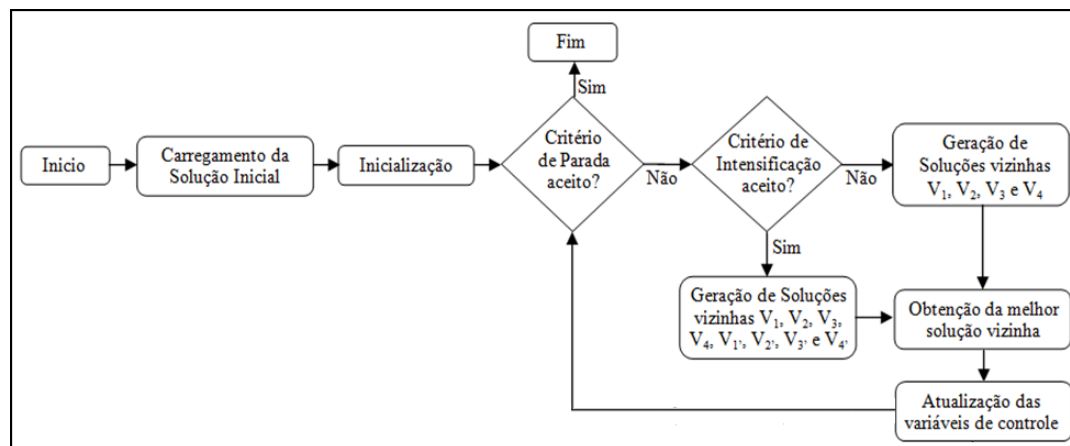


Figura 1 – Arquitetura do Modelo

A seguir, a Figura 1 é comentada, de modo a mostrar a dinâmica do modelo. Os dados de entrada são tratados por um algoritmo de geração de redes. Nessa fase, são calculadas as distâncias euclidianas entre os vértices do problema com base nas coordenadas (x_1, y_1) e (x_2, y_2) , através da equação (10) (Cook et. at., 1998), abaixo. Sendo gerada uma matriz de distâncias simétricas.

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (10)$$

Com base nessa matriz, a solução inicial é obtida, através de um processo de geração aleatória. Essa solução é gerada uma única vez e é aplicada a todas as combinações de parâmetros propostos. A estrutura de vizinhança consiste de quatro movimentos (V_1, V_2, V_3 e V_4). O primeiro movimento (V_1) consiste na aplicação da heurística de melhoramento *inter-route*, alterando a ordem de visita dos clientes dentro de suas rotas. O segundo movimento (V_2) consiste na aplicação da heurística de melhoramento *intra-route*, inserindo clientes em diferentes rotas, respeitando as restrições do modelo. O terceiro movimento (V_3) consiste na troca de dois clientes de rotas diferentes, entre si, e o quarto movimento (V_4) consiste na aplicação da heurística do vizinho mais próximo nas rotas, de modo a reorganizar a sequência de visita da rota em questão. A função objetivo, utilizada pela Busca Tabu, é a descrita na equação (1). Tendo o objetivo de melhorar a qualidade das soluções obtidas, a cada nova melhor solução obtida, é gravada uma lista de soluções de elite com as cinco melhores soluções. A cada 20 iterações consecutivas sem melhora da função objetivo, o melhor candidato da lista de soluções

de elite é utilizado para gerar um grande número de soluções vizinhas, com base nos movimentos V_1 , V_2 , V_3 e V_4 , realizando uma busca local mais intensificada em uma área promissora. O movimento V_1' é aplicado em todos os indivíduos de uma rota selecionada. O movimento V_2' é aplicado inserindo cada indivíduo de uma rota selecionada em todas as outras rotas restantes. O movimento V_3' é aplicado em todos os indivíduos de uma rota selecionada e são trocados com um único indivíduo de cada rota restante e o movimento V_4' é aplicado em todas as rotas, individualmente. Além disso, cada vez que um candidato é selecionado, ele é removido do conjunto de soluções de elite. A Lista Tabu armazena o cliente e a rota de onde ele foi removido. Desse modo, haverá mais flexibilidade no movimento desse cliente, uma vez que ele poderá ser movido para uma nova rota. Ainda assim, um movimento considerado tabu poderá ser aceito se houver uma melhora na função objetiva. Por fim, o critério de parada utilizado é o número máximo de iterações (nbmax).

5. Descrição dos Experimentos

Os experimentos são realizados com foco em duas análises. A primeira busca analisar os impactos que o tamanho da Lista Tabu (TLT) e o número máximo de iterações sem melhora do valor da função objetivo (nbmax) têm na exploração do espaço de busca. A segunda, analisar a influência da política de intensificação da busca local, na qualidade dos resultados. Inicialmente foram realizados experimentos combinando os valores de TLT (15, 25, 50, 75 e 100) e os valores de nbmax (50, 100, 200, 500 e 1000) com a aplicação da política de intensificação. Cada combinação de parâmetros será executada cem vezes. Para realizar uma comparação consistente, a solução inicial para os problemas será sempre a mesma para cada problema, independente dos parâmetros utilizados. Além disso, os experimentos são realizados separadamente para os problemas 1, 3 e 5 presentes em Chirstofides, Minggozi e Toth (1979), aqui tratados como Problema 1, com 50 vértices, Problema 2, com 100 vértices, e Problema 3, com 199 vértices, e foi utilizado um computador com dois núcleos de processamento com 2.2 GHz cada. Por fim, as soluções obtidas serão comparadas com trabalhos presentes na literatura.

No primeiro experimento são variados os parâmetros TLT e nbmax. As Tabelas 1, 2, 3, 4, 5 e 6, abaixo, identificam na primeira linha o problema e se a política de intensificação foi utilizada. Nas colunas está identificado o nbmax considerado e nas linhas está descrito o TLT utilizado para configurar a BT. Os valores exibidos nas células são os valores médios obtidos para a função objetivo e seus respectivos desvios padrões.

Tabela 1 – Resultados obtidos para o Problema 1, não utilizando a política de intensificação.

Problema 1 - Sem Intensificação					
TLT	Nbmax				
	50	100	200	500	1000
15	1299,61/509,9	1071,58/561,2	1188,73/547,3	887,06/524,9	796,61/495,8
25	1055,87/485,8	932,79/455,2	673,04/387,2	610,82/401,7	763,45/452,7
50	787,71/440,6	628,71/400,3	647,61/418,6	629,73/421,3	639,12/348,6
75	953,39/480,2	684,69/454,9	657,24/383,8	605,3/351,7	652,2/305,5
100	722,64/402,4	948,17/661,2	640,58/377,3	606,3/325,4	597,15/297,4

Tabela 2 – Resultados obtidos para o Problema 1, utilizando a política de intensificação

Problema 1 - Com Intensificação					
TLT	Nbmax				
	50	100	200	500	1000
15	676,45/341,9	651,57/308,2	645,22/326,4	661,01/260,6	657,61/264,2
25	629,55/300,9	606,92/299,3	626,26/298,5	603,78/250,5	602,83/231,4
50	645,04/242,7	592,82/208,5	551,26/206,4	552,96/215,8	539,83/194,9
75	633,24/240,3	595,26/175,6	550,28/207,9	541,08/190,3	551,65/178,7
100	609,53/232,4	600,86/161,2	552,62/170,7	549,68/160,2	556,58/155,1

As tabelas 1 e 2 representam o Problema 1, que tem 50 vértices, considerado aqui como um problema de pequena escala. Pode ser visto, que utilizando a política de intensificação a qualidade das soluções apresenta uma melhora significativa, principalmente para valores baixos de nbmax (50, 100 e 200) e do TLT (15 e 25). A medida que aumentam os valores de nbmax e do TLT aumenta a diversificação da busca do espaço de soluções. Observa-se claramente que o uso da política de diversificação, pelo aumento dos valores no nbmax e do TLT, junto com uma política de intensificação de busca local, através do uso de soluções de elite, melhora a qualidade das soluções obtidas. Observa-se que o melhor valor obtido na função objetivo sem o uso de política de intensificação foi de 575,00 e com o uso da política de intensificação foi de 524,61, ou seja, de 8,76% de melhoria na qualidade da solução obtida. Para o Problema 1, o tempo computacional não utilizando a política de intensificação variou entre 2 e 15 segundos, enquanto utilizando a política de intensificação, o tempo variou entre 2 e 20 segundos.

Tabela 3 – Resultados obtidos para o Problema 2, não utilizando a política de intensificação.

Problema 2 - Sem Intensificação					
TLT	nbmax				
	50	100	200	500	1000
15	1350,69/773,3	2049,31/754,6	1408,41/746,7	1838,14/801,5	1816,38/802,7
25	1524,21/789,2	1310,89/727,2	1461,91/689,3	1645,45/724,6	1479,09/717,6
50	1580,3/784,7	1149,62/713,4	1570,97/648,5	1367,91/662,8	932,58/581,3
75	1015,13/675,9	1790,92/664,7	1447,54/582,6	1129,52/534,4	1536,78/557,1
100	947,62/541,1	1940,97/757,9	1125,16/695,2	1447,33/703,7	1284,1/604,9

Tabela 4 – Resultados obtidos para o Problema 2, utilizando a política de intensificação

Problema 2 - Com Intensificação					
TLT	nbmax				
	50	100	200	500	1000
15	1099,5/564,9	1034,79/489,7	1009,7/502,6	1039,17/474,5	1035,87/485,8
25	968,57/533,6	985,49/481,5	958,89/501,4	949,86/440,3	959,78/431,5
50	1013,69/510,4	952,8/456,5	843,51/444,2	869,88/394,8	860,33/374,1
75	950,79/458,7	941,3/427,3	846,04/385,8	852,93/354,9	835,22/327,1
100	953,92/451,2	928,95/431,1	864,59/374,1	856,87/355,7	839,66/357,6

A comparação entre as tabelas 3 e 4 reforça as observações feitas para o Problema 1. Entretanto, observa-se que a política de intensificação de busca local, pelo uso de soluções de elite, colabora para a obtenção de resultados de melhor qualidade à medida que aumenta a escala do problema. Pode ser visto, nas Tabelas 3 e 4, que não utilizando a política de intensificação, o menor valor obtido para a função objetivo foi 1074,23, enquanto que utilizando a política de intensificação, o menor valor para a função objetivo obtido foi de 828,72, ou seja, uma melhoria de 22,85% na qualidade da solução obtida. O tempo computacional não utilizando a política de intensificação variou entre 4 e 20 segundos, enquanto que utilizando a política de intensificação, o tempo variou entre 5 e 30 segundos.

As tabelas 5 e 6 representam o Problema 3, que tem 199 vértices, considerado aqui como um problema de larga escala.

Tabela 5 – Resultados obtidos para o Problema 3, não utilizando a política de intensificação

Problema 3 - Sem Intensificação					
TLT	nbmax				
	50	100	200	500	1000
15	4638,15/1575,3	3949,75/1437,8	3100,18/1497,6	4209,61/1571,6	5463,6/1694,4
25	3187,07/1463,3	3452,11/1254,7	4015,24/1399,9	3858,4/1249,2	2614,06/984,3
50	4067,69/1646,8	2754,34/949,1	2750,92/993,7	2557,67/999,1	2083,74/973,9
75	3249,43/1501,2	2410,69/974,5	1805,02/804,9	2257,46/974,3	2143,23/847,5
100	2461,15/1101,9	3876,75/1158,4	2190,63/974,4	2029,23/994,5	2396,87/851,1

Tabela 6 – Resultados obtidos para o problema 3, utilizando a política de intensificação

Problema 3 - Com Intensificação					
TLT	nbmax				
	50	100	200	500	1000
15	3317,74/843,8	3070,13/718,6	2970,5/749,8	2653/713,2	2881,35/687,4
25	2446,87/765,1	2283,09/721,2	2150,06/727,1	2189,42/731,7	2160,77/668,3
50	2281,83/743,4	2013,63/724,3	1566,45/672,7	1526,51/667,9	1562,91/643,1
75	2234,77/739,5	1678,45/654,1	1314,08/586,2	1412,75/576,8	1302,37/621,7
100	2363,26/724,9	1836,29/627,7	1376,53/617,4	1308,41/623,5	1336,12/589,2

Pode ser visto nas Tabelas 5 e 6 a confirmação das análises das tabelas anteriores. Neste caso de aplicação em larga escala, utilizando a política de intensificação, o menor valor obtido para a função objetivo foi de 1298,57. Não utilizando a política de intensificação, o menor valor obtido para a função objetivo foi 1787,78. Portanto, com o uso da política de intensificação local foi obtida uma melhoria de 45,74% na qualidade da solução obtida. Para o Problema 1, o tempo computacional não utilizando a política de intensificação variou entre 15 e 45 segundos, enquanto que utilizando a política de intensificação, o tempo variou entre 25 e 60 segundos.

A seguir, busca-se analisar a influencia do uso ou não da política de intensificação local considerando a escala do problema e a variação do nbmax e do TLT. As Figuras 2 e 3, abaixo, apresentam gráficos de tendência mostrando a variação dos valores obtidos para a função objetivo, nas ordenadas, com base nos parâmetros aplicados nas Tabelas 1 e 2.

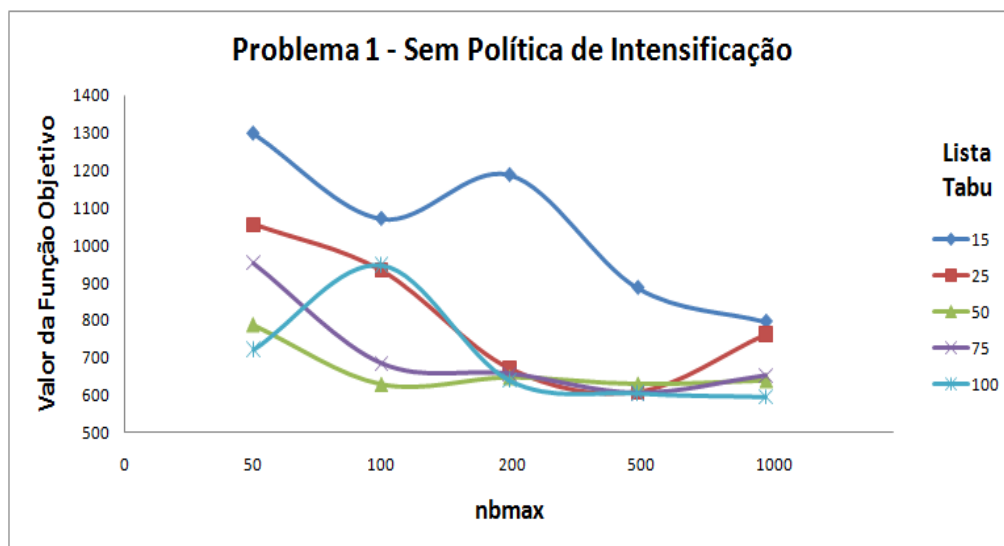


Figura 2 – Soluções obtidas com base na Tabela 1: Problema 1 sem uso de Política de Intensificação.

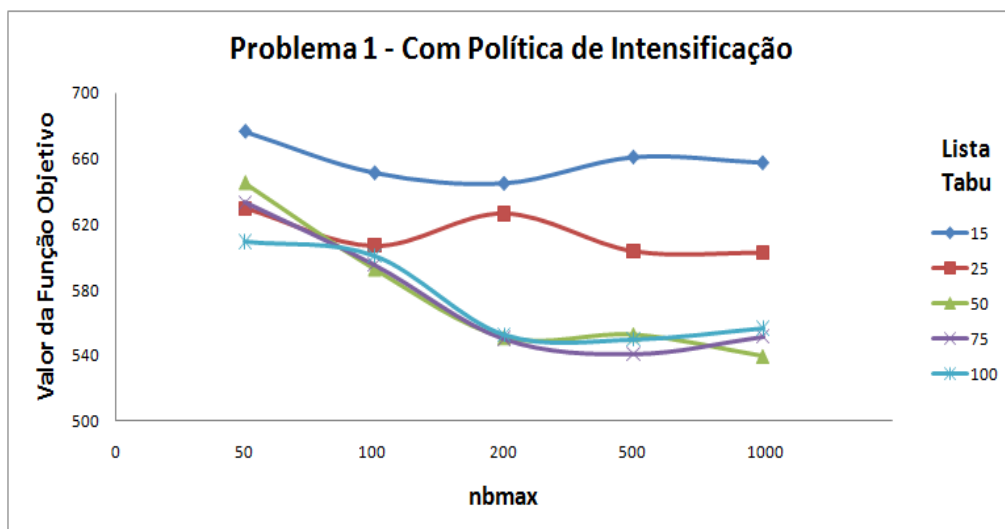


Figura 3 – Soluções obtidas com base na Tabela 2: Problema 1 com uso de Política de intensificação.

Analisando os gráficos, pode-se verificar que sem a aplicação da política de intensificação, os resultados obtidos apresentam pior convergência para soluções de melhor qualidade. Pela política de diversificação exercida pelo aumento dos valores do nbmax e do TLT a busca no espaço de soluções segue para zonas de soluções de baixa qualidade. Somando-se a utilização da política de intensificação local, observa-se uma busca no espaço mais habilidosa, com uma convergência mais rápida para soluções de boa qualidade.

A Figura 4, abaixo, mostra a comparação do percentual de melhora dos resultados obtidos, conforme os melhores valores das tabelas 1, 2, 3, 4, 5 e 6, com relação aos valores das soluções iniciais com e sem a aplicação da política de intensificação. O valor da solução inicial para o Problema 1 é de 2.351, para o Problema 2 é de 4.512,15 e para o Problema 3 é de 8.789,54.

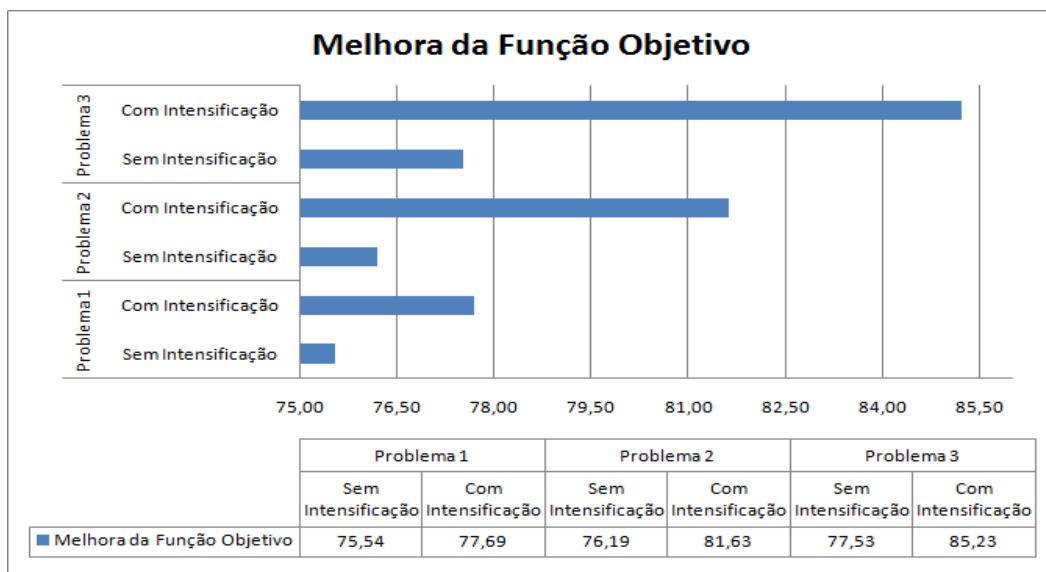


Figura 4 – Percentual de melhora da função objetivo.

Analisando a Figura 4, pode ser visto que soluções de melhor qualidade foram obtidas aplicando a política de intensificação. A Figura 5 mostra a evolução do processo de busca para o

Problema 1, variando a aplicação da política de intensificação com TLT 50 e com o máximo de 500 iterações (nbmax).

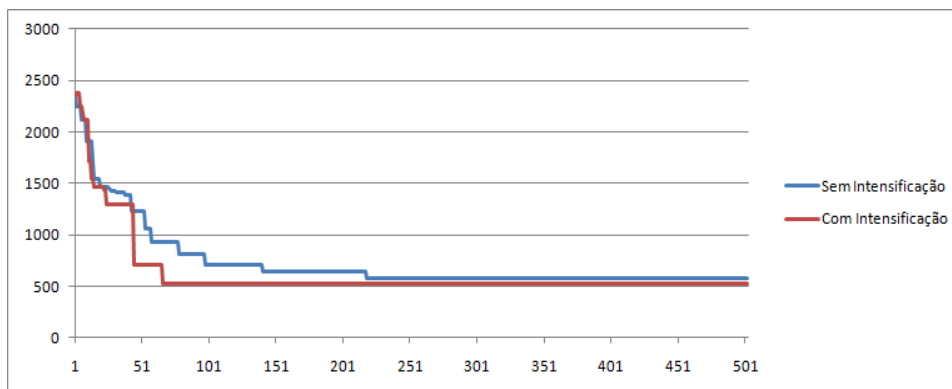


Figura 5 – Evolução do processo de busca.

Analisando a Figura 5 pode-se ver que a política de intensificação local foca a busca em áreas promissoras, chegando mais próximo e mais rapidamente aos ótimos locais. Por fim, a Tabela 7 mostra os melhores resultados obtidos para os Problemas 1, 2 e 3 (BT*) em comparação com os resultados encontrados na literatura.

Tabela 7 – Comparação de resultados obtidos com a literatura.

Artigo	Problema 1	Problema 2	Problema 3
BT*	524,61	828,72	1298,57
Xu e Kelly (1996)	524,61	826,14	1298,58
Toth e Vigo (2003)	524,61	828,56	1291,45
Barbarasolgu e Ozgur (1999)	524,61	828,72	1306,16
Gendreau et. al. (1994)	524,61	829,45	1322,65
Osman (1991)	524,61	835,00	1354,00
Osman (1993)	524,61	838,00	1334,55
Simas (2007)	525,42	837,79	1352,74
Christofides et. al. (1979)	534,00	851,00	1418,00
Pureza e França (1991)	536,00	851,00	-
Gillet e Miller (1974)	546,00	862,00	1389,00
Rego (1998)	557,86	832,04	1352,88
Mole e Jamenson (1976)	575,00	882,00	1545,00
Clarke e Wright (1964)	578,56	878,70	1540,00
Willard(1989)	588,00	906,00	-

6. Considerações Finais

Neste trabalho foi realizado um estudo da influencia dos parâmetros do tamanho da Lista Tabu (TLT) e do nbmax na BT aplicando e não aplicando uma política de intensificação local proposta ao Problema de Roteamento de Veículos Capacitado.

Considerando os experimentos, verifica-se que, tanto para problemas de pequena, média e larga escala, a utilização da política de intensificação local em conjunto com a política de diversificação de busca no espaço de soluções (aumento dos valores do nbmax e do TLT) permite obter soluções de melhor qualidade. Observa-se claramente que o uso da política de diversificação, pelo aumento dos valores no nbmax e do TLT, junto com uma política de intensificação de busca local, através do uso de soluções de elite, melhora a qualidade e a convergência das soluções obtidas. Procedimentos de intensificação tendem a melhorar a qualidade da solução, porém são computacionalmente custosos. Entretanto, nos experimentos realizados ocorreu uma sensível melhora na qualidade da solução, aplicando-se a política de intensificação, sem comprometer o tempo computacional.

Analisando as Figuras 2 e 3, verifica-se que quando não é aplicada a política de

intensificação, os resultados mostram o efeito da política de diversificação forçando a Busca Tabu para novas regiões no espaço de busca de soluções. Ao aplicar a política de intensificação, os resultados apresentam uma melhor qualidade e convergência, mostrando uma estratégia mais habilidosa de busca no espaço de soluções pela combinação das duas políticas.

Pode ser analisado, na Figura 4, que a melhoria proporcionada pelo uso da política de intensificação local pode ser relacionada ao número de vértices dos problemas, ou seja, a escala dos problemas; quanto maior o número de vértices, maior o percentual de melhora na qualidade das soluções obtidas comparando-se a BT rodando sem e com a política de intensificação local.

Por fim, ao se comparar os melhores resultados obtidos por este estudo com outros trabalhos na literatura, verificou-se que a ferramenta computacional desenvolvida neste trabalho (BT*) atingiu o melhor valor conhecido para aplicações dos Problemas 1 e 3. Nas aplicações, referentes ao problema 2 obteve-se o segundo melhor resultado, sendo superado por Xu e Kelly (1996). Estes resultados mostram a robustez do algoritmo desenvolvido.

Como trabalhos futuros busca-se analisar individualmente a influencia de diferentes estruturas de vizinhanças aplicadas ao Problema de Roteamento de Veículos, mensurando seus resultados, tanto nos problemas estudados, quando em outros problemas de menor e de maior escalas.

Referencias

- Baker, B. M. e Ayechew, M. A.** (2003), *A genetic algorithm for the vehicle routing problem*. *Computers and Operations Research*, v.30, p.787-800.
- Ballou, R. H.** (2006), *Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos – Planejamento, Organização e Logística Empresarial*, 5ª edição, Porto Alegre: Bookman.
- Barbarosoglu, G. e Ozgur, D.** (1999), *A tabu search algorithm for the vehicle routing problem*. *Computers and Operations Research*, v.26, p.255-270.
- Bartholdi Iii, J.J., Platzman, L.K., Lu, C.R. e Warden, W.W.** (1983), *A minimal technology routing system for meals on wheels*, *Interfaces* v.13, p.1-8.
- Bianchessi, N. e Righini, G.** (2007), *Heuristic algorithms for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery*, *Computer and Operations Research*, v.34, p.578-594.
- Bodin, L.D., Golden, B.L., Assad, A.A. e Ball, M.O.** (1983), *Routing and Scheduling of vehicles and crews: The State of the Art*, *Computers and Operations Research* v.10, p.69-211.
- Bolduc, M. C., Laporte, G., Renaud, J. e Boctor, F. F.** (2010), *A tabu search heuristic for the split delivery vehicle routing problem with production and demand calendars*, *European Journal of Operational Research*, v.202, p.122-130.
- Brandão, J.** (2006), *A new tabu search algorithm for the vehicle routing problem with backhauls*, *European Journal of Operations Research*, v.173, p.540-555.
- Breedam, A. V.** (1995), *Improvement heuristics for the Vehicle routing Problem based on Simulated Annealing*, *European Journal of Operational Research*, v.86, p.480-490.
- Breedam, A. V.** (2001), *Comparing descent heuristics and metaheuristics for the vehicle routing problem*, *Computer & Operations Research* v.28, p.289-215.
- Ceder, A. e Stern, H.I.** (1981), *Deficit Function Bus Scheduling with Deadheading trip insertion for fleet size reduction*, *Transportation Science* v.15, p.338-363.
- Chen, C. H. e Ting, C. J.** (2005), *A Hybrid Ant Colony System For Vehicle Routing Problem With Time Windows*, *Eastern Asia Society for Transportation Studies*, v.6, p. 2822-2836.
- Chen, C. H. e Ting, C. J.** (2009), *Applying Two-Stage Ant Colony Optimization to Solve the Large Scale Vehicle Routing Problem*, *Eastern Asia Society for Transportation Studies*, v.7, p.1-17.
- Christofides, N., Mingozzi, A., Toth, P.** (1981) Exact algorithms for the vehicle routing problem, based on spanning tree and shortest path relaxations. *Mathematical Programming*, v.20, p.255-282.
- Clarke, G. e Wright, J. W.** (1964), *Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points*, *Operations Research*, v.12, p.568-581.
- Cook, W. J., Cunningham, W. H., Pulleyblank, William R. e Schrijver, A.** (1998),

Combinatorial Optimization. Willey.

Cordeau, J-F., Gendreau, M., Laporte, G., Potvin, J.-Y. e Semet, F. (2002), *A guide to vehicle routing heuristics*, Journal of the Operational Research Society, v.53, p.512-522.

Dridi, I. H., Kammarti, R., Ksouri, M. eBorne P. (2010), *A Genetic Algorithm for the Multi-Pickup and Delivery Problem with time windows*, Information Control Problems in Manufacturing, v.13, p.1-17.

Franceschi, R. D., Fischetti, M. e Toth, P. (2006), *A new ILP-based refinement heuristic for Vehicle Routing Problems*, Mathematical Programming, v.105, p.471-499.

Geiger, M. (2008), *Genetic Algorithms for multiple objective vehicle routing*, Proceedings of the Metaheuristics International Conference, p.349-353.

Gendreau, M., Hertz, A. e Laporte, G. (1994), *A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem*,. Management Science v.40, p.1276-1290.

Gendreau, M., Laporte e G. Potvin, J. Y. (1999), *Metaheuristics for the vehicle routing problem*. Technical Report, Centre de Recherche sur les transports, Université de montreal.

Gillet, B. E. e Miller, L. R. (1974), *A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem*, Operations Research, v.22, p.240-349.

Glover, F. (1986) *Future paths for integer programming and links to artificial intelligence*, Computers and Operations Research v.1, p.533-549.

Glover, F. e Kochenberger, G. A. (2003), *Handbook of Metaheuristics*, Kluwer Academic Publishers.

Golden, B.L., Magnanti, T.L. e Nguyen, H.Q. (1977), *Implementing Vehicle Routing Algorithms*. Networks v.7, p.113-148.

Hu, X. B. e Di Paolo, E. (2007) *An Efficient Genetic Algorithm with Uniform Crossover for the Multi-Objective Airport Gate Assignment Problem*, Evolutionary Computation, p.55-62.

Iori, M., González, J. J. S. e Vigo, D. (2007), *An Exact Approach for the Vehicle Routing Problem with Two-Dimensional Loading Constraints*, Transportation Science, v.41, p.253-264.

Jiang, H. e Barnhart, C. (2009), *Dynamic Airline Scheduling*, Transportation Science, v.43, p. 336-354.

Kulcar, T. (1996), *Optimizing Solid Waste Collection in Brussels*, European Journal of Operational Research. v.90, p.71-77.

Kytöjoki, J., Nuortio, T., Braysy, O. e Gendreau, M. (2005), *An efficient variable neighborhood search heuristic for very large scale vehicle routing problems*, Computers and Operations Research.

Laporte, G. (1992), *The Vehicle Routing Problem: An overview of exact and approximate algorithms*, European Journal of operational Research v.59, p.345-458.

Laporte, G. (2009), *Fifty Years of Vehicle Routing*, Transportation Science. v43, p. 408-416.

Laporte, G. e Semet, F. (1998), *Classical Heuristics for the Vehicle Routing Problem*,. Les Cahiers du GERAD, G98-54, Group for Research in Decision Analysis, Montreal, Canada.

Liu, S. C. e Chung, C. H. (2009), *A heuristic method for the vehicle routing problem with backhauls and inventory*,. Journal of Intelligent Manufacturing, v.20, p.29-42.

Lysgaard, J., Letchford, A. N. e Eglese, R.W. (2004) *A new branch-and-cut algorithm for the capacitated vehicle routing problem*, Mathematical Programming, v.100, p.423-445.

Malmberg, C.J. e Simons, G.R. (1989), *Integrating logistical and Processing Functions through mathematical modeling*, Applied Mathematical Modelling v.13, n6, p.357-364.

Marinakis, Y. e Migdalas, A. (2002), *Heuristic Solutions of Vehicle Routing Problems in Supply Chain Management*, Combinatorial and Global Optimization, P.M. Pardalos et al. (ed.s), Scientific World, p. 205-235.

Mester, D. e Braysy, O. (2005), *Active-guided evolution strategies for large-scale capacitated vehicle routing problems*, Computers & Operations Research v.32, p.1593-1614.

Mole, R. H. e Jamenson, S. R. (1976), *A sequential route-building algorithm employing a generalized savings criterion*, Journal Chemical and Physical, v.27, p.503-511.

Montané, F. A. T. e Galvão, R. D. (2006), *A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service*, Computers and Operations Research,

v.33, p.595–619.

Nallusamy, R., Duraiswamy, K., Dhanalaksmi, R. e Parthiban, P. (2009), *Optimization of Multiple Vehicle Routing Problems Using Approximation Algorithms*, International Journal of Engineering Science and Technology, v.1, p.129-135.

Newton, R e Thomas, W. (1974), *Bus Routing in Multischoll System*, Computers and Operational Research, v.1, p.213-222.

Nowak, M., Ergun, O. e White, C. C. (2008), *Pickup and Delivery with Split Loads*, Transportation Science, v.42, p.32-43.

Osman, I.H. (1993), *Meta strategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem*, Annals of Operations Research, 41:421-451.

Osman, I.H. (1991), *Simulated annealing and tabu search algorithms for combinatorial optimization problems*, Ph.D Dissertation, The management School, Imperial College, London.

Perls, J. e Daskin, M.S. (1985), *A warehouse location-routing problem*, Transportation Research, v.19B, p.381-396.

Prins, C. (2004), *A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem*, Computers and Operations Research v.31, p.1985-2002.]

Pureza, V.M. e França, P.M. (1991), *Vehicle routing problems via tabu search metaheuristic*, Publication CRT-747, Centre de recherche sur les transports, Montreal.

Rego, C. (1998), *A sub path ejection method for the vehicle routing problem*, Management Science, v.44, p.1447-1459.

Rochat, Y. e Taillard, E.D. (1995), *Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing*, Journal of Heuristics, v.1, p.147-167.

Ropke, S. e Cordeau, J.F. (2009), *Branch and Cut and Price for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows*, Transportation Science, v.43, p.267-286.

Ropke, S. e Pisinger, D. (2006), *An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows*. Transportation Science, v.40, p. 455–472.

Simas, E.P.L. (2007), *Utilizando a Busca Tabu na Resolução do Problema de Roteamento de Veículos*, Dissertação de Mestrado, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo.

Tarantilis, C.D., Ioannou, G. e Prastacos, G. (2005), *Advanced vehicle routing algorithms for complex operations management problems*, Journal of Food Engineering, v.70, p.455-471.

Timlin, M.T. e Pulleyblank, W.R. (1990), *Procedence Constrained Routing and Helicopter Scheduling: Heuristic Design*, Departament of Combinatoric and Optimization University of Waterloo, N2L 3G1, Canadá.

Toth, P., e Vigo, D. (2003), *The granular tabu search and its application to the vehicle-routing problem*, INFORMS Journal on Computing, v.15, n.4, p.333-346.

Toth, P. e Vigo, D. (2002) *Models, relaxations and exact approaches for the capacitated vehicle routing problem*, Discrete Applied Mathematics v.123, p.487-512.

Vaidyanathan, B., Ahuja, R. K. e Orlin, J. B. (2008), *The Locomotive Routing Problem*, v.42, p. 492–507, 2008.

Willard J.A.G (1989), *Vehicle routing using r-optimal tabu search*, M.Sc Dissertation. The Management School, Imperial College, London.

Xu, J. e Kelly J. P. (1996), *A Network Flow-Based Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem*, Transportation Science, v.30, p.379-393.