



PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Shamara Alves Cordeiro

Otimização do Itinerário de Linhas de Ônibus: Roteirização e Alocação de Recursos

Monografia de Conclusão de Curso

Monografia apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Business Intelligence da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do título de Especialista em Business Intelligence.

Orientadores: Ana Carolina Alves Abreu
Rafael Lima de Oliveira



Rio de Janeiro
Julho de 2017

A Deus toda honra e glória.
Ao meu esposo, irmãos e amigos.
Aos meus pais por toda criação e educação.

Agradecimentos

A Deus, pela saúde, força e sabedoria.

Aos meus orientadores, Ana Carolina Alves Abreu e Rafael Lima de Oliveira, meu sincero agradecimento, pela extrema competência, dedicação, paciência e conhecimento compartilhado.

Ao professor e coordenador, Marco Aurélio C. Pacheco, pelo apoio.

Aos meus colegas do curso, por suas valiosas contribuições e importantes dicas.

Ao meu esposo, Rafael Lima de Oliveira, que de forma especial e carinhosa me deu força, coragem e incentivo nos momentos de dificuldades.

Aos meus familiares pelo carinho e compreensão nos momentos de minha ausência.

A minha sincera gratidão a todos que de forma direta ou indireta contribuíram para a conclusão deste trabalho.

*“Tantas vezes pensamos ter chegado,
Tantas vezes é preciso ir além...”*

Fernando Pessoa.

Resumo

Cordeiro, Shamara Alves; Abreu, Ana Carolina Alves; Oliveira, Rafael Lima. **Otimização do Itinerário de Linhas de Ônibus: Roteirização e Alocação de Recursos**. Rio de Janeiro, 2017. Monografia – Programa de Pós-Graduação em Business Intelligence, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Este trabalho apresenta um modelo de solução computacional de otimização, utilizando algoritmos genéticos baseados em ordem, para solucionar um problema de roteirização e alocação de veículos no transporte público rodoviário. O desenvolvimento deste trabalho foi motivado pelo sucesso dos algoritmos genéticos em solucionar problemas complexos em diversas áreas e na necessidade de redução dos custos operacionais e de ofertar um serviço de maior qualidade aos usuários do transporte público rodoviário. Os resultados alcançados pelo modelo de solução desenvolvido foram satisfatórios, atendendo a todos os pontos de embarque e desembarque de passageiros e apresentando uma redução de custo operacional total e do tempo de espera por um veículo.

Palavras-chave

Inteligência Computacional; Computação Evolutiva; Algoritmos Genéticos; Roteirização e Alocação de Recursos.

Sumário

| | |
|--|----|
| 1 Introdução | 11 |
| 1.1 Contexto Geral | 11 |
| 1.2 Motivações | 12 |
| 1.3 Objetivos | 14 |
| 1.4 Contribuições | 15 |
| 1.5 Organização da Monografia | 16 |
| | |
| 2 Fundamentação Teórica | 13 |
| 2.1 Roteirização de Veículos | 13 |
| 2.2 Aplicações de Roteirização de Veículos | 15 |
| 2.3 Algoritmo Genético | 16 |
| | |
| 3 Modelo de Solução | 25 |
| 3.1 Introdução | 25 |
| 3.2 Caracterização do Problema | 25 |
| 3.3 Modelagem do Problema | 26 |
| 3.4 Implementação do Modelo de Solução | 33 |
| | |
| 4 Estudo de Casos | 42 |
| 4.1 Descrição do Cenário de Estudo | 42 |
| 4.2 Estudo de Caso I: Visão da Empresa | 44 |
| 4.3 Estudo de Caso II: Visão do Usuário | 54 |
| | |
| 5 Conclusões e Trabalhos Futuros | 58 |
| | |
| Referências Bibliográficas | 60 |

Lista de Figuras

| | |
|--|----|
| Figura 2.1: Roteirização de veículos | 13 |
| Figura 2.2: Ilustração de população contendo 3 indivíduos | 18 |
| Figura 2.3: Etapas de um Algoritmo Genético | 19 |
| Figura 2.4: Exemplo de seleção por roleta | 21 |
| Figura 2.5: Operador de cruzamento de um ponto de corte | 22 |
| Figura 2.6: Operador de mutação | 22 |
| Figura 3.1: Representação de um indivíduo contendo um cromossomo com m genes | 27 |
| Figura 3.2: Codificação representando duas rotas | 29 |
| Figura 3.3: Codificação representando três rotas | 30 |
| Figura 3.4: Exemplo de cromossomo da segunda fase de otimização | 32 |
| Figura 3.5: Planilha para planejamento de rotas | 35 |
| Figura 3.6: Planilha para cálculo do custo variável por rota | 36 |
| Figura 3.7: Planilha auxiliar com definição de parâmetros para primeira fase | 36 |
| Figura 3.8: Planilha para alocação de recursos | 37 |
| Figura 3.9: Planilha auxiliar com definição de parâmetros para segunda fase | 38 |
| Figura 3.10: Janela de definição do modelo no Evolver para a primeira fase da otimização | 39 |
| Figura 3.11: Janela de definição do modelo no Evolver para a segunda fase da otimização | 41 |
| Figura 4.1: Distribuição dos pontos de embarque e desembarque de passageiros | 44 |
| Figura 4.2: Gráfico de evolução do experimento 2 do estudo de caso I | 46 |
| Figura 4.3: Gráfico de evolução do experimento 11 do estudo de caso I | 47 |
| Figura 4.4: Gráfico de evolução do experimento 12 do estudo de caso I | 47 |

| | |
|---|----|
| Figura 4.5: Gráfico comparativo das melhores soluções do estudo de caso I | 48 |
| Figura 4.6: Rotas 1 até 6 obtidas no estudo de caso I | 50 |
| Figura 4.7: Rotas 7 até 12 obtidas no estudo de caso I | 50 |
| Figura 4.8: Gráfico de evolução do melhor experimento da segunda fase do estudo de caso I | 51 |
| Figura 4.9: Comparativo entre solução inicial e otimização primeira e segunda fases do estudo de caso I | 53 |
| Figura 4.10: Gráfico de evolução do melhor experimento da segunda fase do estudo de caso II | 57 |

Lista de Tabelas

| | |
|--|----|
| Tabela 4.1: Configurações do Evolver para o estudo de caso I | 45 |
| Tabela 4.2: Resultados para os 10 primeiros experimentos do estudo de caso I | 45 |
| Tabela 4.3: Resultado das melhores soluções para o estudo de caso I | 48 |
| Tabela 4.4: Comparativo do tempo de viagem entre as soluções do estudo de caso I | 49 |
| Tabela 4.5: Semente inicial para a segunda fase da otimização do estudo de caso I | 51 |
| Tabela 4.6: Resultado para a segunda fase da otimização do estudo de caso I | 52 |
| Tabela 4.7: Melhores resultados para primeira fase do estudo de caso I | 55 |
| Tabela 4.8: Comparativo do tempo de viagem entre as soluções do estudo de caso II | 55 |
| Tabela 4.9: Semente inicial para a segunda fase da otimização do estudo de caso II | 56 |
| Tabela 4.10: Resultado para a segunda fase da otimização do estudo de caso II | 57 |

1 Introdução

1.1 Contexto Geral

Segundo [17] a roteirização de veículos abrange vários problemas de logística de transportes que diz respeito ao uso adequado de frotas de veículos, incluindo transporte de mercadorias, bens ou passageiros. De acordo com [15] os brasileiros estão mais dispostos a viajar de ônibus e a intenção de fazer uma viagem utilizando esse tipo de transporte passou de 8%, em 2010, para 14%, em 2015. Segundo [15] os ônibus têm sido, crescentemente, a opção tanto para viagens curtas quanto para mais distantes.

O transporte público rodoviário é o responsável pela maior parcela da mobilidade dentro dos centros urbanos. Por isso, é importante a realização de um planejamento adequado das rotas de cada linha, assim como, da alocação dos veículos, de modo a oferecer um serviço de qualidade aos usuários. Contudo, o problema de roteirização e alocação de veículos se traduz em um problema complexo do tipo “*NP-Hard*” e encontrar uma solução que reduza os custos operacionais e ainda permita oferecer um serviço de qualidade não é uma tarefa simples.

Nesse sentido, este trabalho pretende aplicar técnicas de inteligência computacional para auxiliar o especialista na tomada de decisão gerencial no processo de roteirização e alocação de veículos no transporte público rodoviários.

1.2 Motivações

Motivada pelo sucesso apresentado pelos algoritmos genéticos, na literatura, em solucionar problemas complexos em diversas áreas e sua facilidade de modelagem, além da, necessidade de um replanejamento de rotas de veículos de transporte públicos, ou seja, linhas de ônibus, conforme apresentado em [14][20][21], busca-se, neste trabalho, desenvolver uma definição, modelagem e implementação de uma solução computacional de otimização que atenda às necessidades das empresas fornecedoras do serviço de transporte público rodoviário, assim como, aos anseios dos usuários em aguardarem um tempo menor por um veículo de transporte público capaz de conduzi-los ao destino desejado.

1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho é desenvolver e apresentar uma solução computacional de otimização, utilizando algoritmos genéticos baseados em ordem, para solucionar um problema específico de roteirização e alocação de veículos no transporte público rodoviário.

Os objetivos específicos a serem atingidos com essa solução computacional de otimização são:

- Minimização dos custos variáveis de operação.
- Atendimento a todos os pontos de embarque e desembarque de passageiros.
- Redução do tempo de espera por um veículo.

Deste modo, este modelo de solução de otimização poderá ser utilizado por empresas de transporte público, a fim de, reduzirem os custos operacionais, assim como, atenderem as expectativas dos usuários com a redução do tempo de espera por um veículo.

1.4 Contribuições

Em função dos objetivos definidos, este trabalho se concentrou na definição, desenvolvimento e implementação de um modelo baseado em algoritmos genéticos, específicos para problemas de ordem, que ofereça as seguintes características:

- Representação específica para problemas de otimização de roteirização de veículos de transporte público rodoviário, por meio de números inteiros.

- Representação específica para problemas de otimização da alocação de recursos em um problema de roteirização de veículos de transporte público rodoviário.
- Modelagem para minimizar tanto o custo operacional quanto o tempo de espera por um veículo.

1.5

Organização da Monografia

Esta monografia está dividida em cinco capítulos, onde:

O Capítulo 2 trata dos conceitos e fundamentações para o desenvolvimento deste trabalho.

O Capítulo 3 apresenta os detalhes do modelo de solução proposto. Ainda neste capítulo, é apresentada a implementação do modelo de solução e a configuração em um software comercial.

O Capítulo 4 aborda a avaliação do modelo proposto. Para isso, foram realizados dois estudos de casos. Os resultados obtidos em cada estudo de caso são devidamente apresentados e discutidos.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões do trabalho realizado e as sugestões para o aprimoramento do modelo desenvolvido, assim como, novas análises a serem realizadas.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Roteirização de Veículos

A roteirização de veículos é um problema de otimização combinatória “*NP-Hard*” e consiste em atender a um conjunto de consumidores através de uma frota de veículos que partem de um ou mais pontos denominados depósitos. A Figura 2.1 ilustra esse tipo de problema, onde cada círculo cinza representa um consumidor, além disso, cada caminho fechado, partindo do ponto central chamado de depósito e retornando para o mesmo, é denominado de rota, e cada rota deve ser atendida por um veículo da frota.

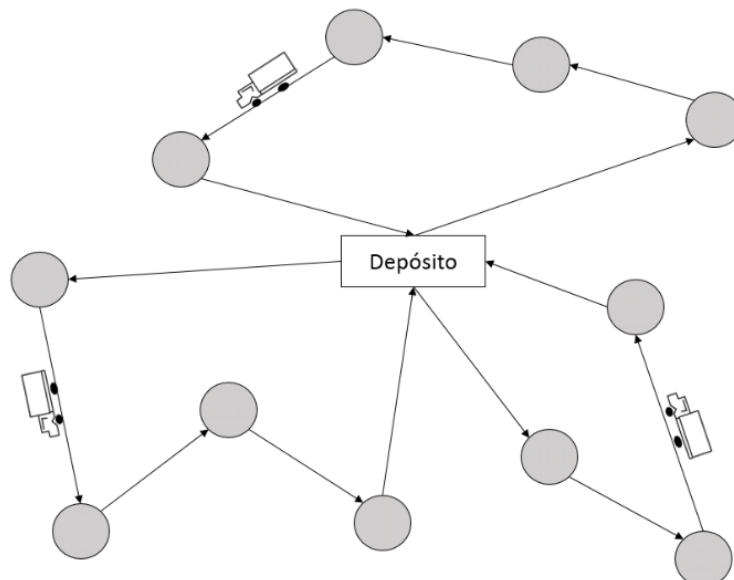


Figura 2.1 - Roteirização de veículos (Fonte: Hawerorth, 2017)

Um problema fundamental de roteirização e também um dos mais conhecidos e estudados na Teoria dos Grafos e da Complexidade Computacional é o Problema do Caixeiro-Viajante, onde um vendedor precisa visitar um conjunto de cidades, passando uma única vez em cada cidade, e retornar à cidade de origem [8]. Este problema foi inspirado na necessidade dos vendedores em realizar entregas em diversos locais percorrendo o menor caminho possível, a fim de, reduzir o tempo necessário para a viagem e os possíveis custos com transporte e combustível.

O problema de roteirização de veículos pode ser descrito por um grafo $G(N, A)$, onde N representa um conjunto contendo todos os nós, ou seja, os consumidores, enquanto A representa um conjunto contendo todos os arcos, ou seja, todas as possibilidades de caminhos entre todos os consumidores, incluindo o depósito. Usualmente, utiliza-se uma matriz $i \times j$, onde $i = j$, para representar a relação descrita pelo grafo $G(N, A)$. As linhas e colunas dessa matriz representam os nós, enquanto o valor armazenado em cada posição c_{ij} representa o custo de transição do nó i para o nó j . De acordo com [47], um grafo é considerado completo se existir um arco ij entre todos os nós i e $j, \forall i \neq j$. Geralmente, o depósito é representado pelo nó com índice 0, ou seja, de onde partem todas as rotas.

O objetivo do problema de roteirização de veículos é encontrar rotas com distância (custo) total mínima e que atendam a todos os consumidores, respeitando as restrições do problema. Além disso, objetiva-se identificar o número mínimo de veículos necessários para a realização da tarefa.

Segundo [5][8], algumas das variações mais importantes do problema de roteirização são:

- Roteirização de Veículos Capacitados.
- Roteirização de Veículos com Múltiplos Depósitos.
- Roteirização em Arcos.
- Roteirização Dinâmica de Veículos.
- Roteirização de Veículos com Janelas de Tempo.
- Problema de Coleta e Entrega.
- Problema de Coleta e Entrega com Janelas de Tempo.

De acordo com [5] os problemas de roteirização são divididos em três grupos para facilitar a identificação da melhor representação de um problema real através de suas características ou objetivo:

- Problema de roteirização:
 - É definido por um conjunto de nós ou arcos a serem visitados por uma frota de veículos sem restrições temporais.

- Problema de programação:
 - É definido por um conjunto de restrições que envolvem o tempo ou o sequenciamento de tarefas a serem executadas.
- Problema combinado:
 - É definido por uma combinação do problema de roteirização e de programação, ou seja, quando existirem janelas de tempo e/ou relações de precedência nos pontos a serem visitados e ambos, roteamento e programação, precisarem de ser otimizados.

2.2

Aplicações de Roteirização de Veículos

Na literatura são encontradas diversas aplicações envolvendo uma ou mais variações do problema de roteirização de veículo. Algumas dessas aplicações são, resumidamente, apresentadas abaixo.

Em [5] foi desenvolvido um trabalho de aplicação de roteirização e programação de veículos no transporte público de pessoas com deficiência, no município de Joinville em Santa Catarina. O objetivo desse trabalho foi equilibrar o custo operacional e o nível de conforto oferecido aos passageiros. Para isso, foi utilizada a meta-heurística *Iterated Local Search* (ILS) na otimização de uma função multiobjectivo que considera, além do custo operacional, a inconveniência da rota para os usuários.

Em [2] foi apresentada uma revisão sistemática de várias aplicações relacionadas ao problema de roteirização de veículos capacitados com restrições de carregamento bidimensional.

Em [13] foi realizada uma comparação entre os resultados obtidos através do modelo de roteirização de Varredura, o método de Clark e Wright e um software comercial de roteirização. O estudo de caso se baseou em um processo de roteirização de cargas fracionadas em área urbana da cidade de São Paulo na distribuição de jornais.

Em [4] foi abordado um problema de roteirização considerando a probabilidade de roubo de cargas nas regiões visitadas e as restrições de número de veículos, janela de tempo, capacidade do veículo e o tempo de ciclo dos

veículos. A abordagem deste problema foi realizada através da meta-heurística de Simulated Annealing.

Em [18] foi realizado o planejamento do transporte dos empregados de uma empresa localizada no município de Vitória em Espírito Santo por meio de uma frota de ônibus fretada. Esse trabalho utilizou uma adaptação do modelo matemático baseado no Open Vehicle Routing Problem (OVRP).

Em [8] foram propostos alguns algoritmos para resolver as versões estática e dinâmica de roteirização de veículos com janelas de tempo. Os algoritmos desenvolvidos foram baseados em métodos de inserção, otimização por colônia de formigas e no método de busca em vizinhança variável.

Em [7] foi realizada uma análise do papel da roteirização na redução de custos logísticos e na melhoria do nível de serviço de uma empresa do segmento alimentício no estado do Ceará.

Em [9] foi realizada uma comparação entre os resultados obtidos pelo método dinâmico de roteirização de Clarke e Wright e um método empírico de roteirização. O estudo foi realizado considerando a distribuição de sementes a partir de um Centro de Distribuição.

Em [22] foram propostos dois procedimentos para resolver o problema de roteirização periódica de veículos. O primeiro é baseado em uma heurística de inserção sequencial que visa equilibrar os esforços dos diferentes dias do período de planejamento, enquanto o segundo utiliza uma heurística baseada em algoritmos genéticos.

Em [16] foi apresentada uma comparação entre resultados obtidos através de algoritmos exatos como Branch-And-Bound e heurísticas como Algoritmos Genéticos e Vizinheiro Mais Próximos.

2.3

Algoritmos Genéticos

Os algoritmos genéticos constituem uma técnica de busca e otimização, inspirada no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução genética, que privilegia os indivíduos mais aptos com maior longevidade e, portanto, com maior probabilidade de reprodução [11].

Segundo a *Teoria da Evolução das Espécies*, proposta pelo inglês Charles Darwin, o princípio da sobrevivência dos mais aptos define que:

“Quanto melhor um indivíduo se adaptar ao seu meio ambiente maior será sua chance de sobreviver e gerar descendentes.”

Estes princípios naturais são imitados na construção de algoritmos computacionais que buscam uma melhor solução para um determinado problema, através da evolução de populações de potenciais soluções codificadas por meio de cromossomos artificiais. Proposto inicialmente por John Holland em [6], os algoritmos genéticos obtiveram sucesso em solucionar problemas complexos em diversas áreas. Este sucesso é devido a facilidade de modelagem de problemas complexos e de seu alto grau de paralelismo no processo de localização de soluções no espaço de busca.

Segundo [3][11] os algoritmos genéticos apresentam uma extensa aplicação em problemas de otimização e de engenharia, desenvolvimento de estratégias, fórmulas matemáticas, análise de modelos econômicos, alocação de recursos e em diversas outras áreas. Aplicações como simulação de bactérias, ecossistemas e sistemas imunológicos, além da descoberta de formato e propriedades de moléculas orgânicas também são encontradas na área da Biologia, assim como, diversas aplicações nas áreas de nanotecnologia [10] e petróleo [12].

Os algoritmos genéticos mostram-se interessantes na resolução de problemas complexos de otimização, pois conseguem um equilíbrio entre a capacidade de exploração do espaço de busca de soluções e o aproveitamento das melhores soluções ao longo da evolução, tornando-se menos suscetível ao aprisionamento em ótimos locais. Sua aplicação resolve problemas do tipo $f: S \rightarrow R$, onde S é o espaço de busca formado pelas soluções do problema. Para todas as soluções existentes no domínio de S , um número real é associado, medindo o quão adequada, ou apta, é a solução para resolver o problema sendo abordado. Deste modo, a tarefa do algoritmo genético é encontrar, de forma eficiente, em amostras do espaço de busca S , soluções satisfatoriamente aceitáveis para o problema.

Segundo [12], um algoritmo genético é constituído, basicamente, por uma população, ou seja, um conjunto de indivíduos que participam de um processo de evolução. Estes indivíduos possuem uma aptidão e um cromossomo. O cromossomo é a representação genética da solução do problema e este é composto por vários genes, enquanto a aptidão representa o quão satisfatória esta

solução é para este determinado problema. A Figura 2.2 ilustra uma população contendo três indivíduos.

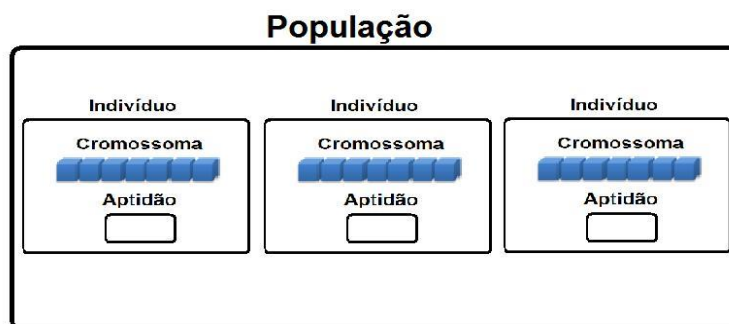


Figura 2.2: Ilustração de população contendo 3 indivíduos (Fonte: Oliveira 2013)

2.3.1

Etapas de uma Otimização por Algoritmo Genético

Um otimização por algoritmo genético é iniciada com a leitura dos parâmetros que configuram o processo de otimização, por exemplo, tamanho da população e número de gerações. Em seguida, ocorre a geração da população inicial, ou seja, a criação dos primeiros indivíduos que representaram algumas das soluções de um problema. Essa população inicial pode ser criada aleatoriamente ou ser definida pelo usuário. Após o preenchimento da população inicial, é realizada a avaliação de cada indivíduo pertencente a essa população. Esta avaliação recebe o nome de aptidão e permite mensurar a qualidade da solução codificada no cromossomo de um indivíduo, em relação aos outros indivíduos da população. Logo após todos os indivíduos terem recebido seu valor de aptidão, é possível realizar a seleção daqueles que participarão do processo de reprodução. Essa seleção deve ser realizada através de algum critério como, por exemplo, a roleta, que permite uma seleção proporcional ao valor da aptidão de cada indivíduo. Deste modo, os indivíduos mais adaptados possuirão uma maior probabilidade de gerar descendentes. Estando selecionados os indivíduos que participarão do processo de reprodução, deve-se aplicar os operadores evolutivos de cruzamento e mutação. Consequentemente, uma nova população foi gerada, e esta necessita de ser avaliada. Posterior a avaliação, é realizada uma verificação para identificar se o processo de otimização deve ser finalizado ou se o ciclo reprodutivo deve ser realizado novamente. Caso o processo de otimização deva ser finalizado, o indivíduo com a melhor aptidão será identificado e apresentado

como a melhor solução para o problema em otimização, conforme fluxograma exibido na Figura 2.3.

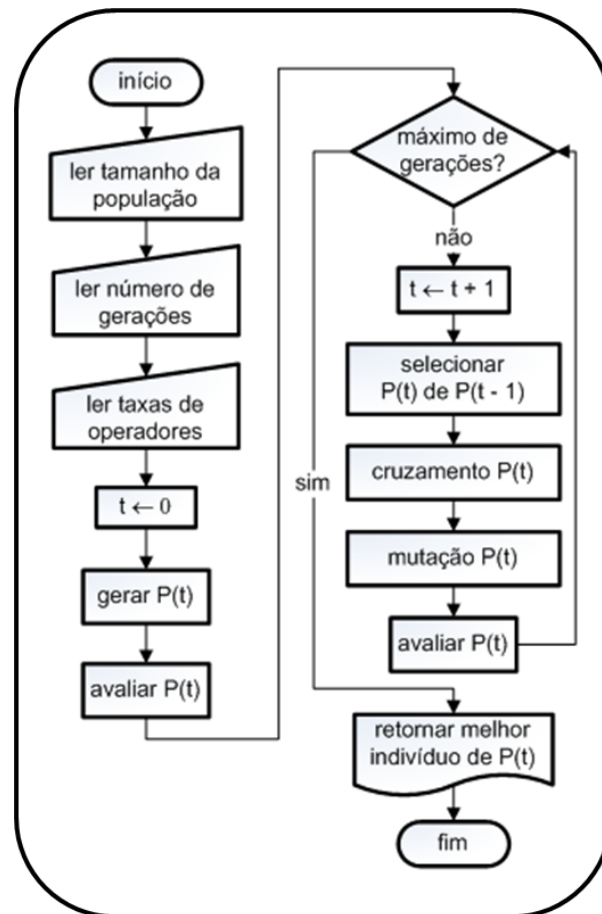


Figura 2.3: Etapas de um Algoritmo Genético (Fonte: Oliveira, 2013)

Para identificar o final de uma otimização por algoritmo genético deve-se estabelecer um critério de parada podendo ser, por exemplo, o número máximo de gerações, o número máximo de indivíduos criados, condicionar o algoritmo à obtenção de uma solução satisfatória ou quando atingir um ponto considerado ótimo. Outras condições de parada incluem o tempo de processamento e o grau de similaridade entre os elementos numa população (convergência).

A seguir, serão descritos os elementos e parâmetros básicos de um algoritmo genético clássico.

2.3.2 Representação ou Codificação

Segundo [3], a representação é um aspecto fundamental na modelagem de um algoritmo genético para a solução de um determinado problema. Ela define como uma solução será codificada na estrutura do cromossomo de um indivíduo, assim como os respectivos genes a serem utilizados. Esta representação deve ser capaz de descrever todo o espaço de busca relevante do problema.

Originalmente, o cromossomo foi projetado para um alfabeto binário, ou seja, os genes armazenavam apenas os caracteres “0” ou “1”, porém, novos tipos de representações como, números reais, inteiros, agrupamento de inteiros e baseados em ordem, passaram a ser utilizados para permitir representações inerentes ao domínio dos problemas.

2.3.3 Avaliação da População

Segundo [12] a avaliação é a ligação entre o algoritmo genético e o problema a ser solucionado. Ela é feita através de uma função conhecida como, função de avaliação ou função objetivo. Esta função deve ser capaz de oferecer, de acordo com o objetivo do problema, uma medida de aptidão para cada indivíduo da população.

2.3.4 Seleção dos Indivíduos

O processo de seleção é baseado no princípio da sobrevivência dos melhores indivíduos, ou seja, os indivíduos com melhores aptidões possuem maiores probabilidades de gerarem descendentes ou de serem selecionados para pertencerem a nova população.

A seguir, são apresentados alguns dos métodos de seleção de indivíduos:

- Seleção por ranking:
 - Os indivíduos de uma população são ordenados de acordo com seu valor de aptidão e então sua probabilidade de escolha é atribuída conforme a posição que ocupam.

- Seleção por torneio:
 - A ideia deste método é promover um torneio entre um grupo de n ($n \geq 2$) indivíduos selecionados de forma aleatória na população. O indivíduo com melhor valor de aptidão, entre o grupo, vencerá o torneio e será selecionado para participar do processo de reprodução, enquanto os demais indivíduos do grupo são descartados. O processo de seleção termina quando se realiza uma quantidade de torneios igual ao tamanho da população.
- Seleção por roleta:
 - Os indivíduos de uma população são distribuídos em uma roleta, proporcionalmente ao seu valor de aptidão. Desta maneira os mais aptos ocuparão porções maiores e consequentemente possuirão maiores chances de serem selecionados para participar do processo de reprodução.
 - Devido às características da roleta, espera-se que na geração seguinte, a nova população seja formada pelos indivíduos mais aptos da geração anterior e que os menos aptos sejam eliminados. A Figura 2.4 apresenta uma roleta com cinco indivíduos {"1", "2", "3", "4", "5"}. Nela é possível observar que o indivíduo identificado como "1" apresenta maior aptidão, uma vez que ocupa um espaço maior na roleta. O contrário acontece com o indivíduo identificado como "2". Sendo assim, a probabilidade do indivíduo "1" participar do processo de reprodução maior que a do indivíduo "2".

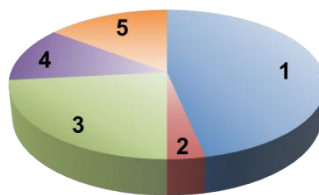


Figura 2.4: Exemplo de seleção por roleta (Fonte: Oliveira, 2013)

2.3.5 Operadores Genéticos

Os operadores genéticos são responsáveis pela alteração dos indivíduos, gerando assim, novas soluções para o problema. Os principais operadores dos algoritmos genéticos são os de cruzamento e mutação.

O operador de cruzamento consiste na recombinação do material genético de dois indivíduos, a fim de, obter dois novos indivíduos. Deste modo, é possível transmitir informação genética de pai para filho. De acordo com a teoria da evolução, este evento representa a hereditariedade. A Figura 2.5 exibe o clássico operador de um ponto de corte, onde o ponto de corte é selecionado aleatoriamente.

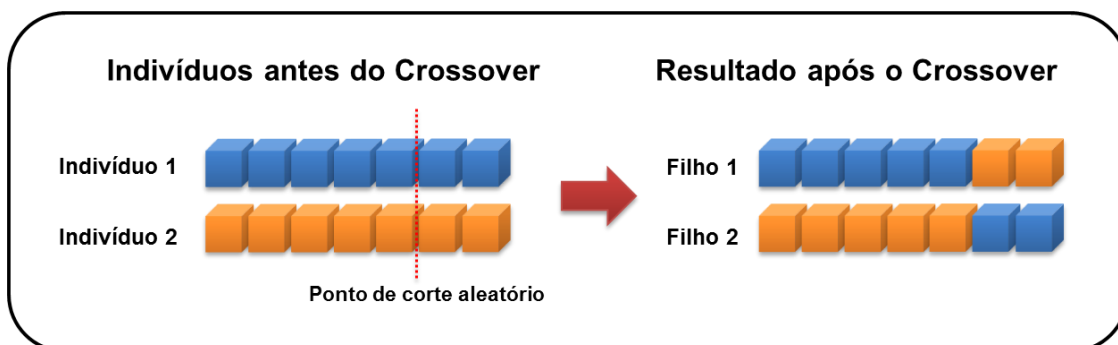


Figura 2.5: Operador de cruzamento de um ponto de corte (Fonte: Oliveira, 2013)

O operador de mutação realiza, de forma aleatória, a troca do valor contido nos genes de um cromossomo por outro valor válido. Este operador garante a diversidade das características dos indivíduos da população e permite que sejam introduzidas informações que não estejam presentes na população. Além disso, proporciona uma busca aleatória, oferecendo a oportunidade de que mais pontos do espaço de busca sejam avaliados. Um exemplo da operação de mutação pode ser visualizado na Figura 2.6.

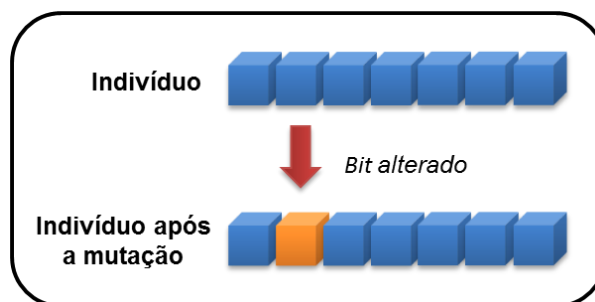


Figura 2.6: Operador de mutação (Fonte: Oliveira, 2013)

Para problemas baseados em ordem, existem operadores específicos como: PMXCrossover, OXCrossover, CXCrossover, PIMutation, SwapMutation, RotateLeftMutation e RotateRightMutation, dentre outros, conforme apresentado em [1][3].

2.3.6 Parâmetros da Evolução

Os principais parâmetros de um algoritmo genético são:

- Tamanho da População:
 - Define o número de indivíduos pertencentes a população.
 - O tamanho da população afeta o desempenho global e a eficiência dos algoritmos genéticos. Uma população muito pequena pode oferecer pouca cobertura do espaço de busca, causando uma queda no desempenho. Uma população suficientemente grande fornece uma melhor cobertura do domínio do problema e previne a convergência prematura para soluções locais. Entretanto, com uma população grande tornam-se necessários recursos computacionais maiores, ou um tempo maior de processamento. Logo, deve-se buscar um ponto de equilíbrio quanto ao tamanho da população.
- Número de gerações:
 - Define o número total de ciclos de evolução de um algoritmo genético.
 - O número de gerações é considerado um dos critérios de parada do algoritmo.
- Taxa de Cruzamento:
 - Define a probabilidade de aplicação do operador de cruzamento, ou seja, a probabilidade de um indivíduo ser recombinação com outro.
 - Quanto maior for esta taxa, mais rapidamente novas estruturas serão introduzidas na população. Entretanto, isto pode gerar um efeito indesejável, pois a maior parte da

população será substituída, ocorrendo assim, perda de variedade genética.

- Um valor muito baixo, pode tornar o algoritmo muito lento para oferecer uma resposta aceitável.
- Taxa de Mutação:
 - Define a probabilidade de aplicação do operador de mutação, ou seja, a probabilidade do conteúdo de um gene do cromossomo ser alterado.
 - A taxa de mutação previne que uma dada população fique estagnada, além de possibilitar que se chegue a qualquer ponto do espaço de busca.
 - Deve-se evitar uma taxa de mutação muito alta, uma vez que pode tornar a busca essencialmente aleatória, prejudicando fortemente a convergência para uma solução ótima.

3

Modelo de Solução

3.1

Introdução

Conforme mencionado nos capítulos anteriores, o planejamento e roteirização de veículos (*Vehicle Routing Problem - VRP*) é fator preponderante na redução de custos logísticos, exercendo considerável influência na sustentabilidade das empresas. A gestão dos custos de transporte exerce papel importantíssimo para tomada de decisões que visam melhorar o nível de serviço das empresas de transporte público. Por isso, este trabalho propõe uma modelagem do problema de roteirização de veículos, baseada em algoritmo genético, para otimizar as rotas de ônibus buscando reduzir os custos operacionais sem infringir as restrições que caracterizam o problema.

Na sequência deste capítulo, serão apresentadas as especificações que caracterizam o problema, a modelagem realizada utilizando os conceitos de algoritmo genético e por fim, a implementação utilizando uma ferramenta desenvolvida comercialmente pela Palisade Corporation e conhecida como Evolver [19].

3.2

Caracterização do Problema

O problema de roteirização a ser abordado por este trabalho se aplica ao escopo descrito a seguir, porém não está limitado a este, podendo facilmente ser adaptado a um contexto que considere outras restrições operacionais.

Uma empresa fornecedora do serviço de transporte público necessita reformular as rotas de suas linhas, ou seja, o percurso realizado pelos ônibus da mesma. Essa necessidade de reformulação surgiu devido à expansão da cidade onde a empresa é atuante. Com o desenvolvimento da cidade e a criação de novos bairros, tornou-se necessário a criação de novas linhas e o replanejamento das rotas, a fim de, atender a toda população e a todos os bairros da cidade. Outro fator importante para a reorganização dos itinerários seria a o tempo de espera elevado entre um ônibus e outro, consequência do esticamento das linhas para atender aos novos bairros.

A identificação dos parâmetros que caracterizam o problema, a ser abordado, pode ser realizada através de uma análise de requisitos. Deste modo, foram identificados os seguintes parâmetros a serem considerados:

- Total de pontos de parada para embarque e desembarque de passageiros.
- Total de veículos disponíveis na garagem da empresa.
- Existência de recurso financeiro para aquisição de novos veículos.
- Localização da rodoviária da cidade.
- A velocidade média dos ônibus.
- Início e término do itinerário de cada ônibus.
- Tempo máximo de espera aceitável, entre um ônibus e outro.

A partir das especificações apresentadas acima, é possível identificar a dificuldade apresentada pelo problema:

- Grande número de pontos de ônibus a serem atendidos.
- Grande número de combinações de rotas, ou seja, muitas possíveis soluções para o problema.
- Definição da quantidade de ônibus a serem utilizados por rota.
- Tempo máximo de viagem permitido, a fim de, evitar uma espera muito prolongada pelo ônibus.

3.3 Modelagem do Problema

A modelagem desenvolvida neste trabalho pode ser aplicada a qualquer empresa de transporte que se enquadre na descrição do problema supracitada. Esse problema pode ser interpretado como múltiplos caixeiros-viajantes com restrições de tempo máximo para percorrer cada rota. Por isso, este trabalho propõe uma modelagem inspirada no problema do caixeiro-viajante e baseada em algoritmo genético específico para problemas de ordem.

O modelo foi desenvolvido para executar a otimização em duas fases:

- Na primeira fase é executada uma otimização dos itinerários, ou seja, a roteirização. Nesta fase ocorre a definição das rotas a serem percorridas pelos ônibus na cidade.
- Na segunda fase é executada uma otimização da quantidade de ônibus a serem utilizados em cada linha, ou seja, a alocação dos recursos disponíveis. Nesta fase ocorre a definição do total de ônibus a percorrer cada rota.

3.3.1 Primeira Fase

Na primeira fase da otimização, a codificação de uma solução gerada pelo algoritmo genético utilizado no modelo desenvolvido neste trabalho é representada por uma estrutura de dados que contém um vetor de m números inteiros, nomeado de cromossomo. O cromossomo é baseado em ordem e armazena uma sequência de números inteiros, codificando uma das possíveis soluções para o problema abordado. Esta sequência de números inteiros representa, de forma codificada, as rotas obtidas pelo processo de otimização e durante o processo de decodificação, será utilizada para construir os itinerários, de modo a permitir uma avaliação de sua qualidade em relação ao objetivo do problema.

O valor obtido dessa avaliação é denominado de aptidão e é utilizado pelo algoritmo genético para orientar o seu mecanismo de otimização em direção às regiões de melhores soluções no espaço de busca.

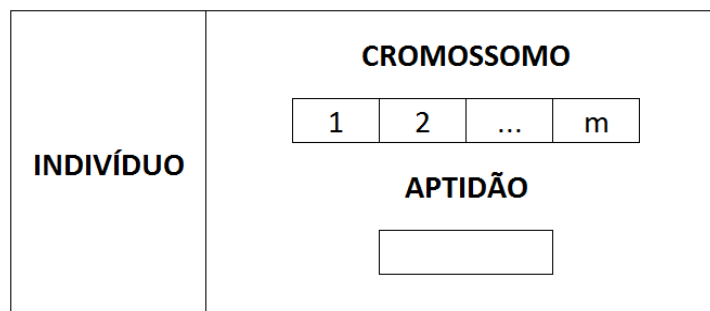


Figura 3.1 - Representação de um indivíduo contendo um cromossomo com m genes

O conjunto formado pelo cromossomo e pela sua aptidão é denominado de indivíduo e armazenado em uma estrutura de dados específica, conforme exibido na Figura 3.1. Deste modo, um indivíduo representa uma solução completa para o problema abordado.

Para codificar uma solução, ou seja, as rotas a serem percorridas pelos ônibus utilizou-se a seguinte representação:

- Pontos de embarque e desembarque de passageiros (pontos de ônibus):
 - Para representar os n pontos de embarque e desembarque existentes na cidade, foram utilizados números inteiros no intervalo de 1 até 100, onde cada número representa um ponto específico no mapa da cidade, deste modo, $n = 100$.
- Rodoviária (início e término de uma rota):
 - Para representar a rodoviária foram utilizados números inteiros no intervalo de 101 até 121. Estes números representarão a posição da rodoviária, servindo como marcadores para o início e término de cada rota codificada no cromossomo de um indivíduo. A utilização de um intervalo contendo 21 valores foi definida de acordo como número de ônibus disponíveis, conforme a descrição do problema. O intervalo de valores a ser utilizado para representar a rodoviária é definido por $r = p + 1$, onde p representa o número de ônibus disponíveis e r o tamanho do intervalo necessário para representar o início e término de cada rota.
- Rota (caminho percorrido por um ônibus):
 - Cada rota inicia na posição de uma rodoviária e termina na próxima posição da rodoviária encontrada na sequência de genes do cromossomo.

- Ônibus:
 - Inicialmente, um ônibus deve percorrer uma única rota, ou seja, a quantidade de rotas define a quantidade de ônibus a ser utilizada pela empresa.

A Figura 3.2 exibe a codificação de duas rotas utilizando a representação definida acima. A *Rota1* inicia na rodoviária que está representada pelo número inteiro 101 e termina no número inteiro 102 o qual representa também, a posição da rodoviária. Consequentemente, a *Rota2* inicia na rodoviária que, neste caso, está representada pelo número inteiro 102 e termina no número inteiro 103 representando também, a posição da rodoviária. Deste modo, a *Rota1* inicia na rodoviária e passa pelos pontos de embarque e desembarque representados no mapa pelos números inteiros 1, 2 e 3 e termina com o retorno para a rodoviária. Da mesma forma, a *Rota2* tem início na rodoviária e passa pelos pontos de embarque e desembarque representados no mapa pelos números inteiros 5, 8 e 9 os quais estão posicionados entre os números 102 e 103 no vetor que codifica a solução. O retorno para a rodoviária, representada pelo número inteiro 103, marca o término da *Rota2*.

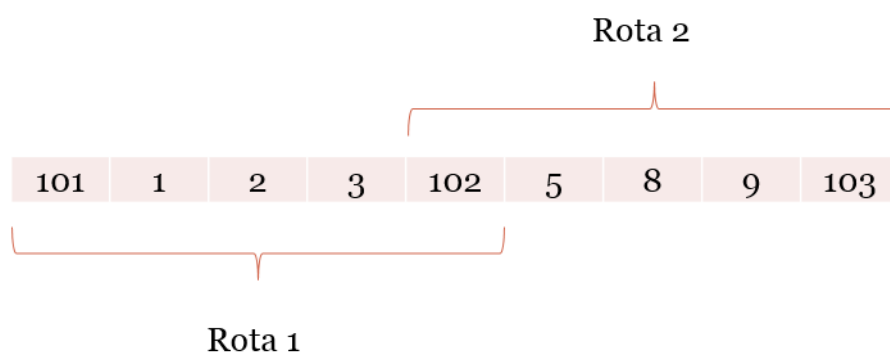


Figura 3.2 - Codificação representando duas rotas

A Figura 3.3 exibe a representação de um cromossomo completo, utilizando a representação adotada neste trabalho, o qual corresponde a uma possível solução para o problema. Nesta codificação é possível identificar a existência de três rotas, ou seja, início e término de sequências de números inteiros que iniciem e terminem com números que representem a posição da rodoviária. Conforme exemplificado anteriormente, a *Rota1* inicia no número 101 e termina no número 102, enquanto a *Rota2* inicia no número 102 e termina no número 103. Na sequência dos genes do cromossomo é possível identificar uma terceira rota que

inicia no número inteiro 103 e termina no número inteiro 104, porém esta rota está vazia, ou seja, não existe nenhum número inteiro que represente um ponto de embarque e desembarque de passageiros entre o marcador de início e término da rota. As rotas codificadas desta forma serão consideradas, durante o processo de decodificação, como rotas vazias, ou seja, nenhum ônibus será utilizado nesta rota, assim como não haverá nenhum custo associado a esse ônibus e nem a essa rota.

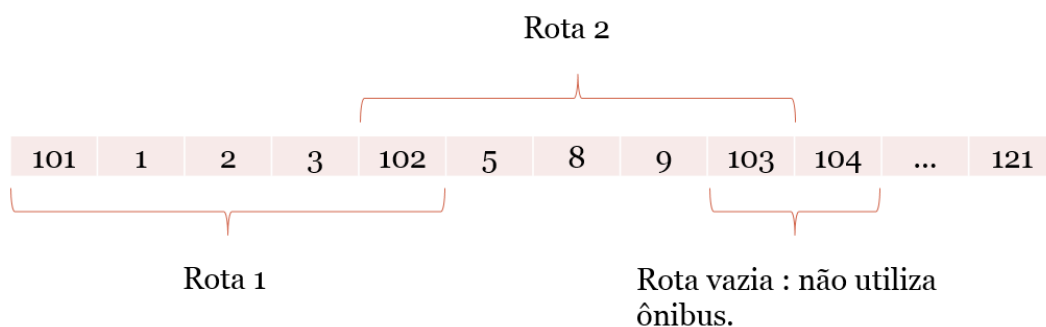


Figura 3.3 - Codificação representando três rotas

O cromossomo de cada indivíduo gerado durante o processo de otimização sempre terá o primeiro gene com valor 101 e o último gene com valor 121, ou seja, a primeira posição do vetor que armazena os genes do cromossomo sempre indicará uma rodoviária (início de uma rota) assim como a última posição do vetor também indicará uma rodoviária (término de uma rota). A fixação do primeiro gene e do último, garante que toda solução gerada será válida para o problema e evitará a ocorrência, por exemplo, de um ponto de embarque e desembarque que não seja atendido por nenhuma linha de ônibus.

Para realizar a avaliação de cada solução gerada durante o processo evolutivo, é necessário definir uma função de avaliação. A Equação 3.1 apresenta a função de avaliação que definirá a aptidão de cada indivíduo, durante o processo de otimização. Enquanto a função de avaliação calcula e define a aptidão de um indivíduo, a função objetivo é utilizada pelo algoritmo genético para traduzir o objetivo da otimização. O objetivo de uma otimização pode ser a minimização ou a maximização do valor retornado pela função de avaliação. No modelo de solução sendo apresentado será utilizada uma função objetivo de minimização, ou seja, busca-se minimizar o valor retornado pela função de avaliação.

$$f(x) = \sum_{i=\text{índice da rota}} CV_{Rota_i} + CF_{Rota_i} \quad (3.1)$$

Onde:

- $Rota_i$ é a linha de ônibus que representa um percurso.
- CV_{Rota_i} é todo o Custo Variável para percorrer a $Rota_i$.
- CF_{Rota_i} é todo o Custo Fixo para utilização de um ônibus na $Rota_i$.

3.3.2 Segunda Fase

Na segunda fase da otimização, a codificação de uma solução gerada pelo algoritmo genético será armazenada em um cromossomo representado por um vetor de n números inteiros. Cada gene do cromossomo, ou seja, cada posição do vetor de números inteiros representará uma *rota*, e nessa posição do vetor será armazenada a quantidade de ônibus a serem utilizados nessa *rota*, ou seja, a quantidade de ônibus que percorrerão esse trajeto.

Assim como na primeira fase, um indivíduo representará o conjunto formado pelo cromossomo e pela sua aptidão, sendo armazenado em uma estrutura de dados similar a utilizada na primeira fase e exibida na Figura 3.1. A diferença na estrutura de dados de armazenamento do indivíduo se dará apenas no tamanho do vetor que armazena o cromossomo, que nesta fase apresenta tamanho n , onde n representa o número de rotas geradas na primeira fase do modelo de solução. Conforme a descrição do problema, apresentada na subseção 3.2, existem 20 veículos disponíveis no pátio da empresa, deste modo, o total de ônibus a serem utilizados não pode ultrapassar esse valor.

A Figura 3.4 exibe parte de um cromossomo que codifica uma possível solução utilizando a representação adotada nesta segunda fase do modelo de solução. Neste cromossomo é possível identificar a existência de oito *rotas*, incluindo a *Rota n*, assim como a quantidade de ônibus a ser utilizada em cada uma das rotas.

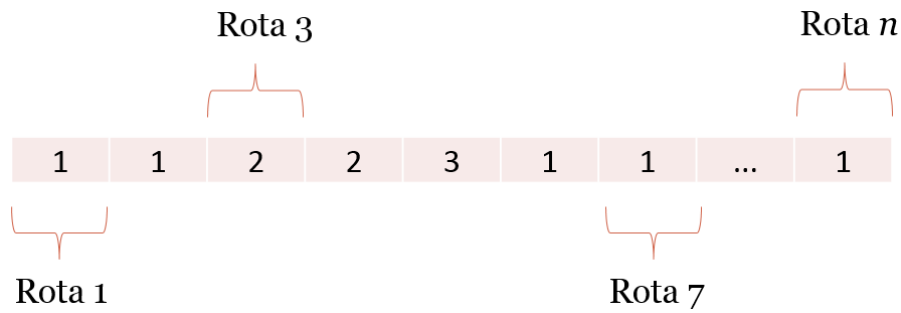


Figura 3.4 - Exemplo de cromossomo da segunda fase de otimização

Para o exemplo de cromossomo exibido na Figura 3.4, tem-se a seguinte decodificação:

- Rota 1:
 - 1 veículo utilizado para percorrer a trajetória.
- Rota 2:
 - 1 veículo utilizado para percorrer a trajetória.
- Rota 3:
 - 2 veículos utilizados para percorrer a trajetória.
- Rota 4:
 - 2 veículos utilizados para percorrer a trajetória.
- Rota 5:
 - 3 veículos utilizados para percorrer a trajetória.
- Rota 6:
 - 1 veículo utilizado para percorrer a trajetória.
- Rota 7:
 - 1 veículo utilizado para percorrer a trajetória.
- Rota n:
 - 1 veículo utilizado para percorrer a trajetória.

O cromossomo de cada indivíduo gerado durante o processo de otimização sempre terá o primeiro gene representando a *Rota 1* e o último gene representando a *Rota n*.

Para calcular a aptidão de cada indivíduo, durante o processo de otimização, será utilizada a função de avaliação exibida na Equação 3.2.

$$f(x) = \sum_{i=\text{índice da rota}} \frac{\text{Tempo_de_Espera}_{Rota_i}}{Q_{Rota_i}} \quad (3.2)$$

Onde:

- $Rota_i$ é a linha de ônibus que representa um percurso.
- $\text{Tempo_de_Espera}_{Rota_i}$ é o tempo necessário para percorrer a $Rota_i$.
- Q_{Rota_i} é a quantidade de ônibus a serem utilizados na $Rota_i$.

Assim como na primeira fase, é necessário definir uma função objetivo que traduza o objetivo da otimização para o algoritmo genético. Deste modo, nesta fase também será utilizada uma função objetivo de minimização, ou seja, objetiva-se a minimização do valor retornado pela função de avaliação

3.4 Implementação do Modelo de Solução Problema

A implementação do modelo de solução foi realizada utilizando o software “*The Decision Tools Suite*”, desenvolvido comercialmente pela Palisade Corporation. Esse software é composto por um conjunto de ferramentas que permitem uma variedade de análises de dados utilizando diversas técnicas computacionais. Uma das ferramentas pertencentes a esse pacote é o Evolver [19] o qual foi desenvolvido para ser utilizado como um complemento do Microsoft Excel. O Evolver permite a utilização, de forma simples, de várias técnicas de computação, inclusive algoritmos genéticos, para resolver problemas em finanças, distribuição, agendamento, alocação de recursos, fabricação, orçamento e etc.

Para otimizar a solução de um problema utilizando o Evolver é necessário realizar a modelagem desse problema no Microsoft Excel. Nas subseções seguintes serão apresentadas as etapas para transferência do modelo de solução desenvolvido neste trabalho para o Microsoft Excel, de modo a permitir a utilização do Evolver para realização do processo de otimização.

3.4.1 Identificação das Variáveis e Restrições do Problema

De acordo com a modelagem apresentada na seção 3.3, o processo de otimização foi dividido em duas fases. Deste modo, será necessário configurar duas otimizações distintas no Microsoft Excel. As variáveis do problema são

definidas como os parâmetros ajustáveis durante o processo evolutivo, ou seja, as células do Microsoft Excel que o Evolver pode alterar. As restrições do problema são definidas como as condições preestabelecidas cujas soluções devem atender, ou seja, as regras que as soluções propostas devem respeitar. Estas restrições podem ser configuradas como “*Hard*” ou “*Soft*”, sendo “*Hard*” todas as restrições que não podem ser infringidas e “*Soft*” as restrições que mesmo sendo infringidas, as soluções são aceitas durante o processo evolutivo.

Para a otimização da primeira fase as variáveis e restrições são:

- Variáveis:
 - Pontos de embarque e desembarque de passageiros.
- Restrições “*Hard*”:
 - Tempo máximo de viagem de uma hora, ou seja, o tempo máximo permitido para partir do ponto inicial (rodoviária) e retornar para esse mesmo ponto.
 - Todos os pontos de embarque e desembarque de passageiros devem ser atendidos.
 - Todas as rotas iniciam e terminam na rodoviária.

Para a otimização da segunda fase as variáveis e restrições são:

- Variáveis:
 - Quantidade de veículos (ônibus) a serem utilizados em cada rota.
- Restrições “*Hard*”:
 - Quantidade total de veículos (ônibus) a serem utilizados.

3.4.2 Modelagem da Primeira Fase

A modelagem da primeira fase do processo de otimização foi realizada em uma planilha do Microsoft Excel através da definição de três estruturas, conforme exibido nas Figuras 3.5, 3.6 e 3.7.

A Figura 3.5 exibe a estrutura de dados que define as variáveis e consequentemente as rotas, detalhando o custo variável, representado pela coluna “Distância (Km)”, entre dois pontos de embarque e desembarque consecutivos.

| Rotas | Planejamento de Rotas | | | | | |
|-------|-----------------------|---|---------|---|----------------|-------------|
| | Origem | | Destino | | Distância (Km) | Tempo (min) |
| | X | Y | X | Y | | |
| 101 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| V | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| A | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| R | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| I | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Á | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| V | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| E | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| I | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| S | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| . | | | | . | | |
| . | | | | . | | |
| . | | | | . | | |
| 121 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Figura 3.5 - Planilha para planejamento de rotas

A Figura 3.6 exibe a estrutura de dados implementada para o cálculo do custo variável de cada *rota* e consequentemente o custo variável total da roteirização. Nessa estrutura está detalhado o início e o fim de cada *rota* e em seguida, na coluna intitulada de “KM”, o respectivo custo variável. Também é exibido o tempo total, em minutos, para realizar o percurso de cada *rota*.

A Figura 3.7 exibe a estrutura de dados implementada para definição de parâmetros auxiliares utilizados nos cálculos realizados pelas planilhas apresentadas nas Figuras 3.5 e 3.6. A Figura 3.7 também apresenta o parâmetro “Custos Fixos” utilizado na função de avaliação do problema.

| Resultados | | | | |
|-------------------------------|----------------|-----|----|-------------|
| Ônibus | | | | |
| ID | Percurso Total | | | |
| | Início | Fim | KM | Tempo (min) |
| 101 | | | 0 | 0 |
| 102 | | | 0 | 0 |
| 103 | | | 0 | 0 |
| 104 | | | 0 | 0 |
| 105 | | | 0 | 0 |
| 106 | | | 0 | 0 |
| 107 | | | 0 | 0 |
| 108 | | | 0 | 0 |
| 109 | | | 0 | 0 |
| 110 | | | 0 | 0 |
| 111 | | | 0 | 0 |
| 112 | | | 0 | 0 |
| 113 | | | 0 | 0 |
| 114 | | | 0 | 0 |
| 115 | | | 0 | 0 |
| 116 | | | 0 | 0 |
| 117 | | | 0 | 0 |
| 118 | | | 0 | 0 |
| 119 | | | 0 | 0 |
| 120 | | | 0 | 0 |
| 121 | | | | |
| TOTAL (Custo Variável) | | | 0 | 0 |

Figura 3.6 - Planilha para cálculo do custo variável por rota

| Parâmetros | |
|--|-------|
| Descrição | Valor |
| Velocidade Média (Km/h) | 40 |
| Tempo máximo permitido de viagem (min) | 60 |
| Custos Fixos (R\$) | 0 |

Figura 3.7 - Planilha auxiliar com definição de parâmetros para primeira fase

3.4.3 Modelagem da Segunda Fase

A modelagem da segunda fase do processo de otimização foi realizada em uma outra planilha do Microsoft Excel através da definição das estruturas de dados exibidas nas Figura 3.8 e 3.9.

A Figura 3.8 exibe a estrutura de dados implementada para a definição das variáveis (quantidade de veículos por rota) e consequentemente dos custos totais e o tempo total de espera por rota. Nesta planilha é exibida a “Distância” e o “Tempo” por rota, sendo variável a coluna intitulada de “Ônibus”. A medida que, a quantidade de ônibus para cada rota é alterada, a distância total (Custo Total) e o tempo total (Tempo de Espera) para cada rota são atualizados.

| ALOCAÇÃO DE RECURSOS | | | | | |
|----------------------|-----------|----------|----------|-------------|-----------------|
| Rotas | Distância | Tempo | Ônibus | Custo Total | Tempo de Espera |
| Rota 1 | 0 | 0 | | 0 | 0 |
| Rota 2 | 0 | 0 | V | 0 | 0 |
| Rota 3 | 0 | 0 | A | 0 | 0 |
| Rota 4 | 0 | 0 | R | 0 | 0 |
| Rota 5 | 0 | 0 | I | 0 | 0 |
| Rota 6 | 0 | 0 | Á | 0 | 0 |
| Rota 7 | 0 | 0 | E | 0 | 0 |
| Rota 8 | 0 | 0 | I | 0 | 0 |
| Rota 9 | 0 | 0 | S | 0 | 0 |
| | . | | . | | . |
| | . | | . | | . |
| | . | | . | | . |
| Rota n | 0 | 0 | | 0 | 0 |
| | | | | | |
| Total | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

Figura 3.8 - Planilha para alocação de recursos

A Figura 3.9 exibe a estrutura de dados implementada para definição de parâmetros auxiliares, utilizados nos cálculos realizados pela planilha de Alocação de Recursos, apresentada na Figura 3.8. Esta planilha apresenta os parâmetros “Custos Fixos”, utilizado para o cálculo do Custo Total por Rota, e o “Total de veículos disponíveis”, o qual é utilizado como restrição “*Hard*” para o Evolver.

| Parâmetros | |
|-------------------------------|-------|
| Descrição | Valor |
| Velocidade Média (Km/h) | 40 |
| Total de veículos disponíveis | 20 |
| Custos Fixos (R\$) | 0 |

Figura 3.9 - Planilha auxiliar com definição de parâmetros para segunda fase

3.4.4

Configuração do Evolver para a Primeira Fase

A Figura 3.10 exibe a configuração da janela de Definição do Modelo no Evolver, para a primeira fase de otimização. Nessa janela é possível definir as seguintes configurações:

- Objetivo da Otimização:
 - Minimização ou maximização.
 - Para o problema sendo abordado foi selecionado a opção de minimização, conforme a subseção 3.3.1.
- Célula (Função de Avaliação):
 - Nesta opção deve ser informado o endereço da célula onde a função de avaliação armazena o resultado do cálculo da aptidão.
- Intervalo de Células Ajustáveis:
 - Nesta opção deve ser selecionado o tipo de problema sendo abordado e o intervalo de células ajustáveis, ou seja, as células cujo Evolver poderá alterar.
 - Refere-se ao intervalo de variáveis apresentado na Figura 3.5.
- Restrições:
 - Nesta opção devem ser informadas todas as restrições do problema abordado.
 - Refere-se ao intervalo destacado na coluna intitulada de “Tempo (min)” na Figura 3.6.

- Esta restrição define o tempo máximo de viagem/espera em 60 minutos.
- Devido a modelagem realizada, as demais restrições do problema já estão atendidas.

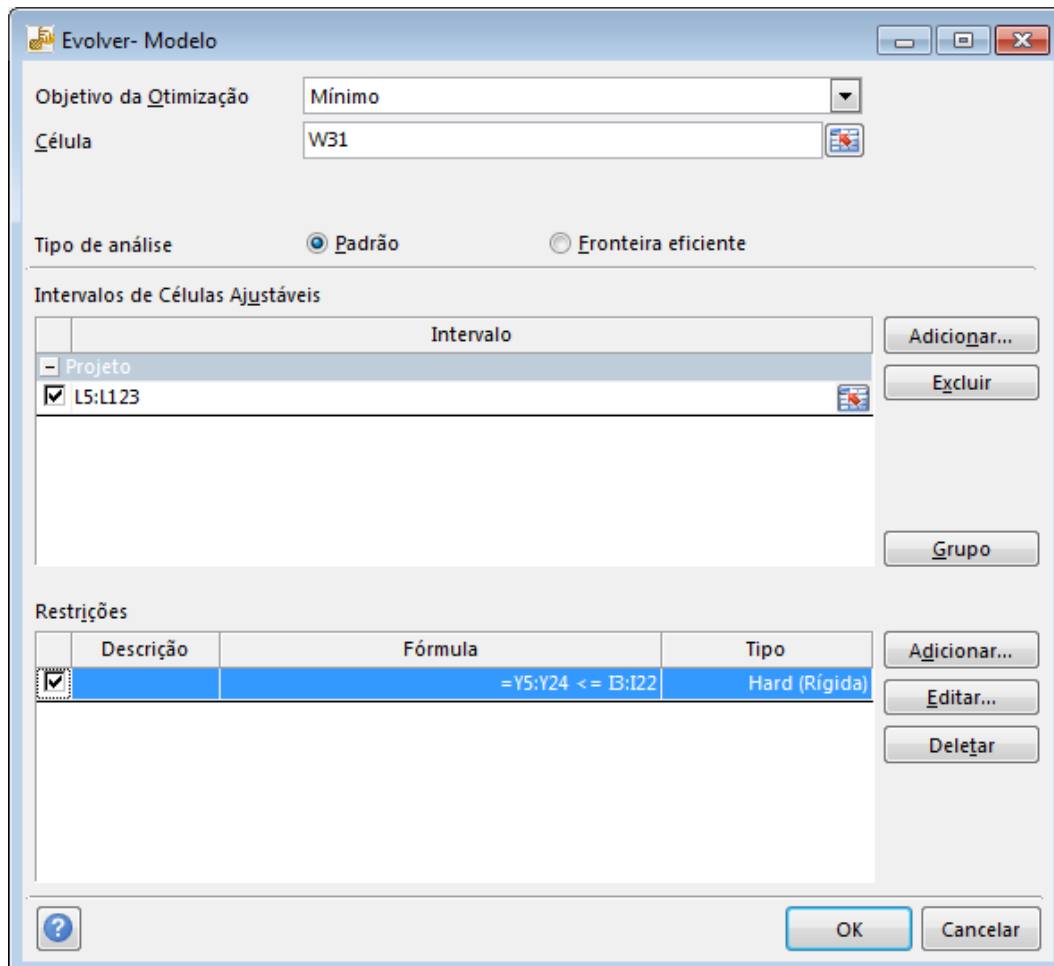


Figura 3.10 - Janela de definição do modelo no Evolver para a primeira fase da otimização

3.4.5 Configuração do Evolver para a Segunda Fase

A Figura 3.11 exibe a configuração da janela de Definição do Modelo no Evolver, para a segunda fase de otimização. Essa janela possui os mesmos parâmetros apresentados na subseção 3.4.4, porém configurada com valores diferentes.

As configurações para a segunda fase de otimização são:

- Objetivo da Otimização:
 - Minimização, conforme a subseção 3.3.2.
- Célula (Função de Avaliação):
 - Endereço da função de avaliação, conforme destacado na Figura 3.8.
- Intervalo de Células Ajustáveis:
 - Tipo de problema: Receita.
 - Valor mínimo igual a 1, pois deve-se utilizar ao menos 1 veículo em cada rota.
 - O valor máximo deve ser igual ao total de ônibus não alocados.
 - Refere-se ao intervalo de variáveis apresentado na Figura 3.8.
- Restrições:
 - Total de veículos alocados não pode ultrapassar o total de veículos disponíveis.

Evolver- Modelo

Objetivo da Otimização: Mínimo

Célula: F15

Tipo de análise: ☒ Padrão ☐ Fronteira eficiente

Intervalos de Células Ajustáveis

| | Mínimo | Intervalo | Máximo | Valores |
|---------------------------------------|--------|-----------|--------|---------|
| Receita | | | | |
| <input checked="" type="checkbox"/> 1 | | <= D2:D13 | <= 8 | Inteiro |

Restrições

| | Descrição | Fórmula | Tipo |
|-------------------------------------|-----------|------------|---------------|
| <input checked="" type="checkbox"/> | | =D15 <= 20 | Hard (Rígida) |

OK Cancelar

Figura 3.11 - Janela de definição do modelo no Evolver para a segunda fase da otimização

4

Estudo de Casos

4.1

Descrição do Cenário de Estudo

Para a realização dos estudos de casos foi criado um cenário sintético que se assemelha ao esperado em uma situação real. Este cenário sintético foi criado para reduzir a dimensão do problema e facilitar as análises a serem realizadas. A seguir serão apresentados os parâmetros definidos para esse cenário sintético.

Parâmetros do cenário sintético:

- Dimensões da cidade:
 - As fronteiras da cidade foram definidas de modo a obter um quadrado de aresta no valor de 10km, conforme exibido na Figura 4.1.
- Pontos de embarque e desembarque de passageiros:
 - Os pontos de embarque e desembarque de passageiros foram gerados aleatoriamente a partir de uma distribuição uniforme de probabilidade.
 - Foram gerados 100 pontos de embarque e desembarque de passageiros, conforme exibido na Figura 4.1.
 - Todos os pontos de embarque e desembarque de passageiros devem ser atendidos.
- Rodoviária:
 - A localização da rodoviária foi definida no centro da cidade, ou seja, suas coordenadas X e Y tem o mesmo valor e são iguais a 5000.
- Tempo máximo de espera:
 - O tempo máximo de espera por um veículo de transporte público (ônibus) permitido é de uma hora (1h).

- Disponibilidade máxima de veículos:
 - Estão disponíveis, no total, 20 veículos para serem utilizados.
 - Não existe recurso financeiro para aquisição de novos veículos.
- Velocidade média:
 - A velocidade média considerada para um veículo de transporte público (ônibus) dentro da cidade é de 40Km/h.
- Rotas:
 - Todos os veículos devem iniciar e terminar suas rotas no ponto de embarque e desembarque que representa a rodoviária.
- O custo de operação em uma rota:
 - O custo de operação em uma rota foi dividido em duas parcelas, sendo a primeira denominada de Custo Variável e a segunda de Custo Fixo, conforme apresentado na função de avaliação no capítulo 3.
 - O Custo Variável é definido pela distância percorrida por um veículo na respectiva rota.
 - O Custo Fixo envolve todos os custos para manter um veículo em circulação, por exemplo, salário de funcionário, IPVA, manutenção e etc.
- Solução inicial
 - A solução inicial deve respeitar todas as restrições definidas para o problema.
 - Ela representa a abordagem atual adotada pela empresa.
 - Utiliza um ônibus por rota.
 - Existem 20 rotas.

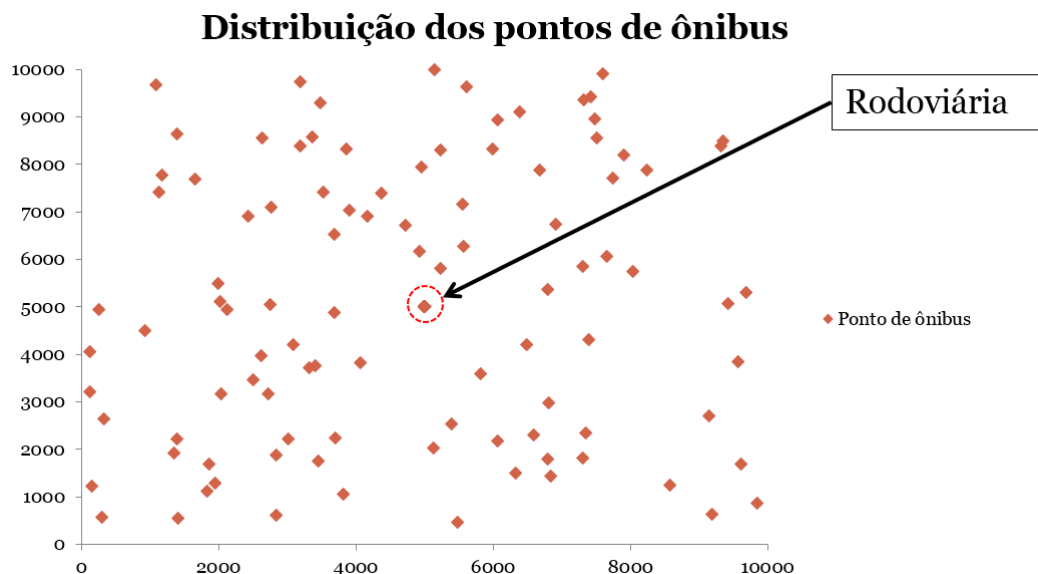


Figura 4.1 - Distribuição dos pontos de embarque e desembarque de passageiros

Na sequência deste capítulo, serão apresentados estudos de casos abordando a visão da empresa e a visão do usuário, separadamente. Em seguida será realizada uma análise comparativa dos resultados e uma breve reflexão sobre as conclusões.

4.2

Estudo de Caso I: Visão da Empresa

O estudo de caso abordando a visão da empresa considera a redução de custo como fator preponderante no processo de otimização das rotas, ou seja, na roteirização realizada na primeira fase do modelo de solução proposto neste trabalho. Deste modo, a otimização das rotas é realizada buscando um menor custo total, ou seja, a função objetivo busca minimizar a soma do custo fixo e do custo variável de todas as rotas. Neste estudo de caso foi atribuído ao parâmetro Custo Fixo o valor zero, ou seja, não foi considerado o Custo Fixo definido na seção 4.1.

Inicialmente, o Evolver foi configurado com os parâmetros apresentados na Tabela 4.1. Estes parâmetros foram utilizados para rodar dez experimentos considerando a solução inicial como semente para o processo evolutivo. Esta semente inicial representa a solução atual gerada por um especialista, de acordo com a sua experiência.

A Tabela 4.2 demonstra os resultados obtidos para cada experimento enquanto a Figura 4.2 exibe o gráfico de evolução do experimento 2, o qual

apresentou o melhor resultado dentre os dez experimentos. Nesse gráfico é exibido o valor de aptidão da melhor solução em função do número de tentativas.

Tabela 4.1 - Configurações do Evolver para o estudo de caso I

| PARÂMETROS | |
|----------------------|--------------------|
| Descrição | Valor |
| Método de solução | Algoritmo Genético |
| Condição de parada | Número de gerações |
| Número de tentativas | 10000 |
| Tamanho da população | 100 |
| Taxa de cruzamento | 65% |
| Taxa de mutação | 8% |

Tabela 4.2 - Resultados para os 10 primeiros experimentos do estudo de caso I

| Experimentos | Menor Custo | Total de Ônibus |
|---------------------|--------------------|------------------------|
| Solução Inicial | 530.929,36 | 20 |
| Exp1 | 277.967,98 | 13 |
| Exp2 | 270.469,38 | 11 |
| Exp3 | 277.454,86 | 11 |
| Exp4 | 281.096,96 | 11 |
| Exp5 | 280.780,47 | 11 |
| Exp6 | 283.356,55 | 11 |
| Exp7 | 293.585,01 | 12 |
| Exp8 | 295.728,03 | 12 |
| Exp9 | 311.235,56 | 12 |
| Exp10 | 285.884,30 | 11 |

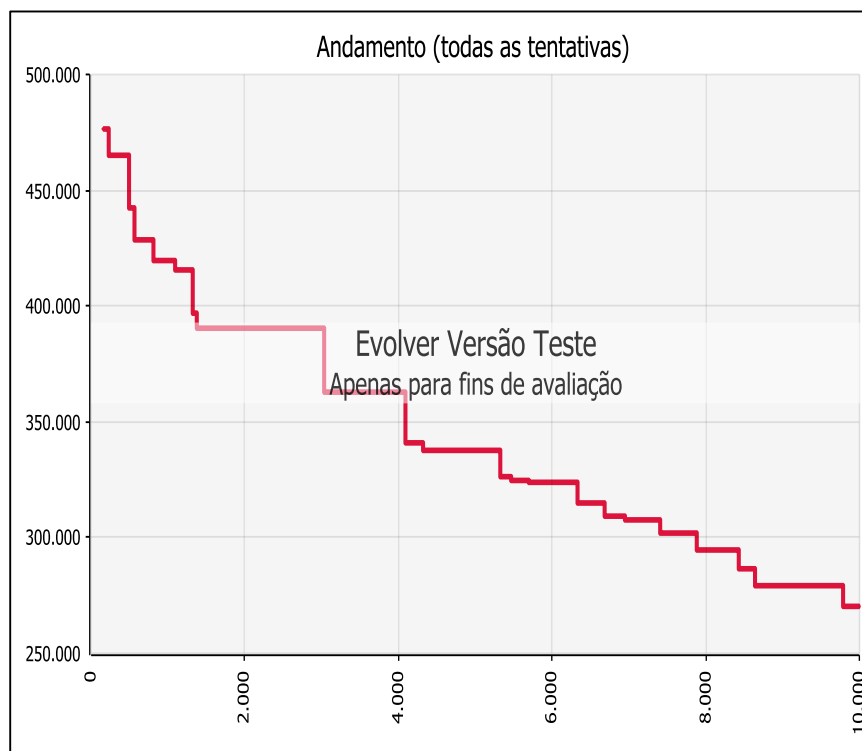


Figura 4.2 - Gráfico de evolução do experimento 2 do estudo de caso I

Analizando o gráfico de evolução do experimento 2 é possível identificar que o algoritmo genético pode não ter convergido com apenas 10.000 tentativas, sugerindo que seria necessário deixar o processo evolutivo executar por mais tempo. Portanto, rodou-se mais um experimento, denominado de experimento 11, o qual utilizou como semente inicial a solução obtida no experimento 2. Sua execução foi realizada considerando 10.000 tentativas. O resultado é apresentado na Tabela 4.3 e o gráfico de evolução exibido na Figura 4.3.

Através de uma análise do gráfico de evolução do experimento 11 é possível perceber que o algoritmo pode ainda não ter convergido, sugerindo uma necessidade de execução por uma quantidade maior de tentativas. Este resultado evidencia a dificuldade de resolução do problema, portanto, alterou-se as configurações realizadas no Evolver, de modo a permitir, a execução do experimento 12 por 50.000 tentativas. Nesse experimento foi utilizada a solução inicial como semente para o processo evolutivo, a fim de, permitir uma comparação com os resultados obtidos nos experimentos 2 e 11.

A Tabela 4.3 demonstra os resultados dos experimentos 2, 11 e 12 enquanto a Figura 4.4 exibe o gráfico de evolução do experimento 12. De acordo com os dados apresentados na Tabela 4.3, o experimento 12 alcançou o melhor resultado com um custo final de 225.451,30 o qual representa uma redução substancial em

relação ao custo total exibido pela solução inicial, sendo de 42% a redução dos custos com a nova roteirização.

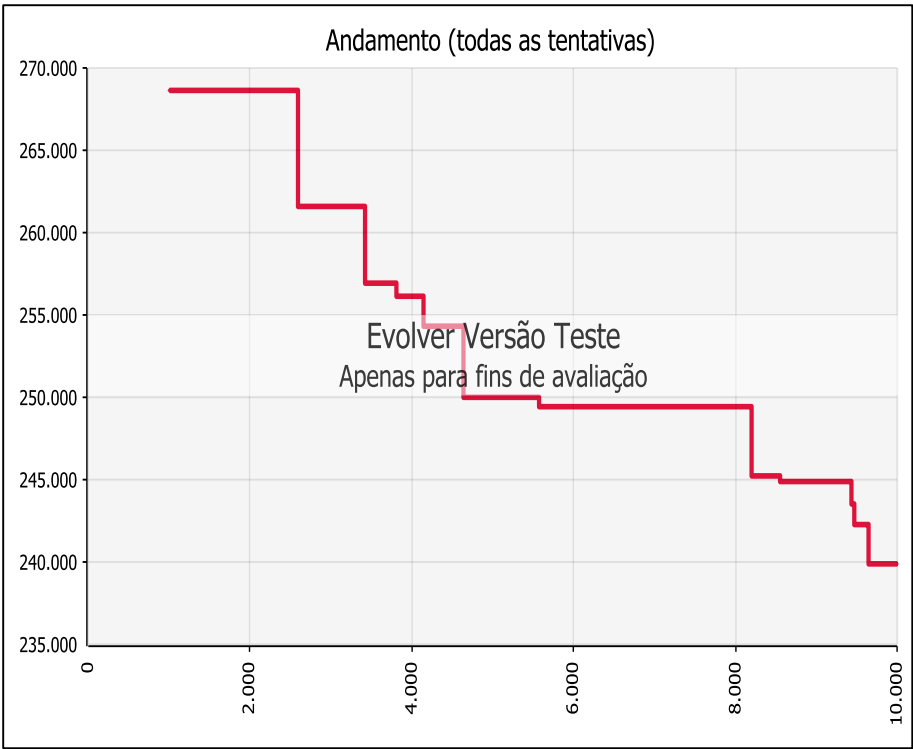


Figura 4.3 - Gráfico de evolução do experimento 11 do estudo de caso I

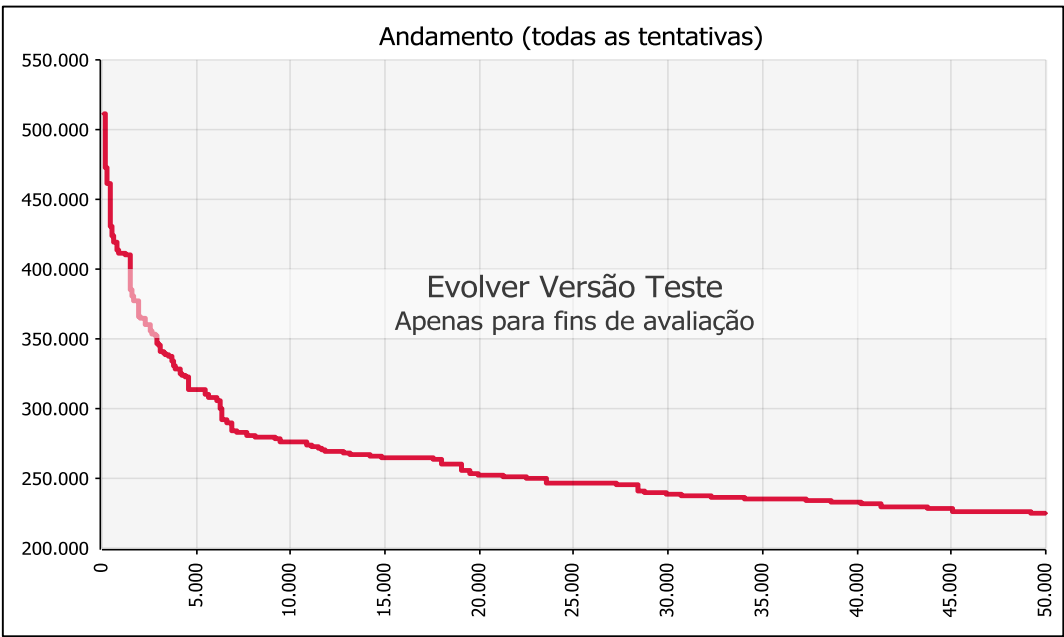


Figura 4.4 - Gráfico de evolução do experimento 12 do estudo de caso I

Tabela 4.3 – Resultado das melhores soluções para o estudo de caso I

| Experimentos | Menor Custo | Total de Ônibus |
|--|-------------------|-----------------|
| Solução Inicial | 530.929,36 | 20 |
| Exp2 | 270.469,38 | 11 |
| Exp11 (semente exp.2) | 239.913,33 | 10 |
| Exp12 (50.000 tentativas) a partir da solução inicial.) | 225.451,30 | 12 |
| Redução de custo de 42% | 305.478,06 | |

A Tabela 4.4 apresenta um comparativo do tempo de viagem entre a solução inicial e os experimentos 2, 11 e 12, ou seja, o tempo máximo de espera por um ônibus de cada rota. Nessa tabela, células com valores zerados significam a não utilização de um ônibus.

A Figura 4.5 exibe, graficamente, um comparativo entre as melhores soluções obtidas em cada experimento.

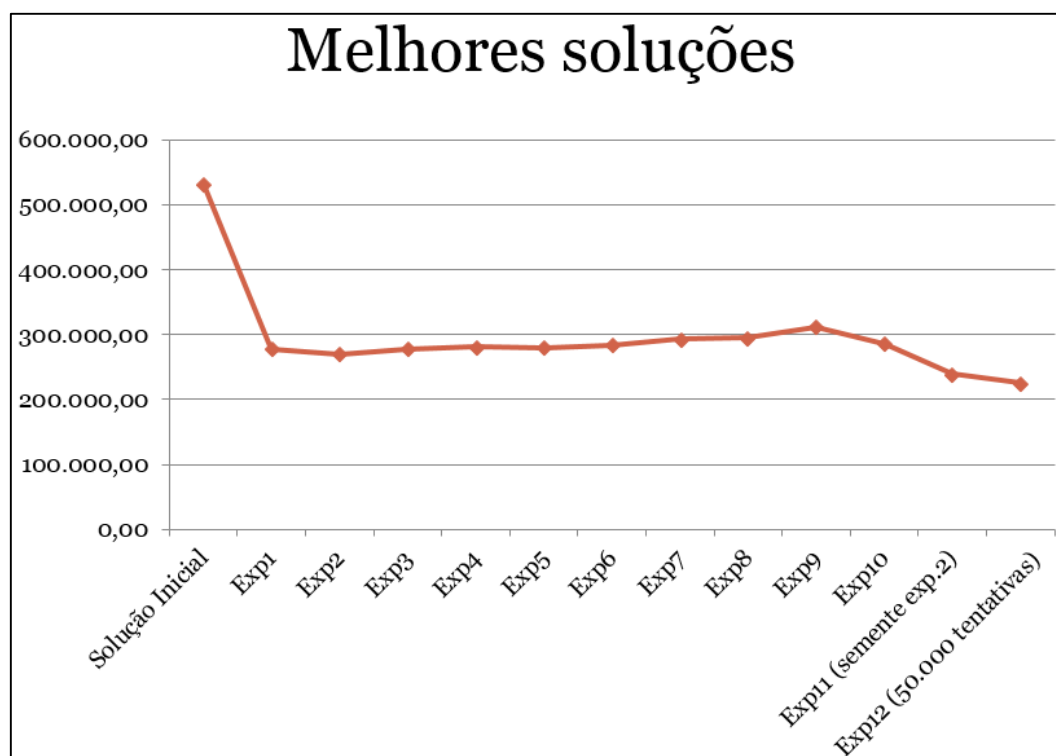
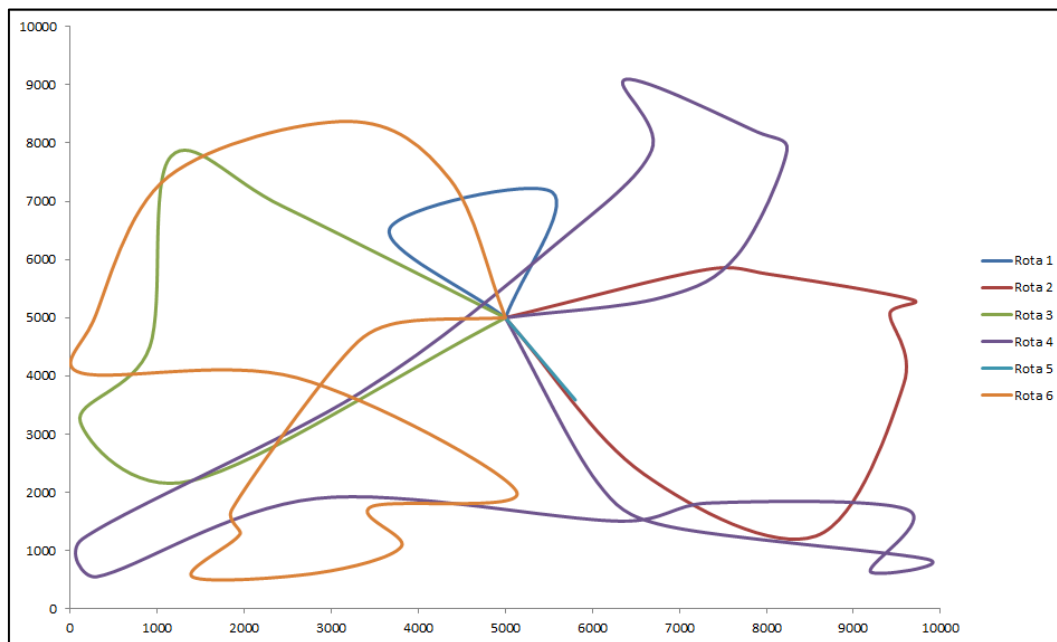
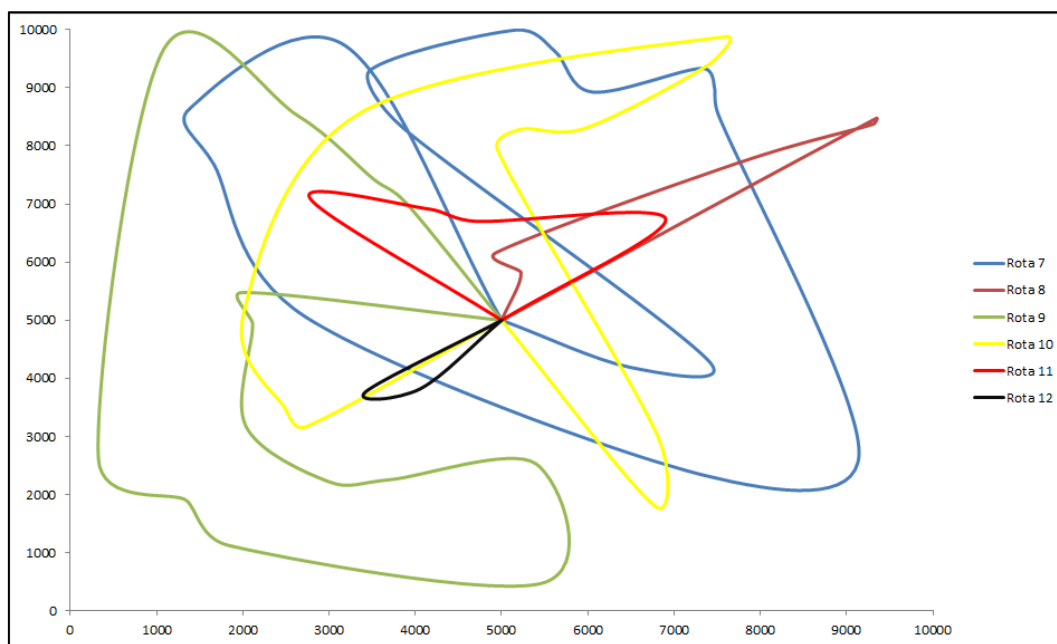


Figura 4.5 - Gráfico comparativo das melhores soluções do estudo de caso I

Tabela 4.4 - Comparativo do tempo de viagem entre as soluções do estudo de caso I

| TEMPO DE VIAGEM | | | |
|------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| Solução Inicial | Exp.2 | Exp.11 | Exp.12 |
| Tempo (min) | Tempo (min) | Tempo (min) | Tempo (min) |
| 32,3718 | 21,3467 | 16,3540 | 9,3298 |
| 44,5082 | 49,0128 | 53,8034 | 21,9554 |
| 45,6475 | 49,9961 | 30,4203 | 23,6026 |
| 46,4956 | 32,1777 | 0,0000 | 55,6985 |
| 58,8882 | 22,6723 | 48,1583 | 4,8777 |
| 46,0392 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| 36,4112 | 45,7992 | 38,0749 | 0,0000 |
| 37,8930 | 0,0000 | 0,0000 | 40,1946 |
| 40,7106 | 53,6242 | 52,8723 | 0,0000 |
| 46,8322 | 38,4167 | 33,6149 | 58,0132 |
| 37,6181 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| 33,2006 | 0,0000 | 42,6061 | 17,8143 |
| 26,2732 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| 17,5739 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| 50,4637 | 0,0000 | 0,0000 | 45,4925 |
| 52,9713 | 26,0208 | 27,8235 | 0,0000 |
| 41,3834 | 53,5032 | 0,0000 | 40,2497 |
| 43,2140 | 0,0000 | 0,0000 | 14,7203 |
| 29,8288 | 0,0000 | 0,0000 | 0,0000 |
| 28,0696 | 13,1344 | 16,1422 | 6,2283 |
| 796,3940 | 405,7041 | 359,8700 | 338,1769 |
| 20 ÔNIBUS | 11 ÔNIBUS | 10 ÔNIBUS | 12 ÔNIBUS |

As Figuras 4.6 e 4.7 exibem o percurso de cada rota obtida pela melhor solução alcançada na primeira fase do processo de otimização. Deste modo, são exibidas as rotas de 1 até 6 na Figura 4.6 e as rotas de 7 até 12 na Figura 4.7.

**Figura 4.6 - Rotas 1 até 6 obtidas no estudo de caso I****Figura 4.7 - Rotas 7 até 12 obtidas no estudo de caso I**

Após a conclusão da primeira fase da otimização (roteirização) com a definição das rotas, dá-se início a execução da segunda fase da otimização, onde será otimizada a quantidade de veículos a serem utilizados em cada rota (alocação dos recursos disponíveis). Nessa segunda fase, a função objetivo busca soluções que minimizem o tempo total de espera, ou seja, a soma do tempo de espera de cada rota. Para isso, o algoritmo genético tenta alocar o máximo de

veículos em cada rota, de acordo com as restrições operacionais, em busca de uma solução ótima. Os parâmetros utilizados para configurar o Evolver foram os mesmos já apresentados na Tabela 4.1.

A semente inicial utilizada para o processo evolutivo da segunda fase foi o resultado obtido na primeira fase da otimização, a qual é exibida na Tabela 4.5.

Tabela 4.5 - Semente inicial para a segunda fase da otimização do estudo de caso I

| ALOCÇÃO DE RECURSOS | | | | | |
|---------------------|-----------------|-----------------|-----------|--------------------|---------------------------|
| Rotas | Custo | Tempo | Ônibus | Custo Total | Tempo de Espera (Minutos) |
| Rota 1 | 6219,89 | 9,329834 | 1 | 6219,889588 | 9,329834382 |
| Rota 2 | 14636,96 | 21,95544 | 1 | 14636,96045 | 21,95544068 |
| Rota 3 | 15735,06 | 23,60258 | 1 | 15735,05613 | 23,6025842 |
| Rota 4 | 37132,33 | 55,69849 | 1 | 37132,32684 | 55,69849026 |
| Rota 5 | 3251,803 | 4,877705 | 1 | 3251,803437 | 4,877705155 |
| Rota 6 | 26796,38 | 40,19457 | 1 | 26796,37982 | 40,19456973 |
| Rota 7 | 38675,47 | 58,0132 | 1 | 38675,46888 | 58,01320332 |
| Rota 8 | 11876,22 | 17,81433 | 1 | 11876,21804 | 17,81432706 |
| Rota 9 | 30328,35 | 45,49252 | 1 | 30328,34752 | 45,49252128 |
| Rota 10 | 26833,12 | 40,24968 | 1 | 26833,11984 | 40,24967976 |
| Rota 11 | 9813,524 | 14,72029 | 1 | 9813,524169 | 14,72028625 |
| Rota 12 | 4152,202 | 6,228304 | 1 | 4152,202341 | 6,228303512 |
| Total | 225451,3 | 338,1769 | 12 | 225451,2971 | 338,1769456 |

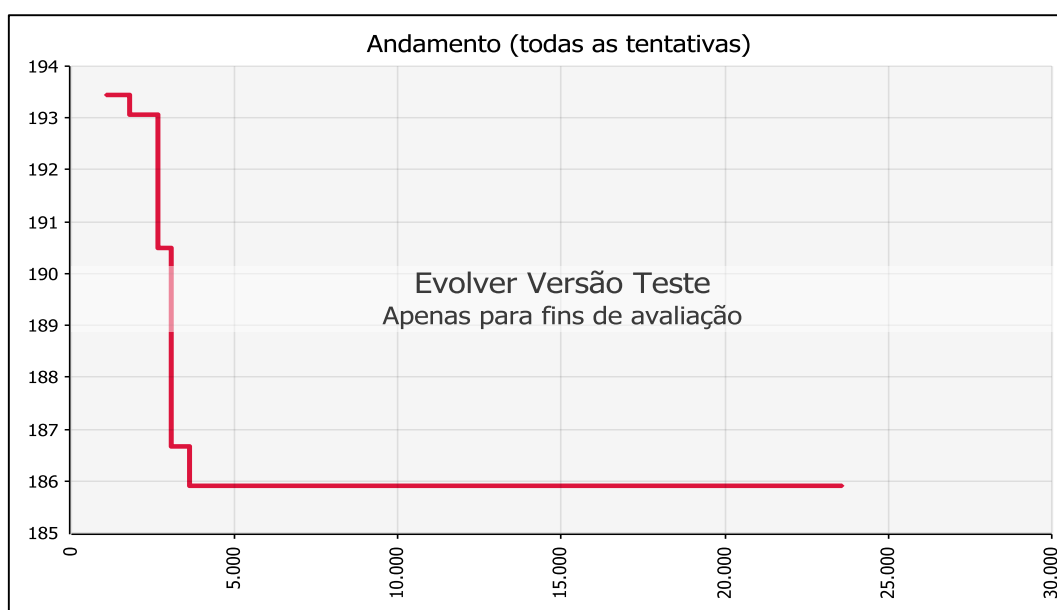


Figura 4.8 - Gráfico de evolução do melhor experimento da segunda fase do estudo de caso I

Foram rodados dez experimentos com 50.000 tentativas e a melhor solução encontrada é apresentada na Tabela 4.6, enquanto o gráfico de evolução do melhor experimento é exibido na Figura 4.8. Pela Tabela 4.6 é possível perceber que o processo de otimização reduziu consideravelmente o tempo total de espera, inclusive, deixando cada rota com um tempo de espera inferior a 30 minutos. O custo total logicamente aumentou, conforme Figura 4.9, porém ficando muito abaixo do custo da solução inicial, representando uma economia para empresa e aumento da satisfação dos usuários com a redução do tempo de espera para no máximo 30 minutos.

Tabela 4.6 - Resultado para a segunda fase da otimização do estudo de caso I

| ALOCAÇÃO DE RECURSOS | | | | | |
|----------------------|-----------------|-----------------|-----------|--------------------|---------------------------|
| Rotas | Custo | Tempo | Ônibus | Custo Total | Tempo de Espera (Minutos) |
| Rota 1 | 6219,89 | 9,329834 | 1 | 6219,889588 | 9,329834382 |
| Rota 2 | 14636,96 | 21,95544 | 2 | 29273,9209 | 10,97772034 |
| Rota 3 | 15735,06 | 23,60258 | 2 | 31470,11226 | 11,8012921 |
| Rota 4 | 37132,33 | 55,69849 | 2 | 74264,65369 | 27,84924513 |
| Rota 5 | 3251,803 | 4,877705 | 1 | 3251,803437 | 4,877705155 |
| Rota 6 | 26796,38 | 40,19457 | 2 | 53592,75964 | 20,09728486 |
| Rota 7 | 38675,47 | 58,0132 | 3 | 116026,4066 | 19,33773444 |
| Rota 8 | 11876,22 | 17,81433 | 1 | 11876,21804 | 17,81432706 |
| Rota 9 | 30328,35 | 45,49252 | 2 | 60656,69504 | 22,74626064 |
| Rota 10 | 26833,12 | 40,24968 | 2 | 53666,23968 | 20,12483988 |
| Rota 11 | 9813,524 | 14,72029 | 1 | 9813,524169 | 14,72028625 |
| Rota 12 | 4152,202 | 6,228304 | 1 | 4152,202341 | 6,228303512 |
| | | | | | |
| Total | 225451,3 | 338,1769 | 20 | 454264,4254 | 185,9048338 |

| Otimização do Tempo de Espera | | | | Otimização do Custo | | | |
|-------------------------------|-------------------|---------------------|------------------------------|---------------------|-------------------|---------------------|-----------------------------|
| Rotas | Ônibus Utilizados | Custo | Tempo Máximo de Espera (min) | Rotas | Ônibus Utilizados | Custo | Tempo Máximo de Espera(min) |
| 1 | 1 | 6.219,8896 | 9,3298 | 1 | 1 | 6.219,8896 | 9,3298 |
| 2 | 2 | 29.273,9209 | 10,9777 | 2 | 1 | 14.636,9605 | 21,9554 |
| 3 | 2 | 31.470,1123 | 11,8013 | 3 | 1 | 15.735,0561 | 23,6026 |
| 4 | 2 | 74.264,6537 | 27,8492 | 4 | 1 | 37.132,3268 | 55,6985 |
| 5 | 1 | 3.251,8034 | 4,8777 | 5 | 1 | 3.251,8034 | 4,8777 |
| 6 | 2 | 53.592,7596 | 20,0973 | 6 | 1 | 26.796,3798 | 40,1946 |
| 7 | 3 | 116.026,4066 | 19,3377 | 7 | 1 | 38.675,4689 | 58,0132 |
| 8 | 1 | 11.876,2180 | 17,8143 | 8 | 1 | 11.876,2180 | 17,8143 |
| 9 | 2 | 60.656,6950 | 22,7463 | 9 | 1 | 30.328,3475 | 45,4925 |
| 10 | 2 | 53.666,2397 | 20,1248 | 10 | 1 | 26.833,1198 | 40,2497 |
| 11 | 1 | 9.813,5242 | 14,7203 | 11 | 1 | 9.813,5242 | 14,7203 |
| 12 | 1 | 4.152,2023 | 6,2283 | 12 | 1 | 4.152,2023 | 6,2283 |
| Total | 20 | 454.264,4254 | 185,9048 | Total | 12 | 225.451,2971 | 338,1769 |

| Solução Inicial | | | |
|-----------------|-------------------|---------------------|-----------------------------|
| Rotas | Ônibus Utilizados | Custo | Tempo Máximo de Espera(min) |
| 1 | 1 | 21581,21578 | 32,3718 |
| 2 | 1 | 29672,15381 | 44,5082 |
| 3 | 1 | 30431,68901 | 45,6475 |
| 4 | 1 | 30997,06116 | 46,4956 |
| 5 | 1 | 39258,81444 | 58,8882 |
| 6 | 1 | 30692,77646 | 46,0392 |
| 7 | 1 | 24274,16366 | 36,4112 |
| 8 | 1 | 25261,99394 | 37,8930 |
| 9 | 1 | 27140,4162 | 40,7106 |
| 10 | 1 | 31221,44753 | 46,8322 |
| 11 | 1 | 25078,70192 | 37,6181 |
| 12 | 1 | 22133,71167 | 33,2006 |
| 13 | 1 | 17515,45766 | 26,2732 |
| 14 | 1 | 11715,90119 | 17,5739 |
| 15 | 1 | 33642,4608 | 50,4637 |
| 16 | 1 | 35314,20901 | 52,9713 |
| 17 | 1 | 27588,92586 | 41,3834 |
| 18 | 1 | 28809,33599 | 43,2140 |
| 19 | 1 | 19885,83397 | 29,8288 |
| 20 | 1 | 18713,08832 | 28,0696 |
| Total | 20 | 530.929,3584 | 796,3940 |

Figura 4.9 - Comparativo entre solução inicial e otimização primeira e segunda fases do estudo de caso I

4.3

Estudo de Caso II: Visão do Usuário

O estudo de caso abordando a visão do usuário considera, como fator preponderante no processo de otimização das rotas, a redução do tempo de espera ao invés da redução do custo. Portanto, na roteirização realizada na primeira fase do modelo de solução proposto neste trabalho, a otimização das rotas é realizada buscando um menor tempo total de espera, ou seja, a função objetivo busca minimizar a soma dos tempos de espera de cada rota. Neste estudo de caso também foi atribuído ao parâmetro Custo Fixo o valor zero, ou seja, não foi considerado o Custo Fixo definido na seção 4.1, além disso, a função objetivo foi alterada.

A Equação 4.1 apresenta a função objetivo utilizada no estudo de caso II.

$$\text{Minimizar : } f(x) = \sum_{i=\text{índice da rota}} \text{Tempo}_{Rota_i} \quad (4.1)$$

Onde:

- $Rota_i$ é a linha de ônibus que representa um percurso.
- Tempo_{Rota_i} é o tempo necessário para percorrer a $Rota_i$.

Inicialmente, o Evolver foi configurado com os mesmos parâmetros utilizados no estudo de caso I e apresentados na Tabela 4.1. Assim como, no estudo de caso I, esses parâmetros foram utilizados para rodar dez experimentos e a solução inicial foi considerada como semente para o processo evolutivo em cada experimento. Este procedimento foi adotado, a fim de, permitir uma comparação entre as abordagens do estudo de caso I e estudo de caso II.

Assim como realizado no estudo de caso I, após a conclusão dos dez experimentos, utilizou-se a melhor solução encontrada como semente inicial para o experimento 11, o qual executou por 10.000 tentativas. Por fim, o experimento 12 foi rodado configurado para 50.000 tentativas e utilizando a solução inicial como semente para o processo evolutivo. A Tabela 4.7 demonstra os melhores resultados obtidos na primeira fase da otimização, enquanto a Tabela 4.8 apresenta um comparativo do tempo de viagem entre a solução inicial e os experimentos 3, 11 e 12, ou seja, o tempo máximo de espera por um ônibus de cada rota. Nessa tabela, células com valores zerados significam a não utilização de um ônibus.

Tabela 4.7 - Melhores resultados para primeira fase do estudo de caso II

| Experimentos | Menor Tempo (min) | Total de Ônibus |
|--|-------------------|-----------------|
| Solução Inicial | 796,39 | 20 |
| Exp3 | 387,47 | 12 |
| Exp11 (semente exp.3) | 361,74 | 10 |
| Exp12 (50.000 tentativas) a partir da solução inicial.) | 357,61 | 9 |
| Redução de tempo de 53% | 438,78 | |

Tabela 4.8 - Comparativo do tempo de viagem entre as soluções do estudo de caso II

| TEMPO DE VIAGEM | | | |
|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| Solução Inicial | Exp.3 | Exp.11 | Exp.12 |
| Tempo (min) | Tempo (min) | Tempo (min) | Tempo (min) |
| 32,37182367 | 27,99795325 | 27,99795325 | 41,1782524 |
| 44,50823071 | 33,47566306 | 33,14161565 | 31,18960849 |
| 45,64753351 | 0 | 0 | 55,80110449 |
| 46,49559173 | 31,1625931 | 43,48119115 | 0 |
| 58,88822166 | 41,74053474 | 27,50713728 | 0 |
| 46,03916469 | 54,46497585 | 50,35854141 | 0 |
| 36,41124549 | 21,30022809 | 45,95369297 | 0 |
| 37,89299091 | 35,62359064 | 0 | 23,95017369 |
| 40,7106243 | 2,55227365 | 0 | 56,90324417 |
| 46,8321713 | 46,39380909 | 43,95587148 | 0 |
| 37,61805288 | 36,99130973 | 37,78930071 | 0 |
| 33,2005675 | 27,89881553 | 23,68604402 | 38,01202298 |
| 26,2731865 | 0 | 0 | 0 |
| 17,57385179 | 0 | 0 | 0 |
| 50,4636912 | 0 | 0 | 38,28930062 |
| 52,97131351 | 0 | 0 | 50,78558661 |
| 41,3833888 | 0 | 0 | 0 |
| 43,21400399 | 0 | 0 | 0 |
| 29,82875095 | 0 | 0 | 0 |
| 28,06963248 | 27,86995066 | 27,86995066 | 21,504565 |
| | | | |
| 796,3940376 | 387,4716974 | 361,7412986 | 357,6138585 |
| 20 ÔNIBUS | 12 ÔNIBUS | 10 ÔNIBUS | 9 ÔNIBUS |

Concluída a fase de roteirização deu-se início a fase de alocação dos recursos disponíveis (veículos). Os parâmetros utilizados para configurar o Evolver foram os mesmos já apresentados na Tabela 4.1. A semente inicial utilizada para o processo evolutivo da segunda fase foi o melhor resultado apresentado na Tabela 4.7. Esta semente inicial é exibida na Tabela 4.9.

Tabela 4.9 - Semente inicial para a segunda fase da otimização do estudo de caso II

| ALOCAÇÃO DE RECURSOS | | | | | |
|----------------------|-----------------|-----------------|----------|-------------------|---------------------------|
| Rotas | Custo | Tempo | Ônibus | Custo Total | Tempo de Espera (Minutos) |
| Rota 1 | 27452,17 | 41,17825 | 1 | 27452,16827 | 41,1782524 |
| Rota 2 | 20793,07 | 31,18961 | 1 | 20793,07233 | 31,18960849 |
| Rota 3 | 37200,74 | 55,8011 | 1 | 37200,73633 | 55,80110449 |
| Rota 4 | 15966,78 | 23,95017 | 1 | 15966,78246 | 23,95017369 |
| Rota 5 | 37935,5 | 56,90324 | 1 | 37935,49612 | 56,90324417 |
| Rota 6 | 25341,35 | 38,01202 | 1 | 25341,34866 | 38,01202298 |
| Rota 7 | 25526,2 | 38,2893 | 1 | 25526,20041 | 38,28930062 |
| Rota 8 | 33857,06 | 50,78559 | 1 | 33857,05774 | 50,78558661 |
| Rota 9 | 14336,38 | 21,50457 | 1 | 14336,37667 | 21,504565 |
| Total | 238409,2 | 357,6139 | 9 | 238409,239 | 357,6138585 |

Foram rodados dez experimentos com 50.000 tentativas e a melhor solução encontrada é apresentada na Tabela 4.10, enquanto o gráfico de evolução do melhor experimento é exibido na Figura 4.10. Pela Tabela 4.10 é possível perceber que o processo de otimização reduziu consideravelmente o tempo total de espera, inclusive, deixando cada rota com um tempo de espera inferior a 20 minutos em quase todas as rotas, exceto na Rota 1 com tempo de 20,6 minutos e na Rota 8 com tempo de 25,4 minutos. Apesar do tempo ter sido reduzido drasticamente, em relação a solução inicial, o custo total das rotas ficou acima do valor da solução, representando uma perda para a empresa o que impossibilita a implementação desta solução.

Tabela 4.10 - Resultado para a segunda fase da otimização do estudo de caso II

| ALOCAÇÃO DE RECURSOS | | | | | |
|----------------------|----------|----------|--------|-------------|---------------------------|
| Rotas | Custo | Tempo | Ônibus | Custo Total | Tempo de Espera (Minutos) |
| Rota 1 | 27452,17 | 41,17825 | 2 | 54904,33654 | 20,5891262 |
| Rota 2 | 20793,07 | 31,18961 | 2 | 41586,14465 | 15,59480425 |
| Rota 3 | 37200,74 | 55,8011 | 3 | 111602,209 | 18,60036816 |
| Rota 4 | 15966,78 | 23,95017 | 2 | 31933,56492 | 11,97508684 |
| Rota 5 | 37935,5 | 56,90324 | 3 | 113806,4883 | 18,96774806 |
| Rota 6 | 25341,35 | 38,01202 | 2 | 50682,69731 | 19,00601149 |
| Rota 7 | 25526,2 | 38,2893 | 2 | 51052,40083 | 19,14465031 |
| Rota 8 | 33857,06 | 50,78559 | 2 | 67714,11548 | 25,3927933 |
| Rota 9 | 14336,38 | 21,50457 | 2 | 28672,75334 | 10,7522825 |
| | | | | | |
| Total | 238409,2 | 357,6139 | 20 | 551954,7104 | 160,0228711 |

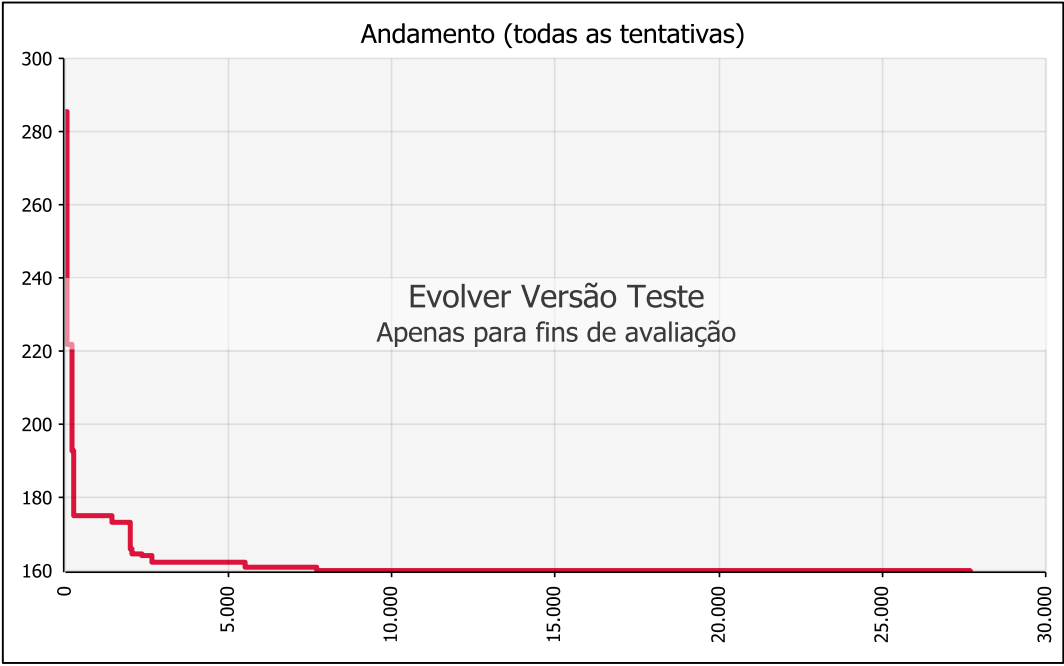


Figura 4.10 - Gráfico de evolução do melhor experimento da segunda fase do estudo de caso

5

Conclusões e Trabalhos Futuros

5.1

Conclusões

Neste trabalho desenvolveu-se uma solução computacional capaz de gerar soluções que reduzem os custos operacionais de uma empresa de transporte público rodoviário, assim como, o tempo de espera do usuário por um veículo.

O modelo de solução computacional de otimização, desenvolvido e implementado neste trabalho, utilizou como base os Algoritmos Genéticos, devido a sua capacidade de lidar com problemas complexos de otimização. Em conjunto, utilizou-se o software Microsoft Excel e o software Evolver que facilitam a implementação do modelo desenvolvido para solucionar o problema de roteirização e alocação de veículos no transporte público rodoviário.

Conforme dissertado no trabalho, a roteirização de veículos se traduz em um problema de otimização complexo, do tipo “*NP-Hard*”. Encontrar uma solução que reduza os custos operacionais e atenda aos anseios dos usuários não é uma tarefa simples. Porém os resultados alcançados pelo modelo de solução desenvolvido e implementado, neste trabalho, foram satisfatórios, de modo que, todos os pontos de embarque e desembarque de passageiros foram atendidos. Além disso, os resultados demonstraram uma redução considerável no custo operacional total, assim como, no tempo de espera do usuário por um veículo, o que permite as empresas, de transporte público rodoviário, ofertar um serviço de maior qualidade para os seus usuários.

Por fim, conclui-se que todos os objetivos propostos para este trabalho foram alcançados com sucesso.

5.2 Trabalhos Futuros

Neste trabalho, procurou-se dar mais um passo para o avanço da pesquisa no tema de roteirização e alocação de recurso no transporte público rodoviário. Mesmo com os bons resultados observados, há diversas possibilidades de trabalhos futuros.

Como trabalhos futuros sugere-se o seguinte:

- Utilização do Google Maps para calcular a distância real entre todos os pontos de embarque e desembarque de passageiros.
- Realizar uma análise de custos para uma identificação mais detalhada do custo fixo e do custo variável.
- Implementação de uma função de avaliação multiobjetivo que considere, ao mesmo tempo, tanto a redução de custos operacionais quanto a redução do tempo de espera por um veículo.

Referências Bibliográficas

- [1] ABREU, A. C. A, **Otimização do Cronograma de Ativação dos Poços de Petróleo por Algoritmos Genéticos**. Departamento de Engenharia Elétrica, PUC-RIO, 2012. Dissertação de Mestrado.
- [2] ARPINI, B. P. et al. **Uma revisão sistemática da literatura sobre o Problema de Roteirização de Veículos Capacitados com Restrições de Carregamento Bidimensional (2L-CVRP)**. TRANSPORTES v. 25, n. 1, p 61-72, 2017.
- [3] Back, T.; Fogel, D. B. ; **Michalewicz, Z., editors. Handbook of Evolutionary Computation**. Institute of Physics Publishing, 1997. 1.1
- [4] BEZERRA, R. R. R, **Problema de Roteirização de Veículos com Probabilidade de Roubo de Carga: resolução com Simulated Annealing**. Departamento de Engenharia de Produção, PUC-RIO, 2015. Dissertação de Mestrado.
- [5] HAWEROTH, F, **Aplicação de Roteirização e Programação de Veículos no Transporte Público de Pessoas com Deficiência no Município de Joinville - SC**. Departamento de Engenharia de Transportes e Logística, UFSC, 2017. Trabalho de Conclusão de Curso.
- [6][15] HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.
- [7] JUNIOR, C. A. M. et al. **O papel da roteirização na redução de custos logísticos e melhoria do nível de serviço em uma empresa do segmento alimentício no Ceará**. XX Congresso Brasileiro de Custos, Uberlândia – MG, Brasil, 2013.
- [8] JÚNIOR, O. S. S, **Algoritmos para os Problemas de Roteirização Estática e Dinâmica de Veículos com Janelas de Tempo**. Departamento de Engenharia de Produção, PUC-RIO, 2013. Tese de Doutorado.
- [9] MARQUES, V. J. A, **Um método heurístico de distribuição. Estudo de caso: distribuição de sementes a partir de um Centro de Distribuição**. Departamento de Engenharia de Industrial, PUC-RIO, 2007. Dissertação de Mestrado.
- [10] MASIERO, L. P. **Síntese evolucionária em nanotecnologia**. Departamento de Engenharia Elétrica, PUC-RIO, 2006. Dissertação de Mestrado.
- [11] MICHALEWICZ, Z. **Genetic Algorithm + Data Structures = Evolution Programs**, Springer Verlag, USA, 1996.
- [12] OLIVEIRA, R. L, **Ajuste de Histórico em Modelos de Simulação de Reservatórios por Algoritmos Genéticos Co-Evolutivos e Geoestatística de Múltiplos Pontos**. Departamento de Engenharia Elétrica, PUC-RIO, 2013. Dissertação de Mestrado.
- [13] PINHEIRO, R. R. et al. **DISTRIBUIÇÃO DE CARGA FRACIONADA: COMPARATIVO ENTRE O USO DE MÓDELOS TEÓRICOS E DE UM**

SOFTWARE DE ROTEIRIZAÇÃO. SADSJ – South American Development Society Journal. Vol. 2, n. 5, 2016.

[14] PlantãoJTI. **Estudantes criam projeto para otimizar as rotas de ônibus na zona rural de Jataí.** Disponível em:

<http://plantaotji.com.br/noticias/estudantes-criam-projeto-para-otimizar-rotas-de-onibus-na-zona-rural-de-jatai/>

[15] Portal Brasil. **Brasileiros estão mais dispostos a viajar de ônibus.** Disponível em:

<http://www.brasil.gov.br/turismo/2015/10/brasileiros-estao-mais-dispostos-a-viajar-de-onibus>

[16] RODRIGUES, G. P, **OTIMIZAÇÃO DE ROTAS ATRAVÉS DA APLICAÇÃO DE ALGORITMOS EXATOS E HEURÍSTICOS.** Departamento de Ciência da Computação, Universidade Presidente Antônio Carlos, 2004. Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação.

[17] SANTOS, B. S, **PROGRAMAÇÃO DE ÔNIBUS INTERURBANO UTILIZANDO A TÉCNICA DE PROGRAMAÇÃO LINEAR INTEIRA.** Departamento de Engenharia de Produção, UTFPR, 2014. Dissertação de Mestrado.

[18] SCÁRDUA, R. F. et al. **Planejamento do transporte de empregados por uma frota de ônibus fretada por meio de um modelo matemático baseado no Open Vehicle Routing Problem (OVRP).** TRANSPORTES v. 23, n. 2, p 20-28, 2015.

[19] The Decision Tools Suite, Palisade Corporation. **Evolver 7.51.** Disponível em: <http://www.palisade-br.com/evolver/>

[20] Universidade de São Paulo. **Modelo matemático da Poli reorganiza rotas das linhas de ônibus.** Disponível em:

<http://www5.usp.br/69057/modelo-matematico-desenvolvido-na-poli-reorganiza-rotas-das-linhas-de-onibus/>

[21] Viação Santa Lúcia. **Viação Santa Lúcia contrata uma das maiores empresas de consultoria de transporte urbano do Brasil para reformular as linhas de ônibus em Itaperuna.** Disponível em:

<http://vslcard.com.br/noticias>

[22] WU, L, **O problema de roteirização periódica de veículos.** Departamento de Engenharia de Transportes, EPUSP, 2007. Dissertação de Mestrado.