

Problema do roteamento de veículos com janelas de tempo: Uma abordagem híbrida de melhoria de metaheurísticas já existentes baseada em buscas locais

André Luiz Moreira Dutra¹, Arthur de Brito Bonifácio²

¹Departamento de Ciência da Computação - Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha, Belo Horizonte - MG, 31270-901

Abstract. *This research project addresses the challenging Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW), aiming to efficiently coordinate a fleet of vehicles to serve customers within time windows while respecting capacity constraints and operational costs. The proposal introduces a hybrid approach, combining Simulated Annealing (SA) with Local Search, with experiments conducted on classic instances of VRPTW. Despite time constraints preventing both heuristics from achieving values close to the optimal cost, the analysis reveals that the proposed method did not consistently outperform the heuristic. The continuity of the research, with adjustments to parameters such as runtime, is suggested to explore new approaches and enhance the effectiveness in solving this logistical challenge, with a direct impact on operational efficiency and cost savings in the context of VRPTW.*

Resumo. *Este projeto de pesquisa aborda o desafiador Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo (VRPTW), visando coordenar eficientemente uma frota de veículos para atender clientes dentro de janelas de tempo, respeitando restrições de capacidade e custos operacionais. A proposta apresenta uma abordagem híbrida, combinando Simulated Annealing (SA) com Busca Local, com experimentos realizados em instâncias clássicas de VRPTW. Apesar de limitações temporais que impediram ambas as heurísticas de atingir valores próximos ao melhor custo, a análise revela que a proposta não superou consistentemente a heurística. A continuidade da pesquisa, com ajustes de parâmetros como o tempo de execução, é proposta para explorar novas abordagens e aprimorar a eficácia na resolução deste desafio logístico, com impacto direto na eficiência operacional e economia de custos no contexto do VRPTW.*

1. Introdução

A presente proposta visa abordar um desafio fundamental na área de logística e distribuição: o Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW), ou Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo. Em um mundo em constante movimento, as operações de entrega desempenham um papel crítico na satisfação do cliente e na eficiência operacional. Para contextualizar esse desafio, considere a complexidade logística associada a serviços de entrega prestados por organizações renomadas, como os Correios e a Loggi.

O VRPTW, nesse contexto, é um problema complexo e altamente relevante. Visa encontrar rotas ótimas para veículos, considerando restrições de tempo, capacidade de

carga e custos operacionais. Soluções eficazes para o VRPTW não apenas melhoram a eficiência logística, mas também têm um impacto direto na economia.

Nesta proposta, exploraremos as possibilidades de enfrentar esse desafio, buscando soluções inovadoras e eficazes para o VRPTW. Abordaremos aspectos como a otimização de rotas, a minimização de custos e a satisfação do cliente, buscando contribuir para o aprimoramento das operações de entrega.

1.1. Definição do Problema

O Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo (VRPTW) envolve a coordenação eficiente de uma frota de veículos homogêneos (representados como V) para atender a uma série de clientes (representados como C) de forma ótima. O cenário é representado por um grafo direcionado (G) que consiste em $|C| + 2$ vértices. Os clientes são numerados de 1 a n , enquanto os vértices 0 e $n + 1$ representam o depósito de saída e o depósito de retorno, respectivamente.

Assume-se que q, a_i, b_i, d_i, c_{ij} são números inteiros não negativos, enquanto t_{ij} é um número inteiro positivo. Além disso, é assumido que a desigualdade triangular é satisfeita tanto para c_{ij} quanto para t_{ij} . O modelo inclui dois conjuntos de variáveis de decisão, x_{ijk} e s_{ik} . A variável x_{ijk} é definida para cada arco (i, j) , onde $i \neq j$, e para cada veículo k , representando se o arco (i, j) é percorrido pelo veículo k ($x_{ijk} = 1$) ou não ($x_{ijk} = 0$). A variável s_{ik} é definida para cada vértice i e cada veículo k , representando o momento em que o veículo k começa a atender o cliente i . Se o veículo k não atende o cliente i , a variável s_{ik} não possui um significado.

O objetivo é projetar um conjunto de rotas de custo mínimo, uma para cada veículo, garantindo que cada cliente seja visitado exatamente uma vez. Cada rota deve iniciar no vértice 0 e terminar no vértice $n + 1$, ao mesmo tempo, em que se respeitam as restrições de janelas de tempo e capacidade.

$$\min \sum_{k \in V} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

sujeito a,

$$\sum_{k \in V} \sum_{j \in N} x_{ijk} = 1, \quad \forall i \in C \quad (2)$$

$$\sum_{i \in C} d_i \sum_{j \in N} x_{ijk} \leq q, \quad \forall k \in V \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0jk} = 1, \quad \forall k \in V \quad (4)$$

$$\sum_{j \in N} x_{i,n+1,k} = 1, \quad \forall k \in V \quad (5)$$

$$\sum_{i \in N} x_{ihk} - \sum_{j \in N} x_{hjk} = 0, \quad \forall h \in C, \forall k \quad (6)$$

$$s_{ik} + t_{ij} - K(1 - x_{ijk}) \leq x_{ijk}, \quad \forall i, j \in N, \forall k \in V \quad (7)$$

$$a_i \leq s_{ik} \leq b_i, \quad \forall i \in N, \forall k \in V \quad (8)$$

$$x_{ijk} \in 0, 1 \quad \forall i, j \in N, \forall k \in V \quad (9)$$

1.2. Classe de Complexidade

Em termos da classe de complexidade, o VRPTW é classificado como "NP Difícil" [Lenstra and Kan 1981]. Isso significa que, dada uma solução para o problema, você pode verificar em tempo polinomial se a solução é correta. No entanto, não se sabe se encontrar uma solução ótima (ou seja, a melhor solução possível) pode ser feito em tempo polinomial. Portanto, o VRPTW é considerado um problema de otimização difícil, e não se sabe se existe um algoritmo eficiente para resolvê-lo em todos os casos.

Esta classificação indica que o VRPTW pertence a uma classe de problemas conhecida por sua complexidade e que a busca por soluções ótimas pode ser um desafio computacional considerável, especialmente quando o número de clientes e as restrições aumentam. Como resultado, várias técnicas heurísticas e metaheurísticas são frequentemente empregadas para abordar eficazmente o VRPTW, na prática.

1.3. Problemas Semelhantes

Problema do Caixeiro Viajante (TSP - Traveling Salesman Problem): O TSP é um problema fundamental de otimização combinatória no qual um caixeiro viajante deve encontrar a rota mais curta que visita cada cidade uma única vez e retorna à cidade de origem. O VRPTW pode ser visto como uma extensão do TSP, onde os veículos devem atender a clientes com janelas de tempo e restrições de capacidade.

Problema de Roteamento de Veículos (VRP - Vehicle Routing Problem): O VRP é um problema irmão do VRPTW, onde o objetivo é otimizar as rotas dos veículos para atender a um conjunto de clientes, mas sem considerar as janelas de tempo. O VRPTW adiciona a complexidade de janelas de tempo, o que o torna mais desafiador.

Problema de Roteamento de Veículos com Coleta e Entrega (VRP with Pickup and Delivery): Neste problema, veículos devem coletar mercadorias de locais de coleta e entregá-las em locais de entrega. Isso adiciona uma dimensão de emparelhamento entre coletas e entregas, tornando-o mais complexo que o VRP clássico.

Problema de Roteamento de Veículos com Frota Mista (MFVRP - Mixed Fleet Vehicle Routing Problem): Este problema envolve diferentes tipos de veículos (por exemplo, caminhões e carros) e visa otimizar as rotas, levando em consideração suas capacidades e características específicas. O VRPTW pode ser estendido para incorporar uma frota mista.

1.4. Motivação

O Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW) assume uma posição de destaque na logística moderna, desempenhando um papel essencial na resolução de desafios práticos relacionados à entrega de produtos, um componente crítico para inúmeras empresas e organizações. Empresas de entrega, serviços de transporte, varejistas e até mesmo operadores de serviços públicos dependem intrinsecamente de rotas eficientes para otimizar suas operações.

A relevância do VRPTW transcende a simples eficiência operacional, alcançando uma redução significativa nos custos operacionais. Ao otimizar a atribuição de veículos e rotas, o VRPTW contribui para a redução do consumo de combustível, diminuição do desgaste de veículos e economia nos custos de mão de obra. Essa otimização traduz-se

diretamente em economias substanciais para as empresas, consolidando o VRPTW como um problema crítico no contexto da eficiência operacional.

Além de sua importância econômica, o VRPTW representa um desafio científico e tecnológico, envolvendo complexidades computacionais que estimulam a pesquisa e o desenvolvimento de algoritmos de otimização avançados. A resolução eficaz do VRPTW requer uma combinação equilibrada de técnicas matemáticas e heurísticas, destacando-se como um campo fértil para inovações em software e tecnologias de rastreamento em tempo real, como o GPS.

Assim, estudar o VRPTW não é apenas imperativo para melhorar a eficiência operacional e reduzir custos; é também essencial para impulsionar a inovação tecnológica. Este problema desempenha um papel central em atender às crescentes demandas por serviços de entrega eficientes e sustentáveis em escala global, tornando-se um componente fundamental para o aprimoramento da logística de entrega de produtos em todo o mundo.

1.5. Objetivos

O objetivo principal deste projeto é abordar o Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo (VRPTW) de forma eficaz, aplicando técnicas de otimização baseadas em metaheurísticas. Especificamente, os principais objetivos são os seguintes:

Implementação do Simulated Annealing com Busca Local (SA + LS): Implementar o Simulated Annealing, desenvolver e implementar uma versão aprimorada do algoritmo, que combina o Simulated Annealing com uma Busca Local. Essa abordagem visa melhorar a qualidade das soluções, explorando soluções próximas de maneira mais intensiva.

Comparação de Desempenho: Realizar experimentos computacionais abrangentes com ambas as abordagens (SA e SA + LS). Os experimentos incluirão a execução do Simulated Annealing por um período específico e, em seguida, a comparação do desempenho executando o Simulated Annealing por 80% do tempo e a Busca Local por 20% do tempo. O objetivo é avaliar a eficácia de ambas as estratégias em termos de qualidade da solução e tempo de execução.

Avaliação de Resultados: Avaliar e comparar as soluções obtidas em termos de métricas relevantes, como o custo total das rotas, o atendimento das janelas de tempo, o número de veículos utilizados e outras métricas específicas do VRPTW.

1.6. Justificativa

A justificativa para este projeto é ancorada na necessidade de aprimorar uma metaheurística já estabelecida, o Simulated Annealing (SA), e explorar uma estratégia híbrida inovadora, SA + Busca Local (LS). A motivação para essa abordagem reside na busca por soluções de alta qualidade para o Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo (VRPTW). O SA é conhecido por sua capacidade de escapar de mínimos locais, enquanto a Busca Local é eficaz no refinamento de soluções próximas do ótimo.

A combinação dessas técnicas, com a substituição de parte do tempo de execução do SA por LS, visa aprimorar o desempenho da metaheurística. A justificativa é reforçada

pela necessidade de comparar objetivamente o desempenho do SA tradicional com a estratégia SA + LS, a fim de identificar situações em que a abordagem híbrida se destaca. A pesquisa visa contribuir tanto para a otimização combinatória quanto para a eficiência operacional da logística de entrega de produtos, com implicações práticas significativas.

1.7. Roteiro

Neste trabalho, descrevemos em detalhes o nosso projeto de pesquisa, apresentando o problema abordado, a solução proposta e especificações claras de como e quando cada experimento será executado. Desse modo, o trabalho está organizado da seguinte maneira: na seção 2 abordamos trabalhos relacionados, apresentando outras soluções já presentes na literatura para o problema abordado no projeto. Na seção 3, a metodologia é especificada, detalhando cada etapa de execução do projeto e os experimentos a serem realizados. Na seção 4 são apresentados os resultados alcançados pela execução dos experimentos. Finalmente, na seção 5, concluímos o artigo com uma análise crítica dos objetivos alcançados, discutindo as implicações dos resultados e delineando possíveis direções futuras para a pesquisa.

2. Trabalhos Relacionados

Nesta seção, serão abordados trabalhos relacionados à solução proposta neste trabalho. Seleccionamos como escopo trabalhos que propõem heurísticas híbridas, combinando uma metaheurística e uma busca local para problemas arbitrários, trabalhos que propõem heurísticas e metaheurísticas clássicas para a solução do VRPTW, trabalhos que propõem heurísticas híbridas para a solução do VRPTW e trabalhos que propõem soluções baseadas em Simulated Annealing para o VRPTW. Muitas das categorias do escopo acima não tinham nenhum artigo tratando do VRPTW em si, apenas outras variações do VRP, os quais foram mencionados.

Em [Wang et al. 2008], Wang e colaboradores apresentam uma solução para o problema de docking molecular baseada em uma adaptação da metaheurística de algoritmos genéticos denominada Algoritmo Genético Lamarckiano. De maneira semelhante à proposta deste trabalho, o artigo sugere uma melhoria da metaheurística de algoritmos genéticos adicionando buscas locais, que o artigo denomina conceitualmente de Inversões Lamarckianas em referência ao modelo evolutivo de Jean-Baptist de Lamarck. Além de o artigo concluir que o Algoritmo Genético Lamarckiano gera soluções tão boas quanto, além de mais estáveis e confiáveis que as de outras duas abordagens estado-da-arte até o momento para o problema, a solução baseada no algoritmo genético com buscas locais proposta no artigo constitui a atual ferramenta mais confiável e precisa de solução de dockings moleculares disponível, o Autodock4 [Morris et al. 2009].

Em [El-Sherbeny 2010], El-Sherbeny realiza uma revisão das principais abordagens utilizadas ao longo dos últimos 20 anos desde a publicação para a solução do VRPTW. Dentre as abordagens que apresentam melhores resultados, El-Sherbeny identifica as abordagens híbridas como o conjunto mais promissor de técnicas de solução ao VRPTW. Com relação ao Simulated Annealing, El-Sherbeny atesta que o sucesso do método para instâncias maiores pode ocorrer a custo de alto poder computacional em relação a outras metaheurísticas. Isto sugere que, dado um tempo limitado de execução, a proposta deste trabalho pode ser promissora em alcançar soluções melhores migrando para uma heurística menos intensiva computacionalmente que o SA.

Em [Chiang and Russell 1996], Chiang e Russel sugerem três métodos baseados em Simulated Annealing para o VRPTW. Os resultados apontam que os três métodos geraram soluções que se comparam às de outras metaheurísticas já utilizadas até o momento, com cada método tendo um melhor desempenho para diferentes quantidades de rotas. Concluiu-se que as metaheurísticas de Simulated Annealing apresentaram resultados tão bons quanto os registrados até o momento, tendo alto potencial de uso na abordagem de problemas baseados no VRPTW.

As soluções híbridas usando o Simulated Annealing propostas para o VRPTW até o momento são quase inexistentes e, geralmente, se baseiam em paradigmas como o utilizado em [Tavakkoli-Moghaddam et al. 2006], que se propõe a resolver o CVRP utilizando Simulated Annealing, porém realizando a geração da solução inicial usando a heurística construtiva do vizinho mais próximo.

3. Metodologia

Esta seção descreve a metodologia adotada para abordar o VRPTW. Dividiremos a discussão em três partes: a heurística de controle baseada em Simulated Annealing (SA), a heurística proposta que combina a execução da heurística de controle com uma busca local subsequente e o planejamento dos experimentos.

3.1. Heurística de Controle

A heurística usada como controle é baseada na metaheurística do Simulated Annealing para a abordagem do VRPTW, conforme definida por Chiang e Russel. [Chiang and Russell 1996]. O Simulated Annealing é uma metaheurística de busca em espaço de soluções baseada no comportamento molecular de sólidos metálicos. A metaheurística consiste em um caminharmento semi-aleatório no espaço de soluções, onde, a partir de uma solução inicial, uma solução aleatória da vizinhança é escolhida. A escolha de transitar para a solução vizinha é unânime, caso ela tenha menor custo, e probabilística, caso seu custo seja maior, com uma probabilidade de transição que diminui quanto mais iterações da metaheurística ocorrem [Talbi 2009].

A execução da metaheurística para um problema específico requer a definição de uma solução inicial e de uma função de vizinhança para as soluções. No caso da solução inicial, faremos a geração de uma solução aleatória que seja válida para a instância abordada do problema do VRPTW. Já para a vizinhança, foi utilizada a Or-opt. A vizinhança Or-opt, consiste em selecionar um trecho contínuo de uma rota p , removê-lo e inseri-lo em outra seção da mesma rota p . A Or-opt foi escolhida por ser semelhante à 3-opt, mas com uma vizinhança menor. Além disso, ela é levemente menos propícia à inversão de rotas, manobra com alto potencial de violar as time windows. Por fim, foi utilizado um limite de tempo para o loop, ao invés de um limite padrão de iterações, devido ao contexto de limitação de tempo do problema abordado.

No pseudocódigo 1, na linha 1 iniciamos a solução aleatoriamente, selecionando k veículos aleatórios e distribuindo aleatoriamente os clientes nos caminhos de cada veículo. Iniciamos a temperatura máxima do SA na linha 2 e entramos no loop do SA na linha 3. Observe que o loop termina quando o tempo estipulado em segundos excede, conforme a linha 13. Dentro do loop, selecionamos um vizinho aleatório, calculamos a diferença entre o seu custo e o atual e realizamos a transição do SA, que consiste em escolher o vizinho

se seu custo for menor (linha 7) ou, se seu custo for maior, escolhê-lo com probabilidade $e^{-\frac{\Delta}{T}}$ (linha 10). A cada iteração do loop, realizamos o resfriamento conforme a linha 12.

Algorithm 1 SIMULATED_ANNEALING($T_{max}, r, time_limit$)

```

1:  $S \leftarrow$  random solution
2:  $T \leftarrow T_{max}$ 
3: repeat
4:    $S' \leftarrow$  random solution in Neighborhood( $S$ )
5:    $\Delta \leftarrow Cost(S') - Cost(S)$ 
6:   if  $\Delta \leq 0$  then
7:      $S \leftarrow S'$ 
8:   end if
9:   if  $\Delta > 0$  then
10:     $S \leftarrow S'$  with probability  $e^{-\frac{\Delta}{T}}$ 
11:   end if
12:    $T \leftarrow r \cdot T$ 
13: until time.limit exceeds
14: return  $S$ 

```

3.2. Heurística Proposta

A heurística se baseia na ideia de que o Simulated Annealing possui em si um fator de aleatoriedade decrescente, representado pela temperatura, como forma de, inicialmente, fugir de mínimos locais. Desse modo, o SA, em seus estágios finais, se comportaria essencialmente como uma busca local, com uma probabilidade residual de transição para soluções piores representada pela baixa temperatura. Assim, temos como hipótese que parar o SA aos 80% de sua execução original e executar uma busca local a partir da solução do SA pelos 20% de tempo de execução restantes eliminaria essa chance residual da temperatura de piorar a solução, levando ao alcance de uma solução mais próxima do ótimo local do que apenas executando o SA pelos 20% de tempo restantes.

A busca local que propomos se baseia em um paradigma de Hill Climbing simples: dada uma solução inicial, selecionar a melhor solução da vizinhança e, caso o custo do melhor vizinho seja melhor que o custo da solução atual, caminhar até o vizinho. Se a vizinhança da solução for vazia ou a solução atual for melhor, ou igual que a do melhor vizinho, a busca é terminada e a solução obtida é encontrada [Talbi 2009]. Conforme a hipótese, utilizamos a mesma vizinhança que a heurística proposta tanto para o SA quanto para a busca local: a Or-opt. De modo semelhante à heurística de controle, o critério de parada do loop da busca local também é um limite de tempo, correspondente aos 20% de tempo finais do tempo total de execução.

No pseudocódigo 2, iniciamos de maneira semelhante à heurística de controle, com a inicialização de uma solução aleatória na linha 1 e a temperatura inicial na linha 2. Estipulamos então os tempos limites do SA e da busca local nas linhas 3 e 4. Das linhas 5 a 15, executamos exatamente o mesmo loop da heurística de controle. Já das linhas 16 a 25, executamos o loop de busca local, que consiste em, a partir da solução obtida no loop anterior, calcular sua vizinhança, escolher o vizinho de menor custo e, caso seu custo seja menor que o da solução atual, torná-lo a nova solução. O loop termina se não houver

vizinhos (linha 17), se nenhum dos vizinhos tiver solução menor que a atual (linha 21) ou se o tempo limite for excedido (linha 25), retornando a solução ao final.

Algorithm 2 SA_LOCAL_SEARCH($T_{max}, r, time_limit, time_proportion$)

```

1:  $S \leftarrow$  random solution
2:  $T \leftarrow T_{max}$ 
3:  $sa\_time\_limit \leftarrow time\_limit \times time\_proportion$ 
4:  $ls\_time\_limit \leftarrow time\_limit - sa\_time\_limit$ 
5: repeat
6:    $S' \leftarrow$  random solution in Neighborhood( $S$ )
7:    $\Delta \leftarrow Cost(S') - Cost(S)$ 
8:   if  $\Delta \leq 0$  then
9:      $S \leftarrow S'$ 
10:  end if
11:  if  $\Delta > 0$  then
12:     $S \leftarrow S'$  with probability  $e^{-\frac{\Delta}{T}}$ 
13:  end if
14:   $T \leftarrow r \cdot T$ 
15: until  $sa\_time\_limit$  exceeds
16: repeat
17:   if Neighborhood( $S$ ) =  $\emptyset$  then
18:     break
19:   end if
20:    $S' \leftarrow$  solution of smallest cost in Neighborhood( $S$ )
21:   if  $Cost(S') \geq Cost(S)$  then
22:     break
23:   end if
24:    $S \leftarrow S'$ 
25: until  $ls\_time\_limit$  exceeds
26: return  $S$ 

```

3.3. Execução dos Experimentos

Esta seção detalha cada etapa da pesquisa em relação à execução dos experimentos, bem como decisões tomadas sobre aspectos teóricos e práticos envolvidos nestes experimentos. O conjunto de amostras utilizadas para o ajuste de parâmetros e a execução dos experimentos se constituiu de uma amostra de 30 instâncias do Solomon Benchmark [Solomon 1987], um conjunto clássico de instâncias euclidianas do VRPTW disponibilizado publicamente pela Puc-Rio [Lima et al.].

Das 30 instâncias escolhidas, 10 foram utilizadas também para calibrar os parâmetros das heurísticas utilizadas. Com a calibragem inicial, selecionamos como vizinhança a ser utilizada a Or-opt, conforme mencionado na metodologia, devido a sua maior robustez a manter as janelas de tempo que outras vizinhanças, gerando maior probabilidade de u vizinho válido ser escolhido. O tempo limite de execução de cada instância foi selecionado como 20 minutos, pois tempos muito maiores tornavam os últimos 20% de tempo de execução pouco relevantes para a solução final, e tempos menores tiveram custos finais muito semelhantes à média dos custos de soluções aleatórias.

	control_cost	proposed_cost	best_cost		control_cost	proposed_cost	best_cost
C101	2546.4	2803.3	827.3	C207	2238.5	2316.4	585.8
C102	2468.1	2426.8	827.3	C208	2420.4	2534.0	585.8
C103	2367.7	2527.9	826.3	R101	2598.7	2548.4	1637.7
C104	2237.0	2277.6	822.9	R102	2480.0	2562.0	1466.6
C105	2508.4	2522.9	827.3	R103	2294.7	2388.0	1208.7
C106	2567.7	2655.8	827.3	R104	2256.4	2401.0	971.5
C107	2480.5	2647.3	827.3	R105	2529.3	2576.1	1355.3
C108	2346.8	2432.2	827.3	R106	2283.1	2271.3	1234.6
C109	2359.2	2349.6	827.3	R107	2227.7	2442.0	1064.6
C201	2227.2	2455.4	589.1	R108	2188.1	2276.1	932.1
C202	2417.2	2467.4	589.1	R109	2229.3	2324.0	1146.9
C203	2282.7	2479.5	588.7	R110	2256.4	2234.3	1068.0
C204	2395.6	2592.3	588.1	R111	2163.7	2214.9	1048.7
C205	2377.9	2575.9	586.4	R112	2128.2	2224.3	948.6
C206	2214.0	2451.3	586.0	R201	2479.0	2502.9	1143.2

(a) Instâncias 1-15

(b) Instâncias 16-30

Figura 1. Custo final médio de 10 execuções das heurísticas de controle e proposta para 30 instâncias do benchmark Solomon

Em seguida, ajustamos os parâmetros do Simulated Annealing (temperatura máxima e taxa de resfriamento) e a proporção de tempo entre SA e busca local. A proporção foi mantida como 80% SA e 20% busca local, uma vez que proporções maiores apresentaram resultados significativamente piores com os demais parâmetros e proporções menores aproximou muito as soluções da heurística proposta e da de controle. Os parâmetros do SA foram definidos como 5000 para a temperatura inicial e taxa de resfriamento de 0.9999, pois foram os parâmetros que melhor se adequaram ao tempo de 20 minutos estipulados.

No experimento final, cada uma das 30 instâncias definidas foi submetida a 10 iterações utilizando tanto a heurística de controle quanto a heurística proposta, com os parâmetros ajustados previamente. Durante essas iterações, o custo final de ambas as heurísticas foi coletado para as 30 instâncias da amostra selecionada do benchmark Solomon. Os resultados médios de cada instância foram coletados e organizados em uma representação tabular.

4. Resultados

A figura 1 apresenta uma tabela contendo os custos finais médios obtidos após 10 execuções de ambas as heurísticas para 30 instâncias do benchmark Solomon. Também é apresentado como comparativo o custo da solução ótima da instância, também fornecido pelo benchmark.

Inicialmente, é evidente que tanto a heurística de controle quanto a heurística proposta apresentaram custos muito acima do custo da solução ótima de cada instância. Ambas apresentaram custos cerca de 4 a 5 vezes maior que o custo da solução ótima para uma mesma instância. Isso muito provavelmente se dá pelo tempo limitado a 20 minutos de execução de ambas, que provavelmente foi insuficiente para alcançar resultados significativos na solução das instâncias, independente da tentativa de melhoria feita na heurística proposta. Este resultado é corroborado por [El-Sherbeny 2010], que afirma que o alto desempenho de lagorismos baseados em Simulated Annealing depende de alto

poder computacional, o que, neste contexto, equivale a alto tempo de execução.

Comparando ambas as heurísticas, a heurística proposta não apresentou um melhor desempenho que a heurística de controle na maioria das instâncias, com exceção das instâncias C102, C109, R101, e R106. No entanto, ela apresentou resultados muito semelhantes, com a heurística proposta apresentando custo médio no máximo 10% mais alto que o custo da heurística proposta em todas as demais instâncias. Isso pode ser um indicativo de que a diferença de resultados se deva não a um desempenho objetivamente pior da heurística proposta, e sim ao fator inerentemente aleatório do Simulated Annealing, presente em ambas as heurísticas. Por outro lado, a vizinhança extensa utilizada pode ter sido um fator limitante na heurística proposta em relação à heurística de controle, uma vez que a busca local requer que todos os vizinhos de uma instância sejam acessados.

5. Conclusão

Devido ao tempo limitado de execução, ambas heurísticas não alcançaram valores muito próximos do melhor custo. Vimos que a proposta de melhoria não proporcionou resultados em média melhores que a heurística, embora a variância entre os resultados das heurísticas tenha sido baixa. Mesmo assim, tais resultados não inviabilizam a continuidade da pesquisa, visto que a baixa variância é um indicativo de que a diferença entre os resultados pode ser oriunda do fator de aleatoriedade do Simulated Annealing e novos parâmetros de pesquisa como o tempo de execução podem ser alterados a fim de explorar novos caminhos.

Referências

- Chiang, W. and Russell, R. A. (1996). Simulated annealing metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows. *Annals of Operations Research*, 63(1):3–27.
- El-Sherbeny, N. A. (2010). Vehicle routing with time windows: An overview of exact, heuristic and metaheuristic methods. *Journal of King Saud University - Science*, 22(3):123–131.
- Lenstra, J. K. and Kan, A. H. G. R. (1981). Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, 11(2):221–227.
- Lima, I., Oliveira, D., and Queiroga, E. CVRPLIB - All Instances. [accessed on Oct 26].
- Morris, G. M., Huey, R., Lindstrom, W. M., et al. (2009). Autodock4 and autodocktools4: Automated docking with selective receptor flexibility. *Journal of Computational Chemistry*, 30(16):2785–2791.
- Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations Research*, 35(2):254–265.
- Talbi, E.-G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation*.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Safaei, N., and Gholipour, Y. (2006). A hybrid simulated annealing for capacitated vehicle routing problems with the independent route length. *Applied Mathematics and Computation*, 176(2):445–454.
- Wang, L., Weng, Z.-J., Liang, Y., et al. (2008). Design and implementation of parallel lamarckian genetic algorithm for automated docking of molecules. In *2008 10th IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications*.