



Ministério da Educação  
Universidade Tecnológica Federal do Paraná  
Campus Londrina



UM PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS PARA UMA EMPRESA  
DE TRANSPORTES UTILIZANDO UM ALGORITMO GENÉTICO

Londrina

2019

**MARVIN PORTELLO BASTOS**

**UM PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO DE VEICULOS PARA UMA EMPRESA  
DE TRANSPORTES UTILIZANDO UM ALGORITMO GENÉTICO**

Projeto de pesquisa apresentado à  
disciplina de TCC 2, do curso de  
Engenharia de Produção da  
Universidade Tecnológica Federal  
do Paraná do câmpus Londrina

Orientador: Prof. Me. Bruno  
Samways dos Santos

Londrina

2019

## **TERMO DE APROVAÇÃO**

### **UM PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO DE VEICULOS PARA UMA EMPRESA DE TRANSPORTES UTILIZANDO UM ALGORITMO GENÉTICO POR**

**MARVIN PORTELLO BASTOS**

Esta Monografia foi apresentada às 14 horas do dia 27 de junho de 2019 como requisito parcial para obtenção do título de bacharel em ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Campus Londrina. O candidato foi arguido pela Banca Examinadora composta pelos professores relacionados abaixo. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho: **APROVADO**.

Prof. Dr. Rafael Henrique Palma Lima (UTFPR)  
Banca Examinadora

Prof. Dr. Marco Antônio Ferreira (UTFPR)  
Banca Examinadora

Prof. Me. Bruno Samways Dos Santos (UTFPR)  
Presidente da Banca Examinadora  
Orientador

## RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo a melhoria no processo de roteirização de veículos para a distribuição de cargas destinadas a clientes de uma empresa de consultoria no ramo logístico, um problema conhecido na literatura de forma geral como o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (*Capacitated Vehicle Routing Problem - CVRP*). Para isso, foi utilizado um algoritmo genético programado a partir da linguagem Visual Basic for Applications (VBA), dentro do *software* Microsoft Excel®. Os testes foram feitos utilizando três tipos de operadores para o algoritmo, comparando os resultados em questão de tempo computacional e da eficiência das soluções da roteirização em função da distância total percorrida. As comparações foram realizadas a partir de instâncias extraídas de problemas reais de uma empresa de transportes. Ao final os resultados obtidos são mostrados, onde verificou-se que os melhores desempenhos foram obtidos pelos operadores de cruzamento OX1, e o método denominado MIX (*crossover* híbrido de OX1 e PMX), enquanto que o PMX mostrou ineficiência para maioria dos casos.

**Palavras-chave:** Algoritmos Genéticos, Heurísticas, Problema de Roteamento de Veículos Capacitado

## **ABSTRACT**

The present work has the objective of improving the process of vehicle routing for the distribution of cargo destined to clients of a logistics consulting enterprise, a problem known in the literature as the Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP). For this purpose, a genetic algorithm has been programmed in Visual Basic for Applications (VBA) programming language, through software Microsoft Excel®. The tests have been done using three types of operators for the algorithm, comparing the results in relation to the computational time and the efficiency of the routing solutions as a function of the total distance traveled. The comparisons have been made using instances extracted from a real-world problem of a transport company. At the end, the results are shown, where it was verified that the best performances were obtained by the OX1 crossover operator and the method called MIX (hybrid crossover of OX1 and PMX), while PMX showed inefficiency for most cases.

**Keywords:** Genetic Algorithms, Heuristics, Capacitated Vehicle Routing Problem.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Passos do algoritmo genético .....	15
Figura 2 - Tempo Computacional dos Algoritmos .....	36
Figura 3 - Índices de Desempenho dos Algoritmos .....	37
Figura 4 – Índice de Desempenho do Problema 1 .....	37
Figura 5 – Mapa do Problema 1 .....	38
Figura 6 – Índice de Desempenho do Problema 2 .....	39
Figura 7 – Mapa do Problema 2.1 .....	40
Figura 8 – Mapa do Problema 2.2 .....	40
Figura 9 – Índice de Desempenho Problema 3 .....	43
Figura 10 – Mapa do Problema 3 .....	43
Figura 11 – Índice de Desempenho do Problema 4 .....	44
Figura 12 – Mapa do Problema 4 .....	45
Figura 13 – Índice de Desempenho Problema 5 .....	46
Figura 14 – Mapa do Problema 5 .....	46
Figura 15 – Índice de Desempenho do Problema 6 .....	48
Figura 16 – Mapa do Problema 6 .....	48
Figura 17 – Índice de Desempenho do Problema 7 .....	49
Figura 18 – Mapa do Problema 7 .....	50
Figura 19 – Índice de Desempenho do Problema 8 .....	52
Figura 20 – Mapa do Problema 8 .....	52
Figura 21– Índice de Desempenho do Problema 9 .....	53
Figura 22– Mapa do Problema 9 .....	54
Figura 23 – Índice de Desempenho do Problema 10 .....	55
Figura 24 – Mapa do Problema 10 .....	56

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Trabalhos Correlatos .....	25
Tabela 2 – Parâmetros utilizados no Algoritmo Genético.....	34
Tabela 3 – Resultados dos Roteiros .....	35
Tabela 4 – Roteiro do Problema 1.....	38
Tabela 5 – Roteiro do Problema 2.....	41
Tabela 6 – Roteiro do Problema 3.....	43
Tabela 7 – Roteiro do Problema 4.....	45
Tabela 8 – Roteiro do Problema 5.....	46
Tabela 9 – Roteiro do Problema 6.....	48
Tabela 10 – Roteiro do Problema 7.....	50
Tabela 11– Roteiro do Problema 8.....	53
Tabela 12 – Roteiro do Problema 9.....	54
Tabela 13 – Roteiro do Problema 10.....	56

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	8
1.1 OBJETIVO GERAL .....	8
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	9
1.3 JUSTIFICATIVA .....	9
1.4 ESTRUTURA .....	10
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	12
2.1 PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS .....	12
2.3 MÉTODOS HEURÍSTICOS E META-HEURÍSTICOS .....	13
2.4.1 Representação do Indivíduo .....	15
2.4.2 População Inicial .....	16
2.4.4 Seleção .....	17
2.4.5 Cruzamento .....	19
2.4.6 Mutação .....	20
2.4.7 Geração da nova População .....	21
2.5 TRABALHOS CORRELATOS .....	21
<b>3. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA</b> .....	27
<b>4. MÉTODOS E TÉCNICAS DE PESQUISA</b> .....	29
4.1 COLETA DE DADOS .....	29
4.2 SOFTWARE E LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO .....	29
4.3 PARÂMETROS E CARACTERÍSTICAS DO ALGORITMO GENÉTICO. 30	
4.3.1 Formulação Geral Do Algoritmo Genético .....	30
4.3.2 Representação dos Indivíduos .....	31
4.3.3 Representação do <i>Fitness</i> .....	31
4.3.4 Método de Seleção .....	32
4.3.5 Operadores Genéticos .....	32
4.3.6 Testes e Parâmetros utilizados .....	33
<b>5. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	35
<b>6. CONCLUSÕES</b> .....	58
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	60



## 1. INTRODUÇÃO

Em empresas que trabalham com o transporte de cargas para um grande número de cidades, há a necessidade da criação de roteiros eficientes que, além de atender todos os pontos em uma menor distância, também deve respeitar às devidas restrições que cada transporte tem na prática, bem como a capacidade dos caminhões e número de motoristas.

O transporte rodoviário no Brasil é o maior meio de distribuição segundo a Confederação Nacional do Transporte (CNT, 2018), representando cerca de 61% da movimentação de cargas. Com esse fato, pode-se ressaltar a grande necessidade de otimização tipo de modal.

Diante do problema de transportes citado, propõe-se um modelo matemático para otimização do roteiro de transporte de cargas usando-se das características do problema de roteirização de veículo capacitados (*Capacitated Vehicle Routing Problem – CVRP*), bem como as variáveis específicas e requisitos do problema a serem considerados, como por exemplo a capacidade da frota, quantidade de caminhões e todos os pontos que devem ser abastecidos pela frota. Para tal, fez-se necessária uma coleta de dados do sistema de gestão da empresa e verificar os parâmetros para o desenvolvimento do algoritmo.

O Problema pode ser classificado como NP difícil, ou seja, não é possível resolvê-los de forma polinomial. Logo, buscam-se formas heurísticas de inteligência computacional para resolução desses problemas.

### 1.1 OBJETIVO GERAL

Implementar um algoritmo genético para solucionar o problema de roteirização de caminhões em uma empresa de transportes.

## 1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Verificar variáveis e restrições que compõem o CVRP e Algoritmos Genéticos;
- Desenvolver um algoritmo genético para o roteamento de caminhões em uma empresa de logística;
- Comparar dos resultados obtidos pelo algoritmo genético desenvolvido por meio de tabelas e gráficos.

## 1.3 JUSTIFICATIVA

Com um mercado cada vez mais competitivo, exige-se das empresas cada vez maior eficiência e automatização dos serviços oferecidos pela mesma, a fim de se sobressair perante à concorrência e obter respostas mais rápidas para os clientes. A pesquisa feita pela CNT (2015) avaliou rodovias pavimentadas no Brasil e constatou que, de toda extensão avaliada, aproximadamente 50% apresentam algum tipo de deficiência, sendo que deste número, quase 7% são consideradas com péssimas condições de rodagem.

Segundo Ballou (2001), o transporte na maioria das vezes representa uma das maiores importâncias nos custos logísticos para as empresas, sendo que a movimentação de cargas representa quase dois terços dos custos totais logísticos. Devido a isso, o conhecimento de problemas transportes é essencial para um operador logístico.

No cenário brasileiro, tem-se diversas empresas que trabalham com sistemas de roteirização (ou roteamento), porém a maioria tem um bom poder aquisitivo devido aos custos elevados para a compra e aplicação desses sistemas, sendo que muitos sistemas são desenvolvidos no exterior e seus algoritmos não estão facilmente disponíveis. Como exemplos, podem ser citados os sistemas produzidos por empresas como o *Route Easy* e o *Route Smart*, ou então empresas nacionais como por exemplo o *Trucks*, que é um dos programas mais antigos usados no mercado nacional, no qual tem um sistema complexo que requer uma atualização constante das informações da rodovia, mas

consegue definir rotas com diversos tipos de variáveis, considerando velocidades de tráfego, cadastro de clientes, horários de recebimento, entre outras características que o problema possa ter. Pode-se citar também o *Truckstops*, já traduzido para o português, programa o qual gera roteiros baseado em heurísticas e faz o uso de três tipos de entradas de dados: paradas da rota; informação dos veículos detalhada; e informações gerais não específicas relacionadas às paradas ou aos veículos individuais.

Vale ressaltar que os *softwares* podem não ter uma fácil compatibilidade com alguns problemas reais e não resolver problemas com mais de um caminhão, necessitando de sistemas que possam atender particularidades de algumas empresas a um custo razoável.

Galvão (1997) define que estes problemas de roteirização de veículos tem um tempo computacional geralmente alto, crescendo em função exponencial, sendo então considerado problemas da categoria NP-Difícil. Com isso se torna inviável a utilização de métodos exatos, sendo necessário a aplicação de métodos heurísticos. Como exemplos, pode-se citar os algoritmos genéticos (GOLDBERG, 1989), algoritmos meméticos (MOSCATO, 1999), o algoritmo colônia de formigas (DORIGO,1997), e mais recente Silva (2012) que desenvolveu um modelo exato executado através do solver GLPK. Bezerra (2013) por sua vez também desenvolveu um algoritmo genético, buscando respostas muito aproximadas da solução ótima.

Neste contexto, verifica-se a necessidade e viabilidade de se trabalhar com modelos heurísticos para otimizar os problemas relacionados ao roteamento de caminhões.

#### 1.4 ESTRUTURA

Esta pesquisa está estruturada de forma: O primeiro Capítulo introduz uma breve explicação sobre o problema de roteirização de veículos. Logo em seguida, o Capítulo 2 apresenta o referencial teórico sobre os problemas de roteirização e otimização em geral, explicando um pouco sobre os algoritmos

que foram utilizados nesta pesquisa e a modelagem desses métodos heurísticos para fim de comparação.

No Capítulo 3 tem-se a descrição do problema a partir de uma empresa que não faz o uso de uma ferramenta de roteirização veículos para coordenar suas rotas. O Capítulo 4 explica a forma de obtenção dos dados necessários para o problema, os programas utilizados, e também sobre a abordagem dos parâmetros utilizados no algoritmo, bem como os testes feitos para eficácia do programa.

O Capítulo 5 apresenta as discussões e resultados do problema por meio de gráficos e tabelas detalhando os roteiros feitos pelo programa, e a comparação entre cada situação testada. Por fim, o Capítulo 6 conclui sobre os resultados descritos e um breve resumo de todo o conteúdo abordado no trabalho. Também são levantadas as possíveis melhorias que podem ser incrementadas futuramente, exemplificando os pontos positivos e negativos observados na execução dos testes desta pesquisa.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo aborda algumas definições sobre o problema de roteirização de veículos, métodos heurísticos, algoritmo genético e alguns trabalhos correlatos.

### 2.1 PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS

O Problema de Roteirização de Veículos foi inicialmente introduzido por Dantzig e Ramser (1959) aplicando o estudo em um problema real de transportes de gasolina para pontos de venda.

O problema, segundo Christofides (1985), pode ser definido por veículos que se encontram em uma garagem central e que devem cumprir uma determinada rota a se visitar, levando em conta todas as exigências específicas do trajeto. Esse problema é usado em diversos tipos de situações práticas, normalmente relativas à distribuição de mercadorias, sendo então chamado genericamente de Problema de Roteirização de Veículos (*Vehicle Routing Problem – VRP*).

Novaes (2007) diz que os processos de roteirização podem ser descritos como a decisão que se refere ao grupo de clientes a serem visitados e posteriormente o cronograma de sequenciamento das visitas e a restrição, onde é necessário completar as rotas com os recursos disponíveis. Para o autor, a roteirização de veículos surge a partir de inúmeros problemas frequentes da distribuição física que interfere na lógica operacional das empresas. Como exemplo, é possível citar a entrega de produtos de varejo, coleta de lixo, centros de distribuições e entregas de cargas e cartas.

Ronen (1988) propôs algumas classificações de problemas de roteirização e programação. Dentre elas, o autor classificou esse tipo de problema em dois outros: os relativos ao transporte de passageiros; e os problemas em prestações de serviços. Dentre os problemas de transportes de passageiros estão, por exemplo, sistemas de transporte público de ônibus e linhas de táxi, enquanto que em relação à prestação de serviços podem ser

citados situações de coletas de lixo, transporte de cargas (tanto de coleta como distribuição) ou até roteirização de serviços na área pública.

Enomoto e Lima (2007) citam quais devem ser as restrições que são necessárias considerar ao realizar uma roteirização, sendo elas: tamanho da frota disponível; tipo de frota; garagem dos veículos; natureza da demanda; localização da demanda; características da rede; restrições de capacidade dos veículos; requisitos de pessoal; tempos máximos de rotas; operações envolvidas; custos e objetivos. Também se trabalha com a variedade de restrições que podem ocorrer dependendo do tipo do problema abordado, sendo os mais comuns na literatura: restrições do tamanho da frota, janelas de tempo, vários objetivos ou até demanda incerta de clientes.

### 2.3 MÉTODOS HEURÍSTICOS E META-HEURÍSTICOS

As heurísticas segundo Talbi (2009) são métodos de aproximação utilizados para problemas de otimização que possuem como vantagem a considerável velocidade computacional para encontrar soluções de alta qualidade. Também é citado que meta-heurísticas são basicamente heurísticas, mas com estratégias visando diversos propósitos que possibilitam a sua aplicação em grande parte dos problemas envolvendo otimização.

Reeves (1993) define heurísticas como técnicas que buscam soluções boas, sem necessariamente ser a melhor, economizando custo operacional, porém sem garantir o quão próximo está da solução ótima. Outro argumento usado pelo autor é a questão da possibilidade de modelar um problema de verdade de forma mais precisa, podendo flexibilizar melhor os problemas e restrições complexas da realidade. Já as meta-heurísticas podem ser definidas como um processo iterativo que combina diversos conceitos para explorar o espaço de busca de forma inteligente, buscando evitar de ótimos locais (OSMAN; LAPORTE, 1996).

Cunha (1997) explica que os métodos emergentes são aqueles que reúnem técnicas mais recentes e avançadas, como por exemplo a busca tabu, algoritmos genéticos, *simulated annealing*, entre outros. Embora possam ser

classificados como métodos heurísticos, eles foram classificados de forma separadas por fazer uso de mais de um procedimento, fazendo com que a solução do objetivo melhore gradualmente.

Novaes (2007) explica que métodos heurísticos de construção de rotas partem de um ou mais pontos, formando o roteiro, acrescentando pontos adicionais. Uma sistemática simples proposta é a de ligar cada ponto ao seu vizinho mais próximo, escolhendo-se posteriormente o novo ponto de partida a partir da rota mais próxima até preencher a rota completa. Esse método não é um dos mais eficazes, principalmente em grandes problemas, porém é rápido e pode fornecer uma possível solução inicial para a aplicação de outros métodos de melhoria.

## 2.4 ALGORITMO GENÉTICO

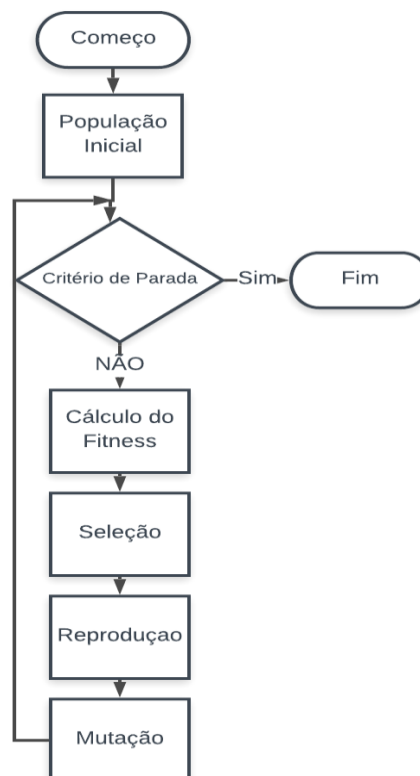
Segundo Lobo (2000), um algoritmo genético é um procedimento de pesquisa de soluções de problemas inspirado nos princípios de seleção natural e de genética. Este procedimento é frequentemente utilizado na solução de problemas dos quais pouco se conhece em relação à função objetivo. Por meio do conhecimento das características reais de evolução biológicas, Holland (1992) conclui que é possível incorporar algoritmos que imitam os processos naturais da evolução para a resolução de problemas complexos, porém com métodos simples.

Segundo Goldberg (1989), os algoritmos genéticos fazem o uso de uma estratégia estruturada de busca paralela, por meio de componentes aleatórios que se convergem, no qual são direcionados aos pontos de alta aptidão, minimizando a função a que se busca. Mesmo sendo aleatório, essa busca explora de forma inteligente informações históricas para a busca de novos pontos com melhor desempenho.

O processo de um algoritmo genético se inicia ao criar a população inicial, onde são gerados cromossomos para representar a primeira geração. Após isso, estes indivíduos são avaliados pela sua função de *fitness*, assim definindo os melhores adaptados ao ambiente. A seguir, acontece o ciclo das gerações, onde

a população evolui por meio de etapas de seleção, reprodução, mutação e por fim os escolhidos para integrarem a próxima geração, seguindo assim até o critério de parada ser atingido.

Tanomaru (1995) também fala que apesar dos algoritmos genéticos pertencerem à classe de métodos probabilísticos de busca e otimização, não se trata de buscas aleatórias, mas sim fazer buscas em regiões do espaço de forma a encontrar os pontos ótimos. Os algoritmos genéticos funcionam basicamente seguindo os seguintes passos (Figura 1):



**Figura 1 - Passos do algoritmo genético**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

#### 2.4.1 Representação do Indivíduo

A representação do indivíduo compreende um processo de converter as informações do problema por meio de uma solução que englobe o espaço de busca que o problema propõe, estabelecendo-se valores para a composição de cada cromossomo do indivíduo de modo que não possa infringir as restrições do problema e que a forma do cromossomo representado tenha que mostrar todas as soluções possíveis do problema (SILVA, 2011).



A representação mais clássica para a codificação é por forma de números binários, proposta por Holland (1975), sendo também a forma mais simples de representação, na qual indivíduos carregam uma cadeia de valores que podem assumir valores 0 ou 1. Apesar de muito usado atualmente na academia, existem muitas situações que podem não ser bem representadas por números binários devido às restrições inerentes ao problema ou até convergência rápida nos processos de busca, perdendo assim a eficiência na aplicação do mesmo.

No caso do VRP, os números binários não são adequados já que vão exigir grandes valores de sequências contendo 0 e 1 à medida em que o tamanho do problema aumente, além de poder gerar soluções infactíveis que devem ser modificadas por meio de alguma técnica auxiliar, aumentando o custo computacional. Para esse caso, a abordagem dos números pode ser baseada na ordem, ou seja, a cidade que estiver na  $i$ -ésima posição, deverá ser a  $i$ -ésima ordem das cidades percorridas. De forma geral esse tipo de abordagem é considerado uma boa opção para representar os cromossomos de um VRP, além de não gerarem cromossomos com cidades repetidas.

#### 2.4.2 População Inicial

Goldberg (1989) diz que a geração de uma população inicial é feita de forma aleatória, de modo que se designa valores para cada célula pertencente aos cromossomos (indivíduos), cobrindo a área de busca de acordo com a sequência estabelecida pelo problema. No caso da biologia, como já abordado na teoria de evolução de Darwin e usado para a abordagem de algoritmo no trabalho de Holland (1975), não há como ter evolução sem uma variedade, levando-se em consideração que a teoria da evolução precisa de indivíduos com diferentes graus de adaptação ao ambiente que vivem. Logo, é necessário que a população inicial do algoritmo cubra a maior área possível no espaço de busca.

### 2.4.3 Cálculo de Aptidão

Esta etapa avalia o quão adaptado está o indivíduo ao ambiente e assim indica um valor para cada solução. A avaliação depende da variável de cada tipo de problema para assim saber o seu valor de *fitness*. Na prática, a maioria das aplicações baseadas em algoritmos genéticos fazem uso de populações de soluções codificadas. Desta forma, antes de realizar a avaliação, é necessária uma tradução da solução codificada, exceto quando essa aplicação empregue uma representação direta da solução, passando a usar o próprio cromossomo para avaliação.

A função de avaliação deve refletir os objetivos a serem alcançados na resolução do problema, sendo abstraída diretamente do conjunto de restrições imposta pelo mesmo. Portanto, esta função deve ser projetada com máximo de rigor para que se obtenha uma maior quantidade de informações sobre o problema. Quanto maior o grau de conhecimento da função objetivo, maior será o nível de avaliação de aptidão imposta à população de cromossomos (Linden, 2012).

### 2.4.4 Seleção

Sabe-se que cada geração trará consigo seu próprio material genético e cada um com uma chance maior ou menor de sobreviver em uma próxima geração por meio da sua avaliação de aptidão. Assim como no mundo real, o método de seleção dos indivíduos se baseia na aptidão de cada um no ambiente, para assim sobreviver e se reproduzir.

Mazzucco (1999) relata que muitas experiências de fato comprovam a seleção natural como um fato incontestável. Evidências desta evolução foram constatadas por meio de experiências realizadas com bactérias, onde as mesmas eram expostas a doses de penicilina graduais e, as mais fortes sobreviviam e se reproduziam, enquanto que as demais morriam. Passadas algumas gerações, observou-se uma população de bactérias muito mais fortes e resistentes a penicilina do que antes. Alguns dos métodos mais utilizados na

literatura para a seleção da população são o Método da Roleta, Torneio, Elitismo, Cruzamento.

*a) Método da Roleta*

Método implementado por Holland em 1975, o método da roleta usa o cálculo do *fitness* de cada indivíduo para se obter a probabilidade de seleção do indivíduo para o cruzamento. A probabilidade do indivíduo pode ser definida pela divisão entre o *fitness* do indivíduo pelo somatório do *fitness* de todos os indivíduos.

Para a seleção, basta definir uma roleta de tamanho  $n$  sendo a somatória de  $n$  igual a 1, e cada indivíduo tendo uma parte desse  $n$  como parte de um valor de chance proporcional ao tamanho de seu *fitness*. A cada giro da roleta, é sorteado aleatoriamente um valor entre 0 e  $n$ , selecionando assim a faixa de intervalo do indivíduo correspondente para a etapa de reprodução do algoritmo.

*b) Torneio*

O método do torneio baseia-se em selecionar aleatoriamente um número de indivíduos da população para competirem entre si, considerando que o melhor *fitness* será o sobrevivente. Esse procedimento é feito até se conseguir a quantidade de indivíduos desejados para a reprodução. Linden (2012) cita que por meio desse método nenhum indivíduo é privilegiado de forma significativa, mantendo-se uma diversidade maior na população.

*c) Elitismo*

O modelo de seleção, segundo Mitchell (1996) no elitismo é basicamente feito ao definir um número de indivíduos para a reprodução e selecionar os indivíduos com maior aptidão, fazendo com que os melhores resultados não se percam durante as próximas gerações.

### 2.4.5 Cruzamento

Por meio do operador genético de cruzamento, ocorre a geração de novos indivíduos usando a combinação entre partes de dois ou mais indivíduos, com isso, gera-se um novo cromossomo com características de ambos e possivelmente criará novos indivíduos mais aptos (YANG, 2014). A taxa de cruzamento é definida geralmente por cerca de 70% a 100% de toda a população, porém não existem regras absolutas sobre isso. Para este trabalho, foram utilizados o *Partially Mapped Crossover* (PMX) e o *Order Crossover* (OX1), além de um cruzamento proposto chamado de MIX (apresentado na metodologia).

#### a) *Partially Mapped Crossover* (PMX)

O cruzamento PMX é descrito por um par de cromossomos, onde são realizados dois pontos de corte aleatórios, e os filhos herdam essas sequencias respectivas dos pais (Goldberg, 1989), como representado abaixo:

$$\begin{aligned} \text{pai1} &= (1,2|3,4,5|6) & \text{pai2} &= (6,3|1,4,5|2) \\ \text{filho1} &= (x, x|1,4,5|x) & \text{filho2} &= (x, x|3,4,5|x) \end{aligned}$$

Para evitar rotas com resultados inviáveis, é necessário um mapeamento das posições, a fim de respeitar as restrições do problema. Por se tratar de um problema de roteirização de veículos, cada cidade só pode ser visitada uma única vez, logo na pode haver repetições de cidades no cromossomo dos filhos, como mostrado a seguir:

$$\begin{aligned} \text{pai1} &= (1,2|3,4,5|6) & \text{pai2} &= (6,3|1,4,5|2) \\ \text{filho1} &= (1,2|1,4,5|6) & \text{filho2} &= (6,3|3,4,5|2) \end{aligned}$$

Como pode ser verificado no exemplo, há repetições nos filhos gerados. Para esta situação, foi usado o mapeamento relativo das posições entre os pais afim de substituir os valores repetidos da cadeia.

$$1 \leftarrow \rightarrow 6 ; 2 \leftarrow \rightarrow 3 ; 6 \leftarrow \rightarrow 2$$

Os valores são substituídos até que não haja mais repetições. Feito isso, os filhos ficarão como representado na sequência:

$$pai1 = (1,2|3,4,5|6) \quad pai2 = (6,3|1,4,5|2)$$

$$filho1 = (3,2|1,4,5|6) \quad filho2 = (6,1|3,4,5|2)$$

#### b) *Order Crossover* – OX1

O operador OX1 proposto por Davis (1985) é muito utilizado na roteirização de veículos, armazenando sequências em que as cidades aparecem, ao invés de considerar apenas as posições de cada ponto.

Escolhe-se uma sequência de cidades de forma aleatória contida nos cromossomos do primeiro pai para formar um novo indivíduo, e então com base nessa ordem, termina-se selecionando as cidades correspondentes ao outro pai. Por meio deste método, é preservado a ordem das cidades vindo dos seus progenitores. Inicialmente, dois cortes aleatórios ocorrem e cada parte desse corte é destinado para um filho, assim como no PMX. Observa-se este caso na representação a seguir:

$$pai1 = (1,6|3,2,5|4) \quad pai2 = (6,2|1,4,3|5)$$

$$filho1 = (x, x|3,2,5|x) \quad filho2 = (x, x|1,4,3|x)$$

Para a inserção dos demais valores, baseia-se na ordem das cidades definidos pelo outro pai a partir do segundo ponto de corte, desconsiderando cidades repetidas. Assim sendo, os filhos gerados ficam na seguinte forma:

$$pai1 = (1,6|3,2,5|4) \quad pai2 = (6,2|1,4,3|5)$$

$$filho1 = (1,4|3,2,5|6) \quad filho2 = (2,5|1,4,3|6)$$

#### 2.4.6 Mutação

Outro fator que ocorre na natureza, porém de forma mais rara, é a mutação, a qual também deve ser representada na aplicação do algoritmo. Chambers (2000) diz que o operador de mutação é de extrema necessidade para introduzir uma diversidade genética maior na população, alterando poucos componentes do cromossomo do indivíduo afetado, assegurando assim a probabilidade de alcançar qualquer ponto no espaço de busca, contornando também o problema de se cair em mínimos locais. Basicamente, o operador

provoca uma mudança aleatória em um ou mais genes do cromossomo, sendo que a probabilidade de ocorrer essa mudança no indivíduo é dada pela taxa de mutação usada na aplicação.

Goldberg (1989) diz que o processo de mutação ocorre alterando alguma característica genética do cromossomo de forma aleatório, dependente de um fator de probabilidade (geralmente pequeno). O intuito da utilização desse operador é o de manter a diversidade genética e prevenir efeitos negativos no algoritmo. Comumente, o processo de mutação baseia-se na inversão ou troca aleatória de algum gene na estrutura do cromossomo.

Para o operador de mutação, utilizou-se da técnica de mutação por troca, na qual consiste em aleatoriamente selecionar duas cidades da rota e trocar as suas posições, como exemplo, pode-se considerar uma rota representada com a seguinte configuração:  $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 6 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 10$ . Selecionando-se duas cidades de forma aleatória (por exemplo, 5 e 9), tem-se a representação da rota:  $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 9 \rightarrow 6 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 5 \rightarrow 10$ .

#### 2.4.7 Geração da nova População

Após efetuado os operadores genéticos, a próxima parte do ciclo de um algoritmo genético é selecionar os sobreviventes que vão fazer parte da nova geração. Para isso, o processo deve definir algum operador para inserir novamente a população no algoritmo e iniciar novamente. Silva (2011) lista que as inserções podem ser feitas de forma pura, uniforme ou por elitismo.

## 2.5 TRABALHOS CORRELATOS

Tem-se inúmeros exemplos na literatura de aplicações de algoritmos para resolução do problema de transporte de veículos. Nesta seção serão abordados alguns dos mais variados tipos de problemas de roteirização de veículos.

Chaves e Lorena (2007) propuseram um algoritmo híbrido com o intuito de solucionar três variações do problema de roteirização de veículo, fazendo o uso da combinação da melhoria de busca na estrutura de vizinhança para

melhorar a solução do indivíduo, sendo que ocorre dois procedimentos de busca local, um para aprimorar cada rota, e outro melhorando o padrão geral das rotas. No trabalho, a nova técnica heurística foi testada na resolução do Problema do Caixeiro Viajante (*Travelling Salesman Problem* – TSP) com a restrição de coleta de prêmios, sendo esse uma variação do TSP (TSP-PC), associando o caixeiro.

Barbosa et al. (2015) apresentam uma proposta de otimização de roteiro a um problema de múltiplos caixeiros por meio do estudo do método colônia de formigas. O trabalho tem como intuito atender ordens de serviços em empresas de distribuição de energia elétrica na cidade de Cornélio Procópio, conseguindo uma eficiência de 42,23% na distância percorrida comparada nas soluções reais do problema.

Machado (2010) aplicou o caixeiro viajante em um problema de malha viária, melhorando a eficiência da empresa ao entregar mercadorias por meio de carros que atendem à demanda de clientes em pontos de ruas em diferentes cidades. O trabalho teve o objetivo encontrar a melhor ordem de atendimento dessas demandas. Os métodos utilizados para isso foram: força bruta, heurísticas de *single swap* e heurísticas de aproximação, sendo que na maioria das instâncias, a heurística *single swap* obteve resultados satisfatórios com desvio em relação ao ótimo sempre inferior a 12%, o que já não aconteceu com o método de aproximação. Com relação ao método de força bruta, o mesmo se mostrou capaz de resolver algumas instâncias, porém inviável para instâncias maiores.

Hani et al. (2017) estudaram um problema de roteirização de veículos com janelas de tempo para distribuição de demanda em uma firma de supermercados na Turquia com mais de 70 lojas e apenas um depósito central. Para o problema, foram utilizados métodos de clusterização e de Programação Linear Inteira Mista (PLIM), sendo que o método *k-means* de clusterização se mostrou o melhor resultado, estimando uma economia de aproximadamente 6% em caso de implementação do método.

Calheiros (2017) abordou o problema do caixeiro viajante com passageiros, ou seja, não há a obrigação do roteiro cumprir todas as demandas realizadas pelos passageiros. O trabalho utilizou três métodos, sendo eles:

algoritmos evolutivos genéticos; algoritmos de colônia de formiga, e; o algoritmo de Lin Kernighan. Os resultados mostraram que, para os problemas de instâncias simétricas, o algoritmo de colônia de formigas foi o melhor, já para os problemas assimétricos, o algoritmo de Lin Kernighan se saiu melhor.

Silva (2016) aplicou um algoritmo genético para a resolução de um problema de roteamento de veículos aplicado na distribuição de serviços de telecomunicação com restrição de janelas de tempo. Com base nas soluções encontradas, pode-se concluir que a média dos desvios dos resultados em relação à solução ótima encontrada no melhor algoritmo analisado é de aproximadamente 8,36%.

O trabalho de Barbosa (2014) fez uso de um algoritmo genético para otimizar rotas de entregas de produtos de uma empresa especializada em distribuição de produtos no município de Fortaleza. Com o uso da ferramenta a solução otimizada teve uma economia média diária por frota de 22 quilômetros em relação aos roteiros anteriormente feitos sem o algoritmo, sendo que a economia no período observado foi de 7,7%.

Caccalano e Cunha (2015) abordaram o problema roteirização de veículos para o abastecimento de linhas de produção para resolver um problema muito comum em empresas de manufatura com o intuito de maximizar a utilização de uma frota de rebocadores, atendendo toda a demanda da linha de produção. Para isso, utilizou-se a heurística de Solomon na resolução. Com a aplicação da heurística proposta, a solução obteve um número de 10 rotas, sendo que o método manual tinha 12 rotas. Apesar do aumento na distância da rota, obteve-se uma solução de melhor qualidade, resultando em um ganho de 5,1 %.

O estudo aplicado por De Alencar et al. (2015) utilizou a técnica de varredura para a roteirização de veículos em uma indústria de colchoes e otimizar sua distribuição destinadas aos clientes, visto também as previsões de demanda de cada ponto.

Rodrigues et al. (2006) foi aplicado a heurística de Clarke e Wright para implementação de roteirização de veículos em uma empresa transportadora de médio porte, com o intuito simples de atender os clientes na menor distância



possível. Por meio do roteirizador foi obtida uma economia de 13,6% em relação ao custo total no período analisado, com uma economia de 16 caminhões.

Martins (2011) trabalhou em um problema de roteirização de cargas perecíveis por meio da utilização de um sistema de informações geográficas (SIG), e posteriormente um outro procedimento para ser implementado dentro do programa e obter uma solução melhor para o SIG. Além disso, o problema considerou as características e formas de armazenamento do produto, incluindo a restrição de janelas de tempo. Verificou-se uma redução de 42% na distância percorrida, e uma redução no número de rotas, que caiu de 19 para 11, comprovando assim a eficiência do procedimento para a aplicação do problema.

Gomes Junior (2017) analisou um caso em uma indústria de produtos alimentícios localizada na região do Vale do Aço, em Minas Gerais, tendo como objetivo avaliar o desempenho do *software* utilizado atualmente pela empresa, o *Guia 4 Rodas*, um aplicativo até então gratuito baseado na Heurística do Vizinho Mais Próximo (HVMP). Para isso foi implementado um modelo de Programação Linear Inteira (PLI) baseado no VRP com Coleta e Entrega Simultânea (VRP *with Simultaneous Pickup and Delivery* - VRPSPD) no ambiente de otimização CPLEX. O modelo traz uma redução de custo de até 24% durante um dia se comparado com o método utilizado atualmente na empresa.

O trabalho de Nari, Louise e Tenkley (2008) tratou de um problema de minimização de veículos para atender um processo de recolhimento de itens de armazéns, com isso deve-se atender a demanda e voltar para o ponto de origem num tempo máximo determinado. Esse tipo de problema é conhecido na literatura como o Problema de roteamento de veículos com coleta fracionada e um prazo de entrega considerado como um tipo de janela de tempo (*Vehicle Routing Problem with Time Windows and Split Pickups* - VRPTWSP). Por meio de uma programação linear foi possível resolver em solução ótima de 25 nós, com veículos que não estão estáticos.

Miura (2003) emprega um problema de roteamento de veículos em um sistema de coletas de cargas em uma empresa transportadora de grande porte. Para a aplicação, foi implementado um algoritmo de Clarke & Wright em um *software* considerando também as restrições de janela de tempo. Com isso,

conseguiu-se uma redução de 29,3% na distância total percorrida e houve uma redução no tempo de ciclo total.

Os trabalhos correlatos estão resumidos na Tabela 1.

Tabela 1 – Trabalhos Correlatos

<b>Autores (ano)</b>	<b>Aplicação</b>	<b>Local (cidade)</b>	<b>Abordagem</b>	<b>Algoritmo</b>
Chaves e Lorena (2007)	Modelagem e simulação com o objetivo de abordar novas técnicas heurísticas	São Jose dos Campos - SP	Problema do Caixeiro Viajante com Coleta de Prêmios (TSP-PC)	Algoritmo Híbrido
Barbosa et al. (2015)	Atendimento de ordens de serviços na distribuição de energia elétrica.	Goiânia - GO	Problema de múltiplos caixeiros viajantes (m-TSP)	Método colônia de formigas
Morais (2010)	Entrega de mercadorias em diversos destinos.	São José Dos Campos - SP	Problema do caixeiro viajante métrico (MTSP)	Força Bruta, Single Swap e Algoritmos de Aproximação
Hani et al. (2017)	Distribuição de demanda em uma firma de supermercados.	Turquia	Problema de roteirização de veículos com janela de tempo (VRPTW)	Clusterizacão e PLIM, <i>K-means</i> , <i>K-medoids</i> e <i>DBSCAN</i>
Calheiros (2017)	Modelo de compartilhamento de assentos veicular de modo a reduzir os custos de viagem de motoristas e passageiros.	Natal - RN	Problema do Caixeiro Viajante com Passageiros (TSP-P).	Algoritmos evolutivos genéticos, Algoritmos de colônia de formiga, e o Algoritmo de Lin Kernighan
Silva. (2016)	Distribuição de serviços de telecomunicação	Fortaleza - CE	Problema de roteirização de veículos com janela de tempo (VRP-TW)	Algoritmo Genético
Barbosa (2014)	Rotas de entregas de produtos de uma empresa especializada em distribuição de produtos	Fortaleza - CE	Problema de Roteirização de Veículos - VRP	Algoritmo Genético
Caccalano e da Cunha (2015)	Abastecimento de linhas de produção	São Paulo - SP	Problema de Roteirização de Veículos - VRP	Heurística de Soloman
De Alencar et al. (2015)	Otimização da distribuição destinadas aos clientes em uma indústria de colchoes	Natal - RN	Problema de Roteirização de Veículos - VRP	Técnica de Varredura ( <i>Sweep Algorithm</i> )
Rodrigues et al. (2006)	Roteirização de veículos em uma empresa	Belo Horizonte - BH	Problema de Roteirização de Veículos - VRP	Heurística de Clarke e Wright

	transportadora de médio porte			
Martins (2011)	Roteirização de cargas perecíveis	Rio De Janeiro - RJ	Problema de Roteirização de Veículos - VRP	Sistema de informações geográficas (SIG)
Gomes Júnior (2017)	Avaliação de do desempenho do software atual de uma indústria de produtos alimentícios	Vale Do aço - MG	Problema de Roteamento de veículos com Coleta e Entrega Simultânea (VRPSPD)	Programação Linear Inteira (PLI)
Nari, Louise e Tenkley (2008)	Problema de minimização de veículos para atender um processo de recolhimento de itens de armazéns	Belo Horizonte - BH	Problema de roteamento de veículos com coleta fracionada e um prazo de entrega considerado como um tipo de janela de tempo ( <i>vehicle routing problem with time windows and split pick-ups</i> - VRPTWSP).	Programação Linear - PL
Miura (2003)	Sistema de coletas de cargas em uma empresa transportadora de grande porte	São Paulo - SP	Problema de Roteirização de Veículos - VRP	Algoritmo de Clarke & Wright

### 3. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Esse trabalho foi aplicado na empresa de consultoria e operações logísticas (denominada neste trabalho como “XYZ”) localizada em São Paulo – SP, a qual atende grandes embarcadores do mercado brasileiro com o intuito de inovar em serviços de consultoria prestados com customização de projetos exclusivos para cada necessidade de seus clientes. Para o dado estudo foi analisado o serviço de controle logístico de transportes de cargas, especificamente na parte de roteirização desses veículos para se obter um melhor desempenho nas distâncias percorridas, assim atendendo todos os pontos de demandas dos clientes na menor distância possível.

A empresa tem uma base de distribuição em São Paulo, onde é abastecida com a carga do produto do cliente, que por sua vez passa também os dados dos materiais e quantidades que devem ser entregues em cada ponto, bem como informações de notas fiscais e endereço de cada ponto, normalmente localizados no estado de São Paulo. Inicialmente, não é necessário ter restrição de janela de tempo, já que essa distribuição normalmente é feita de acordo com a chegada dos produtos de cada dia, e após a roteirização, é calculado em outra planilha um roteiro completo com a hora e dia aproximados da chegada dos veículos aos pontos.

Atualmente a empresa trabalha usando os veículos divididos por regiões previamente estabelecidas para facilitar a separação de cada caminhão respeitando a sua capacidade e assim alocando o máximo possível de carga em cada caminhão. A ordem das cidades que cada rota será percorrida normalmente é decidida de forma manual por meio de auxílio visual de mapas como o *Google Maps*, inserindo cidade uma por uma. Na empresa não há um limite de veículos, já que ela não possui uma frota própria e contrata caminhões terceirizados de acordo com a demanda para a execução das tarefas.

A empresa trabalha com diversos tipos de caminhões, porém é mais frequente o uso de caminhões do tipo “Truck” para fazer todo o transporte, caminhão o qual, baseado nos estudos já realizados pela empresa, pode trabalhar com o limite de peso de até 12 toneladas aproximadamente, incorporando este valor relativo ao volume dos produtos dedicados a esta

operação e seu dimensionamento ao acondicionar em *pallets*, considerando assim o peso e o espaço ocupado por *pallets* para o preenchimento do veículo.

O intuito deste trabalho é mudar a forma atual de roteirização de veículos, visando uma forma mais inteligente de decisões para mapear o roteiro de quantos caminhões forem necessários para atender a demanda de todas as cidades.

A atual forma de entrega da carga não apresenta muitos problemas, com exceção das longas distâncias as quais comumente eram subdivididas para a decisão das rotas mais facilmente, além de que a empresa não apresenta uma forma padronizada de resolver esses problemas, sendo que diversos roteiros podem não seguir o que foi previamente estabelecido por outros fatores envolvendo a entrega. Neste contexto, buscou-se introduzir um programa para otimização dos roteiros.

## 4. MÉTODOS E TÉCNICAS DE PESQUISA

O presente capítulo os passos executados para a realização da pesquisa e a caracterização dos parâmetros de configuração do algoritmo genético.

### 4.1 COLETA DE DADOS

Por meio do acesso a planilhas gerenciais da empresa, foi obtido a base de dados dos clientes, assim possibilitando extrair toda demanda de determinado produto requisitado para cada destino, como o histórico de roteiros já ocorridos. Para isso, foram utilizadas 10 instâncias já verificadas pela empresa, no período entre 24/04/2017 e 25/05/2017.

Foi necessário também a obtenção das distâncias entre as todas as cidades e as coordenadas geográficas da localização dos clientes programados para a entrega. Essas distâncias foram agrupadas em forma de uma matriz que representa a distância de cada cidade em relação a todas as outras, a fim de poder representar qualquer distancia combinada ser representada corretamente pelo algoritmo.

Por se tratar de uma grande quantidade de distâncias para ser obtida, foi necessário a implementação de um programa para a busca e registro das distâncias entre as cidades em quilômetros por vias rodoviárias comuns. Para esta situação, o código direcionou a pesquisa para sites de mapas e roteiros já conhecidos na internet. Para este caso específico foi utilizado uma busca automatizada por meio de uma programação no *Visual Basic for Applications* (VBA) que buscou no site Rotas Brasil as informações de distâncias necessárias.

### 4.2 SOFTWARE E LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO

Para a formulação e visualização da solução do algoritmo genético, bem como os programas necessários para a coleta de dados citados anteriormente, foi utilizado o Microsoft Excel® com desenvolvimento em linguagem *Visual Basic for Applications* (VBA) para a programação das rotas de veículos direto da base

de clientes da planilha. O computador utilizado para os testes foi um Intel Inside Core i7 Duo com 8 GB de memória.

O programa tem como funcionamento uma planilha criada para a entrada de dados das cidades para a entrega e o peso estimado da carga destinada a cada um destes pontos. Para a visualização dos resultados obtidos após a execução do programa foram construídos os roteiros representando cada cidade e sua respectiva ordem para cada caminhão utilizado, junto com uma representação por meio de imagens de satélite pelo Google Maps, representando o percurso produzido com base nas coordenadas geográficas de cada ponto em relação ao ponto de origem.

### 4.3 PARÂMETROS E CARACTERÍSTICAS DO ALGORITMO GENÉTICO

#### 4.3.1 Formulação Geral Do Algoritmo Genético

Foi escolhido como método para resolução do problema a aplicação de algoritmos genéticos por meio da programação baseado em um VRP, já explicado anteriormente. Uma formulação geral do algoritmo genético tratado neste trabalho pode ser dada pelo pseudocódigo geral do problema.

```
Início Algoritmo Genético Gerações = 1
Gerações Max = "Numero de gerações a serem executadas"
Gerar População Inicial
Enquanto Gerações <= Gerações Max faça
    Cálculo Do Fitness da População
    Seleção
    Cruzamento
    Mutação
    Geração da Nova População
    Cálculo Do Fitness da Nova População
    Gerações = Gerações + 1
Fim Enquanto
Imprimir melhor individuo
Fim Algoritmo Genético
```

#### 4.3.2 Representação dos Indivíduos

Cada indivíduo deve representar uma solução completa para o problema. neste caso, usou-se para representação dos valores o esquema ordinal, onde cada cliente será representado por um algarismo de 1 a  $N$ , sendo que cada indivíduo representado por um cromossomo de tamanho  $N$  deve representar todos esses valores distribuídos nas suas células.

Os cromossomos dos indivíduos de uma população do algoritmo foram gerados de forma aleatória, ou seja, o programa insere valores de 1 a  $N$  de forma ordenada até que todas as cidades sejam representadas sem repetição, de forma que cada indivíduo envolva todas as cidades com uma ordem aleatória entre elas. O número de indivíduos é definido pela população escolhida para a geração do algoritmo.

#### 4.3.3 Representação do *Fitness*

Cada indivíduo deve ser avaliado por um cálculo da aptidão (ou *fitness*) para indicar a qualidade de cada solução. Para este problema, o cálculo do *fitness* é realizado pela soma da distância entre as cidades da forma em que estão ordenadas no cromossomo. Porém ao fazer esse cálculo deve-se verificar a capacidade do veículo que, caso seja ultrapassada, o cálculo da distância também deve incluir uma volta ao centro de distribuição e em seguida voltar deste ponto para os próximos pontos ordenados na solução.

Com essa forma de representação da aptidão do indivíduo, haverá o acréscimo da distância do retorno ao centro de distribuição e volta a sequência do roteiro, o que pode ser representado na prática também como a abertura de um novo caminhão para dar continuidade ao atendimento de todas as rotas. Com essa representação é possível qualificar cada solução considerando essas variáveis, melhorando assim a finalidade do algoritmo de achar os menores valores possíveis para a realização completa deste roteiro.



#### 4.3.4 Método de Seleção

Para o método de seleção dos indivíduos foi utilizado o método da roleta, que consiste em atribuir faixas de valores entre 0 e 1 para cada indivíduo, sendo que a soma total deve resultar em 1, em seguida é gerado um número aleatório entre 0 e 1, e o escolhido será respectivamente o indivíduo que representar a faixa de valores na qual o número aleatório estará presente.

A atribuição da fatia da roleta que cada indivíduo irá possuir é representada pela proporção do *fitness* de cada indivíduo em relação ao somatório do *fitness* de todos os indivíduos da população. Obviamente os indivíduos que tiverem maior aptidão terão mais chances de serem escolhidos.

A fórmula geral para determinar essa probabilidade é dada pela equação (1), onde  $N$  representa o tamanho da população, e  $f(i)$  representa o *fitness* do indivíduo  $i$ .

$$p(i) = \frac{f(i)}{\sum_{i=1}^N f(i)} \quad (1)$$

Como o trabalho se trata de um problema de minimização, a proporcionalidade do *fitness* de cada indivíduo deve ser invertida, assim sendo representado pela equação (2).

$$p(i) = \frac{1/f(i)}{\sum_{i=1}^N 1/f(i)} \quad (2)$$

#### 4.3.5 Operadores Genéticos

Ao serem selecionados os indivíduos de acordo com a taxa de reprodução, o dado trabalho utiliza das formas de *crossover* já abordadas anteriormente no referencial teórico, sendo elas o PMX, OX1 e também o método denominado no trabalho de MIX, no qual 50% da população selecionada será cruzada pelo PMX, e a outra pelo OX1.

Para o operador de mutação utilizou-se da técnica de mutação por troca e para a decisão se será aplicado ou não uma mutação no cromossomo, é gerado um número aleatório de 0 a 1 para representar cada filho gerado, caso o

número aleatório correspondente ao filho seja menor ou igual que a taxa de mutação parametrizada inicialmente no programa, o indivíduo sofrerá uma mutação.

A nova população que irá fazer parte da próxima geração do algoritmo será constituída pela mesma quantidade de indivíduos presentes desde a primeira população gerada, sendo ela representada pelos filhos construídos a partir dos pais selecionados, e os demais serão inseridos baseados no princípio do elitismo, selecionando-se uma porção dos melhores indivíduos da geração para sobreviverem na próxima geração.

#### 4.3.6 Testes e Parâmetros utilizados

Como parâmetros de decisão, deve-se definir o número de gerações que o algoritmo vai executar, a população que será gerada no programa para convergir e as taxas de crossover e mutação desejadas para o problema.

Por se tratar de um dos fatores mais importantes no algoritmo genético, a taxa de *crossover* deve ser escolhida de modo que permita uma variabilidade genética maior ao decorrer das gerações, porém uma taxa muito alta também pode deixar os resultados muito randômicos e perder boas opções já obtidas.

Para os testes de desempenho da taxa de crossover a ser usada por cada programa, variou-se as taxas entre 40% e 80%, a fim de comparar quais podem trazer mais vantagens com o passar das gerações. Como conclusão dos testes, pode-se averiguar uma melhor vantagem no uso de uma grande população em detrimento de menos gerações do ponto de vista do tempo computacional para achar essas respostas ótimas. Para a taxa de mutação foi usado um valor considerado bem alto se comparado com outros problemas do tipo. A justificativa para isso para tentar evitar que o algoritmo fique estagnado sempre nas mesmas respostas e tente achar alguma vizinhança que possa mudar para melhor os resultados.

Com base nos experimentos e testes prévios do problema foi definido parâmetros que possam atender com eficiência os problemas acima citados, e em um tempo computacional razoável.

Tabela 2 – Parâmetros utilizados no Algoritmo Genético

<b>População</b>	<b>Gerações</b>	<b>Taxa De Cruzamento</b>	<b>Taxa De Mutação</b>
1000	1000	70%	20%

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A seguir são apresentados os resultados das rotas estabelecidas para a aplicação da roteirização de veículos proposta pelo estudo. Foram testados três tipos de operadores de *crossover* e verificou-se os diferentes resultados de cada um.

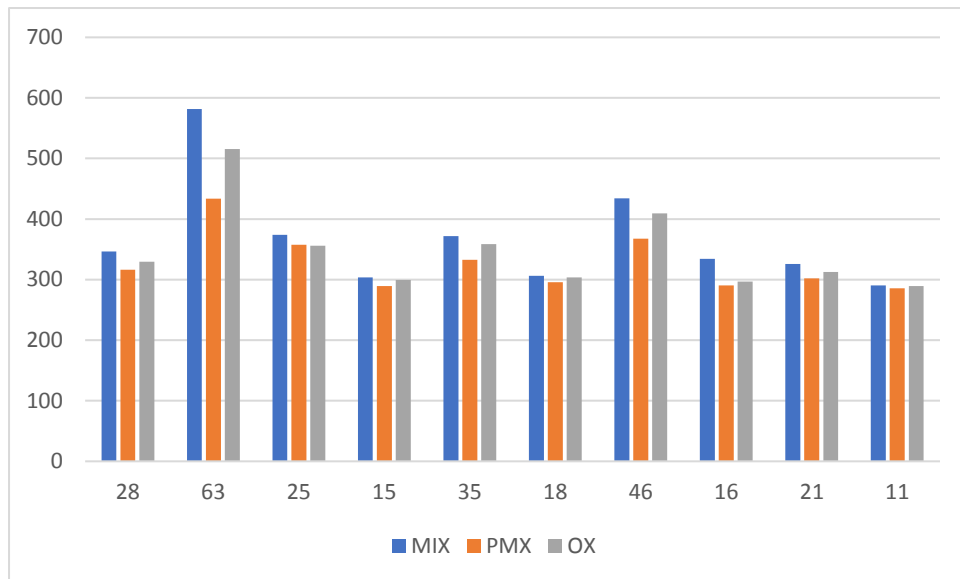
Cada destino pode ter uma carga muito variada, isso pode por vezes fazer com que um caminhão entregue somente para poucos destinos, caso seja necessário.

Tabela 3 – Resultados dos Roteiros

Roteiros	Número de Cidades	MIX		PMX		OX	
		Distância	Tempo(s)	Distância	Tempo(s)	Distância	Tempo(s)
1	23	3951	346,67	4049	316,06	3997	329,69
2	63	10706	581,9	11344	433,86	10593	515,35
3	25	3162	373,98	3654	357,58	3162	355,71
4	15	2442	303,45	2431	289,61	2442	299,24
5	35	6472	371,8	6928	332,58	6558	358,61
6	18	2242	306,47	2251	295,77	2242	303,84
7	46	6472	434,31	7086	367,6	6185	409,41
8	16	2383	334,1	2326	290,68	2344	296,74
9	21	3816	325,64	4016	301,85	3817	312,77
10	11	2374	290,52	2379	285,66	2374	289,32

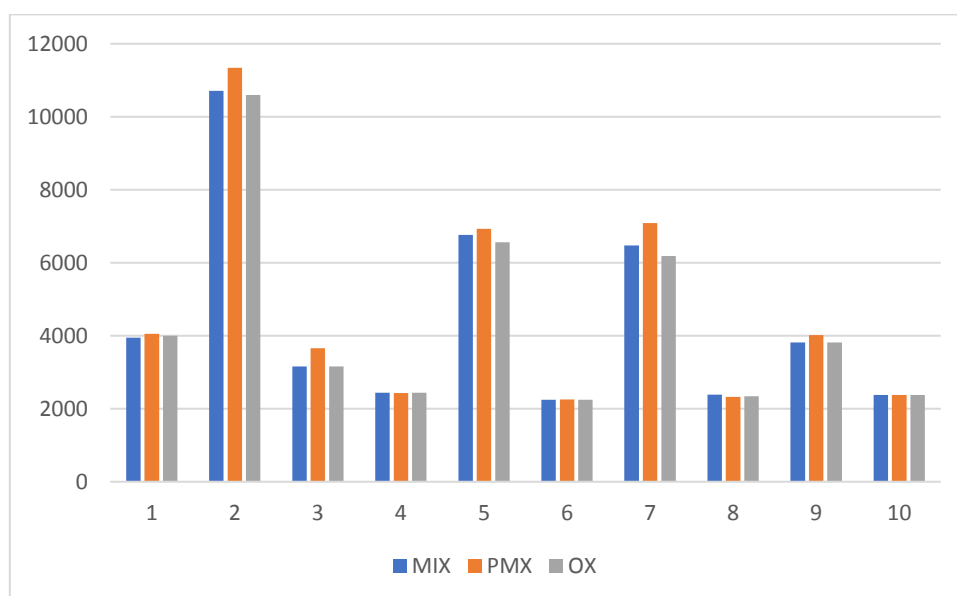
A Tabela 3 apresenta os dados relacionados a cada instância usada no trabalho, bem como o número de cidades de cada problema e o resultado da distância e tempo computacional de cada parâmetro utilizado.

Os melhores resultados foram dados pelo operador genético denominado MIX, com ligeira diferença em relação ao OX1. A diferença de distância entre o melhor e o pior resultado não foram significativamente diferentes, tendo uma variação de aproximadamente 5% apenas.



**Figura 2 - Tempo Computacional dos Algoritmos**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

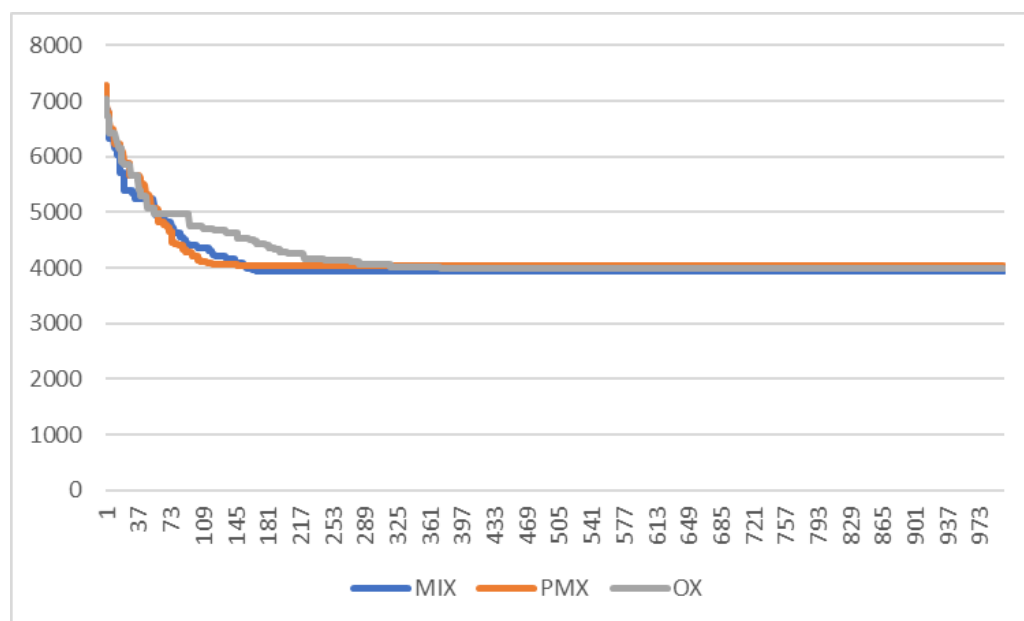
A Figura 2 nos mostra o tempo computacional em segundos em relação ao número de roteiros de cada problema. Os dados podem variar dependendo do tipo de cada problema, como por exemplo o caso do número de caminhões que foi designado para cada um deles. A Figura 2 também mostra que o Crossover PMX demanda menos tempo que os demais em todos os casos, enquanto que o MIX foi o mais demorado, provavelmente pelo fato de englobar as duas instancias testadas no problema.



**Figura 3 - Índices de Desempenho dos Algoritmos**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

A Figura 3 mostra o índice de desempenho em função da distância percorrida total por cada um dos problemas resolvidos. Com isso os melhores roteiros são os com a menor distância percorrida. O algoritmo OX1 acaba por trazer na maioria das vezes as melhores respostas, enquanto que o PMX geralmente encontra as respostas menos satisfatórias, com exceção de algum caso pontual ou outro, como verifica-se nos casos menores, por exemplo o problema 8.

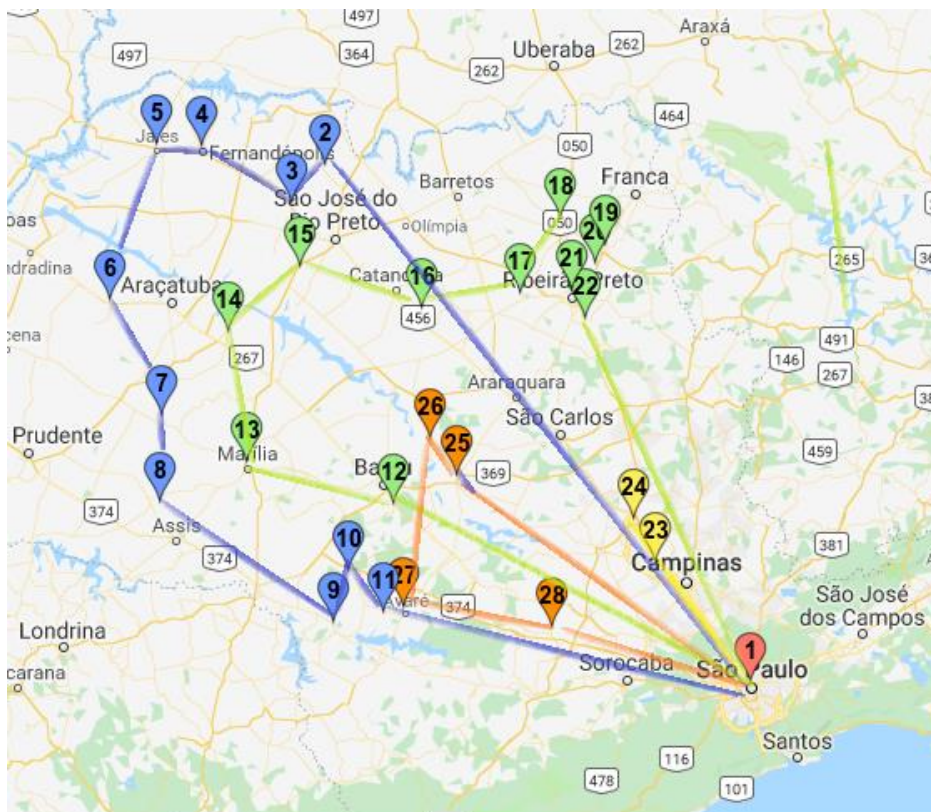
A seguir será apresentada a evolução de cada algoritmo por meio de gráficos e, na sequência, o mapa com o melhor roteiro encontrado definido para cada caminhão. Para o auxílio visual dos roteiros foram plotados mapas com auxílio do Google Maps baseados nas coordenadas geográficas dos destinos do cliente.



**Figura 4 – Índice de Desempenho do Problema 1**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

Como verifica-se na Figura 4, a convergência do OX1 demorou um pouco mais para evoluir que os outros, enquanto o PMX teve a convergência mais

rápida, porem o melhor resultado foi do algoritmo MIX com uma distância de 3.951 km percorridos com uma frota de quatro caminhões.

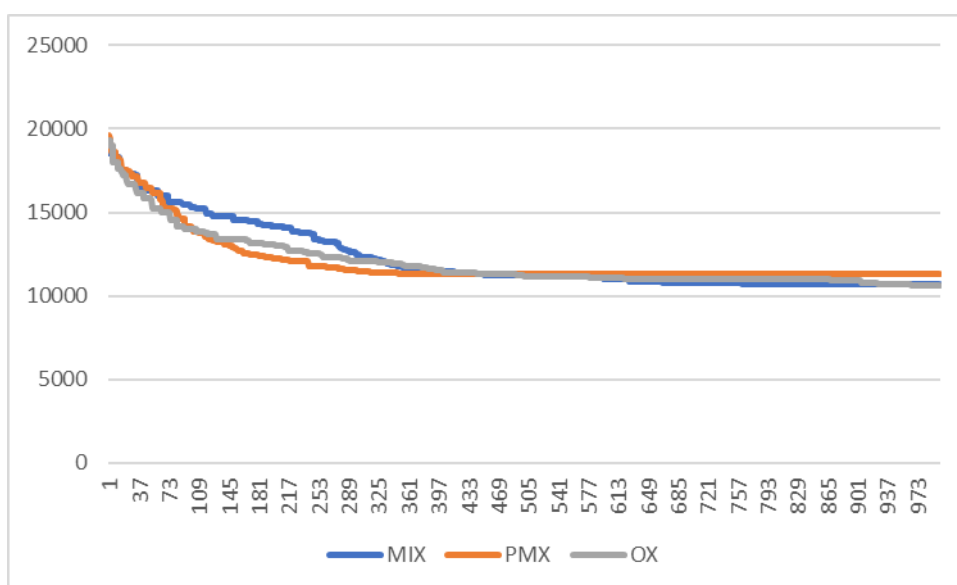


**Figura 5 – Mapa do Problema 1**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

Tabela 4 – Roteiro do Problema 1

<b>ROTEIRO 1</b>	<b>CARGA (KG)</b>
PALESTINA - SP	199,98
TANABI - SP	406,09
FERNANDOPOLIS - SP	1573,21
JALES - SP	267,1
VALPARAISO - SP	491,88
TUPA - SP	5511,2
PARAGUACU PAULISTA - SP	248,99
PIRAJU - SP	1910,65
ÁGUAS DE SANTA BARBARA - SP	593,5
ARANDU - SP	443,2
<b>ROTEIRO 2</b>	<b>CARGA (KG)</b>
AGUDOS - SP	817,93
MARILIA - SP	2067,41
PENAPOLIS - SP	1801,38

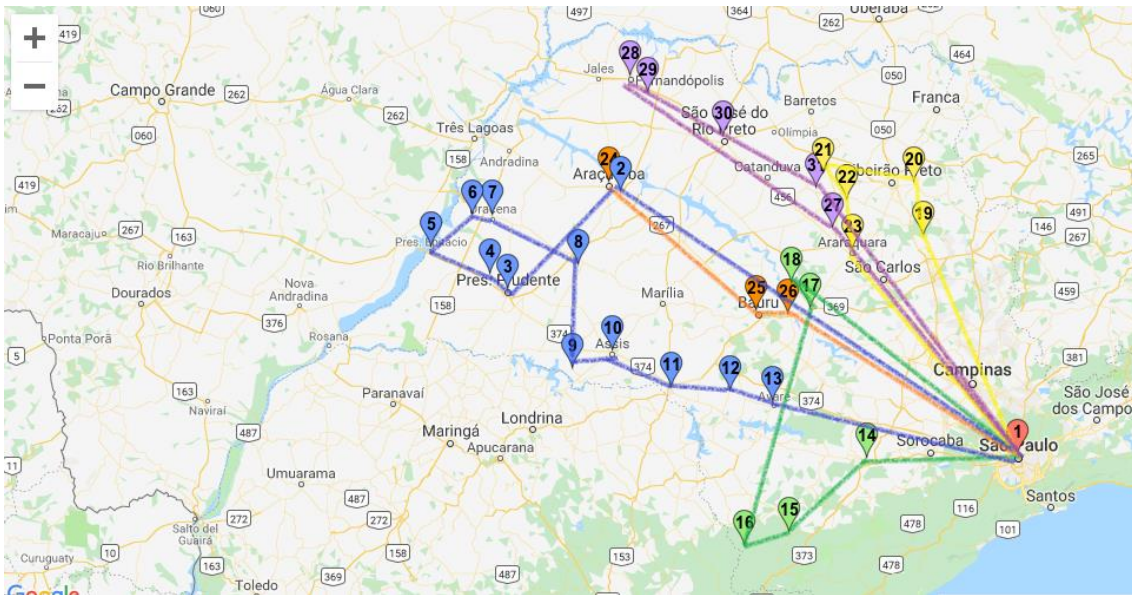
JOSE BONIFACIO - SP	415,43
SANTA ADELIA - SP	172,43
BARRINHA - SP	283,77
ORLANDIA - SP	2511,43
BATATAIS - SP	438,12
BRODOWSKI - SP	441,4
RIBEIRAO PRETO - SP	598,94
CRAVINHOS - SP	946,02
<b>ROTEIRO 3</b>	<b>CARGA (KG)</b>
SUMARE - SP	4342,19
LIMEIRA - SP	3349
<b>ROTEIRO 4</b>	<b>CARGA (KG)</b>
JAU - SP	9484,24
BARIRI - SP	482,99
AVARE - SP	1829,91
CESARIO LANGE - SP	92,09



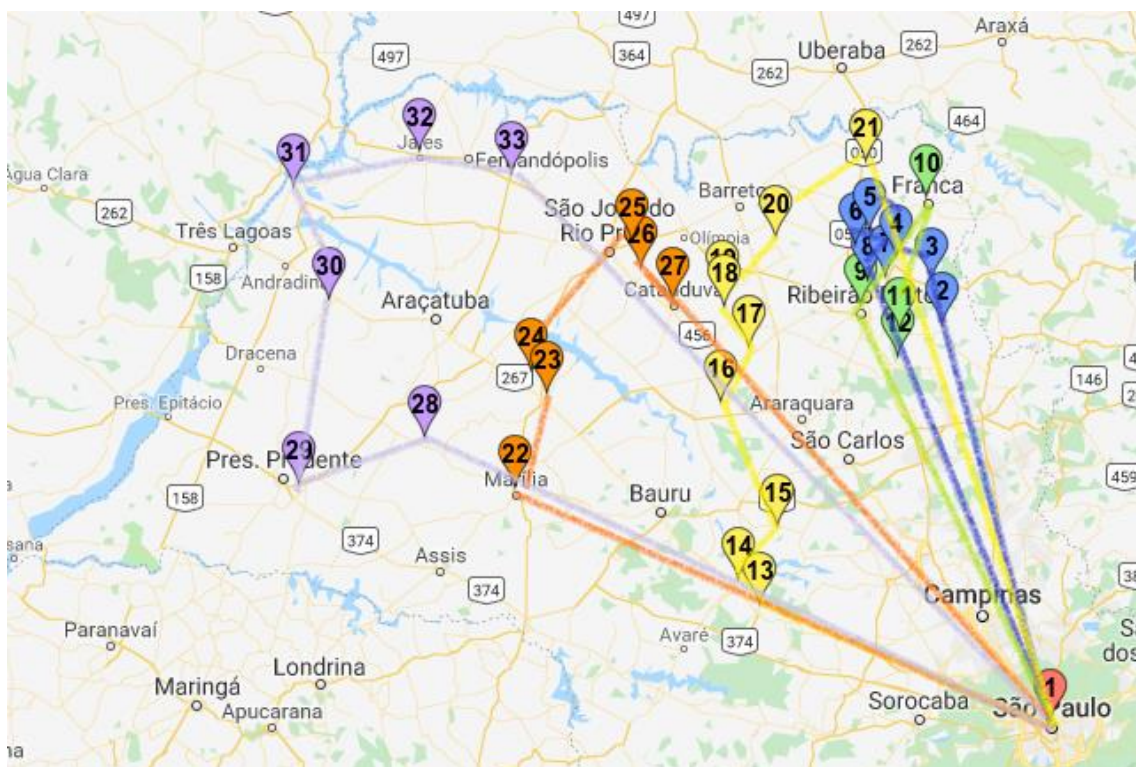
**Figura 6 – Índice de Desempenho do Problema 2**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

O OX1 neste caso se saiu melhor que os outros, apesar de ser somente ligeiramente melhor que o MIX, percebe-se também que o PMX convergiu de forma rápida, e se manteve constante num valor acima dos demais. A distância total foi de 10.593 km.





**Figura 7 – Mapa do Problema 2.1**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

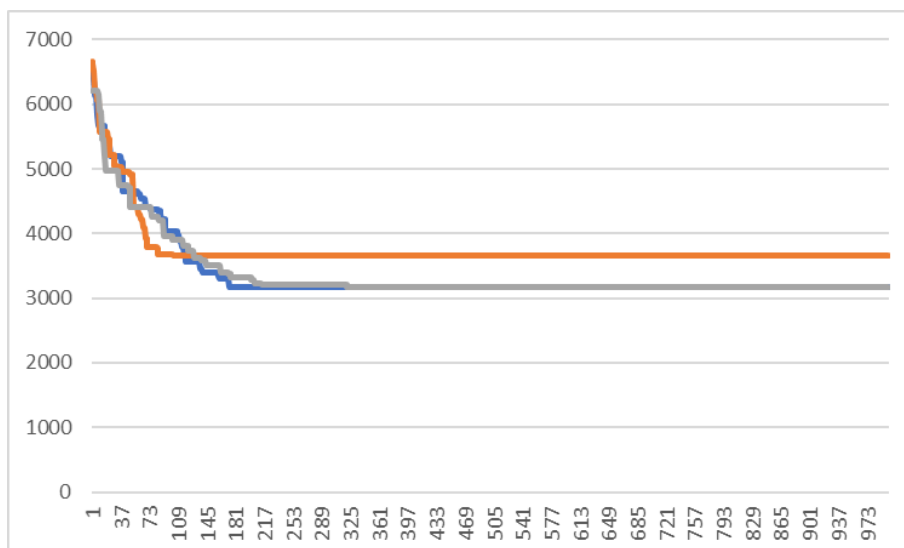


**Figura 8 – Mapa do Problema 2.2**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

Tabela 5 – Roteiro do Problema 2

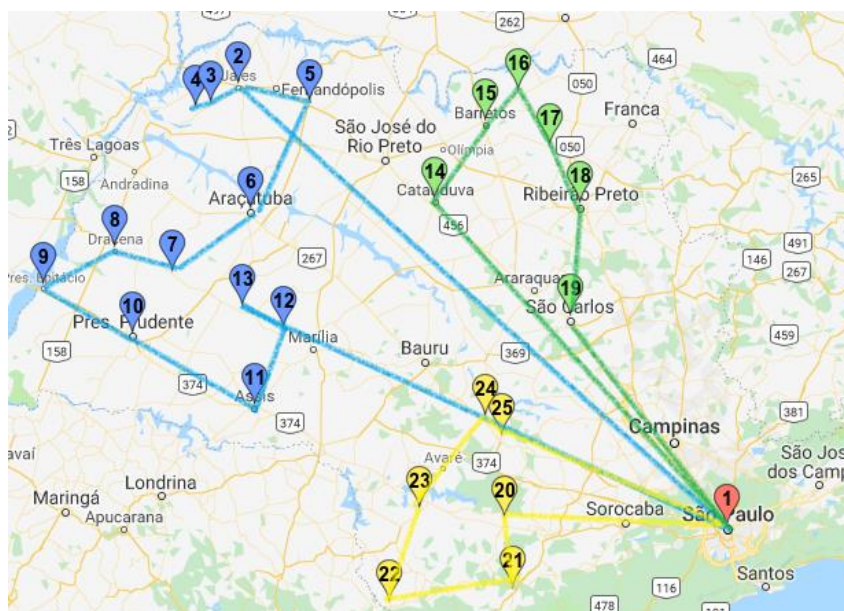
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
BIRIGUI - SP	1473,39
PRESIDENTE PRUDENTE - SP	3929,02
PRESIDENTE BERNARDES - SP	459,35
PRESIDENTE EPITACIO - SP	1896,28
OURO VERDE - SP	442,07
DRACENA - SP	1226,93
BASTOS - SP	400,08
PEDRINHAS PAULISTA - SP	210,96
ASSIS - SP	808,2
OURINHOS - SP	210,8
MANDURI - SP	509,53
AVARE - SP	297,88
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
ITAPETININGA - SP	1381,53
RIBEIRAO BRANCO - SP	702,84
BOM SUCESSO DE ITARARE - SP	486,3
JAU - SP	5743,39
BARIRI - SP	2172,18
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
ASSIS - SP	808,2
OURINHOS - SP	210,8
MANDURI - SP	509,53
AVARE - SP	297,88
ITAPETININGA - SP	1381,53
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
BOM SUCESSO DE ITARARE - SP	486,3
JAU - SP	5743,39
BARIRI - SP	2172,18
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
SERRANA - SP	650,02
TAIUVA - SP	200,02
GUARIBA - SP	449,89
ARARAQUARA - SP	7350,2
ARACATUBA - SP	5601,5
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
PEDERNEIRAS - SP	799,2

MATAO - SP	822,91
FERNANDOPOLIS - SP	7182,5
VALENTIM GENTIL - SP	434
SAO JOSE DO RIO PRETO - SP	734,18
MONTE ALTO - SP	2771,04
CAJURU - SP	7691,57
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
RIBEIRAO PRETO - SP	4579,5
FRANCA - SP	6193,61
SERRA AZUL - SP	137,43
SAO SIMAO - SP	763,46
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
BOTUCATU - SP	3711,52
SAO MANUEL - SP	1555,06
DOIS CORREGOS - SP	1379,25
TABATINGA - SP	982,82
TAQUARITINGA - SP	670,38
VISTA ALEGRE DO ALTO - SP	1314,68
PIRANGI - SP	389,07
TERRA ROXA - SP	315,48
ITUVERAVA - SP	1288,5
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
MARILIA - SP	1305,45
LINS - SP	18,28
PROMISSAO - SP	468,87
GUAPIACU - SP	60,6
UCHOA - SP	272,82
CATANDUVA - SP	7193,04
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA (KG)</b>
TUPA - SP	9107,38
REGENTE FEIJO - SP	728,34
MIRANDOPOLIS - SP	106,87
ILHA SOLTEIRA - SP	657,24
JALES - SP	303,13
VOTUPORANGA - SP	484,11



**Figura 9 – Índice de Desempenho Problema 3**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

A Figura 9 comprova o fato de que o PMX estabiliza em um valor e acaba se mantendo a ele até o fim, não chegando na melhor resposta, enquanto que OX1 e MIX tiveram melhor desempenho, com uma distância total de 3.162 km de distância percorrida.

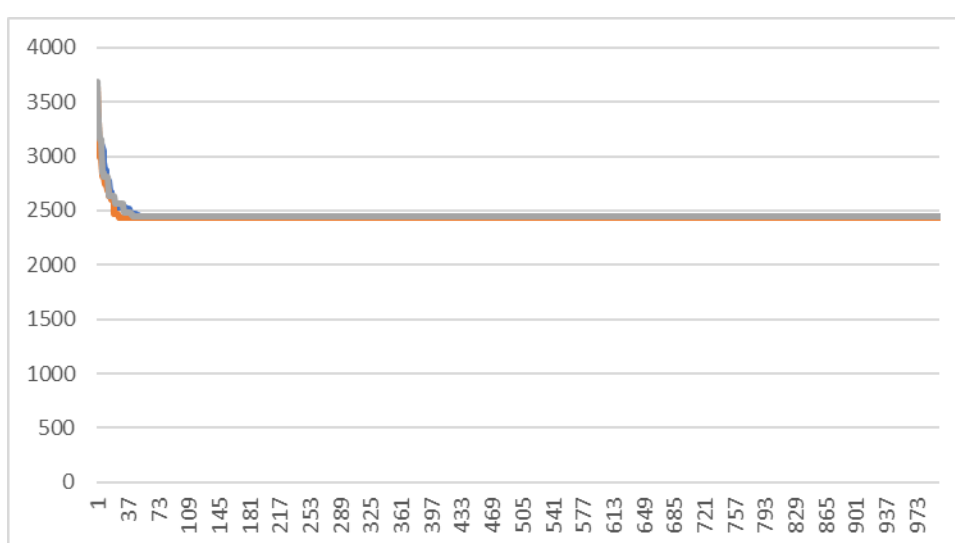


**Figura 10 – Mapa do Problema 3**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

Tabela 6 – Roteiro do Problema 3

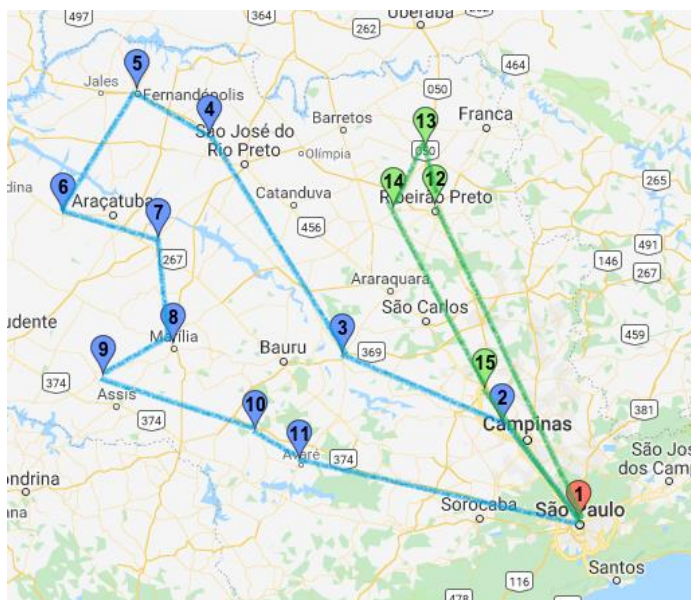
ROTEIRO	CARGA(KG)
JALES - SP	515,4

PALMEIRA D'OESTE - SP	627,76
APARECIDA D'OESTE - SP	327,93
VOTUPORANGA - SP	660,91
ARACATUBA - SP	2139,6
ADAMANTINA - SP	169,59
DRACENA - SP	2275,8
PRESIDENTE EPITACIO - SP	989,77
PRESIDENTE PRUDENTE - SP	955,61
ASSIS - SP	856,98
POMPEIA - SP	680,35
TUPA - SP	499,97
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
CATANDUVA - SP	6082,8
BARRETOS - SP	2320,8
GUAIRA - SP	238,54
MORRO AGUDO - SP	916,58
RIBEIRAO PRETO - SP	298,83
SAO CARLOS - SP	1288,5
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
ANGATUBA - SP	858,48
CAPAO BONITO - SP	710,12
ITARARE - SP	313,96
ITAI - SP	428,09
SAO MANUEL - SP	61,12
BOTUCATU - SP	27,04



**Figura 11 – Índice de Desempenho do Problema 4**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

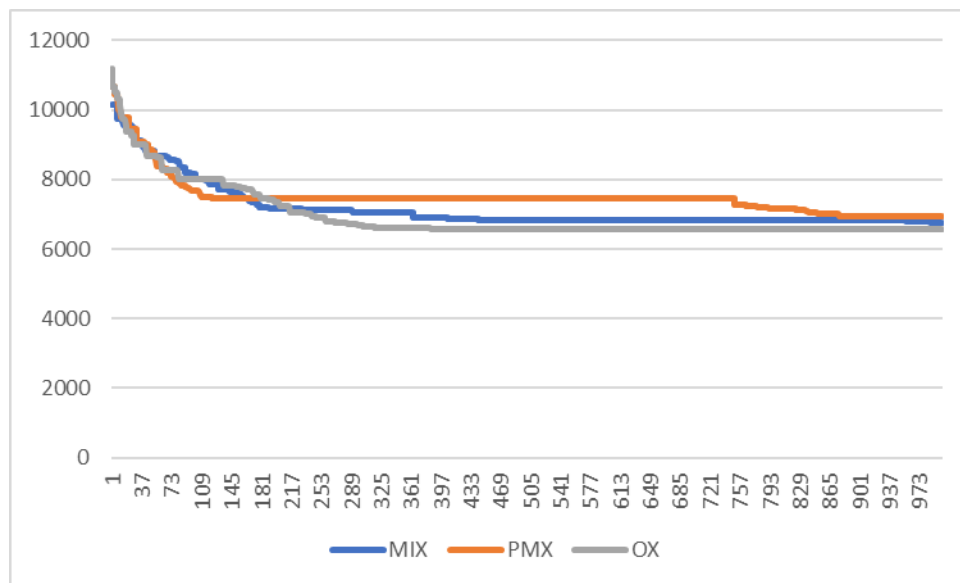
Como é possível observar na Figura 11, o programa encontrou as menores soluções em um tempo pequeno e se manteve nas demais gerações estagnadas, isso decorre da quantidade pequena de cidades deste exercício. O PMX foi o que gerou melhor resultado, com 2.431 km de distância percorridos.



**Figura 12 – Mapa do Problema 4**  
Fonte: Google Maps (2019)

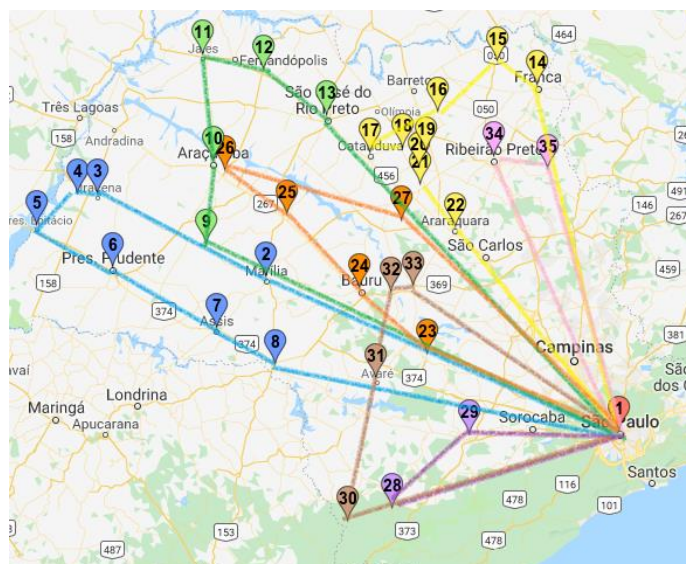
Tabela 7 – Roteiro do Problema 4

<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
SUMARE - SP	1197,5
JAU - SP	438,93
TANABI - SP	79,09
FERNANDOPOLIS - SP	1233,2
VALPARAISO - SP	1525,5
PENAPOLIS - SP	874,91
MARILIA - SP	2803,1
PARAGUACU PAULISTA - SP	1152,4
ÁGUAS DE SANTA BARBARA - SP	941,65
AVARE - SP	745,43
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
RIBEIRAO PRETO - SP	1273,2
ORLANDIA - SP	1387,9
BARRINHA - SP	184,93
LIMEIRA - SP	2427



**Figura 13 – Índice de Desempenho Problema 5**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

A Figura 13 mostra novamente o PMX com um pior desempenho, e o OX1 como o melhor desempenho fazendo 6.558 Km de distância percorrida para o roteiro.



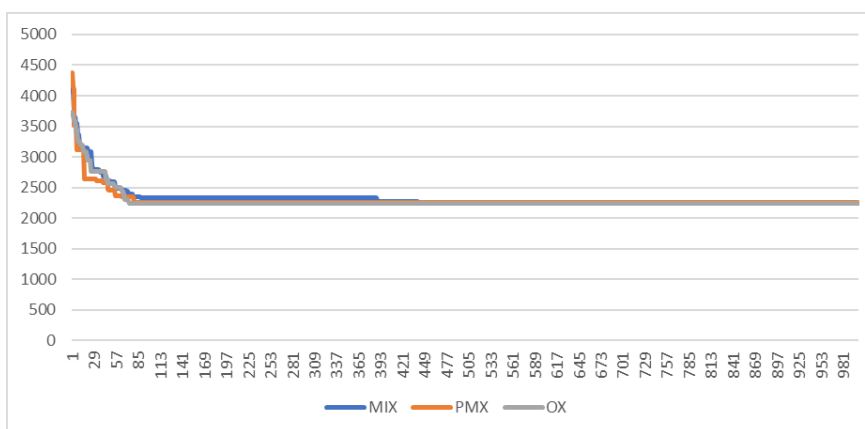
**Figura 14 – Mapa do Problema 5**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

Tabela 8 – Roteiro do Problema 5

<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
MARILIA - SP	766,8
DRACENA - SP	823,22
OURO VERDE - SP	668,96
PRESIDENTE EPITACIO - SP	1323,53
PRESIDENTE PRUDENTE - SP	215,18
ASSIS - SP	6916,04
OURINHOS - SP	107,2
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
TUPA - SP	5111,39
ARACATUBA - SP	4694,2
JALES - SP	659,45
VOTUPORANGA - SP	625,28
SAO JOSE DO RIO PRETO - SP	563,6
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
FRANCA - SP	5449,39
ITUVERAVA - SP	1168,53
TERRA ROXA - SP	596,22
CATANDUVA - SP	888,13
PIRANGI - SP	446,93
TAIUVA - SP	372,24
MONTE ALTO - SP	239,07
TAQUARITINGA - SP	860,53
ARARAQUARA - SP	1949,6
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
BOTUCATU - SP	296,6
BAURU - SP	599,93
LINS - SP	911,19
BIRIGUI - SP	6934,5
TABATINGA - SP	90,89
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
RIBEIRAO BRANCO - SP	6919,5
ITAPETININGA - SP	480,28
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
BOM SUCESSO DE ITARARE - SP	5583,61
AVARE - SP	874,25
PEDERNEIRAS - SP	4017,5
JAU - SP	256,91
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>

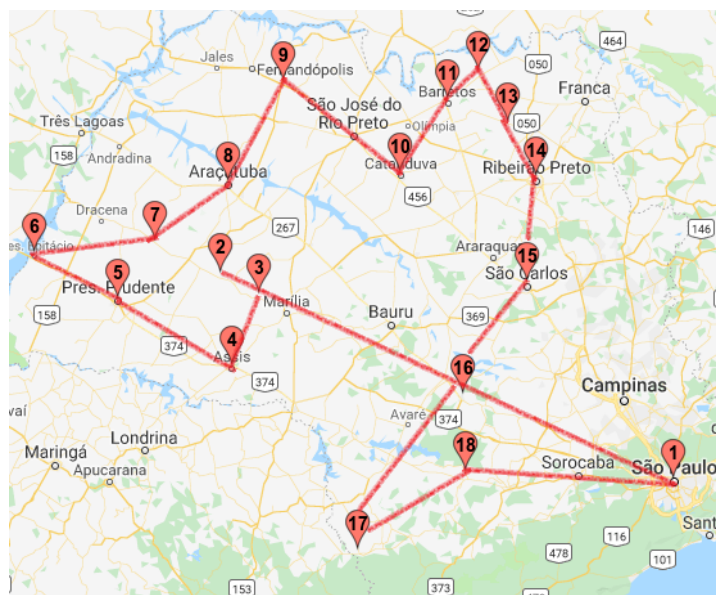


RIBEIRAO PRETO - SP	5822,61
CAJURU - SP	1015,89



**Figura 15 – Índice de Desempenho do Problema 6**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

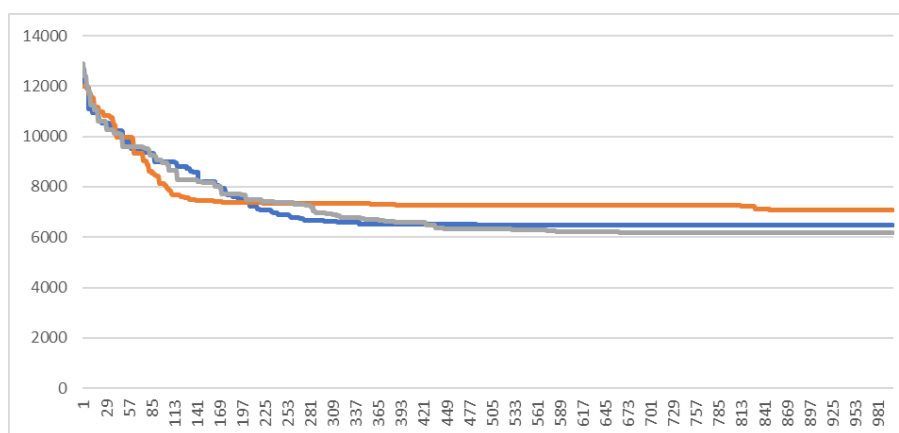
Neste roteiro da Tabela 8, o PMX começou atingindo melhores valores que os demais, porém ao final, terminou com uma distância total de 2.242 km, produzidos pelo MIX e o OX1.



**Figura 16 – Mapa do Problema 6**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

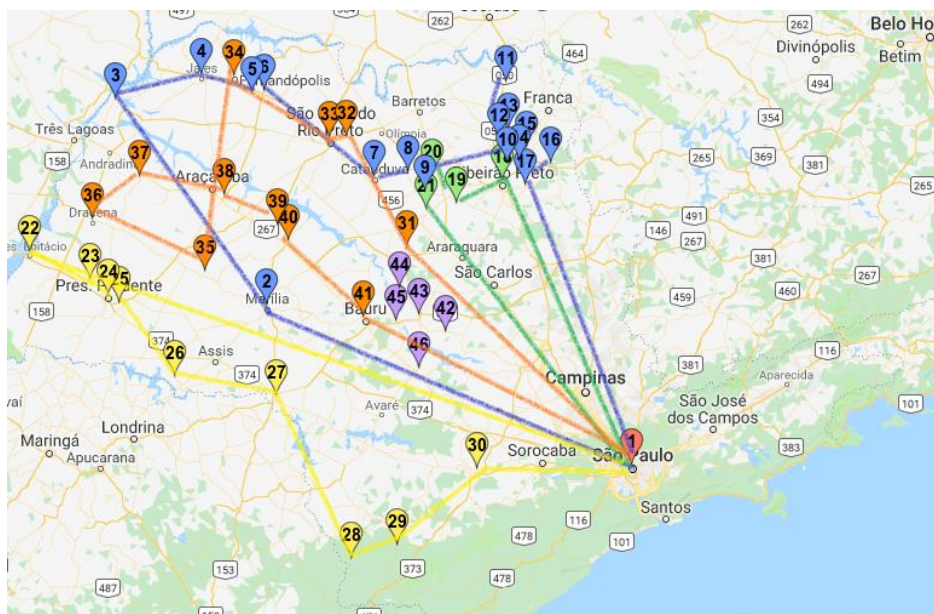
Tabela 9 – Roteiro do Problema 6

ROTEIRO	CARGA(KG)
TUPA - SP	518,26
POMPEIA - SP	424,475
ASSIS - SP	568,3
PRESIDENTE PRUDENTE - SP	1087,91
PRESIDENTE EPITACIO - SP	802,79
ADAMANTINA - SP	327,91
ARACATUBA - SP	661,26
VOTUPORANGA - SP	415,3
CATANDUVA - SP	539,75
BARRETOS - SP	613,4
GUAIRA - SP	385,09
MORRO AGUDO - SP	1302,3
RIBEIRAO PRETO - SP	1205,91
SAO CARLOS - SP	744,09
BOTUCATU - SP	401,7
ITARARE - SP	802,26
ANGATUBA - SP	489,09



**Figura 17 – Índice de Desempenho do Problema 7**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

No problema 7 observa-se que o OX1 começou com as piores respostas, mas com o passar das gerações obteve as melhores respostas, enquanto que as outras duas abordagens estabilizaram em outra resposta. Com isso tem-se a distância total de 6185 km percorridos.

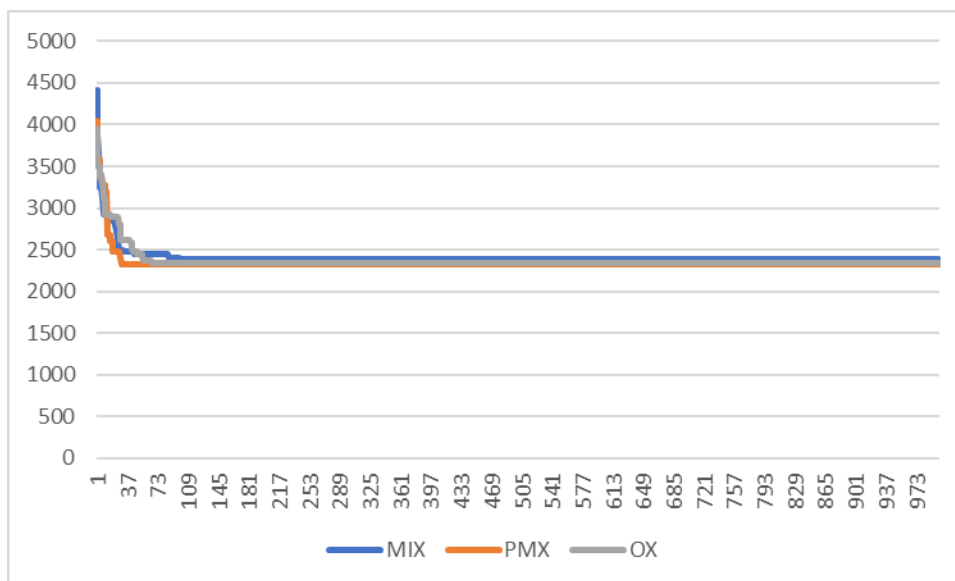


**Figura 18 – Mapa do Problema 7**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

**Tabela 10 – Roteiro do Problema 7**

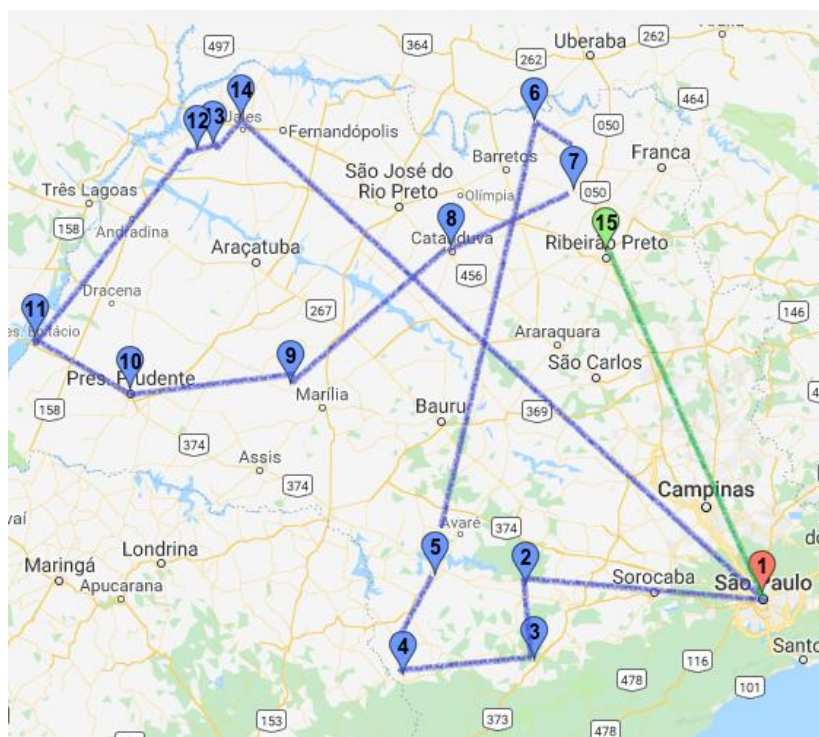
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
MARILIA - SP	943,5
ILHA SOLTEIRA - SP	222,4
JALES - SP	246,35
VALENTIM GENTIL - SP	488,12
VOTUPORANGA - SP	5838,75
CATANDUVA - SP	450,12
PIRANGI - SP	860,5
MONTE ALTO - SP	230,97
JARDINOPOLIS - SP	606,77
ITUVERAVA - SP	277,76
SALES OLIVEIRA - SP	254,12
NUPORANGA - SP	455,91
BRODOWSKI - SP	435,96
BATATAIS - SP	7,07
ALTINOPOLIS - SP	120,41
SERRANA - SP	364,96
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
RIBEIRAO PRETO - SP	298,96
GUARIBA - SP	60,04
TAIUVA - SP	5687,75
TAQUARITINGA - SP	1797,81

<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
PRESIDENTE EPITACIO - SP	5868,75
PRESIDENTE BERNARDES - SP	382,12
PRESIDENTE PRUDENTE - SP	2025,81
REGENTE FEIJO - SP	101,09
PEDRINHAS PAULISTA - SP	78,83
OURINHOS - SP	622,77
BOM SUCESSO DE ITARARE - SP	1879,75
RIBEIRAO BRANCO - SP	131,04
ITAPETININGA - SP	617,58
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
TABATINGA - SP	296,12
GUAPIACU - SP	76,09
SAO JOSE DO RIO PRETO - SP	5622,75
FERNANDOPOLIS - SP	20,54
TUPA - SP	218,96
DRACENA - SP	1950,81
MIRANDOPOLIS - SP	278,88
BIRIGUI - SP	424,98
PROMISSAO - SP	258,46
LINS - SP	56,17
BAURU - SP	1736,58
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
DOIS CORREGOS - SP	5612,75
JAU - SP	701,61
BARIRI - SP	393,48
PEDERNEIRAS - SP	483,61
SAO MANUEL - SP	1995,81



**Figura 19 – Índice de Desempenho do Problema 8**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

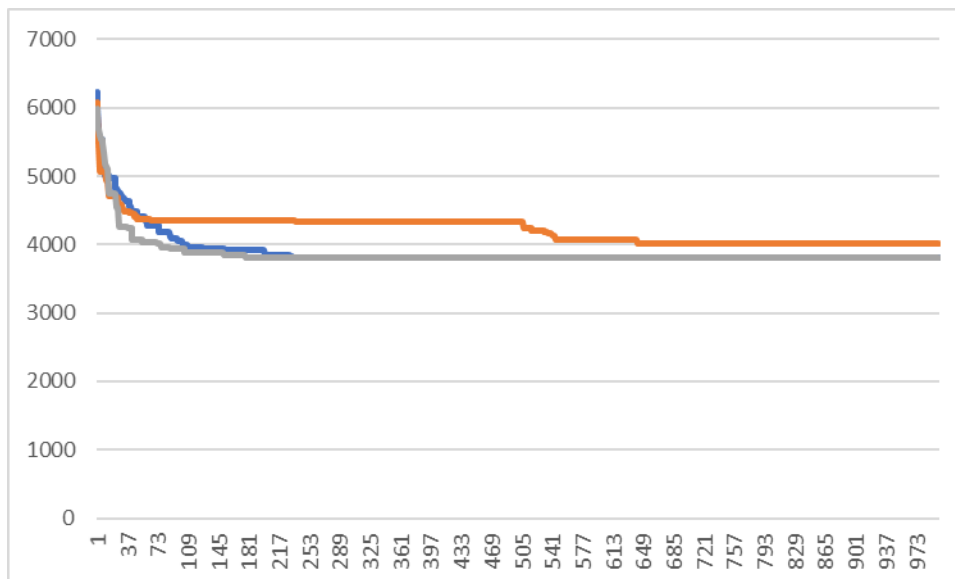
No problema 8, a abordagem com PMX foi a que encontrou a melhor resposta, inclusive em um número de gerações relativamente pequeno, considerando que esse é outro problema com poucas cidades de destino. A melhor resposta foi a de 2.326 km percorridos.



**Figura 20 – Mapa do Problema 8**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

Tabela 11– Roteiro do Problema 8

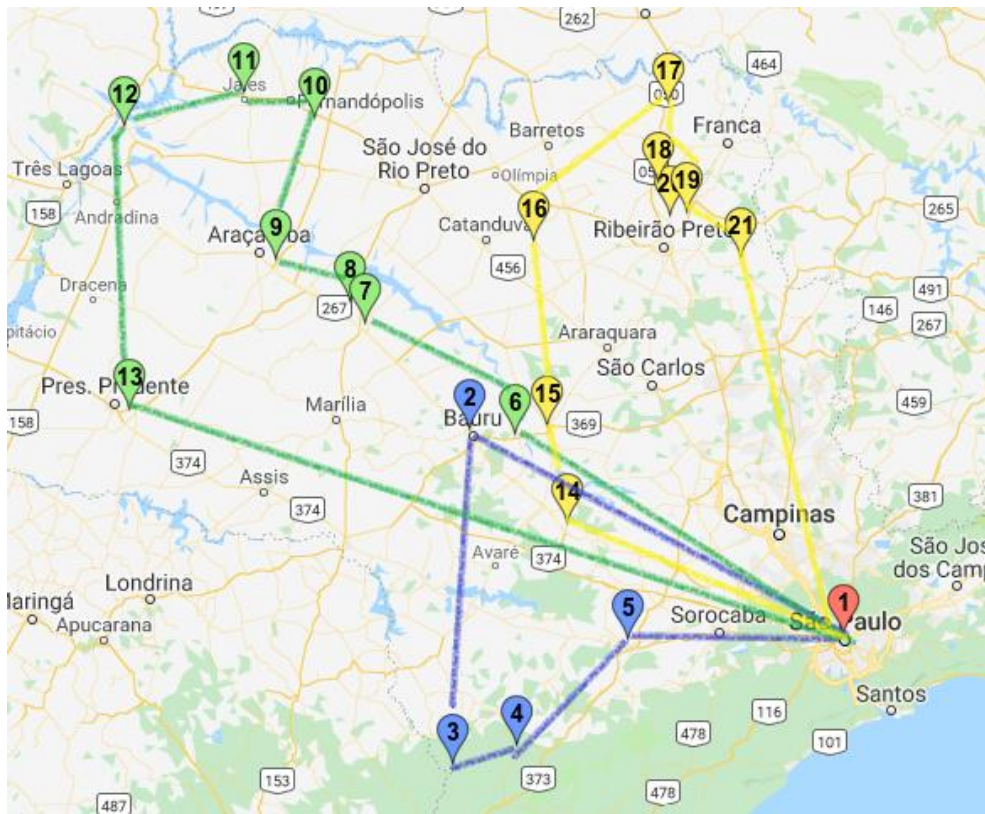
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
ANGATUBA - SP	575,99
CAPAO BONITO - SP	687,9
ITARARE - SP	378
ITAI - SP	960,93
GUAIRA - SP	543,98
MORRO AGUDO - SP	677,2
CATANDUVA - SP	558,1
POMPEIA - SP	1144,93
PRESIDENTE PRUDENTE - SP	2063,65
PRESIDENTE EPITACIO - SP	2193,41
APARECIDA D'OESTE - SP	752,5
PALMEIRA D'OESTE - SP	385,09
JALES - SP	388,5
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
RIBEIRAO PRETO - SP	2020,91



**Figura 21– Índice de Desempenho do Problema 9**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

Neste problema 8, o PMX começou com um desempenho ruim, e por fim teve uma grande melhora, porém o MIX continuou a apresentar a melhor

resposta, com uma ligeira diferença em relação ao resultado da OX1, sendo assim a distância total foi de 3.816 km.

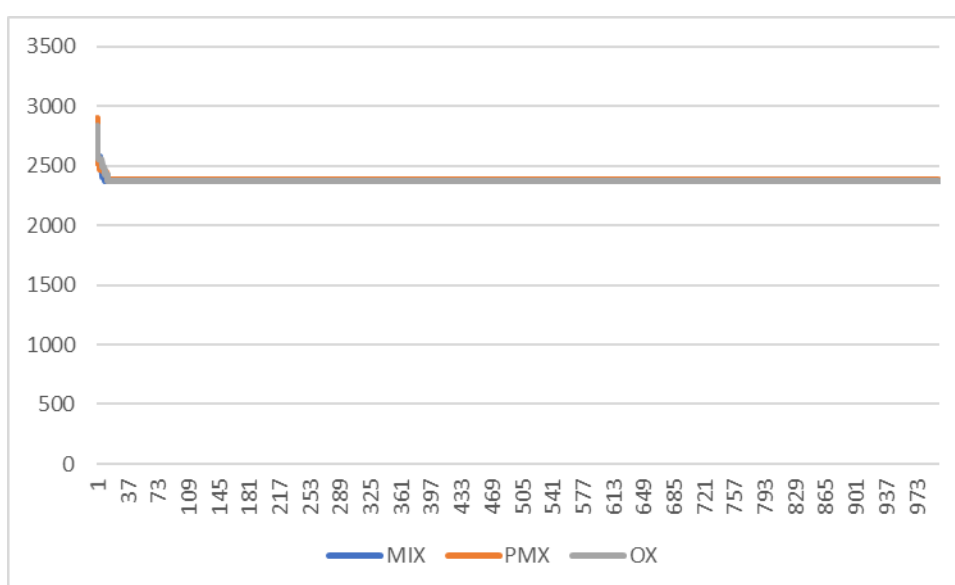


**Figura 22– Mapa do Problema 9**  
Fonte: Google Maps (2019)

Tabela 12 – Roteiro do Problema 9

<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
BAURU - SP	7567,8
BOM SUCESSO DE ITARARE - SP	1573,21
RIBEIRAO BRANCO - SP	1910,65
ITAPETININGA - SP	92,09
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
PEDERNEIRAS - SP	1829,91
LINS - SP	593,5
PROMISSO - SP	817,93
BIRIGUI - SP	5511,2
VALENTIM GENTIL - SP	92,09
JALES - SP	593,5
ILHA SOLTEIRA - SP	482,99

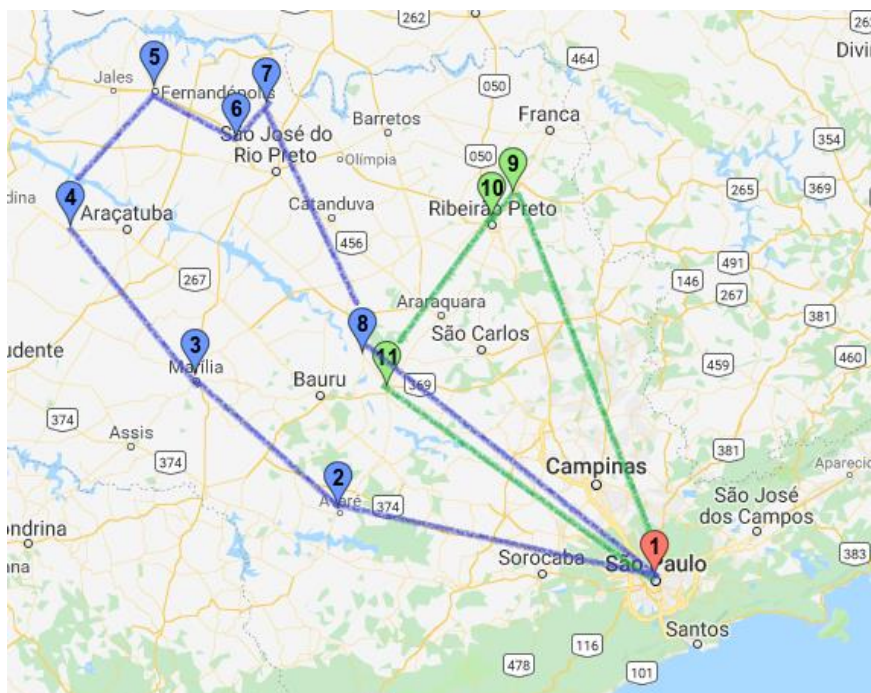
REGENTE FEIJO - SP	2067,41
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
BOTUCATU - SP	443,2
JAU - SP	817,93
VISTA ALEGRE DO ALTO - SP	3349
ITUVERAVA - SP	248,99
SALES OLIVEIRA - SP	443,2
BRODOWSKI - SP	92,09
JARDINOPOLIS - SP	1829,91
CAJURU - SP	441,4



**Figura 23 – Índice de Desempenho do Problema 10**  
**Fonte: Autoria Própria (2019)**

Devido ao baixo número de cidades presentes, todos os resultados ficaram muito próximos, sendo o PMX ligeiramente pior, como percebido, todas as respostas convergiram rapidamente devido ao número de cidades. A menor distância total foi de 2.374 km rodados.





**Figura 24 – Mapa do Problema 10**  
**Fonte: Google Maps (2019)**

Tabela 13 – Roteiro do Problema 10

<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
AVARE - SP	393,99
MARILIA - SP	702,5
VALPARAISO - SP	769,5
FERNANDOPOLIS - SP	368,43
TANABI - SP	1764,21
PALESTINA - SP	5657,2
BARIRI - SP	1957,91
<b>ROTEIRO</b>	<b>CARGA(KG)</b>
BRODOWSKI - SP	2016,91
RIBEIRAO PRETO - SP	964,93
JAU - SP	989,93

O algoritmo de forma geral mais eficiente foi o MIX, porém ressalta-se que houve casos em que ele não foi melhor que os outros, o que pode significar a necessidade de não confiar em apenas um método. Sendo assim, é um resultado que pode ser aprimorado cada vez mais no algoritmo para os próximos experimentos.

O algoritmo genético trabalha com uma busca robusta e que trabalha de forma satisfatória proporcionalmente ao número de destinos do que uma programação linear por exemplo, porém às vezes pode acabar convergindo em respostas próximas do ótimo, mas nunca chegar no ótimo.

Alguns roteiros mostram cruzamentos não ideais por vias gráficas como os problemas 6 e 8, o que facilmente pode ser permutado manualmente para melhora do roteiro, principalmente quando o mapa é plotado e podem ser facilmente trocados os índices de cada cidade. Porém, a clusterização feita para a alocação de carga explorado para cada caminhão mostrou obter bons resultados, por vezes alocando caminhões para instâncias mais próximas, e outros para as mais longas.

## 6. CONCLUSÕES

A importância logística nas entregas de organizações é evidenciada pelas dificuldades obtidas neste tipo de problema e, junto com o crescimento econômico e da competitividade das empresas, questões como estas que antes não eram consideradas, passam a ter grande relevância para melhor atendimento dos clientes.

Para a obtenção do objetivo principal estabelecido neste trabalho fez-se necessário uma revisão bibliográfica detalhada sobre os tipos de problemas relacionados com o CVRP e o algoritmo genético, desde autores mais antigos, até artigos mais recentes que abordaram os assuntos.

Com a melhor compreensão sobre os tópicos, pode-se delimitar o que seria abordado baseado nas restrições ditas pelos problemas em específico, bem como no aprofundamento do assunto de algoritmos genéticos para a resolução deste tipo de problema.

Após a etapa de fundamentação teórica, foi descrito o funcionamento da empresa em relação às suas atividades de roteirização de veículos em conjunto com a base de dados dos clientes. As ferramentas de programação que foram usadas e integradas com as planilhas gerenciais da empresa também foi detalhada nesta etapa.

Visto os resultados obtidos com o trabalho, pode-se concluir que o uso do algoritmo trará uma redução nos custos de roteirização da empresa apesar de observar que os resultados obtidos provavelmente não foram os melhores possíveis. Porém, uma vez que a empresa perceba o benefício na prática do algoritmo proposto, novos experimentos podem ser feitos para o aperfeiçoamento do que foi já encontrado nesta pesquisa.

O tempo computacional gasto pelo programa também pode ser considerado uma desvantagem, podendo ser um motivo para verificação da viabilidade da aplicação do problema em linguagens de programação mais potentes, como o C++ por exemplo.

De forma geral, o operador genético com melhor desempenho foi o MIX, seguido do OX1, apesar das diferenças não terem sido muito grandes, como

anteriormente dito. Com isso, foi possível concluir que um operador genético no qual usa-se dois métodos distintos de forma sequencial, aumenta-se a possibilidade de se obter melhores resultados. Logo, o programa utilizado para a criação dos roteiros deve-se basear principalmente no operador MIX de *crossover*. Pode-se também levar em conta que muitos valores acabam tendo uma tendência de convergência rápida em algum valor no qual ainda não seja o ótimo, mesmo que este seja um valor razoável. A qualidade das rotas pôde ser vista por meio do mapeamento plotado em ambiente do Google Maps, e pela verificação de que as rotas criadas foram viáveis para a empresa operar, atendendo suas restrições de carga para cada destino.

Como trabalhos futuros, podem ser verificadas as respostas com instâncias maiores e restrições mais robustas de acordo com a necessidade da empresa, como por exemplo janelas de tempos de cada entrega. Visto que são problemas que serão analisados com maior rigor pela empresa e futuramente presar por uma padronização maior do sistema ao roteirizar veículos, pode-se assim, aperfeiçoar cada vez mais o programa para atendimentos futuros.

Também pode-se destacar que a alteração de parâmetros pode melhorar os resultados já obtidos. Como exemplo, podem ser implementados outros tipos de cruzamento e/ou inserções na população. Também pode ser analisado o uso de algum mecanismo para hibridização que possa refinar por meio de uma busca local soluções encontradas em cada geração, tornando assim o algoritmo mais rápido na convergência para melhores respostas.

## REFERÊNCIAS

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos**. 4ª edição. Porto Alegre: Bookman, 2001.

BARBOSA, D.; SILLA, C. N.; KASHIWABARA; A. Y. **Applying a variation of the ant colony optimization algorithm to solve the multiple traveling salesmen problem to route the teams of the electric power distribution companies**. *Proceedings of the annual conference on Brazilian Symposium on Information Systems*, Goiânia, GO, maio 2015.

BARBOSA, R. C. **Aplicação da metaheurística algoritmo genético na otimização das rotas de entregas da distribuição física de produtos no município de fortaleza**, Universidade Federal do Ceara, Programa de pós-graduação em Logística e Pesquisa Operacional (Dissertação de Mestrado). Fortaleza, 2014.

BARROS, E A R. **Algoritmo de Dijkstra: Apoio Didático e Multidisciplinar na Implementação, Simulação e Utilização Computacional**. Disponível em: [http://meusite.mackenzie.com.br/edsonbarros/publicacoes/ICECE2007\\_212.pdf](http://meusite.mackenzie.com.br/edsonbarros/publicacoes/ICECE2007_212.pdf). Acesso: 24 de junho de 2018.

BEZERRA, T. L. A.; **Algoritmo Genético Aplicado ao Problema de Roteamento de veículos nas Entregas Realizadas por uma Empresa de Laticínios: Estudo de Caso**. 53 f. Monografia (Graduação em Ciência e Tecnologia) – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Angicos. 2013.

CACCALANO, L.; DA CUNHA, C. B. **Roteirização de veículos para o abastecimento de linhas de produção**, *Gestão da Produção (São Carlos)*, v. 22, n. 4, p. 846-860, 2015.

CALHEIROS, Z. S. A. **O problema do caixeiro viajante com passageiros**, Universidade federal do rio grande do Norte, Bacharelado em Ciências da Computação (Trabalho de Conclusão de Curso), Natal – RN, 2017.

CHAMBERS, L. **The Practical Handbook of Genetic Algorithms: Applications**. 2a. ed. CRC Press: Boca Ratón, FL, 2000.

CHAVES, A. A.; LORENA, L. A. N. **Algoritmos híbridos para uma generalização do problema do Caixeiro Viajante**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. 28 a 31/08/07 Fortaleza, CE.

CHRISTOFIDES, N – **The Traveling Salesman Problem: A Guided Tour of Combinatorial Optimization**. John Wiley & Sons, 1985.

CNT. **Confederação Nacional Do Transporte. Boletim Estatístico**. 2018. Disponível em: <<http://www.cnt.org.br/Boletim/boletim-estatistico-cnt>> Acesso em: 23 de junho de 2018.

CNT. **Confederação Nacional Do Transporte. Boletim Estatístico**. 2015. Disponível em: <[http://pesquisarodoviascms.cnt.org.br/Relatorio%20Geral/PESQUISA\\_BAIXA.pdf](http://pesquisarodoviascms.cnt.org.br/Relatorio%20Geral/PESQUISA_BAIXA.pdf)> Acesso em: 23 de junho de 2018.

CÖMERT, S. E.; YAZGAN, H. R.; SERTVURAN, I.; ŞENGÜL, H. A new approach for solution of vehicle routing problem with hard time window: an application in a supermarket chain. **Sādhanā**, v. 42, n. 12, December 2017, p. 2067-2080.

CUNHA, C. B. **Uma Contribuição para o Problema de Roteirização de Veículos com Restrições Operacionais**. São Paulo, 1997. 222 p. Tese de Doutorado em Engenharia de Transportes – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 1997.

DANTZIG, G. B.; RAMSER, R.H. The Truck Dispatching Problem. **Management Science**, v. 6, n. 1, p. 80-91, 1959.

DAVIS, L. Applying adaptive algorithms to epistatic domains. In: **Proceedings of the 9th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 1**. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 162–164, 1985.

DE ALENCAR, C. F.; DE MACEDO, E. R.; SOARES, A. M.; SOUZA, F. J. C. **Estudo De Roteirização De Veículos: Aplicação Da Técnica De Varredura Em Uma Indústria De Artigos De Sono**, In.: XXXV Encontro Nacional De Engenharia De Produção, Perspectivas Globais Para A Engenharia De Produção Fortaleza, Ce, Brasil, 13 a 16 de Outubro de 2015.

DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 1, n.1, p. 53-66, 1997.

GALVÃO, R. D. **Roteirização de Veículos com Base em Sistemas de Informação Geográfica**. Revista Gestão e Produção, v. 4, n. 2, p. 159-173, 1997.

GOLDBARG, M.C; PACCA L.H. **Otimização Combinatória e Programação Linear: modelos e algoritmos**. Rio de Janeiro: Campus, 2000. ISBN 85-352-0541-1 II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Curitiba, 1995.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. Addison-Wesley: New York, 1989.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence**, MIT Press: Cambridge, Boston, 1992.

LAPORTE, G.; GENDREAU, M.; POTVIN, J.-Y.; SEMET, F. **Classical and Modern Heuristics for the vehicle routing problem**. **International Transactions in Operational Research**, v. 7, n. 4-5, p. 285-300, 2000.

LINDEN, R. **Algoritmos genéticos**. 3ª ed. Ciência Moderna: Rio de Janeiro, 2012.

LOBO, F. G. **The parameter-less genetic algorithm: Rational and automated parameter selection for simplified genetic algorithm operation**. (Dissertação de Doutorado), Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2000.

MARTINS, L. F. **ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS DE CARGAS PERECÍVEIS USANDO SISTEMA DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) – Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro, 2011.

MAZZUCCO, JUNIOR, J. **Uma abordagem híbrida do problema da programação da produção através dos algoritmos genéticos e *Simulated Annealing*** – Tese de Doutorado, Florianópolis: UFSC, 1999.

MITCHELL, M. **An Introduction to Genetic Algorithms**. MIT Press: Cambridge, MA, 1996.

MIURA, M. **Resolução de um problema de roteamento de veículos em uma empresa transportadora**. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (Trabalho de Conclusão de Curso), Engenharia de Produção, São Paulo, 2003.

MORAIS, J. L. M. **Problema do Caixeiro Viajante Aplicado ao Roteamento de Veículos numa Malha Viária**. UNIFESP, Trabalho de conclusão de curso

em Bacharel em Ciência da Computação. São José dos Campos – SP  
Dezembro, 2010.

MOSCATO, P.; COTTA, C. Una introducción a los algoritmos meméticos.  
**Revista Iberoamericana de Inteligência Artificial**, n. 19, p. 131 – 148, 2003.

NOVAES, A. G. **Logística e gerenciamento da cadeia de distribuição: estratégia, operação e avaliação**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

OLIVER, I. M.; SMITH, D. J.; HOLLAND, J. R. C. **A study of permutation crossover operators on the traveling salesman problem**. In: Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms on Genetic Algorithms and Their Application. Hillsdale, NJ, USA: L. Erlbaum Associates Inc., p. 224–230, 1987.

OSMAN, I. H.; LAPORTE, G. **Metaheuristics: A Bibliography**. **Annals of Operations Research**, v. 63, n. 5, p. 513-628, 1996.

REEVES, C.R. **Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems**. John Wiley & Sons. Inc. New York, NY, 1993.

RODRIGUES, L. F.; PEIXOTO, E. C.; PINTO, L. R.; CONCEIÇÃO, S. V. **O Problema De Roteirização De Veículos Tratado De Forma Simples E Eficiente Em Uma Empresa Transportadora De Médio Porte**, Simpósio de Pesquisa Operacional da Marinha – SPOLM 2006, Rio de Janeiro, Brasil, 15 e 16 de agosto de 2006.

RONEN, D. Perspectives on practical aspects of truck routing and scheduling.  
**European Journal of Operational Research**, v. 35, n. 2, p. 137-145, 1988.

SILVA, F. A. V. **Um Algoritmo genético para o problema de roteamento de veículos com janela de tempo aplicado na distribuição de serviços de telecomunicação**, Universidade Federal do Ceara, Programa de pós-graduação em Logística e Pesquisa Operacional (Dissertação de Mestrado). Fortaleza, 2016.

SILVA, G. L. S.; **Roteamento de veículos nas entregas realizadas por empresa de laticínios** - estudo de caso. 52 f. Monografia (Graduação em Ciência e Tecnologia) – Universidade Federal Rural do Semi-árido, Angicos. 2012.



TALBI, E.G. **Metaheuristics: from design to implementation, volume 74.** John Wiley & Sons, 2009.

TANOMARU, J. **Motivação, fundamentos e aplicações de algoritmos genéticos.** In: Anais do II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 1995.

TENKLEY, N. L. **ORDER PICKING: Modelos e algoritmos de roteamento,** Pós-graduação em engenharia de produção, Escola de engenharia Universidade Federal de Minas Gerais, Belo horizonte, março de 2008.

YANG, X.-S. **Genetic algorithms** (Capítulo de livro). In: Nature-Inspired Optimization Algorithms. Oxford: Elsevier, p. 77 – 87, 2014.