



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE MESTRADO EM LOGÍSTICA E PESQUISA OPERACIONAL

ROBERTO CAVALCANTE BARBOSA

**APLICAÇÃO DA METAHEURÍSTICA ALGORITMO GENÉTICO NA
OTIMIZAÇÃO DAS ROTAS DE ENTREGAS DA DISTRIBUIÇÃO FÍSICA DE
PRODUTOS NO MUNICÍPIO DE FORTALEZA**

FORTALEZA

2014

ROBERTO CAVALCANTE BARBOSA

**APLICAÇÃO DA METAHEURÍSTICA ALGORITMO GENÉTICO NA
OTIMIZAÇÃO DAS ROTAS DE ENTREGAS DA DISTRIBUIÇÃO FÍSICA DE
PRODUTOS NO MUNICÍPIO DE FORTALEZA**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Logística e Pesquisa Operacional.

Área de concentração: Tomada de Decisão e Pesquisa Operacional.

Orientador: Prof. José Lassance de Castro e Silva, D.Sc.

FORTALEZA – CE

2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós Graduação em Engenharia

-
- B211a Barbosa, Roberto Cavalcante.
 Aplicação da metaheurística algoritmo genético na otimização das rotas de entregas da distribuição física de produtos no município de Fortaleza / Roberto Cavalcante Barbosa. – 2014.
 90 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós – Graduação em Logística e Pesquisa Operacional, Fortaleza, 2014.
 Área de Concentração: Pesquisa Operacional.
 Orientação: Prof. Dr. José Lassance de Castro e Silva.
1. Logística. 2. Pesquisa Operacional. 3. Algoritmos genéticos. 4. Distribuição de mercadorias. I. Título.

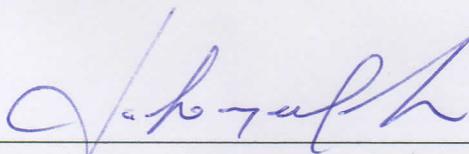
ROBERTO CAVALCANTE BARBOSA

**APLICAÇÃO DA METAHEURÍSTICA ALGORITMO GENÉTICO NA
OTIMIZAÇÃO DAS ROTAS DE ENTREGAS DA DISTRIBUIÇÃO FÍSICA DE
PRODUTOS NO MUNICÍPIO DE FORTALEZA**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Logística e Pesquisa Operacional. Área de concentração: Tomada de Decisão e Pesquisa Operacional.

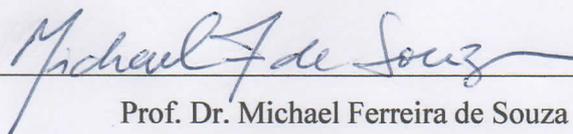
Aprovada em: 31 / 07 / 14

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. José Lassance de Castro e Silva (Orientador)

Universidade Federal do Ceará (UFC)



Prof. Dr. Michael Ferreira de Souza

Universidade Federal do Ceará (UFC)



Prof. Dra. Silvia Maria de Freitas

Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus.

Aos meus pais, Francisco Soares Barbosa e
Perpétua Cavalcante Barbosa. Fontes
inesgotáveis de amor, respeito, bondade e
honestidade.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. José Lassance de Castro e Silva, pela excelente orientação e por me e encorajar a concluir a pesquisa, sobretudo nos momentos de maior dificuldade.

Aos amigos Lucas Rebouças Guimarães, Moisés dos Santos e Rogério Teixeira Mâsih, pelo incentivo a ingressar no Mestrado.

Aos professores Profa. Dra. Silvia Maria de Freitas e Prof. Dr. Michael Ferreira de Souza, participantes da banca examinadora pelas valiosas orientações e sugestões de melhoria.

Aos colegas da turma de mestrado pelo engajamento e cooperação, desde os estudos em grupo, ainda no processo de seleção até a conclusão da Dissertação.

Ao corpo docente do Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional da Universidade Federal do Ceará – UFC por contribuir com meu crescimento pessoal e profissional.

Dedico um agradecimento especial a minha esposa, Paula Lima Coêlho Barbosa, aos filhos Lucas, Lara e Laís e as minhas irmãs Roberta Cavalcante Barbosa e Renata Cavalcante Haguetti, pelo irrestrito apoio e compreensão nos momentos de ausência.

“A educação é o grande motor do desenvolvimento pessoal. É através dela que a filha de um camponês se torna médica, que o filho de um mineiro pode chegar a chefe de mina, que um filho de trabalhadores rurais pode chegar a presidente de uma grande nação.”

Nelson Mandela

RESUMO

O contínuo crescimento das populações e a concentração nos centros urbanos fazem com que a demanda por produtos e serviços também cresça nestas regiões. Entretanto, dentro de um mesmo espaço geográfico, e em muitos casos, com a mesma infraestrutura de transporte disponível, a distribuição física de produtos torna-se uma atividade cada vez mais complexa e onerosa. O objetivo deste trabalho foi propor uma aplicação baseada na Metaheurística Algoritmos Genéticos (AG), para ser utilizada em serviços de distribuição física de produtos a fim de obter maior eficiência logística na construção da sequência de entregas. Na literatura este problema é conhecido como uma variante do Problema do Caixeiro Viajante (PCV), e pertence à classe NP-Hard. O método foi testado em problemas de pequeno e médio porte da *TSP-LIBRARY*. Os resultados foram obtidos com desempenho satisfatório num tempo computacional aceitável. Para aplicação prática, foi considerada uma empresa especialista em distribuição de produtos com atuação no município de Fortaleza. Os resultados dos testes práticos foram aceitáveis, uma vez que o método conseguiu otimizar todas as rotas observadas e praticadas pela empresa.

Palavras-chave: Algoritmos Genéticos, Otimização, Pesquisa Operacional.

ABSTRACT

The continuous growth of populations and their concentration in great urban centers is reflected in an increasing demand for products and services in such areas. However, the distribution of a range of different products within the same geographic area, in many cases relying on the same transportation infrastructure, is becoming ever more complex and costly. The purpose of this study was to develop and test an application based on metaheuristic Genetic Algorithms (*GA*) designed to optimize the logistics of product distribution and delivery. In the literature this is known as the Travelling Salesman Problem (TSP) of the NP-hard class. The method was initially tested on small and intermediate problems from the TSP library. Performance was satisfactory within an acceptable computational time. Subsequently, the method was tested in a real-life scenario: a specialized product distributor in Fortaleza (Northeastern Brazil). Again, results were satisfactory as the method was able to optimize the logistics of all the distributor's delivery routes.

Keywords: Generic Algorithms, Optimization, Operational Research.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Exemplo de ciclo hamiltoniano em um grafo.....	20
Figura 2 –	Ilustração da heurística construtiva.....	30
Figura 3 –	Ilustração do método <i>swap</i>	31
Figura 4 –	Processo para um movimento 2-OPT.....	32
Figura 5 –	Pseudocódigo de um AG básico.....	37
Figura 6 –	Exemplo de cromossomo permutacional e a rota que representa.....	38
Figura 7 –	Segunda etapa do <i>crossover</i> OX.....	41
Figura 8 –	Terceira etapa do <i>crossover</i> OX.....	41
Figura 9 –	Segunda etapa do <i>PM crossover</i>	42
Figura 10 –	Terceira etapa do <i>PM crossover</i>	42
Figura 11 –	Visão Geral da Distribuição Física de Produtos.....	50
Figura 12 –	Zoneamento de clientes.....	55
Figura 13 –	Estruturação da sequência de entrega.....	56
Figura 14 –	Tela do sistema para montagem das rotas.....	57
Figura 15 –	Desvio à solução ótima para AG com <i>Crossover</i> 1P.....	62
Figura 16 –	Desvio à solução ótima para AG com <i>Crossover</i> 2P.....	63
Figura 17 –	Desvio à solução ótima para AG com <i>Crossover</i> PM.....	64
Figura 18 –	Desvio à solução ótima de AG com todos os cruzamentos.....	65
Figura 19 –	Quilômetros percorridos pelas frotas por dias observados.....	71
Figura 20 –	KM total percorridos pelas frotas por dia observado	72
Figura 21 –	Número de entregas das frotas por dia observado.....	72
Figura 22 –	Entregas totais das frotas por dia observado.....	72
Figura 23 –	Vendas de cada frota por dia observado.....	73
Figura 24 –	Porcentagem do total de vendas (R\$) por dia observado.....	73
Figura 25 –	Custos por dia observados.....	74
Figura 26 –	Porcentagem do custo total (R\$) por dia observado.....	74
Figura 27 –	Composição dos custos totais por dia observado.....	74
Figura 28 –	Comparação entre o quilometro percorrido e quilometro otimizado por dia...	77
Figura 29 –	Dispersão dos KM percorridos, por cada frota no dia, <i>versus</i> KM otimizado.....	77

Figura 30 –	Comparação entre o custo total e o custo total otimizado pelo algoritmo por dia observado.....	78
Figura 31 –	Gráfico de dispersão do custo total <i>versus</i> custo total otimizado em cada frota no dia.....	78
Figura 32 -	Porcentagem de economia de quilômetros percorridos e custos totais.....	78
Figura 33 –	Exemplo 1: roteiro realizado e roteiro otimizado.....	78
Figura 34 –	Exemplo 2: roteiro realizado e roteiro otimizado.....	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Processo de evolução do PCV.....	22
Tabela 2 –	Explosão combinatória do PCV.....	23
Tabela 3 –	Dados ilustrativos para explicar a aplicação da heurística construtiva.....	29
Tabela 4 –	Indicadores de atendimento do pedido ao cliente.....	51
Tabela 5 –	Indicadores de desempenho na gestão dos estoques.....	52
Tabela 6 –	Indicadores de desempenho da gestão de transportes.....	52
Tabela 7 –	Indicadores de desempenho das entregas.....	53
Tabela 8 –	Segmentação dos clientes.....	55
Tabela 9 –	Perfil da frota operacional.....	57
Tabela 10 –	Tabela de alocação de veículo, motoristas e ajudantes por rota.....	58
Tabela 11 –	Instâncias utilizadas.....	61
Tabela 12 –	Apresentação dos resultados de AG com cruzamento 1P.....	62
Tabela 13 –	Apresentação dos resultados de AG com cruzamento 2P.....	63
Tabela 14 –	Apresentação dos resultados de AG com cruzamento PM.....	64
Tabela 15 –	Desvios da solução ótima e tempo de processamento.....	66
Tabela 16 –	Composição dos custos com transporte.....	67
Tabela 17 –	Composição do custo da mão de obra.....	70
Tabela 18 –	Custos encargos grupos A e B.....	70
Tabela 19 –	Medidas descritivas das variáveis nos dias observados.....	75
Tabela 20 –	Medidas descritivas para KM e custo economizado total por dia.....	75
Tabela 21 –	Medidas descritivas para KM e custo economizado total por frota.....	75
Tabela 22 –	Economias de KM e R\$ com a solução otimizada.....	76

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG	Algoritmo Genético
PCV	Problema do Caixeiro Viajante
PO	Pesquisa Operacional
HC	Heurística Construtiva
HM	Heurística de Melhoramento
KM	Quilômetros
POPCP	Problema de Otimização Combinatória Permutacional

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	15
1.1	Justificativa e relevância do trabalho.....	15
1.2	O problema do caixeiro viajante aplicado às operações logísticas.....	17
1.3	Objetivos	18
1.4	Estrutura da Dissertação.....	18
2	O PROBLEMA DO CAIXEIRO VIAJANTE - PCV.....	19
2.1	Definição e história.....	19
2.2	Complexidade	22
2.3	Modelo matemático	23
2.4	Variações.....	25
2.4.1	Problema do Caixeiro Viajante Simétrico (PCVS).....	25
2.4.2	Problema do caixeiro viajante com janela de tempo (PCVJT).....	25
2.5	Métodos de solução.....	26
3	METODOLOGIA.....	28
3.1	Heurísticas	28
3.1.1	Heurísticas construtivas (HCs).....	28
3.1.2	Heurística do vizinho mais próximo.....	29
3.1.3	Heurística de Clark e Wright.....	30
3.1.4	Heurísticas de Melhoramento (HM).....	31
3.1.5	O Algoritmo swap.....	31
3.1.6	O algoritmo r-OPT.....	32
3.1.7	Heurística Permutacional.....	33
3.2	Metaheurísticas.....	33
3.2.1	Busca Tabu.....	34
3.2.2	Colônia de Formigas.....	34
3.3	Algoritmo Genético (AG).....	35
3.3.1	Escolha da representação do cromossomo.....	38
3.3.2	Definição da função de aptidão.....	39
3.3.3	Definição da população inicial.....	39
3.3.4	Escolha do método de solução.....	39
3.3.5	Escolha dos operadores genéticos <i>crossover</i> e <i>mutação</i>	40
3.3.6	Escolha da estratégia geracional.....	43

3.3.7	Escolha do critério de parada.....	43
3.4	Componentes do AG desenvolvido.....	44
3.3.1	Escolha da representação do cromossomo.....	44
3.3.2	Definição da função de aptidão.....	44
3.3.3	Definição da população inicial.....	44
3.3.4	Escolha do método de seleção.....	45
3.3.5	Escolha dos operadores genéticos crossover e mutação.....	45
3.3.6	Escolha da estratégia geracional.....	45
3.3.7	Escolha do critério de parada.....	45
4	O PROBLEMA DA DISTRIBUIÇÃO FÍSICA DE PRODUTOS.....	46
4.1	Distribuição física de produtos.....	46
4.2	Caracterização da empresa.....	48
4.3	Problema a resolver e delimitação do estudo.....	59
4.4	Estratégia de solução para o problema.....	59
5	EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS.....	61
5.1	Aplicação aos problemas práticos da TSLIB.....	61
5.2	Aplicação ao caso prático.....	67
5.2.1	Composição dos custos com o transporte rodoviário de cargas.....	67
5.2.2	Caracterização da amostra dos dias observados.....	71
5.2.3	Resultados obtidos com o algoritmo AG_PCV_GPS.....	75
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	82
6.1	Conclusões.....	82
6.2	Sugestões para trabalhos futuros.....	83
7	REFERÊNCIAS.....	84

1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo é apresentada a introdução para a Dissertação de Mestrado, cuja estrutura está dividida em quatro seções. Na primeira são apresentadas as justificativas e a relevância do trabalho, destacando-se a importância da utilização de técnicas em pesquisa operacional para resoluções de problemas reais enfrentados pela logística empresarial. Na segunda seção é realizada a contextualização do problema do caixeiro viajante, abordando sua funcionalidade, complexidade e métodos de resolução. Na terceira seção são apresentados os objetivos da dissertação, geral e específico. Por fim, na quarta seção, é apresentada a estrutura da Dissertação com breve resumo dos capítulos.

1.1 Justificativa e relevância do trabalho

Analisando o crescimento das populações mundiais e a concentração das pessoas nos centros urbanos é notório o crescimento da demanda de abastecimento de produtos e serviços nestes centros e, por conseguinte, o aumento da complexidade nas operações da logística empresarial. Administrar os custos logísticos é tarefa extremamente paradoxal, pois os clientes estão cada vez mais exigentes, mas não aceitam pagar mais por isso, o que força às empresas a encontrar estratégias para melhorar o nível de serviço sem onerar em demasia o custo operacional. Manter em equilíbrio esta balança configura-se uma das principais preocupações dos profissionais de logística.

De forma geral, as atividades da logística empresarial podem ser divididas em logística de abastecimento, logística de planta e logística de distribuição. A logística de abastecimento compreende a etapa de aquisição de todos os bens e serviços necessários para manter o funcionamento da organização. A logística de planta engloba os processos de armazenagem, produção e movimentação dos materiais como matéria-prima e produto em processo. A logística de distribuição abrange toda a armazenagem do produto acabado, a identificação e separação dos pedidos, a documentação para faturamento, assim como o transporte até o cliente, finalizando o ciclo de atendimento do pedido com a confirmação da entrega (FARIA; COSTA, 2011).

Arbache (2006), Chiavenato (2005) e Hara (2010), são unânimes ao destacar a grande importância da logística para o resultado das empresas, especialmente em relação à praça do composto de marketing, referindo-se aos processos de distribuição física. Entretanto,

os custos envolvidos nesta atividade são bastante significativos em relação aos custos totais de operação e merecem atenção especial. Do ponto de vista dos consumidores, as exigências relacionadas à qualidade e aos prazos de entrega de produtos e serviços são cada vez maiores. Na mesma proporção crescem a competitividade entre as empresas e a busca por serviços mais customizados (RIBEIRO *et. al.*, 2010).

Castiglioni (2009) e Ballou (2009) afirmam que os custos logísticos são compostos pelas atividades de processamento de pedidos, armazenagem, estocagem e transportes, porém, para Ching (2010), além destes elementos, ainda existe o custo de oportunidade, representado pelo valor do capital imobilizado em veículos, equipamentos e estoques, que poderia gerar rendimentos em aplicações financeiras. Além disso, Ballou (2009) destaca que cerca de 2/3 dos custos totais da logística estão concentrados nas atividades de distribuição física, sendo a atividade de transporte a mais representativa do ponto de vista financeiro.

Deslocar-se nos centros urbanos é tarefa cada vez mais difícil, especialmente em função do crescimento da quantidade de veículos em circulação. Na mesma proporção, crescem as exigências dos clientes por serviços mais customizados, a pressão por redução de custos e a defasagem da infraestrutura de transportes que não acompanha o crescimento da demanda de veículos. Pode-se desatacar o fato de que existe pouca oferta de *softwares* de otimização no mercado e os que estão disponíveis exigem grande investimento financeiro.

A utilização de técnicas de Pesquisa Operacional (*PO*) auxilia o tomador de decisão a gerar vantagem competitiva, em função da complexidade associada aos problemas de distribuição em áreas urbanas, notadamente nas grandes metrópoles brasileiras. A complexidade de um sistema real resulta do fato da existência de um número muito grande de elementos ou variáveis a serem tratadas nos modelos matemáticos. Há várias situações do cotidiano das organizações em que é possível aplicar técnicas de *PO*: designação e sequenciamento de tarefas, estudos de localização, maximização de lucros, roteirização de veículos, minimização de distância percorrida, entre outras.

A união de todos estes problemas vem despertando, tanto no meio profissional quanto no acadêmico, o interesse por estudos que objetivem reduzir os custos logísticos. Uma grande oportunidade de redução desses custos está na roteirização de veículos que, com o apoio de métodos computacionais, consegue otimizar a construção das rotas, reduzindo a utilização de recursos como veículos e combustíveis.

Desse modo, tornam-se relevantes estudos que objetivem o desenvolvimento da logística e de técnicas mais eficientes para a alocação dos recursos, em especial com a utilização da PO.

1.2 O problema do caixeiro viajante nas operações logísticas

O termo roteirização, ou *routing* do idioma inglês, pode ser definido como o processo que determina a sequência de paradas que determinado veículo deve cumprir, com o objetivo de atender pontos dispersos geograficamente (CUNHA, 2000). Na literatura, o problema relacionado com roteirização mais conhecido é o clássico Problema do Caixeiro Viajante (PCV), que busca encontrar um roteiro, ou rota, entre “n” pontos de passagem, com o objetivo de formar e realizar todo o percurso, minimizando a distância total percorrida.

O planejamento das rotas de entrega é atividade de extrema importância para os custos das empresas. Por meio da correta utilização dos recursos disponíveis é possível reduzir os custos de uma das maiores contas da logística, as rotas dos serviços de coleta ou entrega. Diariamente, milhares de veículos são roteirizados para atender a demanda de consumo, considerando uma série de restrições. São inúmeros os segmentos de mercado dependentes desta atividade: entrega de produtos vendidos pela internet, alimentos, bebidas, combustível, material de construção, correspondências, coleta de lixo e serviços diversos (NOVAES, 2007).

1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho é propor uma aplicação baseada na Metaheurística Algoritmos Genéticos (AG), para ser utilizada em serviços de distribuição física de produtos a fim de obter maior eficiência logística na construção da sequência de entregas.

Os objetivos específicos listados abaixo correspondem ao caminho que deve ser cumprido para atingir o objetivo principal deste estudo.

- a) Caracterizar o problema clássico do caixeiro viajante, apresentando suas particularidades, relevância e métodos de resolução;
- b) Contextualizar o problema clássico de pesquisa operacional para aplicações destinadas à otimização das rotas de entregas;
- c) Identificar o procedimento computacional ideal para solução de problemas reais de otimização das rotas de entregas;
- d) Desenvolver um algoritmo para resolução do problema de forma otimizada;
- e) Comparar os resultados obtidos com a situação das rotas executadas pela organização e com os resultados obtidos diante da solução otimizada.

1.4 Estrutura da dissertação

Além deste capítulo de introdução, que apresenta a importância do estudo, a justificativa da escolha do tema, o problema da pesquisa e seus objetivos, geral e específicos, a dissertação está estruturada da seguinte forma: O Capítulo 2 apresenta a caracterização do problema do caixeiro viajante, destacando sua história, o modelo clássico, suas variações de complexidade e os principais métodos de resolução do problema. No capítulo 3 é apresentada a estratégia metodológica aplicada na pesquisa. O Capítulo 4 apresenta o perfil da organização do estudo de caso prático, descrevendo o seu porte empresarial, a quantidade de veículos, as regras de atendimento, o perfil de produtividade das equipes de serviço e os custos operacionais envolvidos. O Capítulo 5 descreve os experimentos computacionais realizados e, por fim, no Capítulo 6 as considerações finais são destacadas.

2 O PROBLEMA DO CAIXEIRO VIAJANTE

Este Capítulo é dividido em 4 seções. A primeira apresenta a definição e o histórico do Problema do Caixeiro Viajante (PCV), a segunda aborda a sua complexidade e a terceira seção contém as variações e os problemas semelhantes no segmento de roteirização. Por fim, a quarta seção apresenta os métodos mais empregados na literatura para a resolução do problema em foco.

2.1 Definição e história

O PCV, ou *Travelling Salesman Problem* (TSP) como ele é conhecido na literatura universal, é um dos mais tradicionais e conhecidos problemas da PO. O objetivo é definir a melhor rota de um circuito de pontos ou localidades, partindo de uma origem, visitando todos os pontos apenas uma vez e, em seguida, retornar ao ponto de partida, com o menor deslocamento possível. Este circuito também é tratado na literatura como ciclo hamiltoniano. A solução do problema fornece a ordem em que as localidades são visitadas.

De acordo com Goldbarg e Luna (2005), dentre os tipos de roteiros existentes, um dos mais importantes é o denominado ciclo hamiltoniano. Segundo Cunha *et.al.* (2002), este nome é devido a Willian Rowan Hamilton criador do jogo, que consiste em encontrar a rota através dos vértices de um dodecaedro, iniciando e terminando no mesmo vértice, sem nenhuma repetição e percorrendo todos os vértices. Cada vértice representava uma cidade.

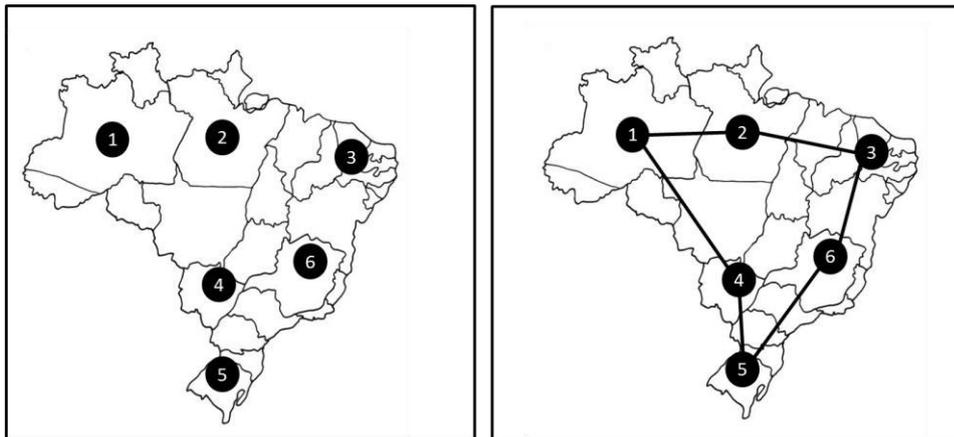
O problema consiste basicamente em analisar todos os circuitos (rotas) hamiltonianos existentes, para n pontos, a fim de obter a distância mínima ou o menor tempo do percurso (função objetivo). Um circuito hamiltoniano é aquele que passa por todos os vértices de um grafo. Os vértices podem ser representados pelos n pontos geográficos de localização das cidades, enquanto as arestas são as vias que ligam diretamente as cidades.

O PCV pertence à classe dos Problemas de Otimização Combinatória, avaliada por pesquisadores de diferentes áreas do conhecimento científico, cuja premissa é atribuir valores a um conjunto de variáveis de decisão, de tal modo que uma função baseada nestas variáveis, denominada função objetivo, seja minimizada na presença de um conjunto de restrições (LAWLER *et. al.*, 1985).

Outra formulação do PCV ocorre por meio da Teoria dos Grafos, onde são definidos dois conjuntos, um composto por elementos chamados de vértices e outro composto

pela coleção de relações binárias de pares entre eles, denominados de arestas. No caso, seja $G = (N, A, D)$ um grafo onde N é o conjunto de vértices do grafo que representam as localidades a serem visitadas, A é o conjunto de arestas que representam as possibilidades de composição de uma rota e D é uma matriz completa composta por pesos não negativos associados aos arcos, que podem representar, por exemplo, distância ou tempo gasto para ir de um ponto a outro. O PCV consiste em determinar o circuito com o menor custo, passando por cada vértice apenas uma vez. A este circuito, denomina-se ciclo ou circuito hamiltoniano. Um exemplo de circuito hamiltoniano em um grafo pode ser visto na Figura 1. Se a matriz D é simétrica, então o PCV é classificado como Simétrico e há $(n-1)!/2$ circuitos hamiltonianos possíveis distintos. Caso contrário, o PCV é dito Assimétrico e o número de circuitos hamiltonianos possíveis passa a ser $(n-1)!$.

Figura 1 – Exemplo de ciclo hamiltoniano em um grafo



Fonte: Elaborada pelo autor

A essência do Problema do Caixeiro Viajante é evidente dentro de muitas aplicações práticas. Em todos estes casos, o custo ou a distância entre cada localidade é conhecido, sendo o objetivo fundamental, determinar a sequência na qual os locais especificados aparecem ordenados de acordo com o custo total incorrido para percorrê-los, passando em cada localidade apenas uma vez. Na prática, o PCV pode ser aplicado na definição de planos de rotas (HOFFMAN; WOLF, 1985), na confecção de placas de circuito impresso (VITTES, 1999), na análise da estrutura de cristais (BLAND; SHALLCROSS, 1987), no suporte à rede de abastecimento de granéis líquidos, no sequenciamento de tarefas, na fabricação de chips (KORTE, 1989), no mapeamento de genoma (AVNER *et al.*, 2001), no sequenciamento de DNA (GONNET *et al.*, 2000), dentre outras.

Segundo Maredia (2010), o PCV teve grande visibilidade no universo acadêmico nas décadas de 1920 e 1930, com base nos estudos de Karl Menger em Viena e, em seguida com os estudos de Hassler Whitney e Merrill Flood em Princeton.

Algum tempo depois, em 1940, Merrill Flood definiu o nome do problema *Traveling Salesman Problem* - TSP e divulgou para a RAND Corporation (*Research And Development*), que logo se interessou pelo problema em função dos incentivos financeiros que as Forças Armadas Norte Americanas ofereciam por sistemas de otimização das rotas de transporte. Fundada em 1948, a RAND dedicou-se ao longo dos anos a financiar pesquisas com a utilização da pesquisa operacional, para resolver problemas de várias áreas como educação, saúde, economia, dentre outras.

A grande evolução na resolução do PCV foi à década de 1950, em função do grande prestígio da RAND e dos estudos de George Dantzig, Ray Fulkerson e Selmer Johnson que, em 1954, publicaram um artigo, intitulado *Solution of a large-scale Traveling-Salesman Problem*, onde descrevem um método de resolução do problema de forma otimizada, ao mesmo tempo em que demonstram graficamente o poder desse método com a resolução de uma instância do PCV constituída por 49 cidades, o que representava um grande número para os padrões da época.

A evolução no processo de solução do PVC pode ser observada na Tabela 1, a seguir, onde no início da década de 1970, quando Held e Karp (1971) abordaram com sucesso o problema valendo-se de programação dinâmica e relaxação lagrangeana, otimizando uma instância com 64 cidades. Em 1977, Groetschel (1977), utilizando métodos de programação matemática, encontrou para uma instância de 120 cidades, o percurso ótimo. Em 1987, os pesquisadores Padberg e Rinaldi (1987), atuando como funcionários da *Tektronics Incorporated*, mostraram que o problema também pode ser usado em diversas áreas e não apenas para cidades, quando realizaram a otimização de 2392 pontos de um layout, com um algoritmo Branch-and-Cut.

Dado os avanços tecnológicos que se sucederam a partir da década de 1990, nos anos de 1994, 1998 e 2001, nos laboratórios da AT&T Bell, os pesquisadores Applegate, Bixby, Chvátal e Cook, usando métodos heurísticos e plano de corte, otimizaram instâncias contendo 7397, 13509 e 15112 cidades respectivamente. Em 2004, o mesmo grupo de pesquisadores, juntamente com Helsgaun, após 14 meses de testes, propôs a solução ótima para uma instância com 24978 cidades. Em 2006, Applegate *et. al.* (2006) alcançaram o último recorde

que se tem conhecimento ao otimizarem uma instância com 85600 pontos, através do Concorde TSP Solver.

Tabela 1 – Processo de evolução do PCV

Ano	Equipe de pesquisa	Instâncias	Nome
1954	G. Dantzig, R. Fulkerson, and S. Johnson	49	dantzig42
1971	M. Held and R.M. Karp	64	64 random points
1975	P.M. Camerini, L. Fratta, and F. Maffioli	67	67 random points
1977	M. Grötschel	120	gr120
1980	H. Crowder and M.W. Padberg	318	lin318
1987	M. Padberg and G. Rinaldi	532	att532
1987	M. Grötschel and O. Holland	666	gr666
1987	M. Padberg and G. Rinaldi	2.392	pr2392
1994	D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal, and W. Cook	7.397	pla7397
1998	D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal, and W. Cook	13.509	usa13509
2001	D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal, and W. Cook	15.112	d15112
2004	D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal, W. Cook and K. Helsgaun	24.978	sw24798

Fonte: Elaborada pelo autor.

2.2 Complexidade

A busca por um método computacional de resolução do problema eficiente e eficaz é tarefa difícil, tendo em vista que a resolução do problema é bastante complexa. O PCV pertence à classe dos problemas Não Polinomial Difícil (NP-hard). Cook (1971) e Karp (1972) mostraram que grande quantidade de problemas de otimização pode ser reduzida, em tempo polinomial, ao PCV. Com isso, a descoberta de métodos eficientes para a resolução do PCV, favorece na resolução, também eficiente, de outros problemas complexos importantes da área de otimização. Neste trabalho, O PCV é abordado no contexto de roteirização, atividade que tem por fim buscar os melhores trajetos que um veículo deve fazer.

A complexidade computacional está diretamente ligada com a necessidade de recursos de equipamento, como tempo e memória, para realizar o processamento do algoritmo e apresentar a solução do problema, em tempo aceitável. O tomador de decisão precisa ter a resposta do seu problema, contudo, o fator tempo de resposta é fundamental. Para Cook (1971), a teoria da complexidade computacional estuda a classificação dos problemas com

base na complexidade dos algoritmos que os resolvam, classificando-os em dois tipos distintos, conhecidos como *P* (*Polynomial time*) e *NP* (*Non-Deterministic Polynomial time*).

Segundo Viana (1998), o PCV tem a função de complexidade exponencial. Desta forma, torna-se inviável a análise de todas as situações possíveis, até mesmo para problemas de pequena complexidade, ou seja, para valores de $n > 10$, conforme apresentado na Tabela 2, dada a seguir, que mostra a explosão combinatória de problemas desta natureza.

Tabela 2 – Explosão combinatória do PCV

n	n!	Tempo
5	120	0,00012 segundos
10	3628800	3,62880 segundos
12	479001600	8 minutos
15	1307674368000	15 dias
20	2,43E+18	77.147 anos
50	3.0414093201713378043612E+0064	∞
100	9.3326215443944152681699E+0157	∞
500	1.2201368259911100687912E+1134	∞
1000	4.0238726007709377354362E+2567	∞

Fonte: Viana (1998)

Dizer que o PCV pertence à classe NP-Hard, significa que o esforço computacional necessário para a sua resolução cresce exponencialmente com o tamanho do problema. Assim, dado que é difícil, se não impossível, determinar a solução ótima desta classe de problemas, os métodos de resolução passam pelas heurísticas e metaheurísticas que, do ponto de vista matemático, não asseguram a obtenção da solução ótima (CUNHA, 2000).

2.3 Modelo matemático

A formalização matemática do PCV requer definição formal de alguns conjuntos e parâmetros fundamentais: $N = \{1,2,\dots,n\}$ representa o conjunto com n clientes do plano; C_{ij} , representa o custo associado à ligação entre os clientes $i, j \in N$ e, por último, X_{ij} , representa o número de vezes que é usada a ligação entre o cliente i e o cliente j (designadas por variáveis de decisão).

Na década de 1950, Dantzing, Fulkerson e Johnson propuseram o primeiro método para encontrar a otimização de um problema com uma instância de 49 cidades. Com aplicação do algoritmo SIMPLEX, criado por Dantzig em 1947, os pesquisadores formularam o problema por meio de Programação Linear Inteira através da seguinte forma:

$$\min z = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n c_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1 \quad \forall j \in N \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad \forall i \in N \quad (3)$$

$$\sum_{i,j \in S} x_{ij} \leq |S| - 1 \quad \forall S \subset N \quad (4)$$

$$\sum_{i,j \in S} x_{ii} = 0, \quad \forall i \in N \quad (5)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i, j \in N, i \neq j \quad (6)$$

A equação (1) é a função objetivo do problema. Consiste em minimizar a distância ou o tempo, para que o caixeiro viajante percorra pontos distintos uma única vez e retorne ao ponto de partida inicial. As equações de (2) a (6) são as restrições do PCV.

As equações (2) e (3) representam, respectivamente, as restrições de que o caixeiro somente pode passar uma única vez em cada ponto, seja na entrada, ou na saída, devendo partir para o próximo ponto até que todo o percurso seja realizado.

A equação (4) restringe a possibilidade de ciclos parciais, ou seja, evita que qualquer ciclagem menor que n seja solução viável para o problema. Esta restrição eleva substancialmente o número de restrições ($2^n - 2$), visto que cresce exponencialmente com n .

A equação (5) determina que não é possível ir de uma cidade para ela mesma, enquanto que a equação (6) representa a definição da variável binária x_{ij} de confirmação de

deslocamento, tal que $x_{ij} = 1$, se o caixeiro irá de deslocar da cidade i para a cidade j , ou $x_{ij} = 0$, caso contrário.

O problema formulado exclusivamente pelas equações (1) a (6) trata-se de uma formulação de programação linear inteira, visto que as variáveis de decisão x_{ij} são inteiras (binárias) e a função objetivo Z é linear.

2.4 Variações

Goldbarg e Luna (2000) fazem uma abordagem de vários problemas derivados do problema clássico do caixeiro viajante, dentre eles, o Problema do Caixeiro Viajante Simétrico (PCVS) e o Problema do Caixeiro Viajante com Janela de Tempo (PCVJT).

2.4.1 Problema do Caixeiro Viajante Simétrico (PCVS)

O PCV é chamado simétrico quando a distância entre 2 (dois) pontos (ou cidades) quaisquer i e j independente do sentido, ou seja, quando $d_{ij} = d_{ji}$, caso contrário, o problema é denominado assimétrico. Este caso particular é extremamente importante, pois representa muitas das situações reais de roteirização. Um caso desse tipo de variação é o existente em um conjunto de pontos com restrições que os obrigam a seguir uma determinada sequência de atendimento.

2.4.2 Problema do caixeiro viajante com janela de tempo (PCVJT)

Neste tipo de problema, para cada ponto de uma rede $G = (V, E)$ é estipulado em uma janela de tempo com o horário de atendimento. Com isso, para um cliente i é denominada uma janela de tempo $[a_i, b_i]$, onde a_i é a hora inicial de atendimento e b_i a hora final de atendimento. Dessa maneira, um veículo não pode chegar antes de a_i e nem depois de b_i . Para este tipo de problema, o principal objetivo a ser alcançado é a redução do custo operacional, minimizando o tempo total ou a distância percorrida.

2.5 Métodos de solução

O algoritmo é um procedimento computacional que recebe um ou mais valores de entrada e gera um ou mais valores de saída (CORMEN; *et. al.*, 2002). Este procedimento é utilizado para resolver problemas das mais diferentes áreas, como por exemplo, problemas de otimização combinatória.

Dada a importância do PCV em função da sua grande aplicabilidade aos problemas reais, vários métodos de solução têm sido desenvolvidos para resolver um conjunto cada vez maior de instâncias deste problema. Na literatura, destacam-se na resolução de problemas complexos, como o PCV, os métodos exatos e os métodos heurísticos.

Os métodos exatos têm como objetivo, encontrar a melhor solução, conhecida como solução ótima, do conjunto total de soluções viáveis. Com isso, se faz necessário maior esforço computacional para que o resultado seja encontrado em tempo aceitável.

Como exemplos de métodos exatos, pode-se citar Programação Linear, Programação Dinâmica, os algoritmos Branch & Bound (LAND e DOIG, 1960) e Branch & Cut (CROWDER, JOHNSON, PADBERG, 1983).

O algoritmo Branch & Bound funciona a partir da definição de limites superiores e inferiores e um esquema de enumeração inteligente dos pontos candidatos à solução ótima do problema. A busca por solução é feita apenas em pequena parte do número total de possíveis soluções. Os limites inferiores são configurados a partir de métodos de relaxação, que removem uma ou mais restrições do problema. Em grande parte das aplicações deste algoritmo, os limites superiores são obtidos por heurísticas que geram soluções satisfatórias em curtos intervalos de tempo. O esquema de enumeração divide o problema em subproblemas de menor complexidade até que o limite inferior seja igual ao superior ou maior que a melhor solução corrente. Ele trabalha quebrando o espaço de soluções viáveis em subproblemas menores até que a solução seja encontrada. Esta abordagem produz uma ramificação (*branching*) na qual cada nó corresponde a um problema e os nós descendentes, aos subproblemas (MERZ, 2000).

A grande quantidade de restrições muitas vezes impossibilita que um problema seja tratado apenas com a utilização de programação linear. Com isso, se uma solução ótima associada à relaxação linear não é viável, um novo problema de separação deve ser “resolvido” para identificar as restrições violadas pela relaxação corrente (*cutting procedure*). O novo problema encontrado é novamente resolvido por programação linear e o processo vai

se repetindo até que novas classes de desigualdades violadas não sejam mais encontradas (MERZ, 2000).

Dumitrescu e Stützle (2003) apontam a existência de vantagens e desvantagens para a utilização de métodos exatos. Dentre as vantagens, destaca-se que, caso o método seja executado com sucesso, a melhor solução do conjunto de soluções viáveis será encontrada. Contudo, a principal desvantagem está no fato de que os métodos exatos exigem grande esforço computacional para instâncias de grande porte.

No campo prático, utilizar os métodos exatos pode não ser a melhor opção, especialmente em situações com restrições de tempo ou de capacidade de processamento computacional. Para estes casos, é melhor ter rapidamente uma boa solução, com a utilização de métodos heurísticos que se aproximam bastante da solução ótima, do que esperar um longo período de tempo para ter a melhor solução do problema em questão.

3 METODOLOGIA

Este Capítulo está dividido em 3 seções. A primeira apresenta a definição e as características das principais heurísticas, a segunda aborda as metaheurísticas e a terceira apresenta, detalhadamente, a estrutura do AG, método desenvolvido e utilizado nesta pesquisa.

3.1 Heurística

Conforme Reeves (1995), o nome heurística deriva da palavra grega *heuriskein*, que significa descobrir e refere-se a uma técnica que permite a obtenção de soluções aproximadas, que não necessariamente são ótimas, de forma rápida, até mesmo em problemas de grande dimensão, com base no conhecimento prévio das restrições e das instâncias do problema. Como as heurísticas são criadas para um tipo específico de problema, é pouco provável que gerem boas soluções para problemas com características diferentes daquelas para as quais foram projetadas.

Viana (1998) define uma heurística como um método aproximativo, desenvolvido especificamente para resolver problemas de grande dimensão em tempo polinomial. Para Reeves (1995), heurística é uma técnica que procura boas soluções com um tempo computacional razoável, sem garantir nem viabilidade nem otimalidade, e ainda em vários casos, sem definir o grau de aproximação da solução ótima. Rich e Knight (1993) destacam que, para a resolução eficiente de muitos problemas difíceis, geralmente é necessário construir uma estrutura de controle que, embora não garanta encontrar a melhor solução, quase sempre encontra uma solução muito boa, em um pequeno intervalo de tempo. Na literatura, encontram-se, com frequência, dois tipos de heurísticas, sendo aplicadas ao PCV, são elas: Heurísticas Construtivas (HCs) e Heurísticas de Melhoramento (HM).

3.1.1 Heurísticas construtivas (HCs)

As HCs têm como característica construir as soluções por meio de um processo iterativo, que parte de uma solução vazia e vai incluindo elementos a cada interação, até chegar a uma solução viável. As inclusões são realizadas a cada passo, levando-se em consideração as funções parametrizadas no problema. Schepke *et. al.* (2004) afirmam que

HCs utilizam técnicas de adição na construção das soluções dos problemas de forma gradativa e contínua.

Geralmente, as HCs pertencentes a esta classe, ordenam os candidatos através de uma função gulosa, que calcula o benefício da inclusão de cada elemento, sendo o melhor elemento inserido em cada interação. Aplicada ao PCV, uma HC busca encontrar uma “boa” rota, levando-se em consideração cada interação somente no próximo passo, desta forma, o critério de busca é basicamente local (CAMPELLO; MACULAN, 1994). Como os algoritmos construtivos não possuem mecanismos de *backtracing*, após a inserção de um elemento ele não poderá mais ser retirado da rota.

Na literatura, este tipo de Heurística é normalmente utilizado para gerar soluções iniciais para outros métodos heurísticos. Como exemplo de HCs pode-se citar: Heurística do Vizinho mais Próximo e Heurística de Clark e Wright.

3.1.2 Heurística do vizinho mais próximo

A heurística do vizinho mais próximo foi descrita por Solomon (1987) sendo um método bastante simples e intuitivo. Com base em uma matriz de distância, o ponto mais próximo do local de origem é inserido. Este processo iterativo de inserção é repetido até que todos os pontos sejam visitados e a rota seja concluída. A Tabela 3 apresenta uma instância do PCV para $n=4$, contendo as distâncias entre as cidades.

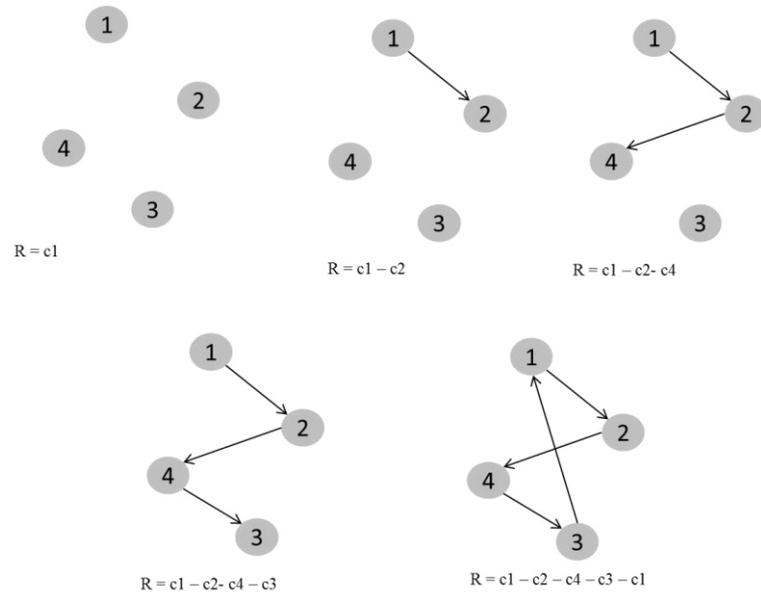
Tabela 3 – Dados ilustrativos para explicar a aplicação da heurística construtiva

Matriz D	c1	c2	c3	c4
c1	0	4	8	9
c2	6	0	5	4
c3	9	8	0	3
c4	7	8	5	0

Fonte: Elaborado pelo autor.

Aplicando a heurística do vizinho mais próximo aos elementos da Tabela 3, obtém-se a rota R de ordem (c1-c2-c4-c3-c1), com um custo total de 22. A Figura 2 ilustra a formação da rota.

Figura 2 – Ilustração da heurística construtiva



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.3 Heurística de Clark e Wright

O algoritmo das economias, também conhecido como Heurística de *Savings*, foi proposto por Clarke e Wright (1964). O método inicia-se com um processo iterativo que procura percorrer todas as cidades, duas a duas, de forma a calcular as economias destes deslocamentos, considerando-se ainda, o custo de retornar ao ponto inicial. Trata-se de um Algoritmo Heurístico Construtivo, em que, durante o processo de interação a função gulosa de inserção escolhe sempre a maior economia dentre as possíveis.

Schepke *et. al.* (2004) destacam que a noção de economia pode ser definida como o custo da combinação, ou da união, de duas sub-rotas existentes. Se esta heurística for aplicada a um problema de roteirização, as economias E_{ij} podem ser definidas, em termos matemáticos como:

$E_{ij} = D_{ik} + D_{kj} - D_{ij}$, onde E_{ij} representa a economia de seguir a rota $c_i - c_k - c_j$ em vez de $c_i - c_j$. Desta forma, as cidades mais próximas são descobertas e, posteriormente, inicia-se outro processo iterativo que busca a melhor economia, levando-se em consideração as duas cidades mais próximas, umas das outras, roteando-as à cidade base.

3.1.4 Heurística de Melhoramento (HM)

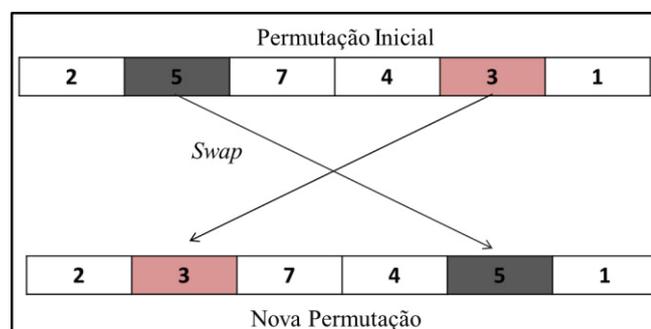
As heurísticas de melhoramento começam a partir de uma solução inicial factível, geralmente encontrada através de uma heurística construtiva, realizando-se uma busca local com movimentos de trocas de inserção, objetivando-se encontrar uma solução de melhor qualidade na vizinhança. Sempre a melhor solução encontrada será mantida até que o critério de parada seja alcançado. Na literatura, é possível encontrar algoritmos de melhoramento como o *Swap* e o r-OPT.

3.1.5 O algoritmo swap

O algoritmo *swap*, descrito por Corberán (2000), consiste em realizar trocas simples a partir da solução inicial entre as cidades da rota. Duas cidades diferentes são escolhidas aleatoriamente, sendo feita uma avaliação se a troca reduz o custo total das rotas. Caso ocorra a redução, a troca é realizada. O processo termina quando critérios estabelecidos previamente são atingidos, tais como o número de interações ou o tempo de processamento computacional.

A Figura 3, dada a seguir, ilustra o método *swap*. Dada uma permutação inicial tal como a sequência $2 \rightarrow 5 \rightarrow 7 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 1$, o processo ocorre através de trocas simples entre dois pontos da sequência. Os pontos 5 e 3 foram trocados entre si resultando em uma nova permutação $2 \rightarrow 3 \rightarrow 7 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 1$, cujo resultado é avaliado. As trocas são aleatórias e o procedimento termina com o critério de parada definido.

Figura 3 – Ilustração do método *swap*



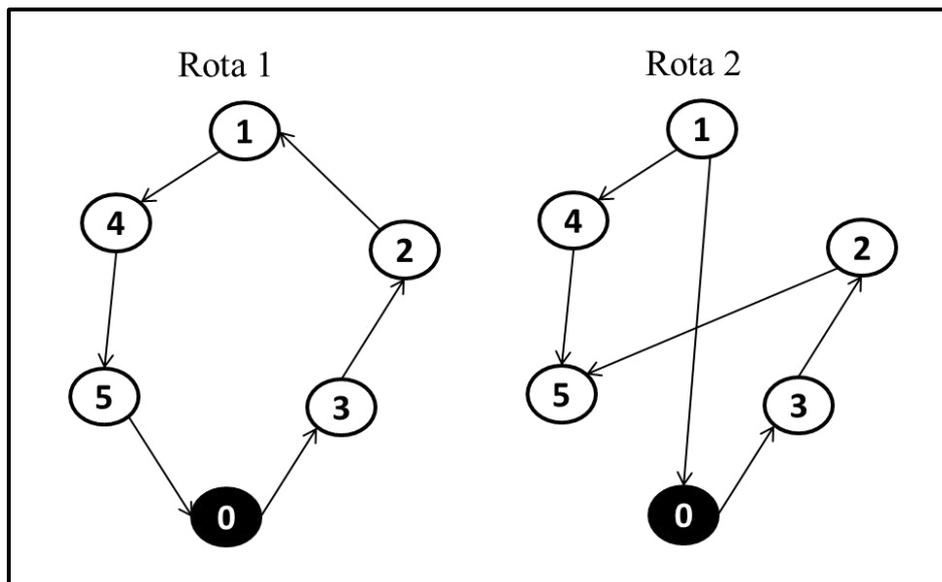
Fonte: Elaborada pelo autor.

3.1.6 O algoritmo r-OPT

Este método foi proposto por Lin e Kernighan (1973) e fundamenta-se na troca de trechos entre pontos para otimizar o percurso. De acordo com Croes (1958), este método foi abordado pela primeira vez em 1958, realizando-se a troca de dois trechos não consecutivos. Alguns anos depois, em 1965, o método evoluiu para três trechos. Segundo Caldas e Santos (2008), quanto maior for o valor de r , melhor será a solução encontrada, contudo, o tempo de processamento também será maior.

Os tipos mais comuns são o 2-OPT e o 3-OPT. Schepke *et. al.* (2004) destacam que o método de melhoramento 2-OPT intra-rotas consiste na possível troca de duas conexões, não consecutivas, de uma rota e no refazimento de reconexões. O custo da nova rota é avaliado e comparado com a rota inicial, sendo que a melhor solução é mantida. Um critério de parada é definido, sendo geralmente, o número máximo de interações. Para o método 2-OPT, existe ainda o tipo inter-rotas, que consiste na possível troca de dois trechos de rotas distintas, um de cada rota, criando duas novas rotas. Da mesma forma que a abordagem anterior, a rota de menor custo será mantida. A Figura 4 apresenta o processo para um movimento 2-OPT.

Figura 4 – Processo para um movimento 2-OPT



Fonte: Caldas e Santos (2008)

3.1.7 Heurística permutacional

Um Problema de Otimização Combinatória Permutacional (*POCP*) pode ser definido por um terno (S, g, n) , onde S é o conjunto de todas as soluções viáveis (soluções que satisfazem as restrições do problema e $|S| = n!$), g é a função objetivo que associa a cada solução $s \in S$ um número real e n é uma instância do problema. O objetivo é encontrar a solução $s \in S$ que minimize a função objetivo g . Podemos representar s como uma permutação de n elementos distintos, ou seja, $s = \langle a_1 a_2 \dots a_n \rangle$. $N(s)$ é chamada *vizinhança de s*, contendo todas as soluções que podem ser alcançadas a partir de s por um simples movimento. Nesse estudo, um *movimento* é aquele operador que transforma uma solução para uma outra com menor diferença simétrica.

O PCV pode ser modelado como um POCP, $P = (S, g, n)$, de acordo com a definição dada anteriormente, da seguinte forma:

- a) Um elemento $s = \langle a_1, a_2, \dots, a_n \rangle$ do conjunto de soluções viáveis S é representado por uma permutação das n cidades, com a ordem de s determinando a sequência (rota) na qual as cidades serão visitadas;
- b) A função g que calcula a distância total percorrida numa sequência s , é dada por

$$g(s) = \left(\sum_{i=1}^{n-1} d_{a_i a_{i+1}} \right) + d_{a_n a_1}$$

3.2 Metaheurística

Os métodos heurísticos, desenvolvidos para resolver problemas de otimização combinatória, geralmente são específicos para determinados tipos de problemas. Já a metaheurística pode fornecer boas soluções para diversos tipos de problemas. Hillier e Lieberman (2010) conceituam metaheurística como um método de resolução geral, que fornece tanto uma estrutura quanto diretrizes de estratégia gerais para desenvolver um método heurístico específico, que se ajuste a um tipo de problema particular.

A principal característica da metaheurística é a sua capacidade de diversificar o campo de soluções e “escapar” de um ótimo local. No processo iterativo de busca, ao atingir

um ótimo local, a metaheurística realiza um processo de “fuga” para buscar solução em outra vizinhança, como combinação de escolhas aleatórias e resultados encontrados anteriormente.

Conforme Viana (1988), as metaheurísticas utilizam uma função de probabilidade. Com isso, não existe garantia de dois resultados iguais, para uma mesma instância do problema, ao contrário do que acontece com as heurísticas. Sousa (2009) cita que a grande diferença entre as metaheurísticas está no processo de pesquisa da vizinhança. Dependendo da eficiência de busca, é possível encontrar uma boa solução, até mesmo a solução ótima.

Segundo Hillier e Lieberman (2010), sempre que um algoritmo garantir a otimalidade, para um problema prático, deve-se então utilizar este algoritmo. Blum e Roli (2003) destacam que metaheurísticas são divididas em métodos que produzem a solução por uma única interação, como *Tabu Search* (TS), métodos que produzem uma população de soluções por interação, como Algoritmos Genéticos (AG), e métodos em que a cada interação são obtidas soluções através do mecanismo de aprendizagem, como Colônia de Formigas (CF). A seguir, destacam-se algumas destas metaheurísticas de aplicação ao PCV.

3.2.1 Busca Tabu

A metaheurística Busca Tabu (BT), do inglês *Tabu Search*, foi criada por Fred Glover no final da década de 1980, com o objetivo de tratar problemas de Programação Inteira. Este algoritmo tem como função básica realizar movimentos entre vizinhanças dentro do espaço de busca, para potencializar o poder de outras heurísticas. A melhor solução é preservada até que um critério de parada seja satisfeito. Conforme Guimarães (2005), as vizinhanças, no processo de busca, podem expandir-se de forma dinâmica caso não seja encontrada uma boa solução. Estudos sobre a aplicação desta metaheurística aplicada ao PCV podem ser encontrados em Viana (1998) e Gomes (2011).

3.2.2 Colônia de Formigas

O algoritmo de colônia de formigas (ACO, do inglês *Ant Colony Optimization*) como o próprio nome sugere, foi inspirado nas formigas, principalmente no comportamento que elas apresentam na busca por alimento, mas também no que diz respeito à organização do

trabalho e cooperação entre si, por meio de um mecanismo de comunicação, com o objetivo de resolver determinado tipo de problema de otimização.

Criada em 1992, por Marco Dorigo, esta Metaheurística somente tornou-se conhecida em 1996, com a publicação do trabalho Dorigo, Maniezzo e Colorni (1996). Nesta publicação, os autores demonstram um método de resolução do PCV, denominado de reforço positivo, com base no comportamento das formigas, que depositam nos caminhos por elas percorridos uma substância química chamada de feromônio, possibilitando o reforço dos caminhos mais utilizados, que, possivelmente, são os melhores. Da mesma forma, há o conceito de reforço negativo, analogamente ao processo de evaporação que o feromônio sofre na natureza. As combinações dos reforços, positivos e negativos, indicam os melhores e os piores caminhos a seguir.

3.3 Algoritmo Genético (AG)

O Algoritmo Genético (AG) foi inspirado na teoria da evolução das espécies de Charles Darwin. O AG foi criado por Holland (1975), sendo desenvolvido por trabalhos posteriores, como os de Goldberg (1989) e Davis (1989). Os AGs são métodos de otimização e busca, em que as soluções de um determinado problema são codificadas em uma estrutura semelhante à de um cromossomo. Segundo Gen (2006), os AGs são técnicas estocásticas de busca baseadas nos princípios da seleção natural e da genética.

Assim como na genética, um algoritmo genético inicia-se por meio da criação aleatória de uma geração de indivíduos. A cada geração, a adaptação dos indivíduos é avaliada e alguns são selecionados para serem recombinados ou mutados, formando-se, assim, uma nova geração, que é utilizada como entrada para a próxima iteração do algoritmo. Uma das características fundamentais dos algoritmos genéticos é a manipulação de diversas soluções simultâneas, o que possibilita explorar com mais eficiência o espaço de busca, melhorando a qualidade das soluções (GUIMARÃES, 2009).

Segundo Dréo *et al.* (2006), o AG tem as características seguintes: diversificação que consiste em explorar promissoras áreas dificilmente visitadas do espaço de busca, intensificação, que é visitação de quase todas as regiões promissoras do espaço de busca, e a memorização, que registra sempre a melhor solução encontrada, até que se encontre outra melhor, ou que o critério de parada seja atendido.

Os AGs têm sido aplicados em uma grande quantidade de problemas (WHITLEY; HAINS; HOWE, 2010). Viana (1998) destaca que esta Metaheurística usa técnicas de randomização, regras probabilísticas (não determinísticas) e trabalha unicamente com o valor da função objetivo.

Bons resultados foram obtidos com a aplicação do AG no PCV, segundo Silva e Viana (2004) e Whitley, Hains e Howe (2010).

De acordo com Golbard e Luna (2005), o AG é uma parte da computação evolucionária, com possibilidade de aplicações gerais e características, a saber:

- a) Operam em um conjunto de pontos, chamados de população, e não a partir de pontos isolados;
- b) Operam em um espaço de soluções e não diretamente no espaço de busca;
- c) A função objetivo é denominada função de adaptabilidade ou *fitness*;
- d) Utilizam técnicas probabilísticas e não determinísticas.

O AG é formado por uma população de indivíduos que representam as soluções do problema. Os indivíduos são avaliados por uma função que atribui um valor chamado aptidão a cada indivíduo da população, segundo sua qualidade em relação à função objetivo do problema.

Os indivíduos são escolhidos por um procedimento inspirado na seleção natural, após, passam por operações genéticas que resultam em descendentes, que comporão a nova população.

A Figura 5 mostra o fluxograma de um AG, segundo Reeves e Rowe (2003). Os estudos mostram que a nova população tem a tendência de apresentar indivíduos com aptidões melhores do que a população anterior (MITCHELL, 1998; HAUPT e HAUPT, 2004). Este processo de gerar novas populações é chamado de geração. O melhor indivíduo da última população é a solução a ser apresentada para o problema.

Figura 5 – Pseudocódigo de um AG básico

```

Construa a população inicial;
enquanto o critério de parada não é satisfeito, faça
  se a condição do crossover é satisfeita, então
    Início
      seleciona os cromossomos dos pais;
      escolhe os parâmetros do crossover;
      executa o crossover para gerar os filhos;
    fim
  se a condição da mutação é satisfeita então
    Início
      seleciona o(s) cromossomo(s) para a mutação;
      escolhe os parâmetros da mutação;
      executa a mutação;
    fim
    avalia a aptidão dos descendentes;
    até a quantidade de descendentes necessária;
    Atualiza a nova população;
fim_enquanto

```

Fonte: Reeves e Rowe (2003).

Uma característica importante do AG é que ele trabalha com uma população de soluções. Desta forma, várias buscas locais são realizadas ao mesmo tempo. De acordo com Holland (1975), essa função é chamada de paralelismo implícito. A vantagem desse paralelismo implícito é que o processo de busca amplia a capacidade de fugir de mínimos locais, em função de uma pesquisa mais aprofundada do espaço de busca. Contudo, trabalhar com o paralelismo traz a desvantagem de aumentar o tempo computacional, tornando o AG, em alguns casos, mais lento do que os métodos de busca em vizinhança, que operam com uma solução de cada vez.

Para a implantação de um projeto de AG, algumas premissas são de extrema importância, para adequação da ferramenta ao problema em questão. Foram eleitos, com base nos estudos realizados na revisão bibliográfica, sete componentes como sendo os mais importantes num projeto de AG, a saber:

- a) Escolha da representação do cromossomo;
- b) Definição da função de aptidão;
- c) Definição da população inicial;

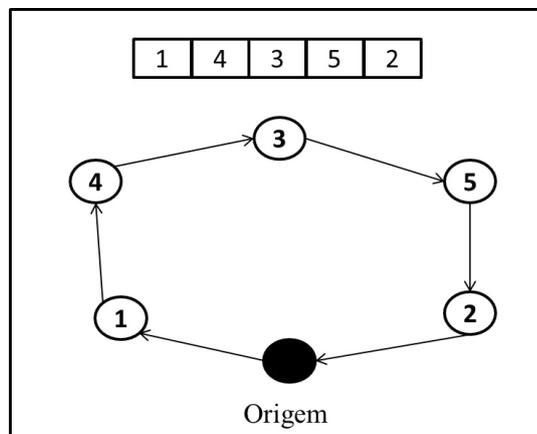
- d) Escolha do método de seleção;
- e) Escolha dos operadores genéticos *crossover* e *mutação*;
- f) Escolha da estratégia geracional; e
- g) Escolha do critério de parada.

3.3.1 Escolha da representação do cromossomo

Segundo Baker (2003), o ponto de partida de um AG é a representação das soluções da população, destacando-se, ainda, que apesar da utilização bem sucedida de cromossomos binários em vários estudos, representações não binárias também fornecem bons resultados. Na representação do AG, os conceitos de genótipo, fenótipo, cromossomo, alelo e gene são importantes. O genótipo representa o conjunto de toda a informação armazenada no cromossomo. O fenótipo é a aparência do cromossomo decodificado. (ROTHLAUF, 2006). Segundo Reeves (1995), o cromossomo representa um indivíduo na população, ou seja, uma solução para o problema. Em um cromossomo, cada variável é um gene, em que os valores possíveis de cada gene são os alelos e a posição de cada gene é seu *locus*.

Na Figura 6 é apresentado um modelo de codificação não binária, mas sim, do tipo permutacional, que foi utilizada neste trabalho. Os genes correspondem a pontos de uma rota, e a sequência dos genes, no cromossomo, á sequência visitada.

Figura 6 – Exemplo de cromossomo permutacional e a rota que representa



Fonte: elaborada pelo autor.

3.3.2 Definição da função de aptidão

Para os problemas de otimização, a aptidão representa a qualidade da solução em relação ao objetivo do problema. A função de aptidão é de extrema importância, pois é utilizada para diferenciar os indivíduos na população e no processo de seleção. Caso a aptidão não consiga representar com precisão a diferença entre os indivíduos, a solução do AG será comprometida. A aptidão é obtida através da função de aptidão que pode ser uma função matemática. Em algumas situações, a própria função objetivo é utilizada como função de aptidão (HAUPT; HAUPT, 2004).

3.3.3 Definição da população inicial

De acordo com Reeves e Rowe (2002), as duas principais questões a considerar, em relação à população inicial, são o tamanho da população e o método utilizado para criar os primeiros indivíduos. Para o tamanho da população, é preciso encontrar um ponto de equilíbrio, pois uma população pequena não explora todo o espaço de busca e uma população grande pode elevar, em demasia, o tempo computacional. Em relação à escolha da população inicial, as duas principais formas são a aleatória e a baseada em soluções conhecidas.

3.3.4 Escolha do método de solução

Após a criação da população inicial e a atribuição da função de aptidão de cada indivíduo, a próxima etapa é definir o método de seleção dos indivíduos que darão origem à próxima geração. Independentemente do método escolhido, a principal característica deste processo é preferir indivíduos com maior aptidão, com o objetivo de encontrar uma solução cada vez melhor. A escolha dos indivíduos de maior aptidão está diretamente relacionada à velocidade com que a população converge para um local ótimo (MITCHELL, 1998).

O método de solução por roleta, criado por Holland (1975), consiste em atribuir para cada indivíduo um fator de probabilidade proporcional ao valor de sua aptidão, em relação à população. Os valores atribuídos devem ser maiores do que 0, menores do que 1 e o somatório da probabilidade de todos os indivíduos deve ser igual a 1. O processo de seleção consiste em gerar N números aleatórios entre 0 e 1, onde N é o tamanho da população. O

intervalo em que este número estiver contido, na lista de probabilidades acumuladas, indica que aquele indivíduo foi selecionado. Como é comum encontrar, nas populações, um pequeno número de indivíduos com alta aptidão, este modelo de solução tende a selecionar estes indivíduos de forma prematura, desprezando-se desta forma, busca por outras soluções.

O outro método existente é o de seleção por torneio que apresenta maior resistência para a convergência prematura. Neste método, um subconjunto r da população é escolhido de forma aleatória e um parâmetro k , previamente definido, representa a probabilidade do melhor elemento deste subconjunto ser escolhido. Em seguida, é gerado um número aleatório entre 0 e 1. Se este número for menor do que k , este indivíduo será escolhido, caso contrário, outro indivíduo será escolhido. Este método tem a vantagem de utilizar pouco recurso computacional (MITCHELL, 1998).

3.3.5 Escolha dos operadores genéticos *crossover* e mutação

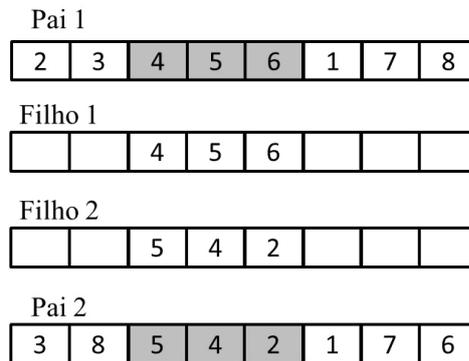
Os operadores genéticos desempenham a função de transformar a população atual em uma nova população com melhor aptidão. Para problemas de otimização combinatória, encontram soluções melhores do que as atuais, através da exploração de regiões desconhecidas do espaço de busca. Os principais operadores genéticos são o *crossover* e a mutação (MITCHELL, 1998). Os operadores genéticos atuam realizando permutações em partes contínuas do cromossomo, especialmente as partes com as melhores aptidões, denominadas de blocos.

Segundo Mitchell (1998) e Gen (2006), o operador genético mais utilizado é o *crossover*, que atua a partir da criação de cromossomos filhos pela recombinação das características dos cromossomos pais, que são escolhidos conforme o método de seleção vigente. O operador de mutação consiste na trocas de dois alelos de valor ou de posição, com o objetivo de assegurar a diversidade da população e escapar de convergências prematuras para ótimos locais.

O operador *crossover* é definido da seguinte forma: divide a solução em três partes (permutação), sendo dois pontos de corte c_1 e c_2 , com $1 \leq c_1 \leq n$, $1 \leq c_2 \leq n$ e $c_1 \neq c_2$. O operador *crossover* implementado foi o *Order Crossover* (OX) (GOLDBERG, 1989). O operador *crossover* OX foi criado baseado na ideia dos bons blocos construídos. Por isso, baseia-se nas posições relativa e absoluta das cidades na rota. Este procedimento é descrito a seguir.

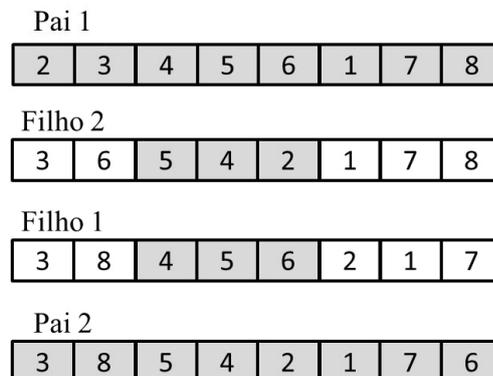
- 1) São escolhidos dois pais através do método de seleção (Pai 1 e 2);
- 2) Com base nos pontos de corte determinados, o cromossomo foi dividido em três blocos, conforme mostram as Figuras 7 e 8. O segundo bloco de cada cromossomo é copiado para cada um dos Filhos (O_1 e O_2). Esta etapa preserva as posições absoluta e relativa das estruturas do cromossomo de cada pai em cada filho, dando a ideia de que haja hereditariedade; e
- 3) As posições não-preenchidas de cada filho são copiadas das posições do outro pai no sentido da esquerda para a direita (Figura 7). Esse procedimento faz com que seja preservada a ordem relativa das cidades nas rotas.

Figura 7 – Segunda etapa do *crossover* OX.



Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 8 – Terceira etapa do *crossover* OX.



Fonte: elaborada pelo autor.

Neste exemplo o valor de $n=8$, $c_1=3$ e $c_2=5$, onde:

$$c_1 = \lfloor n/3 \rfloor + 1 \quad \text{e} \quad c_2 = 2 * \lfloor n/3 \rfloor + 1.$$

Também foram usadas outras combinações de blocos no cruzamento acima. O CROSSOVER foi testado de um ponto $c_1=n/2$. E pode-se observar que os resultados não foram melhores do que o do CROSSOVER de 2 pontos, em geral. Um método mais moderno de CROSSOVER denominado *Partially Matched (PM) Crossover* também foi implementado e analisado. Seguem uma ilustrações deste método nas Figuras 9 e 10. Ele também usa dois pontos de corte, que podem ser c_1 e c_2 , dados anteriormente. O segundo bloco do Pai 1 é copiado para o Filho 1 assim como o primeiro e terceiro bloco do Pai 2. Depois, são feitos os ajustes para geração de solução viável, representada pelo Filho 1, substituindo-se no primeiro e terceiro blocos os genes repetidos do Filho 1, pelos genes que se encontram na mesma posição daqueles repetidos, que estão no segundo bloco do Pai 2. Estes genes são aqueles que não se encontram no Filho 1 após as cópias dos blocos, no caso específico do exemplo dado através das Figuras 4 e 5, são as cidades 5 e 1. O procedimento também se aplica, da mesma forma, para o Pai 2 e Filho 2.

Figura 9 – Segunda etapa do *PM crossover*.

Pai 1
1 5 2 8 7 4 3 6
Filho 1
2 8 7
Filho 2
5 8 1
Pai 2
4 2 5 8 1 3 6 7

Fonte: elaborada pelo autor.

Figura 10 – Terceira etapa do *PM crossover*.

Pai 1
1 5 2 8 7 4 3 6
Filho 2
7 2 5 8 1 4 3 6
Filho 1
4 5 2 8 7 3 6 1
Pai 2
4 2 5 8 1 3 6 7

Fonte: elaborada pelo autor.

3.3.6 Escolha da estratégia geracional

A principal função da estratégia geracional é gerir o funcionamento do processo de substituição de indivíduos, de uma geração para a outra, em função do desempenho de cada indivíduo e dos objetivos do AG implantado.

Na estratégia geracional proposta por Holland (1975), os novos indivíduos gerados a partir dos processos de cruzamento ou mutação entram na população substituindo os antigos. Com essa estratégia é possível que bons indivíduos desapareçam da população. Para combater esse tipo de problema, surgiram outras estratégias, tais como a elitista, *population overlap* e *steady-state*. Na estratégia elitista, o melhor indivíduo é mantido para a próxima população e o restante da população é substituído por novos indivíduos. A estratégia *population overlap* consiste em manter uma fração de indivíduos para a próxima geração e substituir outra. De acordo com Baker (2003), na estratégia *steady-state*, os filhos entram na população à medida que são criados no mesmo instante em que os piores indivíduos são criados, de forma que o tamanho da população permaneça constante.

3.3.7 Escolha do critério de parada

Pelo fato de o AG não ser um método exato, em que a solução encontrada não necessariamente é a solução ótima, é preciso estabelecer critérios de parada para interromper a busca quando uma boa solução for encontrada.

Para Gomes (2008), o número de gerações, a diversidade da população e o tempo de processamento são os critérios de parada mais comuns. Koza (1992) destaca que o número máximo de gerações e o tamanho da população são os principais parâmetros de parada de um AG. Apesar dos estudos existentes para determinar as melhores estratégias de parada, Mitchell (1998) não acredita na existência de uma regra clássica, uma vez que parâmetros tais como tamanho ótimo da população e taxas de cruzamento e mutação alteram-se ao longo do processamento.

3.4 Componentes do AG desenvolvido

Para a solução do PCV, foi desenvolvido um modelo computacional que utiliza a metaheurística Algoritmo Genético. O algoritmo foi escrito na linguagem C++ e preparado para aplicações distintas, conforme definido nos objetivos específicos. Para efeitos de nomenclatura, intitula-se esse método de AG_PCV_GPS e as aplicações foram:

- a) O primeiro desenvolvido foi o **AG_PCV_D**, que opera com entrada de dados matriciais para realização dos experimentos acadêmicos, utilizando as instâncias da biblioteca TSPLIB.
- b) O segundo algoritmo desenvolvido foi o **AG_PCV_GPS**, utilizado para atacar o problema do estudo de caso prático e da literatura, em que as instâncias observadas possuem coordenadas geográficas.

A seguir serão apresentados os componentes utilizados na construção de cada algoritmo, apresentado os pontos de convergência e divergência existentes nas estruturas de cada um dos dois programas.

3.4.1 Escolha da representação do cromossomo

Em função do problema específico, a representação mais adequada para ser um cromossomo é a permutacional, em que os alelos são representados pela sequência de visitas que o caixeiro viajante irá realizar.

3.4.2 Definição da função de aptidão

Para calcular a função de aptidão dos indivíduos foi adotado o valor da função objetivo do problema que é dada pela distância total percorrida nesta rota, função $g(s)$.

3.4.3 Definição da população inicial

O AG proposto tem uma população inicial com quarenta indivíduos (P), selecionados pelas heurísticas gulosas HIMBM. As quarenta melhores soluções dessas

heurísticas serão inseridas na população inicial do AG, obedecendo-se a ordem crescente na função *fitness*. Dessa forma, os melhores indivíduos da população são P_1, P_2, \dots, P_{40} , nessa ordem.

3.4.4 Escolha do método de seleção

A seleção será feita com todos os indivíduos da população, ou seja, o cruzamento será efetuado com todos os componentes da população, dois a dois.

3.4.5 Escolha dos operadores genéticos *crossover* e *mutação*

O AG foi executado com os três tipos de cruzamentos: OX com 1 e 2 cortes e PM. A mutação usada teve a função OPT-4, de baixa complexidade com bom desempenho, onde cada indivíduo da população inicial sofreu mutação, para ser aplicada na melhor solução da iteração atual, ou as k melhores soluções ($k > 1$).

3.4.6 Escolha da estratégia geracional

Somente os quarenta melhores indivíduos distintos do cruzamento formaram a nova população.

3.4.7 Escolha do critério de parada

O critério de parada usa geralmente o limite de valores propostos para duas variáveis: número de iterações e a média dos *fitness* da população. Foi usado o valor médio na função objetivo das quarenta soluções da população atual e comparado com o valor médio da população imediatamente anterior. Quando esses valores forem iguais, o algoritmo para e apresenta a melhor solução encontrada como solução do problema. Com isso, evitam-se avaliações de soluções que podem ser distintas, mas que tiveram o mesmo desempenho de soluções similares, muitas vezes essas soluções são repetidas, como foi constatado.

4 O PROBLEMA DA DISTRIBUIÇÃO FÍSICA DE PRODUTOS

Este capítulo é composto por quatro seções e tem por objetivos caracterizar o problema da pesquisa e propor uma estratégia de solução. A primeira seção apresenta a definição e as principais características da distribuição física de produtos. A segunda detalha as características da empresa distribuidora de produtos, que servirá de base para a aplicação prática proposta por este trabalho. Em seguida, na terceira é apresentado o problema e a delimitação do estudo. Por fim, na quarta é apresentada a estratégia proposta para a solução do problema.

4.1 Distribuição física de produtos

A distribuição física de produtos representa uma das principais atividades da logística empresarial, operando desde o ponto de fabricação até o seu destino final, com o objetivo de atender a demanda de vendas, garantindo a disponibilidade e a entrega dos produtos aos clientes.

Segundo Bertaglia (2009), a distribuição física de produtos geralmente está associada à movimentação de materiais, desde o ponto de produção ou armazenagem até o cliente, englobando as atividades de gestão e controle de estoques, movimentação e transporte, estudos de redes e locais de distribuição e administração dos pedidos de vendas.

Para que as mercadorias possam ser movimentadas, desde a sua produção até o ponto de venda, existe um caminho a ser percorrido, que Novaes (2007) e Castiglioni (2009) denominam de canal de distribuição. A determinação dos elementos do canal de distribuição está diretamente relacionada à estratégia da empresa. Para Chiavenato (2005), os intermediários entre fabricante e consumidor final formam o canal de distribuição. Para empresas que atuam em grandes extensões territoriais, o canal de distribuição torna-se ainda mais importante.

Planejar e administrar de forma adequada os elementos da distribuição física representa um excelente diferencial competitivo para as empresas, ou melhor, uma obrigação para manter-se viva, em um mercado de extrema concorrência.

Os transportes estão presentes em praticamente todas as atividades empresariais, configurando-se uma atividade indispensável para o desenvolvimento de qualquer mercado.

Esta atividade permite que a empresa movimente os materiais necessários para o seu funcionamento, desde a compra da matéria-prima até a entrega do produto acabado.

Bowersox (2001) destaca, ainda, que o transporte, além de realizar a movimentação das mercadorias, tem a função de armazenar os produtos. Os transportes adicionam ao produto o valor de lugar, uma vez que sua finalidade é deixar o produto disponível para venda e são divididos em modalidades: rodoviário, ferroviário, aquaviário, aeroviário e dutoviário.

Cada modalidade apresenta fatores de custos e eficiência distintos (NOVAES, 2007). De acordo com Valente *et. al.* (2008), o transporte rodoviário é a principal modalidade de transporte de cargas utilizada no Brasil e desempenha papel fundamental na economia.

Conforme Novaes (2007), os custos com os transportes rodoviários são divididos em dois tipos. O primeiro é composto pelas despesas com fretes, dividido em custos fixos (salários, IPVA e capital) e custos variáveis (combustível, óleo, pneus, dentre outros). Para Valente *et. al.* (2008), existem ainda as despesas administrativas para manter o sistema de transportes.

Bowersox e Closs (2001) acrescentam ainda, a existência de outros fatores que afetam diretamente os custos dos transportes:

- a) **Distância:** um dos principais fatores, pois afeta os custos variáveis, tais como combustível, pneu e óleo lubrificante;
- b) **Volume:** maiores volumes geram economia em escala e estão relacionados à capacidade de carregamento;
- c) **Densidade:** propriedades de peso e espaço da carga influenciam a ocupação do veículo, e, conseqüentemente, a quantidade de veículos necessária para atender a demanda;
- d) **Facilidade de acondicionamento:** de acordo com o formato do produto, teremos variações na arrumação da carga, afetando a capacidade de carregamento; e nos processos de carga e descarga afetando o tempo da operação;
- e) **Facilidade de manuseio:** afeta os processos de carga e descarga exigindo equipamentos de movimentação e, também, influencia no tempo de operação;
- f) **Responsabilidade:** são os custos decorrentes de danos aos produtos no transporte;
- g) **Mercado:** aspectos relacionados à intensidade e facilidade de tráfego.

4.2 Caracterização da empresa

A empresa objeto do estudo de caso desta pesquisa, doravante denominada Distribuidora, tem quatorze anos de funcionamento, 1.200 colaboradores e é responsável em comercializar e distribuir produtos de diversas indústrias, com atuação em todo o estado do Ceará. Considerando-se somente o município de Fortaleza e sua Região Metropolitana, a Distribuidora realiza entregas diárias em 390 clientes, movimentando aproximadamente noventa toneladas de produtos.

A principal função da Distribuidora é garantir a disponibilidade de produtos nos pontos de vendas, conforme regras descritas nos contratos firmados com seus fornecedores. A estrutura comercial da empresa conta com cerca de quinhentos vendedores e trabalha no sistema de pré-venda, onde a equipe de vendas visita previamente o cliente para gerar e transmitir os pedidos; para em seguida, a equipe de logística realizar as atividades de roteirização, separação, faturamento, expedição e, finalmente, as entregas.

O atendimento comercial é segmentado de acordo com as características dos clientes. São observadas questões como volume de vendas, capacidade de armazenamento e frequência de recompra, como se pode observar abaixo:

- a) **Grandes redes:** redes de supermercados e com entregas realizadas em lojas ou centros de distribuição;
- b) **Rede Exclusiva:** conjunto de clientes de médio porte com negociação prévia de volume e agendamento das entregas;
- c) **Atacado:** clientes que compram produtos e revendem para outros varejistas;
- d) **Varejo:** pequenos e médios varejistas que atendem os consumidores finais;
- e) **Food Service:** restaurantes, hotéis e lanchonetes, para consumo imediato dos produtos.

Do ponto de vista estratégico, a Distribuidora gerencia a sua cadeia de abastecimento, com regras de eficiência, buscando sempre realizar as atividades logísticas com processos rígidos de atendimento e com baixa flexibilidade para imprevistos. Este tipo de

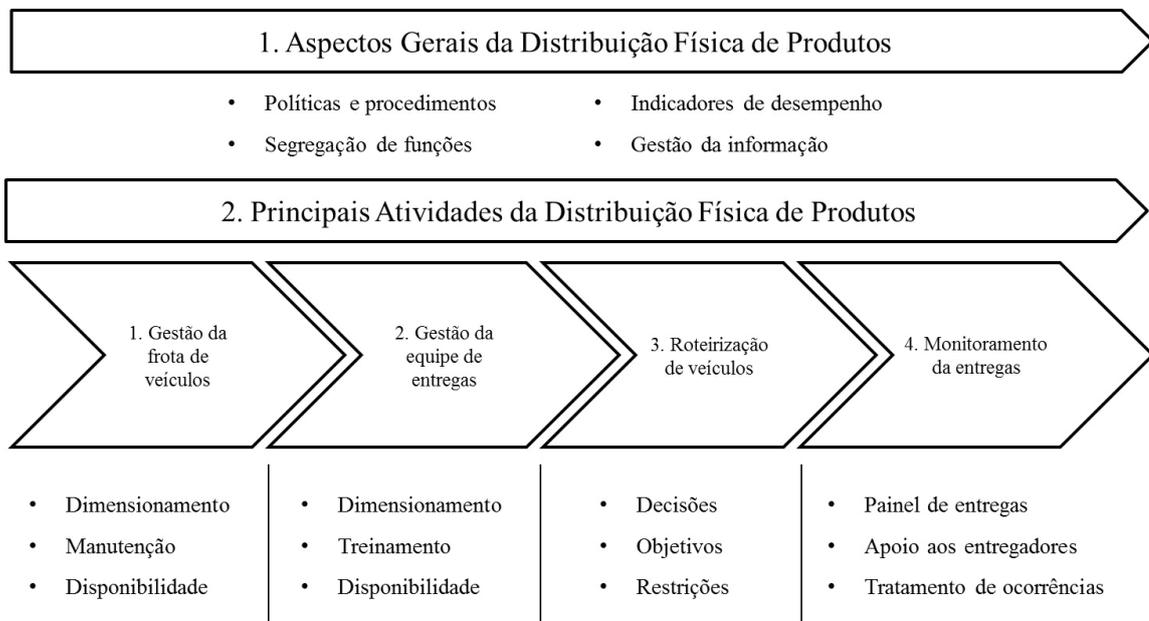
estratégia visa à redução dos custos operacionais e pode ser observado na prática através da maneira com que a empresa opera os seus principais processos:

- a) **Prazo de entregas:** para os segmentos Grandes Redes e Rede exclusiva, a Distribuidora realiza as entregas conforme agendamento fixo, duas vezes por semana. No caso do Atacado, é preciso aguardar a consolidação da carga até atingir o valor mínimo do carregamento. Após a composição da carga, a entrega é realizada em 24h. Para o segmento varejo, o prazo máximo para realização da entrega é de 48h úteis, após a transmissão do pedido. O sistema de pedido mínimo garante a viabilidade financeira da entrega, em função da relação entre custo operacional e valor da venda.
- b) **Horário de montagem das cargas:** em função do tamanho médio dos pedidos, é preciso agrupar uma determinada quantidade de pedidos para a consolidação da carga, em conformidade com as metas de custos operacionais. Para tanto, o horário estabelecido para montagem dos pedidos é rigorosamente cumprido.
- c) **Restrições de horário de entrega:** o cliente é informado, logo no primeiro pedido de venda, que a Distribuidora não trabalha com horário de entrega. Desta forma, o cliente precisa estar disponível para receber a mercadoria, durante todo o seu horário de funcionamento. As únicas exceções são clientes dos segmentos Grandes Redes e Rede Exclusiva, que possuem regras específicas de atendimento regidas por contrato.
- d) **Expedição de carros extras:** a Distribuidora não adota esta prática; com isso, uma vez perdida a janela de entrega, a entrega somente será realizada na próxima data de atendimento. Este processo é também é cumprido com rigor.
- e) **Logística reversa:** para os serviços de recolhimento de trocas de mercadorias avariadas ou vencidas no cliente, existe uma verba orçada para cada segmento, com um percentual sobre as vendas. Após a liberação dos pedidos de troca, ainda é preciso aguardar a consolidação dos pedidos, por região geográfica, para programação da troca. Este processo demora, aproximadamente, quinze dias, desde a liberação do pedido no sistema da empresa até a efetiva realização do serviço.

Conforme ilustrado na Figura 11, a distribuição física de produtos da Distribuidora é composta por aspectos gerais, que funcionam como balizadores estratégicos, e com atividades que são responsáveis em manter o funcionamento operacional.

Os aspectos gerais iniciam-se com as políticas e os procedimentos que têm como objetivo determinar as principais regras de conduta. Em uma atividade de extrema complexidade como a distribuição física de produtos, é fundamental ter um conjunto de normas bem definido, além, ainda, de manter a equipe de trabalho capacitada para seguir os padrões estabelecidos, respeitando-se a segregação das atividades, para cada função da equipe.

Figura 11 – Visão Geral da Distribuição Física de Produtos



Fonte: elaborada pelo autor.

Para gerenciar as atividades logísticas, a empresa utiliza um conjunto de indicadores que são responsáveis por avaliar e controlar o desempenho organizacional, que representam excelentes maneiras de monitorar a utilização dos recursos disponíveis, principalmente, quando a competência logística representa níveis de competitividade para a empresa.

Neves (2011) relata que os indicadores podem ser chamados de Medidas de Performance, Métricas de Desempenho, Indicadores de Performance ou, ainda, em inglês, *KPIs – Key Performance Indicators*. Eles representam um conjunto de métricas focado nos aspectos de desempenho organizacional dos processos mais críticos da logística empresarial.

Segundo Bowersox e Closs (2001), existem três objetivos principais para desenvolvimento de um sistema de avaliação de desempenho logístico: monitoramento, controle e direcionamento das operações.

- a) **Monitoramento:** acompanha o desempenho logístico, com base em séries históricas, para subsidiar o corpo gerencial e os clientes com informações, tais como a avaliação no nível de serviço e os custos operacionais;
- b) **Controle:** acompanha, de forma contínua, o desempenho das operações, com o objetivo de garantir a execução dos padrões de controle;
- c) **Direcionamento:** tem como função básica conduzir e motivar os funcionários com remuneração variável por produtividade.

Dornier *et. al.* (2000) ressaltam que os indicadores de desempenho logístico devem monitorar tanto as atividades internas, com base na integração funcional entre as distintas áreas da empresa, quanto às atividades externas, relacionadas à integração setorial entre os elos da cadeia de suprimentos.

Objetivando-se manter a gestão e o controle operacional, a Distribuidora utiliza um sistema de indicadores de desempenho, englobando as suas atividades mais estratégicas.

Na Tabela 4 são apresentados os indicadores para atendimento do pedido ao cliente, que visam garantir padrões de atendimento em relação ao prazo de entrega e a conformidade dos pedidos.

Tabela 4 – Indicadores de atendimento do pedido ao cliente

Indicador	Descrição	Cálculo	Resultado
DESEMPENHO NO ATENDIMENTO DO PEDIDO AO CLIENTE			
Entregas no prazo	Corresponde às entregas realizadas dentro do prazo acordado com o cliente	$\text{Entregas no prazo} / \text{total de entregas} * 100$	92%
Pedidos completos	Corresponde às entregas realizadas atendendo as quantidades e especificações dos pedidos sem faltas ou avarias	$\text{Entregas completas} / \text{total de entregas} * 100$	83%
Pedidos completos e no prazo	Calcula a taxa de pedidos no prazo e completos	$\% \text{ Entregas no prazo} * \% \text{ Pedidos completos}$	80%

Fonte: elaborada pelo autor.

Para avaliar o desempenho dos estoques, na Tabela 5, são observadas questões como a assertividade dos apontamentos físicos e contábeis, além de uma visão dos itens solicitados, para assegurar a disponibilidade dos produtos, sempre que o cliente precisar.

Tabela 5 – Indicadores de desempenho na gestão dos estoques

Indicador	Descrição	Cálculo	Resultado
DESEMPENHO NA GESTÃO DOS ESTOQUES			
Acuracidade do inventário	Corresponde à diferença entre o estoque físico e o estoque contábil	$\text{Estoque físico} / \text{estoque contábil} * 100$	93%
Indisponibilidade de produto	Quantificação das vendas perdidas por falta de estoque	$\text{Quantidade de itens não atendidos} / \text{quantidade total de itens solicitados} * 100$	3,2%
Utilização da capacidade de estocagem	Mede a utilização volumétrica ou do número de posições para estocagem disponíveis em um armazém	$\text{Ocupação de posições de armazenagem ocupadas} / \text{capacidade de posições} * 100$	75%

Fonte: elaborada pelo autor.

A gestão de transportes acompanha, além do atendimento dos pedidos, com os índices de disponibilidade de veículos, questões como a taxa de ocupação e o percentual de utilização dos recursos em recargas, fatores que agem diretamente nos custos operacionais. As métricas apresentadas na Tabela 6 demonstram a preocupação da Distribuidora em gerir, de forma racional, uma das suas maiores contas de gastos.

Tabela 6 – Indicadores de desempenho da gestão de transportes

Indicador	Descrição	Cálculo	Resultado
DESEMPENHO NA GESTÃO DE TRANSPORTES			
Disponibilidade de veículos	Mede o percentual de veículos disponíveis para carregamento	$\text{Quantidade de veículos disponíveis} / \text{quantidade total de veículos} * 100$	97%
Utilização de veículos	Mede a utilização dos veículos disponíveis	$\text{Total de veículos utilizados} / \text{quantidade total de veículos disponíveis} * 100$	98%
Ocupação de veículos	Avalia a utilização da capacidade de carga dos veículos - peso	$\text{Capacidade de carga} / \text{carga utilizada} * 100$	75%

Fonte: elaborada pelo autor.

O desempenho das entregas, ilustrado na Tabela 7, também influencia os gastos operacionais, principalmente em relação às entregas programadas e não realizadas. Por isso, os indicadores de desempenho das entregas controlam a taxa de retornos e devoluções. O indicador de reclamações busca identificar pontos de melhoria no processo das entregas, na visão dos clientes.

Tabela 7 – Indicadores de desempenho das entregas

Indicador	Descrição	Cálculo	Resultado
DESEMPENHO NA GESTÃO DAS ENTREGAS			
Índice de retorno	Mede o percentual de entregas não realizadas que são enviadas novamente	Quantidade de entregas não realizadas / quantidade total das entregas *100	14%
Índice de devoluções	Corresponde à taxa de pedidos não aceitos pelos clientes	Quantidade de pedidos devolvidos / quantidade total de pedidos expedidos	2,5%
Reclamações SAC	Calcula a taxa de reclamações dos clientes registradas no SAC	Quantidade de reclamações / quantidade total de entregas *100	0,5%

Fonte: elaborada pelo autor.

Além dos aspectos gerais, a Figura 11, também destaca as principais atividades da distribuição física, bem como os desdobramentos de cada atividade.

- a) **Gestão da frota de veículos:** esta atividade tem como objetivo garantir o fornecimento da quantidade necessária de veículos para atender a demanda de vendas, através de um planejamento prévio, que considera, ainda, períodos de sazonalidade, sobretudo nas últimas semanas de cada mês. Além da quantidade de veículos, também é preciso assegurar a disponibilidade dos recursos, com a programação das paradas para manutenção preventiva e agilidade para a solução de manutenções corretivas, que surgem sem programação, como os sinistros, por exemplo;
- b) **Gestão da equipe de entregas:** além de caminhões, a distribuição física também precisa de recursos humanos para a realização das entregas. A forma como as

equipes são geridas influencia diretamente a realização das entregas, em especial ao nível de serviço oferecido aos clientes, pois os entregadores são considerados o cartão de visitas da empresa. Além de aspectos visuais como a aparência, a forma de tratamento com os clientes é extremamente importante. Para manter um padrão de trabalho, a Distribuidora utiliza um vasto programa de capacitação, com treinamentos técnicos e comportamentais, além de um sistema de remuneração variável, como forma de incentivar as boas práticas;

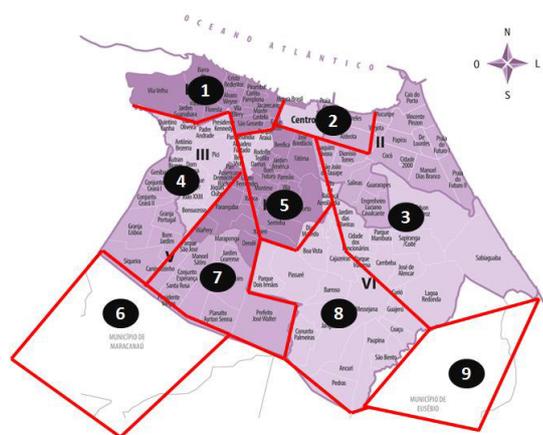
- c) **Roteirização de veículos:** a roteirização dos veículos pode ser definida por três fatores essenciais: decisões, objetivos e restrições. As decisões estão relacionadas à alocação de um conjunto de clientes, que devem ser atendidos, definindo-se os veículos e as equipes de entregas; além ainda, da sequência de visitas que deverá ser seguida. O objetivo principal é atender o nível de serviço, esperado pelos clientes, ao menor custo possível. As restrições são regras que o planejamento deve obedecer, tais como capacidade de carga do veículo, jornada da equipe de entregas, horário de funcionamento dos clientes, áreas de circulação de veículos, exigências pontuais de clientes, dentre outras;
- d) **Monitoramento das entregas:** esta atividade visa manter o controle das entregas, através da utilização de um sistema de informação gerencial. Diariamente, o painel de entregas é montado com o conjunto de entregas planejadas, indicando os clientes que estão em cada veículo, bem como o contato telefônico dos entregadores. Além da indicação das entregas em curso, esta atividade é responsável por prestar apoio aos entregadores para a realização da entrega nos casos de recusa por parte do cliente, em situações corriqueiras como divergência do pedido de venda, avarias, dentre outras. As dificuldades encontradas pela equipe de entregas, que comprometem a realização da rota, também são capturadas pela atividade de monitoramento, para correções na etapa de planejamento. Para realizar este acompanhamento, a empresa possui um sistema de rastreamento veicular que permite verifica em tempo real a posição dos veículos, além de fornecer uma série de relatórios para gestão do serviço de entregas.

Como forma de gerenciar o planejamento das rotas de entrega, a empresa divide o território geográfico em zonas de atendimento. Atualmente, a metodologia adotada para

definir os limites de cada zona é através de método empírico, ou seja, é executado, com base na experiência dos que conhecem a realidade das entregas de cada local.

A Figura 12 apresenta uma proposta hipotética de divisão das áreas de atendimento em zonas, no Município de Fortaleza. Para cada zona de atendimento, têm-se características particulares, tais como variedade de produtos, volume de vendas, horário de funcionamento dos clientes, velocidade média de locomoção, restrições de circulação de veículos, dentre outras.

Figura 12 – Zoneamento de clientes



Fonte: elaborada pelo autor.

Além da divisão geográfica, a segmentação dos clientes também influencia a construção dos roteiros em função de características, tais como tamanho médio do pedido de venda, tempo de espera para entrega, prioridade de recebimento, volume e sazonalidade de compra, conforme apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Segmentação dos clientes

Segmento	Características	Quantidade de Clientes
Varejo	Compras de baixo volume e grande quantidade de itens. Entrega diária para este segmento. Pequeno tempo de espera para recebimento.	11.000
Atacado	Compras de grande volume e baixa quantidade de itens. Entrega diária, dependendo da consolidação de carga. Elevado tempo de espera para recebimento.	19
Grandes Redes	Compras de médio volume e entregas semanais com agendamento prévio. Elevado tempo de espera para recebimento.	12
Rede exclusiva	Compras de grande volume e alta quantidade de itens com agendamento fixo, duas vezes por semana. Elevado tempo de espera para recebimento.	49
Food Service	Compras de médio porte com entregas programadas, baixa capacidade de armazenagem e entregas diárias. Prioridade de entrega para pedidos de telemarketing e chocolate.	90

Fonte: elaborada pelo autor

Conforme apresentado anteriormente, para cada segmento existe um horário de atendimento dos pedidos estabelecido previamente. As rotas são montadas diariamente, de segunda-feira à sexta-feira, iniciando-se com o Atacado às 11h, seguindo-se das Grandes Redes e Rede Exclusiva às 14h, e finalmente, às 16h dos segmentos Varejo e *Food Service*.

Para Valente (2008), o processo de montagem das rotas deve utilizar ao máximo a capacidade dos veículos, para reduzir a quantidade de veículos em rota, e, por via de consequência, reduzir os custos logísticos. Os limitantes de rota, que indicam a necessidade de mais um veículo são: capacidade de carregamento em peso, ou volume, e a jornada de trabalho da equipe.

A roteirização é realizada em quatro etapas distintas, a saber:

1) Consiste em manter atualizada a base de cadastro dos clientes, com as informações logísticas, que serão consideradas no momento da construção dos roteiros. Uma das informações cadastradas é a sequência do cliente na rota, seguindo-se de uma estrutura de ordenação geográfica. A rota é um conjunto de bairros. Um ou mais bairros dão origem a uma praça. Dentro da praça, cada cliente recebe uma sequência de montagem. Um exemplo desta estrutura pode ser observado na Figura 13.

Figura 13 – Estruturação da sequência de entrega

The screenshot displays the '915 - Alterar roteirização cliente' window. The 'Rota' table shows a sequence of stops starting with '1 PRABEU'. The 'Clientes das praças da rota' table lists various clients with their addresses and delivery details. A red box highlights a specific section of the route table.

Seq. rota	Praça	Descrição	Região	Qtd. ped. mo
1	10	10 RODOLFO TEOFILO		1
1	12	12 RODOLFO TEOFILO ATAC		7
1	13	13 RODOLFO TEOFILO PS		16
1	20	20 PARQUE ARAXÁ		1
1	21	21 PARQUE ARAXÁ PS		16
1	40	40 PARQUE ANDARA		1
1	41	41 PARQUE ANDARA PS		16
1	46	46 PARQUE ANDARA PS		16
1	40	40 OTAVIO BONFIM		1
1	42	42 OTAVIO BONFIM ATAC		7
1	43	43 OTAVIO BONFIM PS		16
1	60	60 FARIAS BRITO PRABEU		1
1	70	70 JACARECANGA I		1
1	72	72 JACARECANGA I PS		16
1	85	85 SAO GERARDO		1
1	86	86 SAO GERARDO PS		16

Fonte: sistema ERP da Distribuidora

2) Nesta etapa, são apresentados os recursos disponíveis para a montagem, no caso, a lista de veículos, motoristas e ajudantes. É preciso considerar, no planejamento destes recursos, uma margem de segurança para amortecer as indisponibilidades. Para os recursos humanos essas situações correspondem a ausências programadas, férias ou afastamentos. No

caso dos veículos, as indisponibilidades, correspondem a manutenções preventivas, corretivas, pendências de documentação, dentre outras. A Distribuidora tem um quadro de equipe de entregas composto por oitenta motoristas e noventa e cinco ajudantes de rota. A frota operacional é composta por setenta e sete veículos, dividida entre caminhões e utilitários, conforme a segmentação da capacidade de carga apresentada na Tabela 9.

Tabela 9 – Perfil da frota operacional

Capacidade de carga (kg)	Quantidade de veículos
800	4
1000	7
3500	15
4500	13
8000	28
13000	10

Fonte: elaborada pelo autor.

3) Neste momento, o sistema apresenta a lista de pedidos em aberto, conforme a segmentação da zona de atendimento no cadastro do cliente. A Figura 14 demonstra a tela do sistema, onde os pedidos são visualizados para a construção dos roteiros.

Figura 14 – Tela do sistema para montagem das rotas

The screenshot displays the '901 - Montar Carga' application window. At the top, it shows the title bar and user information. The main area is divided into several sections:

- Pedidos por rota:** A table listing routes and their associated orders. The table has columns: 'Cód. rota', 'Rota', 'Situa', 'Seq. entre', 'Qtd. entre', 'Cód. rota', 'Rota principal', 'Qtd. pedidos', 'Valor total', 'Peso total', 'Volume total', 'Data', and 'Valor mínimo por carga'. The data shows routes like '1 2308RUBI', '2 CONDANTO CEARA', etc., with their respective quantities and values.
- Pedido:** A table listing individual orders. The table has columns: 'Filial', 'Pedido', 'Data', 'Seq. rota', 'Bairro comercial', 'TV', 'Peso', 'Endereço comercial', 'Cliente', 'Município comercial', 'Preço', and 'Cód.Pc'. The data includes orders like '21488931-09-07/2014', '10-RODOLFO TEOPILIO', etc.
- Summary and Filters:** A section at the bottom with various filters and summary statistics. It includes checkboxes for 'Situação rota', 'Induzos', 'Com observação', 'Prioridade de entrega na praça', 'Alta prioridade', 'Média prioridade', and 'Baixa prioridade'. There are also input fields for 'Valor total', 'Qtd. pedidos', 'Peso total', and 'Qtd. itens'.

Fonte: sistema ERP da Distribuidora

As rotas do Atacado somente são montadas quando há volume suficiente para a ocupação, de no mínimo, 90% da capacidade de carga do veículo, ou quando o percentual do custo do frete é inferior a 3% do valor da venda.

Para os segmentos de Grandes Redes e Rede Exclusiva, a montagem de carga é realizada levando-se em consideração o dia de entrega previamente agendado. Além disso, existe a programação da sequência de clientes com base nos horários de recebimento e nas características dos recebedores. O objetivo desse planejamento é otimizar o tempo de entrega, sobretudo nesses segmentos que têm como característica principal o elevado tempo de espera em função do grande volume de fornecedores. Em relação ao volume, os pedidos são menores nas Grandes Redes e maiores na Rede Exclusiva. Entretanto, independentemente do tamanho da entrega, o tempo de espera é o mesmo. Os segmentos Varejo e *Food Service* são montados no mesmo momento, porém, a prioridade é para o *Food Service*, que atende clientes com baixa capacidade de estocagem e, geralmente, dependem da mercadoria para utilizar de imediato. A montagem começa com os veículos de menor porte, que recebem as entregas menores. Para estes veículos são, programadas aproximadamente trinta clientes diariamente. Com esta estratégia, as entregas maiores ficam para os carros de maior capacidade, que atendem em média quinze clientes, melhorando, assim, a ocupação destes veículos. Apesar de aumentar o custo variável com deslocamento, existe a compensação dos custos com a redução de custos fixos com ajudantes. Para veículos com as pequenas entregas, é utilizado apenas um ajudante, e para veículos de maior porte são utilizados dois.

4) Esta é a última fase do processo de montagem, onde é realizada a alocação dos veículos, motoristas e ajudantes, para atender a cada roteiro criado. A Tabela 10 mostra o modelo de planilha de alocação utilizada pela Distribuidora.

Tabela 10 – Tabela de alocação de veículo, motoristas e ajudantes por rota

ROTA	CARREG	PESO	ENTREGAS	FROTA	COD MOTORISTA	NOME	AJUDANTE
D PARCERO	101603	408,29	3	14-319	2754	ELISIARIO	MARIEL
D ALDEOTA/ALDEOTA2	101605	267,58	9	11-205	2852	ANDERSON	JOSÉ
D MONTESE	101606	336,76	7	14-323	2762	LUCIANO	JEFERSON
D CONJCE	101607	426,77	13	14-317	2753	FELIP WILLIAN	GIRNEI
D PIRAMBU	101608	104,94	8	14-322	2784	CELIO	NERES
D PARCERO3	101609	847,89	5	14-316	2645	ALVANIR	JOSÉ

Fonte: elaborada pelo autor.

4.3 Problema a resolver e delimitação do estudo

A Distribuidora precisa de uma ferramenta de roteirização das entregas que leve em consideração a disposição geográfica dos clientes, com base em dados georreferenciados, sem barreiras pré-estabelecidas, que comprometam a otimização, como é utilizado atualmente com o modelo de clusterização fixa. Esta ferramenta, além de contribuir para a redução da quantidade de veículos, também pode gerar redução dos gastos com o planejamento da sequência de entregas com o menor percurso, como preconiza o PCV.

Além disso, é preciso velocidade na construção das rotas para ganhar tempo nos processos de separação, carregamento e faturamento. A roteirização deve ser de fácil uso e relativamente rápida, para permitir seu uso no apoio à tomada de decisão. Deve ainda levar em consideração as restrições de tempo de capacidade de carga dos veículos, o horário de funcionamento dos clientes, possíveis janelas de entrega, restrições de veículos, deslocamento na malha viária e tempo de atendimento dos clientes, que consiste em tempo de espera fixo e tempo de descarga variável, conforme o volume da entrega. O sistema favorece o aumento da qualidade das informações gerenciais e a redução, cada vez maior, das distorções entre planejamento e realização.

O estudo proposto, conforme explicitado na introdução deste trabalho, é atacar o problema de otimização das rotas de entrega através do uso de técnicas científicas de sequenciamento das entregas. O objetivo real é, com isso, possibilitar que as organizações, sociais ou empresariais, reduzam seus custos e ganhem maior eficiência logística, tornando-se mais competitivas no mercado.

4.4 Estratégia de solução para o problema

Esta seção tem por objetivo apresentar o delineamento da estratégia para a solução do problema proposto pela pesquisa.

Segundo Gil (2010), a metodologia a ser empregada em uma pesquisa é o caminho utilizado para chegar-se a um determinado fim, fazendo uso de técnicas e procedimentos específicos. A pesquisa é um procedimento racional e sistemático, que visa proporcionar respostas a problemas que se apresentam.

A metodologia utilizada foi de natureza quantitativa, por possibilitar uma análise direta dos dados, possuir grande facilidade demonstrativa das ocorrências, possibilitar a generalização pela quantificação de valores qualitativos e permitir a inferência destes resultados para propor um modelo de gestão das rotas de serviços, em campo, em uma empresa de telecomunicações no município de Fortaleza.

Foi utilizado um estudo de caso com o objetivo de identificar a redução de custos operacionais com a utilização do PCV para otimizar as rotas de entrega de uma empresa de distribuição, com atuação no município de Fortaleza.

Acerca desse assunto, Yin (2001) diz que o estudo de caso é a pesquisa mais adequada quando predominam questões dos tipos “como?” e “por quê?”, ou quando o pesquisador detém pouco controle sobre os eventos e, ainda, quando o foco se concentra em fenômenos da vida real, podendo basear-se em evidências, tanto quantitativas quanto qualitativas. No Capítulo 5, a seguir, descreve-se como foi feito o experimento prático.

5 EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Neste capítulo são apresentados os experimentos computacionais realizados com os métodos heurísticos desenvolvidos. A primeira seção é dedicada à execução de simulações para comparar com diversas instâncias do PCV disponíveis na TSPLIB. Já a segunda trata da aplicação prática coletadas na empresa objeto do estudo de caso prático, com a utilização do método heurístico AG_PCV_GPS, em instâncias georreferenciadas. Em todas as situações, os algoritmos foram codificados em C++ e compilados no Dev C++, da *Bloodshed Software*, sendo processados em um *Intel Core i3 2.27 Ghz* para cada núcleo e 4GB de memória RAM.

5.1 Aplicação aos problemas práticos da TSLIB

Nesta etapa da pesquisa, foi utilizado o algoritmo **AG_PCV_D** em instâncias com entrada de dados matriciais e o algoritmo **AG_PCV_GPS** em instâncias com entrada de dados georreferenciados. Em todas as instâncias utilizadas, foram realizados testes avaliando individualmente o desempenho do AG com cruzamento 1P, 2P e PM, descritos anteriormente neste estudo. Para a realização dos testes de validação do desempenho do método desenvolvido, foram utilizadas dezenove instâncias da literatura. Na Tabela 11 são apresentados os perfis de cada instância, onde o valor n representa o número de cidades que o caixeiro viajante precisa visitar.

Tabela 11 – Instâncias utilizadas

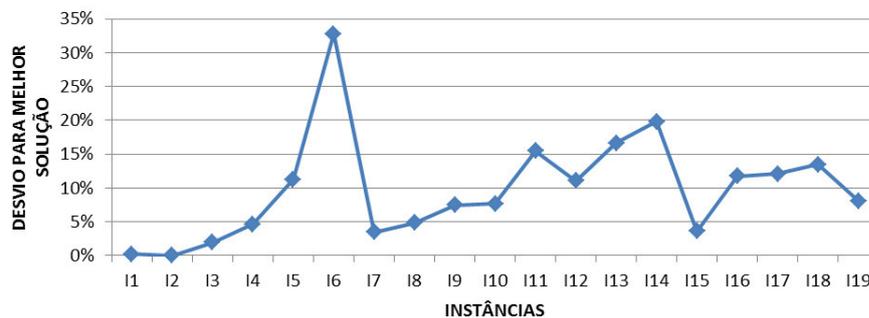
ID	Instância	n
I1	gr17	17
I2	br17	17
I3	gr21	21
I4	gr24	24
I5	ftv38	39
I6	dantzig42	42
I7	gr48	48
I8	ry48p	48
I9	eil51	51
I10	brazil58	58
I11	ftv64	65
I12	pr76	76
I13	gr96	96
I14	kroc100	100
I15	pr107	107
I16	Bier127	127
I17	kroa150	150
I18	u159	159
I19	d198	198

Fonte: elaborada pelo autor.

A Figura 15 apresenta o desempenho individual de cada instância, em relação ao desvio da solução ótima, utilizando a estratégia de cruzamento 1P. As instâncias I1, I2, I3, I4, I7, I8 e I15 apresentaram resultados de até 5% de desvio. O desvio é dado por $100 \times (Z - Z^*)/Z^*$ onde, Z^* é o valor da solução ótima e Z é o valor da solução apresentada pelo AG.

Através da Tabela 12, foi possível identificar a evolução da solução encontrada nas etapas de geração da população inicial, cruzamento e mutação. A instância I2 encontrou a solução ótima desde a geração inicial. Outras instâncias tiveram boa evolução, como é o caso da instância I1 que teve 1,82% de desvio na população inicial, 1,44% no cruzamento e 0,24% na mutação, seguida da instância I3 que obteve 12,30% na população inicial, 6,24% no cruzamento e 1,96% na mutação. Considerando-se o valor médio dos desvios, também é possível verificar que existe uma evolução em cada etapa do AG e o desvio médio das melhores soluções encontradas foi de 9,80%.

Figura 15 – Desvio à solução ótima para AG com *Crossover* 1P



Fonte: elaborada pelo autor.

Tabela 12 – Apresentação dos resultados de AG com cruzamento 1P

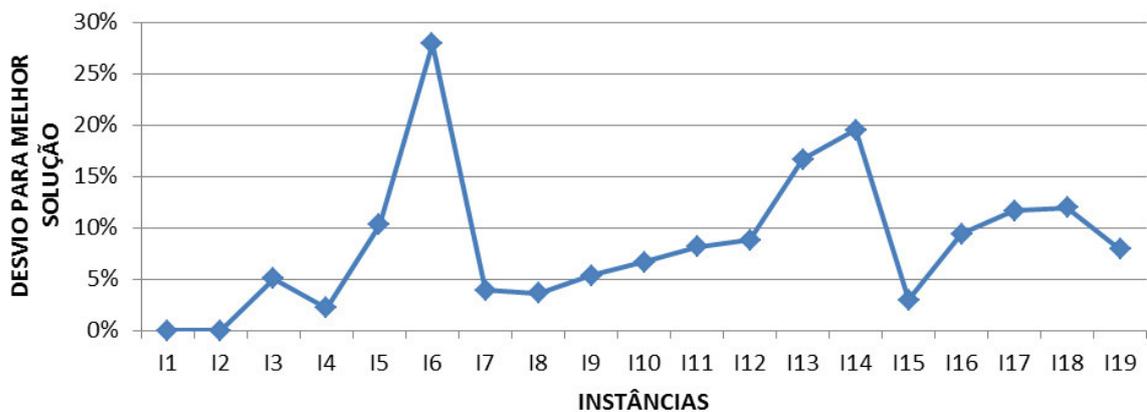
ID	Instância (n)	n	Sol. Ótima	Resultados Crossover 1P				Desempenho Crossover 1P				Tempo (s)
				Pop. Inicial	Cruzamento	Mutação	Melhor Sol.	Pop. Inicial	Cruzamento	Mutação	Melhor Sol.	
I1	gr17	17	2085	2123	2115	2090	2090	1,82%	1,44%	0,24%	0,24%	0,02
I2	br17	17	39	39	39	39	39	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,02
I3	gr21	21	2707	3040	2876	2760	2760	12,30%	6,24%	1,96%	1,96%	0,01
I4	gr24	24	1272	1358	1358	1331	1331	6,76%	6,76%	4,64%	4,64%	0,02
I5	ftv38	39	1530	1732	1722	1702	1702	13,20%	12,55%	11,24%	11,24%	0,04
I6	dantzig42	42	699	953	935	928	928	36,34%	33,76%	32,76%	32,76%	0,03
I7	gr48	48	5046	5513	5326	5220	5220	9,25%	5,55%	3,45%	3,45%	0,04
I8	ry48p	48	14422	15184	15184	15117	15117	5,28%	5,28%	4,82%	4,82%	0,04
I9	eil51	51	426	467	457,86	458	458	9,54%	7,48%	7,48%	7,48%	1,87
I10	brazil58	58	25395	28039	28039	27342	27342	10,41%	10,41%	7,67%	7,67%	0,06
I11	ftv64	65	1839	2130	2130	2123	2123	15,82%	15,82%	15,44%	15,44%	0,09
I12	pr76	76	108159	122048	120912,24	120091	120091	12,84%	11,79%	11,03%	11,03%	6,93
I13	gr96	96	512	617	610,97	598	598	20,46%	19,26%	16,65%	16,65%	15,57
I14	kroc100	100	20749	25116	25027,38	24853	24853	21,05%	20,62%	19,78%	19,78%	17,12
I15	pr107	107	44303	46872	46105,57	45908	45908	5,80%	4,07%	3,62%	3,62%	22,08
I16	Bier127	127	118282	135496	133099,2	132175	132175	14,55%	12,53%	11,75%	11,75%	43,6
I17	kroa150	150	26524	29967	29966,54	29722	29722	12,98%	12,98%	12,06%	12,06%	83,27
I18	u159	159	42080	48217	48217,45	47754	47754	14,59%	14,59%	13,48%	13,48%	102,22
I19	d198	198	15780	17151	17096,16	17056	17056	8,69%	8,34%	8,09%	8,09%	238,42
MÉDIA								12,19%	11,02%	9,80%	9,80%	27,97

Fonte: elaborada pelo autor.

A Figura 16 apresenta o resultado individual de cada instância, em relação ao desvio da solução ótima, utilizando-se o AG com a estratégia de cruzamento 2P. As instâncias I1, I2, I3, I4, I7, I8, I9 e I15 apresentaram resultados de até 5% de desvio.

Com base na Tabela 13, foi possível verificar a evolução da solução encontrada nas etapas de geração da população inicial, do cruzamento e da mutação. Em todas as instâncias com desvio abaixo de 5% o desempenho foi melhorando a cada etapa. Considerando-se o valor médio dos desvios, também é possível verificar que existe uma evolução em cada etapa do AG e o desvio médio das melhores soluções encontradas foi 8,52%.

Figura 16 – Desvio à solução ótima AG com *Crossover* 2P



Fonte: elaborada pelo autor.

Tabela 13 – Apresentação dos resultados de AG com cruzamento 2P

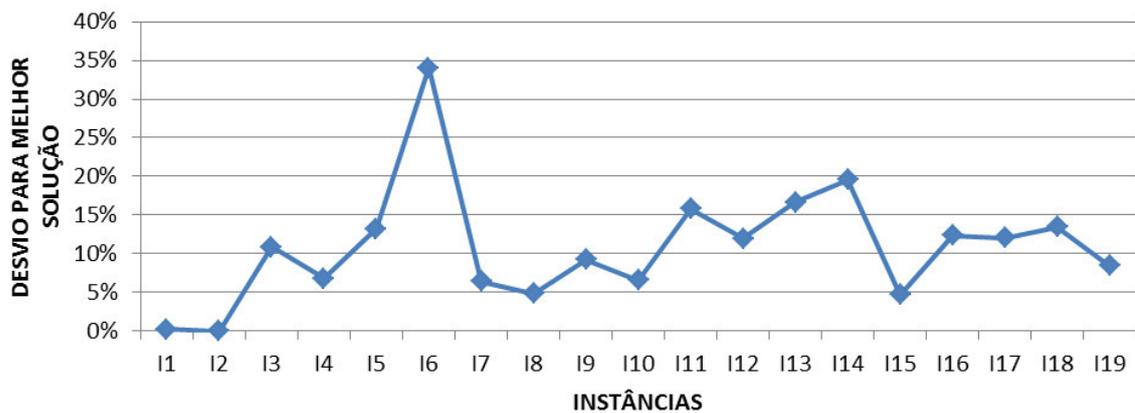
ID	Instância (n)	n	Sol. Ótima	Resultados Crossover 2P				Desempenho Crossover 2P				Tempo (s)
				Pop. Inicial	Cruzamento	Mutação	Melhor Sol.	Pop. Inicial	Cruzamento	Mutação	Melhor Sol.	
I1	gr17	17	2085	2123	2090	2085	2085	1,82%	0,24%	0,00%	0,00%	0,06
I2	br17	17	39	39	39	39	39	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,05
I3	gr21	21	2707	3040	2924	2843	2843	12,30%	8,02%	5,02%	5,02%	0,04
I4	gr24	24	1272	1358	1323	1300	1300	6,76%	4,01%	2,20%	2,20%	0,04
I5	fv38	39	1530	1732	1711	1687	1687	13,20%	11,83%	10,26%	10,26%	0,09
I6	dantzig42	42	699	953	902	894	894	36,34%	29,04%	27,90%	27,90%	0,11
I7	gr48	48	5046	5513	5273	5242	5242	9,25%	4,50%	3,88%	3,88%	0,08
I8	ry48p	48	14422	15184	14944	14944	14944	5,28%	3,62%	3,62%	3,62%	0,07
I9	eil51	51	426	474	453	449	449	11,27%	6,34%	5,35%	5,35%	2,75
I10	brazil58	58	25395	28039	27254	27086	27086	10,41%	7,32%	6,66%	6,66%	0,14
I11	fv64	65	1839	2130	1989	1989	1989	15,82%	8,16%	8,16%	8,16%	0,22
I12	pr76	76	108159	122048	118539,96	117698	117698	12,84%	9,60%	8,82%	8,82%	7,79
I13	gr96	96	512	617	617,15	598	598	20,46%	20,46%	16,65%	16,65%	16,7
I14	kroc100	100	20749	25116	24993,39	24795	24795	21,05%	20,46%	19,50%	19,50%	18,26
I15	pr107	107	44303	46872	45821,24	45624	45624	5,80%	3,43%	2,98%	2,98%	23,6
I16	Bier127	127	118282	135496	129983,95	129406	129406	14,55%	9,89%	9,40%	9,40%	45,61
I17	kroa150	150	26524	29967	29937,11	29621	29621	12,98%	12,87%	11,68%	11,68%	83,28
I18	ul59	159	42080	48217	47564,63	47119	47119	14,59%	13,03%	11,97%	11,97%	114,28
I19	d198	198	15780	17151	17059,99	17025	17025	8,69%	8,11%	7,89%	7,89%	241,19
				MÉDIA				12,29%	9,52%	8,52%	8,52%	29,18

Fonte: elaborada pelo autor.

A Figura 17 apresenta o resultado individual de cada instância em relação ao desvio da solução ótima, utilizando-se a estratégia de cruzamento PM. As instâncias I1, I2, I8 e I15 apresentaram resultados de até 5% de desvio.

Com base na Tabela 14, foi possível verificar a evolução da solução encontrada nas etapas de geração da população inicial, do cruzamento e da mutação. Em algumas instâncias com desvio abaixo de 5%, tais como I1 e I8, houve melhoramento do desempenho somente na última etapa. Considerando-se o valor médio dos desvios, também é possível verificar que existe uma evolução em cada etapa do AG e o desvio médio das melhores soluções encontradas foi de 10,90%.

Figura 17 – Desvio à solução ótima para AG com *Crossover* PM



Fonte: elaborada pelo autor.

Tabela 14 – Apresentação dos resultados de AG com cruzamento PM

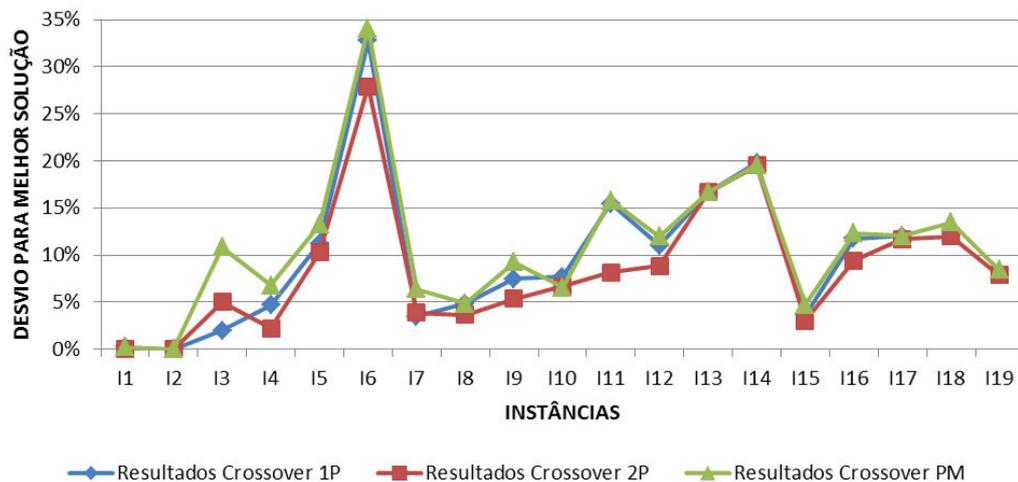
ID	Instância (n)	n	Sol. Ótima	Resultados Crossover PM				Desempenho Crossover PM				Tempo (s)
				Pop. Inicial	Cruzamento	Mutação	Melhor Sol.	Pop. Inicial	Cruzamento	Mutação	Melhor Sol.	
I1	gr17	17	2085	2123	2123	2090	2090	1,82%	1,82%	0,24%	0,24%	0,03
I2	br17	17	39	39	39	39	39	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,02
I3	gr21	21	2707	3040	3040	3000	3000	12,30%	12,30%	10,82%	10,82%	0,01
I4	gr24	24	1272	1358	1358	1358	1358	6,76%	6,76%	6,76%	6,76%	0,01
I5	fv38	39	1530	1732	1732	1732	1732	13,20%	13,20%	13,20%	13,20%	0,03
I6	dantzig42	42	699	953	966	937	937	36,34%	38,20%	34,05%	34,05%	0,03
I7	gr48	48	5046	5513	5513	5368	5368	9,25%	9,25%	6,38%	6,38%	0,04
I8	ry48p	48	14422	15184	15184	15117	15117	5,28%	5,28%	4,82%	4,82%	0,04
I9	eil51	51	426	474	474	465	465	11,27%	11,27%	9,25%	9,25%	1,55
I10	brazil58	58	25395	28039	28039	27056	27056	10,41%	10,41%	6,54%	6,54%	0,05
I11	fv64	65	1839	2130	2130	2130	2130	15,82%	15,82%	15,82%	15,82%	0,07
I12	pr76	76	108159	122048	122047,95	121119	121119	12,84%	12,84%	11,98%	11,98%	6,68
I13	gr96	96	512	617	617,15	598	598	20,46%	20,46%	16,65%	16,65%	15,11
I14	kroc100	100	20749	25116	25009,38	24807	24807	21,05%	20,53%	19,56%	19,56%	17,81
I15	pr107	107	44303	46872	46386,79	46387	46387	5,80%	4,70%	4,70%	4,70%	21,09
I16	Bier127	127	118282	135496	137483,76	132851	132851	14,55%	16,23%	12,32%	12,32%	43,62
I17	kroa150	150	26524	29967	29966,54	29722	29722	12,98%	12,98%	12,06%	12,06%	84,12
I18	ul59	159	42080	48217	48217,45	47754	47754	14,59%	14,59%	13,48%	13,48%	101,99
I19	d198	198	15780	17151	17150,85	17111	17111	8,69%	8,69%	8,43%	8,43%	240,22
MÉDIA								12,29%	12,39%	10,90%	10,90%	28,03

Fonte: elaborada pelo autor.

Comparando-se o desempenho de todos os cruzamentos, em relação ao desvio do resultado à solução ótima, ilustrado na Figura 18, é possível observar que, de maneira geral, na maioria das instâncias, a estratégia de cruzamento 2P teve melhor desempenho, seguida das estratégias 1P e PM.

Apesar de haver essa diferença de desempenho, o comportamento da maioria dos resultados parece seguir uma tendência de homogeneidade por instância. Este comportamento foi observado em instâncias com resultado de até 5% de desvio e nas demais instâncias com desvio acima de 5% da solução ótima.

Figura 18 – Desvio à solução ótima de AG com todos os cruzamentos



Fonte: elaborada pelo autor.

Também é possível observar na Figura 18, situações específicas como na instância I3, com n igual 21, em que o resultado do cruzamento PM está com 10% do desvio e os outros dois, com até 5%. Na instância I11, com n igual 65, os cruzamentos 1P e PM obtiveram 15% de desvio, enquanto o cruzamento 2P teve 8%. Para as instâncias I1 e I2 com n igual a 17, os resultados foram extremamente satisfatórios independentemente do método de cruzamento utilizado.

Analisando-se o desempenho do algoritmo, levando-se em consideração, além do desvio da solução ótima, o tempo computacional, conforme dados da Tabela 15, foram identificados excelentes resultados com a utilização do cruzamento 1P para as instâncias I1 e I2, com n igual a 17, que chegaram a encontrar a solução ótima com tempo de processamento de 0,06 e 0,02 segundos, respectivamente.

As instâncias I3, com n igual 21, e I4, com n igual a 24, também merecem atenção. A I3 obteve 1,96% de desvio e tempo de processamento de 0,01 segundos com o cruzamento 1P, enquanto a I4 obteve desvio de 2,20% e tempo de processamento de 0,04 segundos, utilizando-se o cruzamento 2P.

Já a instância I7, com n igual a 48, encontrou bom desempenho com a utilização do cruzamento 1P, chegando a 3,45% de desvio da solução ótima em 0,04 segundos. Para instâncias mais complexas, como a I15, com n igual 107, apesar de chegar a um desvio de 2,98% da solução ótima, utilizando-se a estratégia de cruzamento 2P, o tempo computacional foi de 22,08 segundos.

Tabela 15 – Desvios da solução ótima e tempo de processamento

ID	Instância (n)	Cruzamento 1P			Cruzamento 2P			Cruzamento PM		
		Desvio 1P	Tempo 1P (s)	Instância / (s)	Desvio 2p	Tempo 2P (s)	Instância / (s)	Desvio PM	Tempo PM (s)	Instância / (s)
I1	gr17	0,24%	0,02	0,0012	0,00%	0,06	0,0035	0,24%	0,03	0,0018
I2	br17	0,00%	0,02	0,0012	0,00%	0,05	0,0029	0,00%	0,02	0,0012
I3	gr21	1,96%	0,01	0,0005	5,02%	0,04	0,0019	10,82%	0,01	0,0005
I4	gr24	4,64%	0,02	0,0008	2,20%	0,04	0,0017	6,76%	0,01	0,0004
I5	ftv38	11,24%	0,04	0,0010	10,26%	0,09	0,0023	13,20%	0,03	0,0008
I6	dantzig42	32,76%	0,03	0,0007	27,90%	0,11	0,0026	34,05%	0,03	0,0007
I7	gr48	3,45%	0,04	0,0008	3,88%	0,08	0,0017	6,38%	0,04	0,0008
I8	ry48p	4,82%	0,04	0,0008	3,62%	0,07	0,0015	4,82%	0,04	0,0008
I9	ei51	7,48%	1,87	0,0367	5,35%	2,75	0,0539	9,25%	1,55	0,0304
I10	brazil58	7,67%	0,06	0,0010	6,66%	0,14	0,0024	6,54%	0,05	0,0009
I11	ftv64	15,44%	0,09	0,0014	8,16%	0,22	0,0034	15,82%	0,07	0,0011
I12	pr76	11,03%	6,93	0,0912	8,82%	7,79	0,1025	11,98%	6,68	0,0879
I13	gr96	16,65%	15,57	0,1622	16,65%	16,7	0,1740	16,65%	15,11	0,1574
I14	kroc100	19,78%	17,12	0,1712	19,50%	18,26	0,1826	19,56%	17,81	0,1781
I15	pr107	3,62%	22,08	0,2064	2,98%	23,6	0,2206	4,70%	21,09	0,1971
I16	Bier127	11,75%	43,6	0,3433	9,40%	45,61	0,3591	12,32%	43,62	0,3435
I17	kroa150	12,06%	83,27	0,5551	11,68%	83,28	0,5552	12,06%	84,12	0,5608
I18	ul59	13,48%	102,22	0,6429	11,97%	114,28	0,7187	13,48%	101,99	0,6414
I19	d198	8,09%	238,42	1,2041	7,89%	241,19	1,2181	8,43%	240,22	1,2132
MÉDIA		9,80%	27,9711	0,1801	8,52%	29,1768	0,1899	10,90%	28,0274	0,1799

Fonte: elaborada pelo autor.

Outro ponto de destaque observado na Tabela 15, é que de maneira geral, à medida que o valor de n cresce, as soluções são menos eficientes tanto em relação ao desvio da solução ótima quanto ao tempo de processamento do programa, independente da estratégia de cruzamento adotada. Analisando a média dos desvios por tipo de cruzamento, observa-se que o cruzamento 2P obteve o melhor resultado desvio de 8,52%, seguido do cruzamento 1P com 9,8%, e por fim, o cruzamento PM com 10,9%.

5.2 Aplicação ao caso prático

A pesquisa foi realizada durante um ciclo semanal de operações da Distribuidora, que realiza os serviços de entrega de segunda-feira à sexta-feira. No referido período foi observado o comportamento das rotas de parte da frota de veículos.

5.2.1 Composição dos custos com o transporte rodoviário de cargas

Com o objetivo de mensurar financeiramente os resultados dos testes práticos, foi preciso calcular o custo total com o transporte rodoviário, que é soma dos custos fixos com os custos variáveis. Os custos fixos são os gastos existentes independente da utilização do veículo, enquanto os custos variáveis, necessariamente, dependem da quantidade de quilômetros rodados pelo veículo, em dado período de tempo. O custo com o licenciamento do veículo é um exemplo de custo fixo, pois independente da sua utilização, enquanto o custo com o combustível é um exemplo de custo variável. O custo com o combustível aumentará na medida em que o veículo também aumente a quantidade de quilômetros rodados, considerando que não há redução no custo do litro de combustível.

Para mapear o custo com o transporte rodoviário e possibilitar uma visão dos custos operacionais das rotas, foi preciso realizar um cálculo, cumprindo 03 etapas, a saber:

- a) Identificar todos os custos da atividade;
- b) Caracterizar cada custo como fixo ou variável;
- c) Calcular todos os custos.

A primeira etapa consiste em identificar todos os custos que afetam a atividade. É preciso destacar que neste momento quanto maior for a quantidade de itens identificados, mais preciso será o resultado final. Após identificado todos os custos, a nova etapa consiste em caracterizá-los em fixo ou variável.

O ponto chave desta etapa é observar o comportamento do custo, na medida em que aumenta a quilometragem percorrida. Dependendo das características da rota e de convenções dos gestores, pode haver uma divergência entre a categorização entre fixo e variável, de uma organização para outra. Em seguida, na última etapa do processo, todos os custos são calculados para chegar-se ao custo total.

A Tabela 16 a seguir, apresenta o resultado do cálculo de custo com transporte utilizado na pesquisa. No estudo de caso foram utilizados dois tipos de veículos. O veículo do tipo 1, com capacidade de carga de 3.500 kg, e o veículo do tipo 2, com capacidade de carga de 1.000 kg. O cálculo do custo de cada tipo de veículo, leva em consideração as características técnicas de cada um.

Tabela 16 – Composição dos custos com transporte

VEÍCULO 1 - CAPACIDADE DE CARGA DE 3500 KG				VEÍCULO 2 - CAPACIDADE DE CARGA DE 1000 KG			
PREMISSAS							
Deslocamento (KM/mês)			1600	Deslocamento (KM/mês)			1600
Valor aquisição (R\$)	R\$		115.000	Valor aquisição	R\$		65.000
Tempo de uso (mês)			120	Tempo de uso (mês)			84
Valor residual após o uso (R\$)	R\$		65.000	Valor residual após o uso (R\$)	R\$		35.000
Taxa juros (a.m.)			0,3%	Taxa juros (a.m.)			0,3%
Valor Diesel (l)	R\$		2,43	Valor Diesel (l)	R\$		2,43
Autonomia (km/l)			4	Autonomia (km/l)			6
Quantidade Pneus (un)			6	Quantidade Pneus (un)			4
Preço pneu (R\$)	R\$		900	Preço pneu (R\$)	R\$		350
Autonomia pneu (km/Troca)			30000	Autonomia pneu (km/Troca)			20000
Valor óleo (R\$/l)	R\$		22	Valor óleo (R\$/l)	R\$		22
Capacidade carter (l)			15	Capacidade carter (l)			12
Autonomia óleo (km/troca)			10000	Autonomia óleo (km/troca)			10000
CUSTOS FIXOS							
Salários + Encargos	R\$		3.682	Salários + Encargos	R\$		3.682
Taxas + Impostos	R\$		121	Taxas + Impostos	R\$		83
Depreciação	R\$		417	Depreciação	R\$		357
Remuneração Capital	R\$		345	Remuneração Capital	R\$		195
Seguro terceiros	R\$		375	Seguro terceiros	R\$		180
Custo Adm p/ veículo	R\$		60	Custo Adm p/ veículo	R\$		60
Lavagem	R\$		160	Lavagem	R\$		80
Renovação visual	R\$		80	Renovação visual	R\$		33
Rastreamento	R\$		70	Rastreamento	R\$		70
Total Fixo Mensal	R\$		5.309	Total Fixo Mensal	R\$		4.740
Custo Fixo Diário	R\$		265	Custo Fixo Diário	R\$		237
CUSTOS VARIÁVEIS							
Combustível	R\$	0,61	R\$ 972	Combustível	R\$	0,41	R\$ 648
Pneu	R\$	0,18	R\$ 288	Pneu	R\$	0,07	R\$ 112
Óleo motor	R\$	0,03	R\$ 53	Óleo motor	R\$	0,03	R\$ 42
Manutenção	R\$	0,14	R\$ 224	Manutenção	R\$	0,08	R\$ 128
Total Variável Mensal	R\$		1.537	Total Variável Mensal	R\$		930
Custo Variável Diário	R\$		77	Custo Variável Diário	R\$		47
CUSTOS TOTAIS							
Custo Total Mensal	R\$		6.846	Custo Total Mensal	R\$		5.671
Custo Total Diário	R\$		342	Custo Total Diário	R\$		284

Fonte: elaborada pelo autor.

É importante esclarecer os números utilizados em cada premissa. Inicialmente tem-se a quantidade de quilômetros rodado. O valor de 1600 km é equivalente a um mês de operação, considerando 20 dias de rota e deslocamento diário de 80 km. Este número foi obtido através de dados históricos das rotas realizadas.

Em seguida estima-se o valor de aquisição de um veículo novo, o tempo de vida útil que o equipamento suporta exposto às condições de trabalho exigidas pela operação e o valor de venda após o tempo de uso. Com base nestas informações é calculado o custo da depreciação do veículo. Não se trata da depreciação contábil, mas sim, do valor que será preciso reservar todos os meses, para que ao final da vida útil do equipamento, a organização tenha condições de realizar a substituição do mesmo. Com essas informações obtidas mais o valor da taxa de juros realiza-se o cálculo da remuneração do capital, que representa o valor monetário que a organização deixa de ganhar por imobilizar recursos financeiros com a compra do equipamento. Nos casos em que a aquisição é feita com uma parte à vista e outra parte financiada, a remuneração do capital é a soma da oportunidade perdida com os rendimentos, caso o valor à vista estivesse lucrando com uma operação financeira com o valor da parcela do financiamento. Todos estes custos são categorizados como custos fixos.

As demais premissas foram utilizadas para mensurar os custos unitários que compõem o cálculo dos custos variáveis. Com os valores do litro do diesel e da autonomia do combustível dada em km/l, é possível chegar ao custo unitário com combustível. Neste caso, para o veículo tipo 1, a cada quilometro rodado, incide o custo de R\$ 0,61, enquanto para o veículo do tipo 2, o custo de combustível por quilometro rodado é de R\$ 0,41.

De forma análoga, os custos unitários para pneu e óleo lubrificante também são calculados, levando em consideração a relação existente entre o custo e a autonomia em quilometragem. Para chegar ao custo de manutenção por quilometro rodado, foi preciso utilizar bases históricas da empresa com os registros de manutenções corretivas, multas, avarias e sinistros. Para o veículo do tipo 1 o valor de manutenção por km rodado é de R\$ 0,14, e para o veículo do tipo 2, o valor de manutenção por km rodado é de R\$ 0,08. O cálculo do custo variável foi obtido multiplicando o valor unitário de cada elemento dado em R\$/km pela quantidade de quilômetros rodados em determinado período.

O procedimento corporativo da empresa reza que, para cada caminhão, será utilizado um motorista e um ajudante. A Tabela 17 abaixo demonstra com mais detalhes o que compõe o custo da mão de obra da empresa nessas duas funções:

Tabela 17- Composição do custo da mão de obra

CONTA	CUSTO MOTORISTA (R\$)	CUSTO AJUDANTE (R\$)
REMUNERAÇÃO	1.074	790
ENCARGOS - GRUPO A	398	292
ENCARGOS - GRUPO B	290	213
TRANSPORTE	100	100
REFEIÇÃO	160	160
BENEFÍCIOS	120	120
UNIFORMES/EPI'S	25	25
TOTAL	2.167	1.700

Fonte: Elaborada pelo autor

A premissa do custo da mão de obra envolvida na entrega merece uma atenção especial, pois representa o elemento de custo de maior impacto no custo total. Analisando os dados demonstrados na Tabela 17, acima, se verifica o quanto é significativo o custo da mão de obra na composição do custo total de entrega. O custo do funcionário não está somente associado ao salário. Além do salário temos despesas com encargos, transporte, refeição, benefícios, uniformes, equipamento de proteção individual, dentre outros. Conforme demonstrado acima, o salário de motorista está em torno de R\$ 1.074,00, enquanto que o custo final fecha em aproximadamente R\$ 2.167,00, aproximadamente 100% de incremento em relação ao salário base. E esse aumento não é só por conta de uma função específica, pois na função de ajudante também se observa uma elasticidade semelhante a da função de motorista. A Tabela 18 abaixo demonstra o detalhamento dos custos com encargos dos grupos A que são os impostos e do grupo B que são creditados ao funcionário:

Tabela 18 - Custos encargos grupos A e B

GRUPO	CONTA	PERCENTUAL SOBRE SALÁRIO	MOTORISTA (R\$)	AJUDANTE (R\$)
A	INSS	20,00%	215	158
A	FGTS	8,00%	86	63
A	SESI/SENAI/SEBRAE/ SAL.EDUC./SEG.ACIDENTE	9,00%	97	71
B	FÉRIAS	8,33%	89	66
B	1/3 FÉRIAS	2,78%	30	22
B	13º SALÁRIO	8,33%	89	66
B	INSS / FGTS DO 13º SAL E FÉRIAS	7,53%	81	59
TOTAL			687	505

Fonte: Elaborada pelo autor

A carga tributária sobre o salário onera muito o custo da empresa. Os encargos representam 27% do custo total da mão de obra, e dentre esses os mais relevantes são o INSS e o FGTS, 28% sobre o salário base.

Além dos custos com a equipe de entregas que é composta por um motorista e um ajudante, outros custos fixos fazem parte da composição do custo total, como as taxas e impostos de circulação do veículo, seguro contra terceiros, lavagem, renovação visual, rastreamento, além de custos com a estrutura administrativa que suporta a operação.

Após a identificação de todos os custos, classificação entre fixo e variável e a contabilização de cada um, foi possível determinar que o custo do veículo do tipo 1, com um motorista e um ajudante, é de R\$ 6.846,00 ao mês, sendo R\$ 5.309,00 fixo (77,5%) e R\$ 1.537,00 variável (22,5%). Considerando 20 dias de operação, o custo total de saída diária é de R\$ 342, sendo R\$ 265,00 com custos fixos e R\$ 77,00 com custos variáveis.

Para o veículo do tipo 2, o custo total é de R\$ 5.671,0, sendo R\$ 4.740,00 (83,6%) fixo e R\$ 930,00 (16,4%) variável. Considerando 20 dias de operação, o custo fixo de saída diária é de R\$ 284,00, sendo R\$ 237,00 com custos fixos e R\$ 47,00 de custos variáveis.

5.2.2 Caracterização da amostra dos dias observados

As Figuras 19 e 20 apresentam os quilômetros percorridos por cada frota e quilômetros total percorridos nos dias observados. Pode-se observar que o 2º dia foi o que apresentou a maior porcentagem de KM percorridos (22%).

Figura 19 – Quilômetros percorridos pelas frotas por dias observados

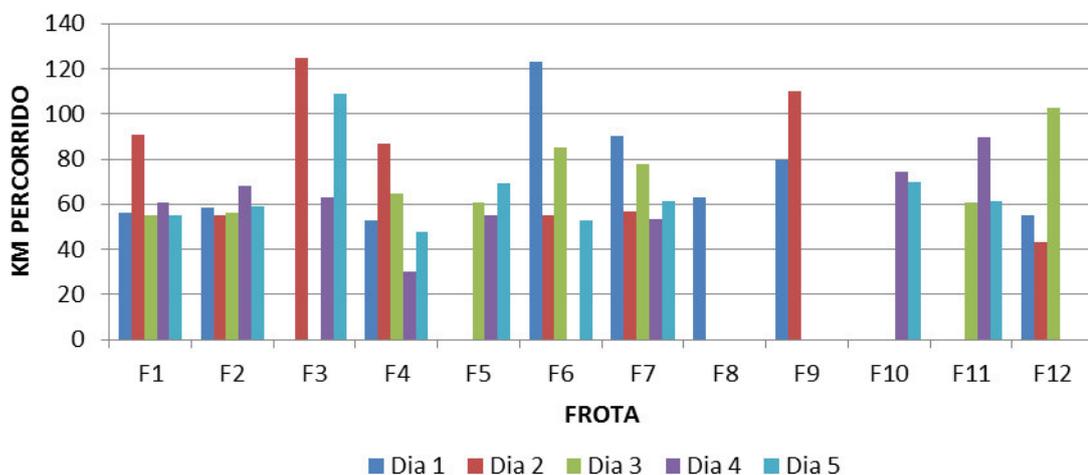
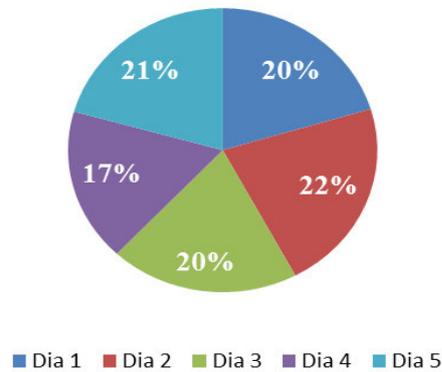


Figura 20 – KM total percorridos pelas frotas por dia observado



As Figuras 21 e 22 apresentam o número de entregas e a porcentagem das entregas nos dias observados. Apesar de o 2º dia apresentar a maior porcentagem de KM percorridos, não foi o dia no qual se realizou o maior número de entregas.

Figura 21 – Número de entregas das frotas por dia observado

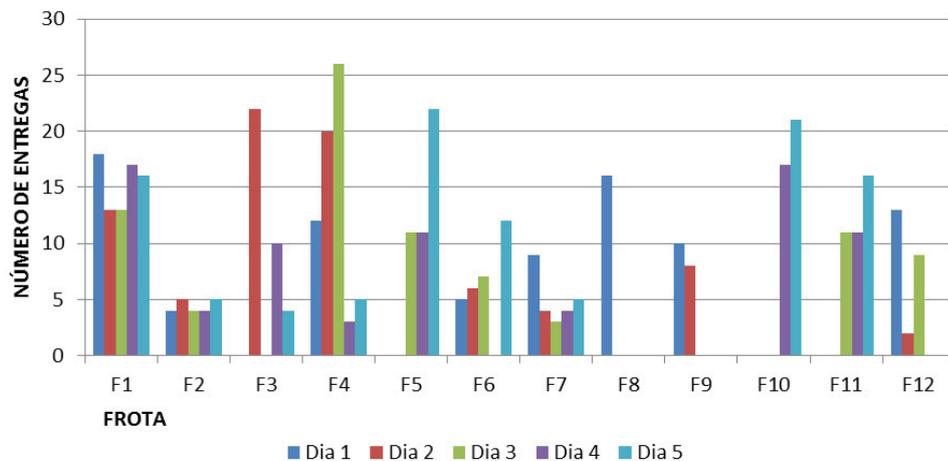
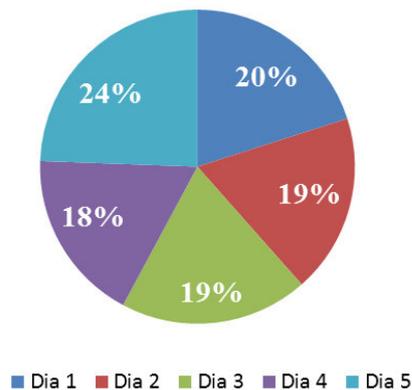


Figura 22 – Entregas totais das frotas por dia observado



As Figuras 23 e 24 apresentam os valores das vendas e o percentual das vendas nos dias observados. O 2º dia observado apresenta o maior percentual das vendas, com 37% do valor total observado no período, em função da influência do valor.

Figura 23 – Vendas de cada frota por dia observado

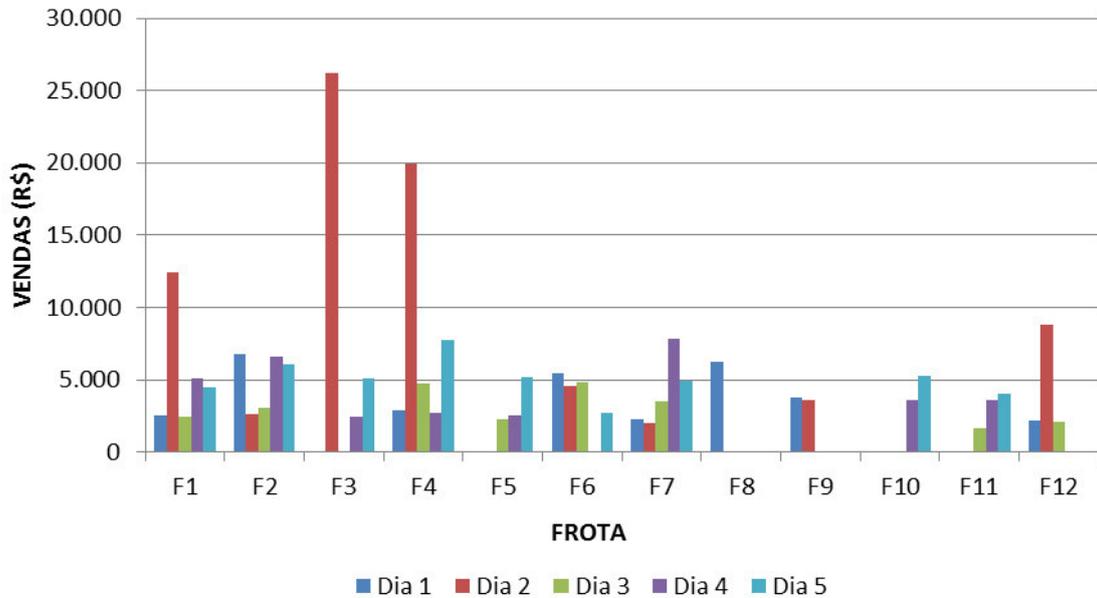
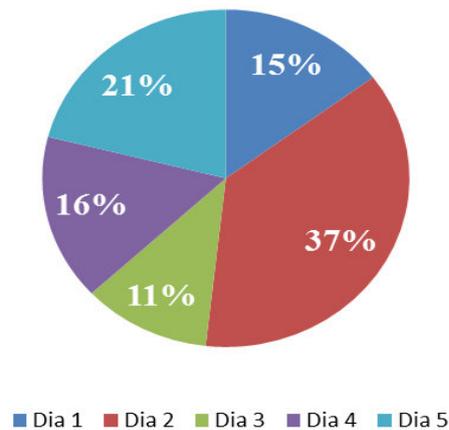


Figura 24 – Porcentagem do total de vendas (R\$) por dia observado



A Figura 25 apresenta a visão dos custos nos dias observados, segmentando as participações entre custos fixos e custos variáveis. Apesar do 5º dia ser responsável pelo maior custo diário, os custos diários seguem uma distribuição com bastante homogeneidade, variando entre 19% e 22%, como ilustrado na Figura 26. Quanto à distribuição entre a participação dos custos fixos e dos custos variáveis em relação ao custo, total também é possível observar que os valores sofrem pouca variação, conforme apresentado na Figura 27.

Figura 25 – Custos por dias observados

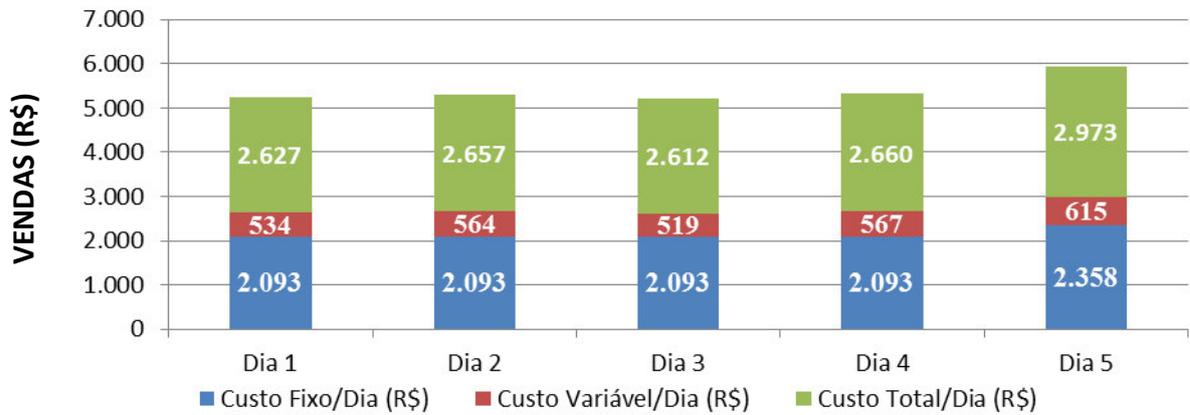


Figura 26 – Porcentagem do custo total (R\$) por dia observado

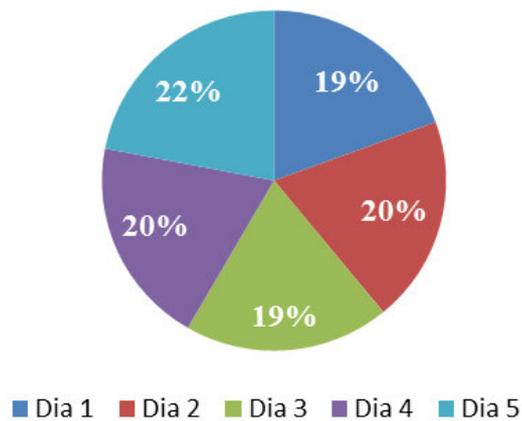
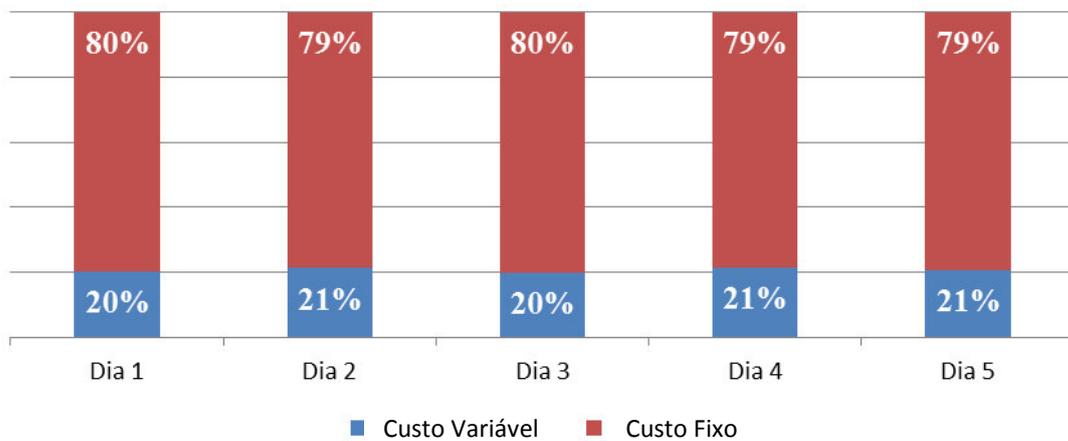


Figura 27 – Composição dos custos totais por dia observado



5.2.3 Resultados obtidos com o algoritmo AG_PCV_GPS

As medidas descritivas das variáveis nos dias observados estão ilustradas na Tabela 19, que segue abaixo. Observa-se que a quantidade total de KM rodado foi de 2.844,80 e com a utilização da ferramenta de otimização o KM foi reduzido para 1.933,91. A redução também aparece quando o custo total é comparado. Foram gastos R\$ 13.529,50 e o custo com a otimização reduz para R\$ 12.490,50.

Tabela 19 – Medidas descritivas das variáveis nos dias observados

	Total	Média	Desvio-Padrão	% C.V.
KM TOTAL REALIZADO	2844,80	568,96	47,03	8,27
KM TOTAL COM A OTIMIZAÇÃO	1933,91	386,78	41,39	10,70
CUSTO TOTAL REALIZADO	R\$ 13.529,50	R\$ 2.705,90	150,87	5,58
CUSTOS TOTAL COM A OTIMIZAÇÃO	R\$ 12.490,50	R\$ 2.498,10	132,90	5,32
QUANTIDADE DE ENTREGAS	434,00	86,80	11,39	13,12

Na Tabela 20 observa-se que a média de quilômetros economizados por dia é de 182,18, em uma amostra de 5 dias. Na Tabela 21, observa-se que a média de quilômetros economizados por frota é de 22,63 em uma amostra de 12 dias de 73 frotas. Para a estimação da média populacional de economia de KM percorridos e custo, por dia e por frota, construiu-se um intervalo de confiança.

Tabela 20 – Medidas descritivas para KM e custo economizado total por dia (amostra de 5 dias)

	Média	Desvio-padrão	%C.V.	I. C. (95%)
KM economizados	182,18	6,09	3,34	[174,72 ; 189,64]
Custo economizado	207,80	49,47	23,81	[147,20 ; 268,40]

Tabela 21 – Medidas descritivas para KM e custo economizado total por frota (amostra de 5 dias)

	Média	Desvio-padrão	%C.V.	I. C. (95%)
KM economizados	22,63	11,76	51,95	[16,30 ; 28,96]
Custo economizado	26,75	11,81	44,14	[20,40 ; 33,12]

Um intervalo de confiança é um intervalo de valores obtidos a partir de informações amostrais e determinado de tal maneira que haja uma probabilidade desse intervalo conter o valor desconhecido de um parâmetro que se deseja estimar.

Quando não conhecemos o desvio padrão da população (σ), temos que estimá-lo usando o desvio padrão da amostra (s), que é a raiz quadrada da variância (s^2):

$$s^2 = \frac{\sum(x_i - \bar{x})}{n - 1}$$

$$\text{Usa-se a estatística } T = \frac{\bar{x} - \mu}{s/\sqrt{n}} \sim t_{(n-1)}$$

Como se trata de uma população finita de tamanho $N= 300$ dias amostra $n= 5$ dias e ser amostragem sem reposição, o cálculo do intervalo de confiança é dado por:

$$\text{IC} = \left(\bar{x} - t \frac{s}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{N-n}{N-1}} ; \bar{x} + t \frac{s}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{N-n}{N-1}} \right)$$

Na Tabela 20, I.C. (95%) significa que há 95% de chance do intervalo $174,72 < \mu < 189,64$ conter o valor médio de KM economizados e 95% de chance do intervalo $147,20 < \mu < 268,40$ conter o valor médio de custo economizado.

Conforme aprestando na Figura 28 abaixo, o algoritmo desenvolvido conseguiu atingir o objetivo proposto, reduzindo consideravelmente a quilometragem da rota em todos os dias observados no caso prático. Outro dado relevante é ilustrado na Figura 32, onde cada ponto do diagrama corresponde ao KM percorrido pela frota i e dia j , $i= 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12$ e $j= 1, 2, 3, 4, 5$, medidos na prática e otimizados pelo algoritmo. A linha marcada no diagrama corresponde à situação onde o KM percorrido não se alterou depois da otimização pelo algoritmo.

Para todas as frotas, os KM otimizados pelo algoritmo são menores que os KM percorridos. Observa-se que todos os pontos estão abaixo desta linha na Figura 29, ou seja, para todos as frotas, a otimização fez efeito. Grande parte destes pontos está bem distante da linha, mostrando que a redução dos KM depois da otimização não foi pequena.

Figura 28 – Comparação entre o quilometro percorrido e quilometro otimizado por dia

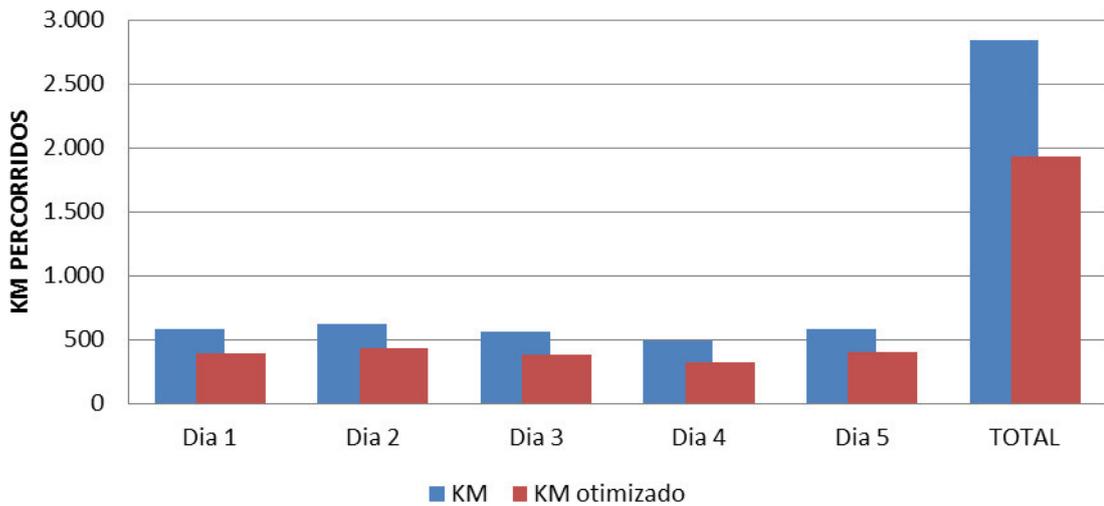
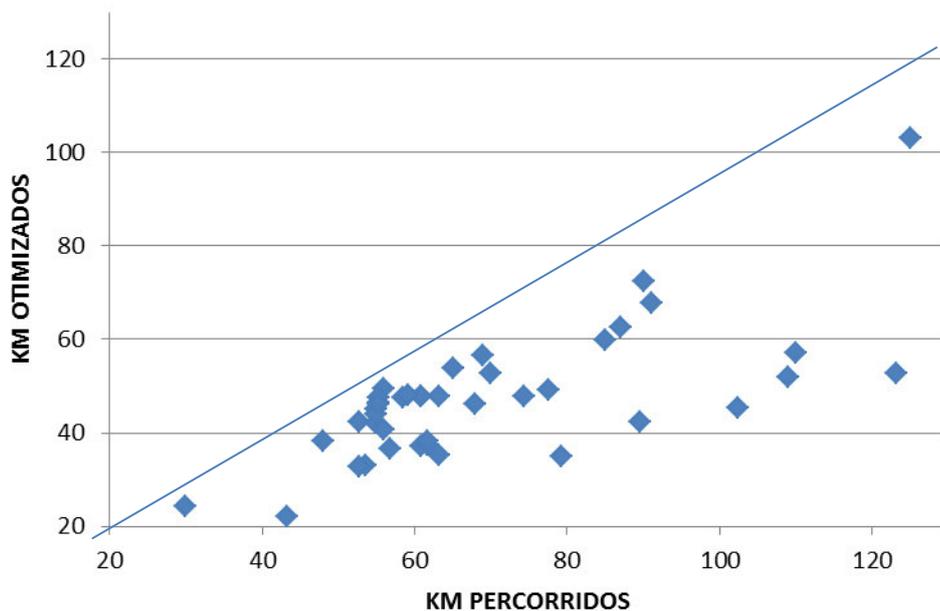


Figura 29 – Dispersão dos KM percorridos, por cada frota no dia, *versus* KM otimizado



O mesmo comportamento da otimização de KM pode ser percebido na otimização de custo, conforme as Figuras 30, 31 e 32.

Figura 30 – Comparação entre o custo total e o custo total otimizado pelo algoritmo por dia observado

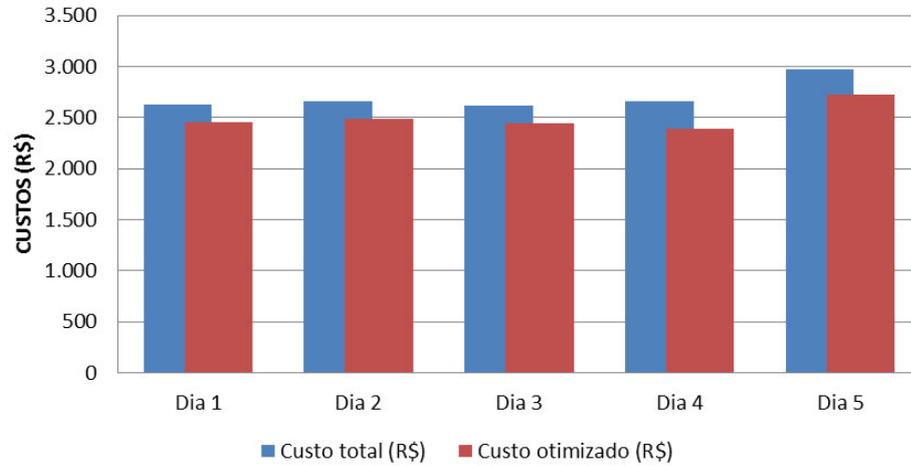


Figura 31 – Gráfico de dispersão do custo total *versus* custo total otimizado em cada frota no dia

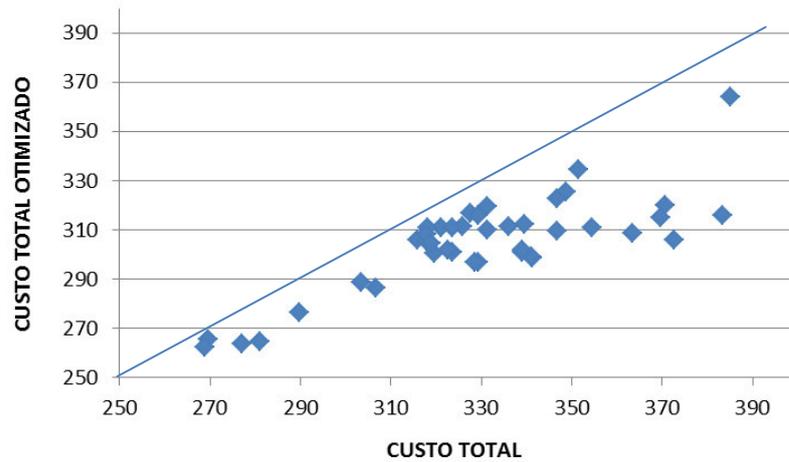
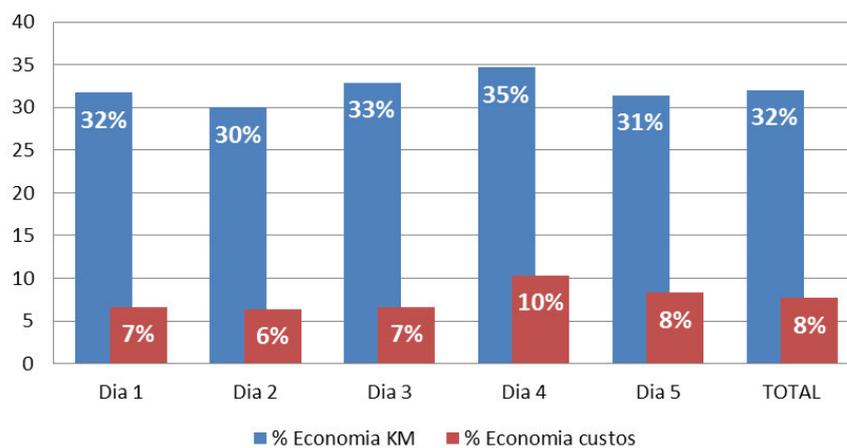


Figura 32 – Porcentagem de economia de quilômetros percorridos e custos totais



A economia com a solução otimizada pode ser observada na Figura 33, onde é apresentado um exemplo de rota onde os clientes estão bem dispersos geograficamente. A solução criada com base nos critérios adotados pela empresa faz com que o veículo realize deslocamentos desnecessários.

Figura 33 – Exemplo 1: roteiro realizado e roteiro otimizado



Na Figura 34, onde os clientes estão mais concentrados geograficamente, também é possível evidenciar a otimização. A solução criada com base nos critérios adotados pela empresa faz com que o veículo cometa deslocamentos desnecessários.

Figura 34 – Exemplo 2: roteiro realizado e roteiro otimizado



A Tabela 22 apresenta os resultados individuais de cada frota por dia observado. Observa-se que em todos os dias e em todas as rotas, houve economia de KM, e conseqüentemente de custos operacionais. Com a utilização da ferramenta, a solução otimizada apresentou uma economia média diária por frota de 22 KM e em valores monetários de R\$ 25,00.

O custo total das rotas no período observado foi de R\$ 13.529,00 e com a otimização o valor reduziu para R\$ 12.491,00, ou seja, uma redução de aproximadamente 7,7% nos custos operacionais. Admitindo que este valor médio de economia em R\$/frota seja ampliado aos 77 veículos, que rodam 300 dias ao ano, a economia anual estimado é de $77 \times 25 \times 300 = \text{R\$ } 577.500,00$.

Tabela 22 - Economias de KM e R\$ com a solução otimizada

Dia Observado	Frota	Entregas	Km Total Realizado	Custo Total/Dia (R\$) Realizado	Km Total com a Otimização	Custo Total/Dia (R\$) com a Otimização	Km Economizados/Dia com a Otimização	R\$ Economizados/Dia (R\$) com a Otimização
1	1	18	56	270	49	266	7	4
	2	4	58	321	47	311	11	11
	3	12	53	316	42	306	11	10
	4	5	123	383	53	316	71	68
	5	9	90	352	72	335	18	17
	6	16	63	326	48	311	15	15
	7	10	79	341	35	299	44	42
	8	13	55	318	48	311	8	7
2	1	13	91	290	68	276	23	13
	2	5	55	318	42	306	13	12
	3	22	125	385	103	364	22	21
	4	20	87	349	63	325	24	23
	5	6	55	318	45	308	10	10
	6	4	57	320	37	300	20	19
	7	8	110	371	57	320	53	51
	8	2	43	307	22	286	21	20
3	1	13	55	269	44	262	11	6
	2	4	56	319	41	304	15	15
	3	26	65	328	54	317	11	11
	4	11	61	324	48	311	13	13
	5	7	85	347	60	323	25	24
	6	3	78	340	49	312	28	27
	7	11	61	324	37	301	24	23
	8	9	102	363	45	309	57	55
4	1	17	61	281	48	265	13	16
	2	4	68	347	46	310	22	37
	3	10	63	341	35	299	28	42
	4	3	30	304	24	288	6	15
	5	11	55	331	47	310	9	22
	6	4	54	329	33	297	21	33
	7	17	74	354	48	311	27	43
	8	11	90	373	42	306	47	67
5	1	16	55	277	46	264	9	13
	2	5	59	336	48	311	11	25
	3	4	109	370	52	315	57	55
	4	5	48	323	38	302	10	21
	5	22	69	331	57	319	12	12
	6	12	53	329	33	297	20	32
	7	5	62	339	37	301	24	38
	8	21	70	329	53	316	17	14
	9	16	62	339	38	302	23	37
TOTAL		434	2845	13529	1934	12491	911	1039
MÉDIA		11	69	330	47	305	22	25

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo são apresentadas as conclusões da dissertação com base nos resultados obtidos nos experimentos computacionais e as sugestões para trabalhos futuros.

6.1 Conclusões

Neste trabalho, um dos objetivos foi propor uma aplicação baseada na Metaheurística Algoritmos Genéticos (AG), para ser utilizada na resolução do problema de distribuição física de produtos, a fim de obter maior eficiência logística na construção da sequência de entregas. Para tanto, após realizar ampla revisão literária, foi possível desenvolver uma aplicação baseada na estrutura dos AGs, incrementada com heurísticas de construção e melhoria dos roteiros, capazes de atacar com eficiência o problema logístico, baseado na resolução do Problema do Caixeiro Viajante, identificado na pesquisa.

Os experimentos computacionais acadêmicos permitiram mensurar o desempenho do método, através de instâncias consolidadas na literatura. Além da solução final, o desempenho individual dos operadores genéticos propostos em cada etapa do AG também foi analisado, partindo da população inicial, representando um grupo de soluções para o problema, e percorrendo vários locais do espaço de busca com o objetivo de explorar um número expressivo de soluções viáveis construídas e apresentando a melhor delas, evitando desta forma, a convergência prematura e a análise de soluções repetidas, como preconiza os conceitos evolucionários modernos do AG.

Os resultados obtidos nos experimentos acadêmicos foram satisfatórios para que o método fosse aplicado na prática, haja vista que se gastou poucos recursos computacionais em tempo e memória. Em várias instâncias, o desempenho do AG alcançou níveis bastante razoáveis de satisfação quanto à solução apresentada para o problema. Nas instâncias práticas, o método proposto gerou excelentes soluções para aplicação em campo, através da redução dos deslocamentos da frota, e por via de consequência, redução dos custos operacionais. Em

todas as rotas, de todos os dias observados, as soluções geradas pelo algoritmo apresentaram resultados melhores do que as rotas praticadas pela Distribuidora. Além disso, à medida que os deslocamentos aumentavam a redução também ficava evidente em aumentar. Além do aspecto financeiro, a ferramenta desenvolvida também pode gerar ganhos em gestão, com a formulação mais eficiente dos custos envolvidos neste problema, a partir da referência da quilometragem necessária para cumprimento dos roteiros.

6.2 Sugestões para trabalhos futuros

Dois destaques são descritos como sugestões para trabalhos futuros. O primeiro diz respeito ao aprimoramento do algoritmo desenvolvido para resolver tanto o PCV como o problema específico, melhorando o desempenho da qualidade das soluções apresentadas como solução do problema. Pode-se aplicar o AG com novos operadores genéticos de mutação e cruzamento, diversificando e intensificando a busca. O segundo destaque trata da inserção e melhoria dos dados usados na formulação dos custos das rotas, fazendo com que estes valores se aproximem cada vez mais da realidade financeira executada pela empresa.

7 REFERÊNCIAS

APPLEGATE, D. L.; BIXBY, R. E.; CHVÁTAL, V.; COOK, W. J. **The Traveling Salesman Problem: A Computational Study**. New Jersey: Princeton University Press, 2006.

ARBACHE, F. **Gestão de Logística, Distribuição e Trade Marketing**. 3. ed. Rio de Janeiro: FGV, 2006.

AVNER, P.; BRULS, T.; PORAS, I. et al. A radiation hybrid transcript map of the mouse genome. **Nature Genetics**, v. 29, p. 194–200, 2001.

BAKER, B. M. A genetic algorithm for the vehicle routing problem. **Computers & Operations Research**, v. 30, n. 5, p. 787-800, 2003.

BALLOU, R. H. **Logística Empresarial: transportes, administração de materiais e distribuição física**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

BERTAGLIA, P. R. **Logística e gerenciamento da cadeia de abastecimento**. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2009.

BLAND, R. E.; SHALLCROSS, D. F. Large Traveling Salesman Problem Arising from Experiments in X-ray Crystallography: a Preliminary Report on Computation. **Operations Research Letters**, v. 8, p. 125-128, 1987.

BOWERSOX, D. J.; CLOSS, D. J. **Logística Empresarial: o processo de integração da cadeia de suprimento**. São Paulo: Atlas, 2001.

CALDAS, M. A. F.; SANTOS, D. A. **Uma heurística para roteamento de frota de veículos para a distribuição de bebidas em uma região urbana**. In: XL SBPO – SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, 2008, João Pessoa. Anais de resumos. João Pessoa: Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional, 2008.

CAMPELLO, R. E.; MACULAN, N. **Algoritmos e Heurísticas. Desenvolvimento e Avaliação de Performance.** Rio de Janeiro: Editora da Universidade Federal Fluminense, 1994.

CASTIGLIONI, J. A. M. **Logística operacional:** guia prático. São Paulo: Erica, 2009.

CHIAVENATO, I. **Administração de vendas:** uma abordagem introdutória. Rio de Janeiro: Campus, 2005.

CLARKE, G.; WRIGHT, J. W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. **Operations Research**, v. 12, n. 4, p. 568-581, 1964.

COOK, S. A. **The complexity of theorem-proving procedures.** In: ACM Symposium on Theory of Computing, New York, 151, 2009. Proceedings of the 3rd Annual... New York: ACM, 1971.

CORBERÁN, A.; FERNÁNDEZ, E.; LAGUNA, M. et. al. **Heuristic solutions to the problem of routing school buses with multiple objectives.** València: Departament d'Estadística i Investigació Operativa, 2000.

CORMEN, T. H.; LEISESON, C. E.; RIVEST, R. L. et al. **Algoritmos:** teoria e prática. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2002.

CROES, G.A. A method for solving travelling salesman problems. **Operations Research**, v. 6, n. 6, p. 791-812, 1985.

CROWDER, H.; JOHNSON, E. L.; PADBERG, M. W. Solving Large Scale Zero One Linear Programming Problems. **Operational Research**, v. 31, p. 808-834, 1983.

CUNHA, C. B. Aspectos práticos da aplicação de modelos de roteirização de veículos a problemas reais. **Revista Transportes da ANPET**, v. 8, n. 2, p.51-74, 2000.

CUNHA, C. B.; BONASSER, U. D. E.; ABRAHÃO, F. T. M. *et al.* **Experimentos computacionais com heurísticas de melhorias para o problema do caixeiro viajante.** In:

XVI CONGRESSO DA ANPET, 2002, Natal. Anais de resumos. Natal: Associação Nacional de Pesquisa e Ensino em Transportes, 2002.

DAVIS, L. D. **Adapting operator probabilities in genetic algorithms**. Separata de: SCHAFFER, J. D. (ed.). Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, 1989.

DORIGO, M.; MANIEZZO, V.; COLORNI, A. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. **IEEE Transactions on systems, man and cybernetics**, v. 26, n. 1, p. 29–41, 1996.

DORNIER, P., ERNST, R., FENDER, M., KOUVELIS, P. **Logística e operações globais: Textos e Casos**. São Paulo: Atlas, 2000.

DRÉO, J.; PÉTROWSKI, A.; SIARRY, P.; TAILLARD, E.; **Metaheuristics for Hard Optimization Methods and Case Studies**. New York: Springer, 2006.

DUMITRESCU, I.; STÜTZLE, T. **A survey of methods that combine local search and exact algorithms**. Technical Report AIDA-03-07, Germany: 2003.

FARIA, A. C. de, COSTA, M. de F. G. da. **Gestão de custos logísticos**. São Paulo: Atlas, 2005.

GEN, M. **Genetic Algorithms and Their Applications**. Handbook of Engineering Statistics. London: Springer, 2006.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GOMES, F. R. A. **Algoritmo genético aplicado aos problemas de sequenciamento Flowshop sem e com restrição de espera**. Dissertação. (Mestrado em Logística e Pesquisa Operacional) – Programa de pós graduação em Logística e Pesquisa Operacional, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2008.

GOMES, R. F. S.. **Aplicação da metaheurística Tabu Search na otimização de rotas de manutenção preventiva em campo**. Dissertação – (Mestrado em Engenharia de Sistemas Logísticos) - Programa de pós graduação em Logística e Pesquisa Operacional, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2011.

GONNET, G.; KOROTENSKY, C.; BENNER, S. Evaluation measures of multiple sequence alignments. **Journal of Computational Biology**, v. 7, n. 1-2, p. 261-276, 2000.

GOLDBARG, M.; LUNA, P. L. **Otimização Combinatória e Programação Linear**. 2. ed. Rio de Janeiro: Editora Campus, 2005.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, optimization and machine learning**. Boston: Addison Wesley Reading Publishing, 1989.

GRÖTSCHEL, M. **Polyedrische Charakterisierungen kombinatorischer Optimierungsprobleme**. Anton Hain Verlag Meisenheim/Glan: 1977.

GUIMARÃES, M. A. N. **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de Busca Tabu**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 2005.

GUIMARÃES, M. A. N. **Plataforma integrada para o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando metaheurísticas**. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 2009.

HARA, C. M. **Logística: Armazenagem, Distribuição e Trade Marketing**. 3. ed. São Paulo: ALINEA, 2010.

HAUPT, R. L.; HAUPT, S.E. **Practical Genetic Algorithms**. USA: Wiley, 2004.

HELD, M.; KARP, R. M. The traveling-salesman problem and minimum spanning trees: part II. **Mathematical Programming**, v. 1, p. 6-25, 1971.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introdução à pesquisa operacional**. 8. ed. Porto Alegre: AMGH, 2010.

HOFFMAN, A. J.; WOLFE, P. **History in The Traveling Salesman Problem**. USA:Wiley, 1985.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural artificial systems**. Michigan: Michigan Press, 1975.

KORTE, B. H. **Applications of combinatorial optimization**. In: IRI, M.; TANABE, K. *Mathematical Programming: recent developments and applications*. Kluwer, Dordrecht, 1989, p.1-55.

KOZA, J. R. **Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection**. Cambridge: MIT Press, 1992.

LAND, A. H.; DOIG, A. G. An automatic method for solving discrete programming problems. **Econometrica**, v. 28, p. 497–520, 1960.

LAWLER, E. L.; RINNOOY-KAN, A. H. G.; Lenstra, J. K.; Shmoys, D. B. **The Traveling salesman problem: a guided tour of combinatorial optimization**. New York: Wiley, 1985.

MAREDA, A. **History, Analysis, and Implementation of Traveling Salesman Problem (TSP) and Related Problems**. Thesis. Department of Computer and Mathematical Sciences. University of Houston, Houston, 2010.

MERZ, P. **Memetic algorithms for combinatorial optimization problems: Fitness landscapes and effective search strategies**. (Thesis) - Parallel Systems Research Group. Department of Electrical Engineering and Computer Science. University of Siegen, Siegen, 2000.

MITCHELL, Melanie. **An introduction to genetic algorithms**. Cambridge: MIT Press, 1998.

NEVES, Marco Antônio Oliveira. **Indicadores de desempenho em logística**. Guia do Transportador. Disponível em: <http://www.guiadotrc.com.br/logistica/indicadores_desempenho_logistica.asp> Acesso em 11 de novembro de 2013.

NOVAES, ANTÔNIO G. **Logística e Gerenciamento da Cadeia de Distribuição: estratégia, operação e avaliação**. Rio de Janeiro: Campus, 2007.

PADBERG, M.; RINALDI, G. Optimization of a 532-city symmetric traveling salesman problem by branch and cut. **Operations Research Letters**, v. 6, p. 1-7, 1987.

REEVES, C. R. **Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems**. London: McGraw-Hill, 1995.

REEVES, C. R.; ROWE, J. E. **Genetic Algorithms: principles and perspectives, a guide to GA theory**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003.

RIBEIRO, JANAÍNA RODRIGUES et al. **Logística de distribuição: estratégias e considerações sobre armazenagem, transportes e roteirização**. ANPET – Associação Nacional de Pesquisa e Ensino em Transportes. 2010. Disponível em: http://www.anpet.org.br/ssat/interface/content/autor/trabalhos/publicacao/2010/373_AC.pdf. Acesso em 25 de agosto de 2011.

RICH, E.; KNIGHT, K. **Inteligência Artificial**. 2. ed. São Paulo: Makron Books, 1993.

ROTHLAUF, F. **Representations for genetic and evolutionary algorithms**. 2nd ed. New York: Springer, 2006.

SCHEPKE, C.; SCHOPF, E. C.; SILVA, M. L.; SILVA, P. F. **Um Estudo da Aplicação de Heurísticas Construtivas e de Melhoramento para um Problema de PRV.** In: III SIMPÓSIO DE INFORMÁTICA DA REGIÃO CENTRO DO RS. Anais. SIRC/RSSANTA MARIA, 2004.

SILVA, J. L. C.; SOMA, N. Y.; VIANA, G. V. R. **Um algoritmo genético híbrido construtivo para problemas de otimização combinatória permutacional.** In: XII CLAIO - Congresso Latinoamericano de Investigación de Operaciones. Anales...Havana, 2004.

SOLOMON, M. M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time windows constraints. **Operations Research**, v. 35, n. 2, p. 254-265, 1987.

SOUSA, A. S. **Tomada de decisão fuzzy e Busca Tabu aplicada ao planejamento da expansão de sistemas de transmissão.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Carlos, São Paulo: 2009.

VALENTE, A. M. *et al.*, **Gerenciamento de transporte e frotas.** 2. ed. São Paulo: CENGAGE, 2008.

VIANA, GERARDO V. R. **Meta-heurísticas e programação paralela em otimização combinatória.** Fortaleza: UFC, 1998.

VITTES, F. J. **Optimizing the performace of a chip shooter machine.**

Dissertation - (Master of Science In Industrial and Systems Engineering). Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University, 1999.

YIN, R. K. **Estudo de caso: planejamento e métodos.** 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.