

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Uso dos Algoritmos Genéticos para a Otimização de Rotas de Distribuição

Neli Gomes Lisboa Malaquias

Uberlândia
Dezembro
2006

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**

Uso dos Algoritmos Genéticos para a Otimização de Rotas de Distribuição

Neli Gomes Lisboa Malaquias

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, perante a banca de examinadores abaixo, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Ciências. Aprovada em 24 de novembro de 2006.

Banca examinadora:

Keiji Yamanaka, Ph. D.	orientador	UFU
Tânia Regina Brasileiro Azevedo Teixeira, Dr.	co-orientadora	UFU
Marcone Jamilson Freitas, Dr.		UFOP
Luciano Vieira Lima, Dr.		UFU

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

M237u Malaquias, Neli Gomes Lisboa, 1965-

 Uso dos algoritmos genéticos para a otimização de rotas de distribuição / Neli Gomes Lisboa Malaquias. - 2006.
 111 f. : il.

 Orientador: Yamanaka, Keiji.

 Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

 Inclui bibliografia.

 1. Algoritmos genéticos - Teses. 2. Otimização combinatória - Teses. 3. Caminhões - Rotas - Levantamentos - Teses. 4. Medicamentos - Transporte - Teses. 5. Logística empresarial - Estudo de casos - Teses. I. Keiji, Yamanaka. II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU: 681.3.06

Uso dos Algoritmos Genéticos para a Otimização de Rotas de Distribuição

Neli Gomes Lisboa Malaquias

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Prof. Dr. Keiji Yamanaka
Orientador

Prof. Dr. Darizon Alves de Andrade
Coordenador do curso de Pós-Graduação

A Deus que criou condições para a realização deste trabalho.
Ao meu amado esposo José Romildo por seu apoio incondicional.
Aos meus queridos filhos, Ana Carolina, Felipe e Luíza, pela compreensão e carinho.

Sumário

Resumo	xv
Abstract	xvi
1 Introdução	1
1.1 Caracterização geral do problema	3
1.2 Motivação	6
1.3 Objetivos	9
1.4 Um breve histórico	11
1.5 Metodologia	12
1.5.1 Técnicas adotadas na pesquisa teórico-aplicada descritiva	13
1.6 Estrutura do texto	14
2 O Problema e sua Contextualização	16
2.1 Evolução histórica	16
2.2 Farma Service	18
2.3 Ciclo do pedido	20
2.4 Solução atualmente utilizada	22
2.5 Caracterização dos sistemas de roteirização existentes no mercado	23
3 Técnicas de Otimização	28
3.1 Otimização combinatória	28
3.2 Métodos utilizados para resolução de problemas de roteirização e programação de veículos	29

3.2.1	Métodos heurísticos	30
3.2.2	Algoritmos aproximados	31
3.2.3	Relaxação lagrangeana	32
3.2.4	Heurística clássica de Clarke e Wright	32
3.2.5	Meta-heurísticas	33
3.2.6	<i>Simulated annealing</i>	34
3.2.7	Busca tabu	34
3.2.8	Colônia de formigas no problema do <i>dial-a-ride</i>	35
3.3	Inteligência Artificial	35
3.4	<i>Data Warehouse</i>	36
3.5	Análise estatística	38
3.6	Redes neurais artificiais	39
3.7	Algoritmos evolucionários	40
4	Algoritmos Genéticos	43
4.1	Introdução	43
4.2	Representação das soluções viáveis	45
4.2.1	Representação binária	45
4.2.2	Representação em ponto flutuante	47
4.2.3	Representação por inteiros	48
4.3	Função de aptidão	48
4.4	População inicial	48
4.5	Operadores genéticos	49
4.6	Cruzamento	49
4.6.1	Seleção	50
4.6.2	Operadores de cruzamento	50
4.7	Mutação	51
4.7.1	Operadores de mutação	51
4.8	Elitismo	51
5	O Problema do Caixeiro Viajante	53

5.1	Introdução	53
5.2	Representação de uma solução	55
5.3	Função de custo	57
5.4	Função de aptidão	58
5.5	Operadores genéticos	58
5.5.1	Operadores de cruzamento	59
5.5.1.1	Cruzamento de mapeamento parcial (PMX)	59
5.5.1.2	Operador de Cruzamento <i>Edge Recombination</i> (ERX)	60
5.5.1.3	Cycle crossover (CX)	62
5.5.1.4	Order Crossover (OX)	63
5.5.1.5	Order Based Crossover (OX2)	64
5.5.2	Operadores de mutação	65
5.5.2.1	Mutação por troca (EM)	65
5.5.2.2	Mutação por inversão simples (SIM)	65
5.5.2.3	Displacement Mutation (DM)	66
5.5.2.4	Insertion Mutation (ISM)	67
5.5.2.5	Inversion Mutation (IVM)	67
5.5.2.6	Scramble Mutation (SM)	67
5.6	Hibridização	68
6	O Problema de Roteirização de Veículos	69
6.1	Descrição do problema	69
6.2	Representação de uma solução	70
6.3	Função custo	72
6.4	Operadores genéticos	73
7	Resultados Computacionais	74
7.1	Sistema desenvolvido	74
7.2	Problemas teste	76
7.3	Parâmetros do algoritmo genético	79
7.4	Comparação com resultados encontrados na literatura	86

8	Conclusões e Trabalhos Futuros	87
8.1	Trabalhos futuros	88
A	Listagem de programas	90
A.1	Partial Mapped Crossover (PMX)	90
A.2	Displacement Mutation (DM)	91

Lista de Figuras

2.1	Fluxo da cadeia de suprimentos para distribuição de medicamentos.	19
4.1	Fluxo de controle do algoritmo evolutivo.	44
5.1	Mapa das cidades em um problema do caixeiro viajante.	55
5.2	Exemplo de uma rota.	56
5.3	Solução ótima encontrada para o exemplo.	58
5.4	Mutação por troca (EM).	65
5.5	Mutação por inversão simples (SIM).	66
6.1	Exemplo de roteiros.	70
7.1	Tela de execução do protótipo implementado.	75
7.2	Uma das melhores soluções encontradas para o problema da tabela 7.1.	78

Lista de Tabelas

2.1	Principais características de alguns roteirizadores.	17
2.2	Classificação dos problemas de roteirização pura.	25
4.1	Correspondência entre seqüências binárias e valores no intervalo $[0, 512[$	47
5.1	Dimensão do espaço de busca em função do número de cidades no problema do caixeiro viajante.	54
5.2	Coordenadas das cidades de um problema do caixeiro viajante.	56
5.3	Distâncias entre as cidades de um problema do caixeiro viajante.	57
7.1	Dados do problema teste.	77
7.2	Valores <i>default</i> para os parâmetros do algoritmo genético.	79
7.3	Comparação dos resultados obtidos com as melhores soluções conhecidas para várias instâncias do problema de roteirização de veículos. O programa foi executado dez vezes para cada instância.	86

Lista de Gráficos

4.1	Gráfico de $f(x) = -x \sin(\sqrt{ x }) $ no intervalo $[-512, 512]$	46
7.1	Comparação dos algoritmos genéticos utilizados.	80
7.2	Comparação dos operadores de cruzamento.	81
7.3	Comparação dos operadores de mutação.	82
7.4	Comparação de diferentes taxas de cruzamento.	83
7.5	Comparação de diferentes frequências de mutação.	84
7.6	Comparação de diferentes tamanhos de população.	85

Agradecimentos

Ao meu Deus pela vida, esperança, fé, coragem e por tudo que tenho e sou.

Aos meus queridos pais, João e Terezinha (*in memoriam*), que estão vivos em meu coração e em minhas atitudes. O exemplo de vida por eles ensinado continua ajudando-me a ser uma pessoa melhor a cada dia, e certamente estará comigo até o dia em que os encontre, quando então permaneceremos juntos para sempre.

Aos meus queridos irmãos Edson e Joel (*in memoriam*), cuja lembrança ainda persiste em fazer bem ao meu coração, e Elias, Israel e Geny, cujo amor, carinho e compreensão transformam os momentos mais difíceis da minha vida em pesos leves, ajudando-me a ver sempre uma luz no fim do túnel.

Ao meu amado esposo José Romildo que sempre me apoiou de forma incondicional. A sua compreensão e colaboração foram fundamentais para a conclusão deste trabalho.

Aos meus queridos filhos Felipe, Ana Carolina e Luíza por tornarem minha existência mais feliz e interessante e até mesmo nos momentos de algum desânimo, escrevem textos e poemas para mim.

Ao meu orientador professor Keiji Yamanaka, pelo incentivo, confiança, amizade, e importante orientação no trabalho.

Aos professores Marcone e Tatiana pelo importante interesse em ajudar no desenvolvimento deste trabalho.

À querida professora Tânia pela co-orientação e grande presteza, durante o curso e também pela sua dedicação e amor ao trabalho que conduziram à escolha do tema e elaboração desta dissertação.

À minha amiga Valéria por sua amizade, competência e importante contribuição para escrevermos o artigo.

À minha grande amiga Rosane por compartilhar comigo todos os momentos difíceis.

Ao meu amigo João Barbosa pela presença e amizade.

Às minhas amigas Pilar, Keila e Elisabeth que cuidaram dos meus filhos com amor e carinho enquanto precisei estar em São Paulo com minha mãe.

Aos demais professores que contribuíram com seus ensinamentos durante todo o curso e

pelo seu pronto atendimento quando solicitados.

À Marli pela compreensão e competência em tratar dos assuntos do meu interesse em momentos que estive incapaz de pensar ou lembrar dos compromissos e prazos.

Neli Gomes Lisboa Malaquias

Resumo

Quando se analisa a cadeia de abastecimento do setor farmacêutico, identifica-se pontos críticos do modelo atual de entregas de medicamentos às farmácias, clientes diretos da distribuidora, que exigem pedidos completos (in full) e nos prazos combinados (on time).

Diante deste contexto, este trabalho tem início com a avaliação do processo logístico de uma distribuidora de medicamentos, mediante estudo de campo para diagnosticar e desenvolver um núcleo de roteirização de veículos básico, tendo em vista que a otimização da distribuição irá reduzir custos e principalmente o atraso nas entregas.

Mediante a complexidade e relevância do problema no contexto logístico, foi escolhida a abordagem utilizando a metaheurística Algoritmos Genéticos pela sua robustez diante das características do problema. É um método iterativo que possui alguma inteligência no processo de busca por soluções que não param no primeiro ótimo local encontrado.

O problema é otimizar a alocação das entregas para os veículos disponíveis, levando em consideração as restrições de cada veículo, de tal forma que a distância total percorrida por todos eles seja mínima. A representação das soluções e os operadores genéticos utilizados são baseados no problema do caixeiro viajante.

Para que os Algoritmos Genéticos produzam resultados competitivos nessa classe de problemas, precisa ser hibridizado com um método de busca local aplicada a cada geração a determinados indivíduos, por exemplo, um método de descida. Com isso, geram soluções de melhor qualidade se comparadas às soluções geradas pelos métodos heurísticos convencionais.

Para a implementação foi utilizada a linguagem Ocaml, cujas características permitem um desenvolvimento mais rápido, sujeito a menos erros, quando comparados à outras linguagens comumente utilizadas no mercado, como C, C++ e Java.

Para testar o sistema foram utilizados problemas conhecidos na literatura, cujos resultados demonstram que é possível automatizar a construção de roteiros com custo otimizado, para atender a distribuição de medicamentos aos clientes, levando em consideração diversas restrições, como capacidade de volume e limitação do valor das mercadorias transportadas.

Palavras-chave

Roteirização, algoritmo genético, otimização.

Abstract

When the supply chain of medicine logistic is analysed, critical points can be found in the actual model of deliveries to the drugstores, which are the direct clients of the dealer. The clients demand full requests to be delivered on time.

In this context, this work starts with the evaluation of the logistic process of the dealer. A field study has been conducted in order to diagnose and develop a core system for vehicle routing. The idea is that an optimized delivering process will reduce costs and, most importantly, the delay on deliveries.

Considering the complexity and relevance of the problem in the context of logistics, the chosen approach uses genetic algorithms as the metaheuristic. It is robust enough to tackle the given problem. It is an interactive method with some intelligence in the process of searching for solutions which does not stop on the first local optimum that is found.

The problem is to optimize the allocation of deliveries to the available vehicles, taking into account the restrictions of each vehicle, in such a way that the total travelled distance will be minimized. The representation of the solutions and the genetic operators used are based on the travelling salesman problem.

In order to produce competitive results on this class of problems, Genetic Algorithms need to be associated with a local method of search. This should be done at each iteration of the algorithm. This allows the generation of better solutions when compared to conventional heuristic methods.

The system has been implemented in the Ocaml programming language. Ocaml is a modern language which allow quick development and the code is less error prone, when compared to other programming languages common on the software market, like C, C++ and Java.

Known problems from the literature have been used to test the system. The results show that it is possible to obtain optimized routers to solve the problem of delivery of medicines to the clients, taking into account restrictions like capacity of vehicles and transported value limitations.

Keywords

Routing, genetic algorithm, optimization.

Capítulo 1

Introdução

A globalização, as megafusões, as parcerias, as concentrações do varejo e o crescimento do comércio eletrônico vem desencadeando um processo de transformação na economia, cujo impacto maior é na organização da empresa, o que tem feito da logística empresarial um instrumento essencial para a sobrevivência e sucesso de qualquer empresa que faça parte da cadeia de abastecimento.

O objetivo desta pesquisa é desenvolver e apresentar solução para o problema do atraso nas entregas de uma empresa distribuidora de medicamentos por meio da utilização de técnicas de Inteligência Artificial, em particular são utilizados os algoritmos genéticos, que são aplicáveis em ambientes de natureza complexa, com volumosas transações, e com restrições a serem consideradas, como no caso abordado nesta pesquisa.

As soluções são desenvolvidas e apresentadas por meio do projeto e implementação de um programa de roteirização que irá considerar as restrições como entrada e combiná-las de modo a gerar uma solução otimizada. Esta solução representa um conjunto de rotas que respeitam as restrições determinadas e tem custo menor do que aquela produzida pelo sistema atual.

Para alcançar a preferência do cliente pelo fornecedor e também de atendimento às necessidade dos mesmos em relação às entregas de pedidos completos (*in full*) e nos prazos combinados (*on time*), é necessário priorizar a integração entre as diversas áreas funcionais da empresa.

Assim, ao definir a meta de atender aos clientes conforme a regra *OTIF (On Time In Full)*, parece que se vive um momento apropriado para a evolução deste estudo ao dedicar atenção particular no alinhamento das estratégias competitivas e cadeia de abastecimento para o desenvolvimento deste trabalho.

Percebe-se pela literatura e também por meio do estudo de campo realizado pela autora

que, para a empresa fazer parte da cadeia de abastecimento e ser competitiva, alguns conceitos envolvem a utilização, em conjunto, da tecnologia de informação aliada à logística empresarial, e as técnicas de Inteligência Artificial com ferramentas de análise estatística adequadas. Alguns destes conceitos são:

Medidas de Desempenho , que envolve o uso de métodos de quantificação quanto a eficácia dos investimentos na agregação de valor aos produtos e serviços,

Processos Logísticos , relacionados com a forma de utilização das ferramentas administrativas para o aprimoramento do atendimento ao cliente,

Infra-estrutura , que envolve a integração entre clientes e fornecedores nos aspectos de distribuição física e de informações e

Organização , que se refere a estruturação da logística dentro da capacidade disponível de profissionais da área.

Os Algoritmos Genéticos são utilizados nesta pesquisa por serem um método de otimização combinatória eficaz no tratamento de problemas de distribuição, como os que afetam a entrega de medicamentos, sendo eficaz na definição de rotas dinâmicas de entrega dos pedidos ao construir um modelo otimizado de distribuição, que atende um organismo vivo, chamado mercado, susceptível às constantes variações decorrentes do comportamento das variáveis internas e externas.

A previsão de demanda envolve a análise de dados quantitativos e qualitativos. A análise de crédito pode ser feita utilizando as redes neurais artificiais, por serem adequadas para a resolução de problemas cujos dados são de natureza *fuzzy*. Dados quantitativos como o faturamento da empresa e qualitativos, que envolve, por exemplo, a análise das variáveis que influenciam as decisões de compra dos consumidores, por exemplo, posição geograficamente estratégica, são importantes no momento de tomar decisão sobre qual cliente terá maior probabilidade de comprar.

É importante salientar que a empresa aqui estudada, pertencente a um grupo atacadista-distribuidor, funciona na prática, como uma empresa autônoma, considerada de grande porte no âmbito e complexidade de suas atividades.

Assim, o estudo de campo complementou a pesquisa bibliográfica e permitiu que um série de proposições fosse sistematicamente delineado pela autora e colocado a disposição da organização para ser utilizado pela empresa que presta serviços de distribuição.

1.1 Caracterização geral do problema

De acordo com Assad(1), os problemas de roteirização e programação de veículos (RPV) podem ser classificados com base no conhecimento de quando as informações sobre as demandas de entrega são conhecidas.

No problema de roteamento clássico, todas as demandas são conhecidas antecipadamente. Já no roteamento dinâmico, surgem novas solicitações ao longo da jornada, que resultam em atendimentos, sendo as mesmas inseridas em tempo real nos roteiros em andamento.

Com base nas considerações acima, o desenvolvimento do problema de roteirização de veículos sendo abordado nesta pesquisa está diante de um desafio adicional que diz respeito à questão de quando as demandas são conhecidas, porque o momento em que as demandas são conhecidas é considerado tardio para o início do planejamento da distribuição, isto é, para o início da roteirização.

O desafio adicional consiste então em como considerar este aspecto, que é característico do ramo de negócio, na otimização do planejamento da distribuição.

O *lead time* do pedido é considerado pequeno para a execução do planejamento da distribuição se comparado com a resolução de um problema de roteamento clássico, onde todas as demandas são conhecidas a priori, o que, neste caso, existe o tempo hábil para o planejamento da distribuição.

O processo de produção de pedidos (composição, montagem) tem início antes do encerramento de aceites de pedido. A separação, conferência e etiquetagem dos volumes e o encaminhamento às suas devidas rotas formam um processo contínuo a partir de um determinado horário no período da tarde.

Neste sentido, a não existência do tempo hábil se torna um fator complicador para a realização da roteirização.

Diante deste cenário, a previsão de pedidos tem o seu principal objetivo em contribuir na viabilidade da utilização de um sistema de roteirização e programação de veículos, dado que os pedidos são encaminhados às suas rotas conforme vão sendo concluídos, além do fato de que o horário de fechamento de pedidos ocorre às 21 horas, horário considerado tardio para o início do planejamento da distribuição.

Este problema do fechamento de pedidos não será abordado neste trabalho, que se concentrará no projeto de um núcleo de roteirização básico.

Técnicas de previsão estatística podem ser utilizadas para tentar antecipar os clientes que

farão pedidos no dia.

A solução deste problema será indicada para trabalhos futuros

Neste contexto, entende-se que para desenvolver um sistema de roteirização e programação de veículos, objetivando também, tratar as causas-raízes do problema do atraso nas entregas dos pedidos, faz-se necessária a aplicação de um conjunto de ferramentas, princípios e processos, que integrados ao uso de métodos de armazenamento, estruturação e tecnologias de geração e recuperação das informações sobre o contexto logístico, evidenciam ao máximo os resultados tanto no ambiente interno como no ambiente externo à empresa.

Mediante levantamento de informações realizado pela autora, para a identificação dos fatores críticos de sucesso no contexto da distribuição de medicamentos e também das causas de outros problemas internos e externos da empresa, as variáveis do ambiente externo também afetam os eixos estratégicos. Como exemplo pode-se citar o surgimento de picos nas vendas, decorrentes de fatores ambientais como: acidentes, epidemias, catástrofes naturais, ou outros eventos que podem causar atrasos na entrega de novos pedidos, uma vez que, os imprevistos geram atrasos e falhas devido ao incremento no volume de trabalho e a desorganização das rotinas de composição de lotes para entrega.

Dada a complexidade deste problema, a pesquisa está envolvida com o desenvolvimento de uma solução utilizando a meta-heurística algoritmos genéticos, que pode melhor tratar o grande número de particularidades existente no problema. As meta-heurísticas possuem características diferentes dos métodos heurísticos tradicionais, elas englobam estratégias e técnicas mais avançadas e recentes.

Para uma verificação da realidade existente no contexto da empresa em estudo, ao realizar o estudo de campo, a autora presenciou a operacionalização do (*NR-Routing*), sendo utilizado por uma empresa do grupo.

Apesar de a utilização deste sistema trazer benefícios para a empresa que o utiliza, tendo um *lead time* maior como aliado no planejamento de suas entregas, já no ramo da distribuição de medicamentos não se pode dizer o mesmo. Não que os algoritmos incorporados ao sistema sejam frágeis, que são na maioria das vezes, testados e validados, com várias histórias de sucesso nos seus países de origem, mas principalmente porque carecem de robustez, isto é, devido serem as características e condicionantes da distribuição de medicamentos diferentes daquelas para as quais foram desenvolvidas anteriormente.

Neste contexto, o núcleo de roteirização de veículos a ser desenvolvido nesta pesquisa pode ser definido como um problema integrado de estoque e roteirização, no qual a programação das entregas deve levar em consideração não só aspectos espaciais e os custos dos roteiros, como

também questões como o nível de estoque; problemas de faturamento e roteirização, sendo preciso definir simultaneamente quem vai ser atendido a cada dia.

O problema a ser solucionado nesta pesquisa deriva do clássico problema do caixeiro viajante e pode ser caracterizado como um problema de múltiplos caixeiros viajantes, cuja localização dos clientes está caracterizada em nós, com restrições de capacidade de carregamento dado em cubagem do veículo e limite no transporte de valor da carga, com uma (1) base (centro de distribuição) e demanda que devem ser conhecidas a priori.

A distribuição de medicamentos segue a regra da categoria de negócio de farmácias, que restringe a estocagem da maioria dos itens entregues nos pontos de vendas.

Os clientes esperam receber seus produtos pela manhã o quanto antes, devido ao fato de as farmácias comprarem as faltas, isto é, o que o consumidor vai comprar na farmácia e ela não tem, é exatamente o que o cliente farmacêutico vai esperar que o distribuidor entregue no dia seguinte o mais cedo possível.

Portanto, o nível de serviço do distribuidor está intimamente relacionado com o tempo de entregar um pedido completo ao cliente, o qual vai desde a recepção do pedido até a entrega no ponto de venda propriamente dito.

Com base nas informações levantadas no estudo de campo, a autora considera, neste trabalho, um conjunto de elementos para a caracterização geral do problema de roteirização de veículos, que pode ser utilizado para a especificação dos atributos e requisitos do sistema a ser desenvolvido:

natureza e característica dos atendimentos somente entregas; múltiplos produtos; atendimento total ou parcial da demanda; conhecimento da demanda a priori (determinística); existência de incerteza na demanda; necessidade de programação de entregas num prazo inferior à 12 horas; prioridade de atendimento;

frota de veículos homogênea; restrições de capacidade (volumes); verificação da compatibilidade entre o tipo de veículo e o tipo de produto a ser transportado é feita antes da contratação da frota; frota fixa; frota localizada em uma única base;

requisitos de pessoal duração da jornada normal de trabalho (7 horas); horário e local de início e término da jornada de trabalho do pessoal (das 5:00 ao 12:00);

requisitos de programação atendimento de clientes até um determinado horário; tempos de carga e descarga; horários de abertura/fechamento dos compartimentos dos veículos;

requisitos de informações disponibilidade de dados geográficos; os próprios motoristas localizam os clientes; localização dos veículos;

1.2 Motivação

O contexto em que este estudo é apresentado é de grandes transformações organizacionais como consequência da globalização, das parcerias, da concentração do varejo e do crescimento do comércio eletrônico.

Nesse contexto, com a introdução da filosofia de Gestão da Cadeia de Suprimentos (GCS), os clientes têm se tornado cada vez mais exigentes quanto à qualidade e ao cumprimento de prazos combinados de entrega. Isto gera uma competitividade crescente e uma busca por serviços mais customizados, o que, para os operadores logísticos, tem se tornado um fator importante para alcançar a preferência dos clientes como seu primeiro distribuidor e conseqüentemente, a obtenção de vantagem competitiva e conquista de fatias maiores do mercado.

A logística de distribuição de medicamentos é complexa e dispendiosa. Esta realidade faz com que as distribuidoras que trabalham com grandes distâncias, pequenos volumes e cargas de relativo risco busquem qualificar sua operação, reduzir o índice de erros e gerir seus custos para se manterem competitivas e lucrativas.

A importância dos problemas de distribuição vinculados aos sistemas de roteirização e programação de veículos, está diretamente relacionada à magnitude dos custos associados a esta atividade.

Segundo Ortega, presidente da Associação dos Proprietários Oficiais e Profissionais de Farmácia do estado de São Paulo (APROFAR), em entrevista ao jornal eletrônico Pharma Online (2005), o índice de pequenas farmácias que fecharam as portas nesses últimos anos é grande. Segundo ele, só em São Paulo, mais de 20 mil farmácias das 50 mil existentes no estado estão em situação pré-falimentar. Em nível nacional critica-se a padronização na aplicação de leis às farmácias, as quais não consideram o fato de que uma drogaria que vende R\$ 700 mil em São Paulo tem realidade muito diferente de outra que vende R\$ 15 mil num rincão do Nordeste, onde não há nem posto de saúde e o farmacêutico tem a responsabilidade de prestar importantes serviços de orientação à comunidade.

Neste contexto de altos custos e competitividade para as organizações que operam a distribuição de medicamentos aos estabelecimentos varejistas, torna-se importante identificar e analisar as variáveis de decisão de compra das farmácias, quando da escolha de seus fornecedores e distribuidores preferenciais e prioritários, que são:

- a falta de estoque,
- o cumprimento do prazo de entrega e
- a condição comercial para a compra.

Estes fatores são condições primordiais para a sobrevivência no competitivo mercado de entregas de produtos farmacêuticos, que exige a disponibilidade dos produtos no local certo e no momento em que são desejados.

Uma análise deste setor com base nas teorias de Porter(2), indica que existem poucas barreiras de entrada neste negócio:

- reduzida necessidade de capital para abertura da farmácia,
- baixa diferenciação de produtos, uma vez que os fornecedores são comuns e os preços, em sua maioria, tabelados, e
- baixos custos e fácil acesso para mudança de fornecedor.

Decorrente destes fatores, o despreparo dos gestores e o grande número de competidores provocam a rotatividade na abertura e no fechamento de negócios, com falência de 80% das novas farmácias em até dois anos de operação.

Ao considerar este cenário de dificuldades do setor, o maior e primeiro objetivo de uma distribuidora de medicamentos, deve ser, portanto, garantir a preferência e a prioridade na decisão de compra do varejista, sendo escolhido como fornecedor preferencial na execução do primeiro pedido dos melhores clientes, deixando aos concorrentes, os pedidos complementares de menor escala e volume, menor variedade de itens e menor margem de contribuição.

Assim, para que a distribuidora de medicamentos em estudo, adote um posicionamento competitivo neste mercado, deve qualificar os processos para a venda de lotes pequenos, com maior frequência de pedidos, sem comprometimento da rentabilidade do negócio.

Com o objetivo de contribuir para esta qualificação de processos logísticos, propõe-se o estudo do processo atual de formação e entrega de pedidos, identificando-se os problemas, suas causas e possíveis instrumentos para solução de gargalos, de modo a garantir um perfeito atendimento às demandas de seus clientes.

Neste sentido, muitas empresas que operam a distribuição física de mercadorias em geral, têm buscado dar maior confiabilidade, mais velocidade e flexibilidade; assim como praticar a intermodalidade em todos os seus canais de distribuição buscando maior eficiência e pontualidade;

um melhor aproveitamento da frota e dos motoristas; menores tempos de ciclo; menores tempos de obtenção e planejamento de rotas, gerando assim, sensíveis reduções de custos operacionais, melhoria da imagem da empresa no mercado, maior fidelidade de clientes.

Desta maneira, muitas empresas, com o objetivo de obter excelência nos processos de distribuição física, fazem aquisições dos chamados sistemas de roteirização e programação de veículos.

Conforme Assad et al.(3) os custos de distribuição física agregam cerca de 16% ao valor final de um item, o que justifica a utilização de métodos mais eficientes para o desenvolvimento de sistemas de roteirização e programação de veículos.

Os métodos embutidos nos sistemas de roteirização e programação de veículos produzem soluções que correspondem à algum tipo de otimização, buscando prioritariamente, minimizar a frota e, em seguida, a distância total percorrida. Muitos desses sistemas se apóiam em heurísticas clássicas tais como as heurísticas de economias Clarke e Wright(4), de varredura Wren e Holliday(5), Gillet e Miller(6) e outras do tipo agrupa-primeiro e roteiriza depois Fisher e Jaikumar(7). Essas heurísticas clássicas tem a desvantagem de parar no primeiro ótimo local encontrado, impossibilitando a geração de soluções de melhor qualidade.

Segundo Cordeau et al.(8), a implementação de muitos sistemas de roteirização e programação de veículos dá mais importância às questões de interface com o usuário do que com os métodos de resolução, os quais, na sua grande maioria, são ultrapassados.

O esforço de pesquisa que vem sendo direcionado ao desenvolvimento das chamadas meta-heurísticas, englobam as estratégias e técnicas mais recentes e avançadas, não tradicionais, que são baseadas em sistemas especialistas, métodos de busca e, principalmente, procedimentos iterativos com alguma inteligência no processo de busca para escapar dos ótimos locais, como é o caso da proposta deste estudo ao aplicar os algoritmos genéticos no desenvolvimento de um sistema de roteamento de veículos para a empresa em estudo.

A aplicação dos algoritmos genéticos no sistema de roteamento de veículos é decorrente do fato de que suas características são diferentes dos métodos heurísticos tradicionais. A idéia é explorar de maneira mais inteligente as regiões mais promissoras do espaço de soluções.

A proposta deste trabalho baseia-se numa evidente necessidade de atendimento de demanda nacional existente no setor de distribuição em geral, a qual pode ser percebida pela existência de uma notável relevância dos problemas de roteirização e programação de veículos, de uma permanente busca por novas estratégias e métodos de solução para a resolução de modelos cada vez mais complexos e abrangentes, relacionados a diferentes instâncias deste complexo problema de natureza combinatória. Considerando também expressivas, são as aplicações práticas, o ponto

de vista teórico e conceitual, o vasto número de artigos publicados na literatura especializada.

1.3 Objetivos

Para a gestão qualitativa e quantitativa da cadeia de distribuição dos medicamentos, as atividades de transporte e entrega são primordiais. A solução de questões pertinentes aos custos e aos serviços dentro do contexto logístico envolve o distribuidor e os pontos de vendas Teixeira(9).

Portanto, o foco principal desta pesquisa é desenvolver e apresentar um sistema de roteirização de veículos, cujo principal benefício de utilização é o de reduzir o atraso nas entregas de produtos farmacêuticos.

Com base no conhecimento prévio das demandas, o desenvolvimento deste sistema utiliza Algoritmos Genéticos, os quais estão sendo amplamente utilizados em aplicações científicas, comerciais e de engenharia. O vasto crescimento de aplicações utilizando algoritmos genéticos deve-se ao fato de que eles são algoritmos computacionalmente simples, e ao mesmo tempo, poderosos para buscar soluções otimizadas. Além disso, eles são robustos no tratamento das informações complexas deste ramo de negócio Goldberg(10).

Neste contexto, verificou-se por meio do estudo de campo, que o *lead time* é inferior à 12 horas e que também as demandas dos produtos farmacêuticos devem ser conhecidas antecipadamente à roteirização. Esse fato evidencia a necessidade de utilização de um sistema de análise estatística para previsão de demanda por produtos farmacêuticos, pois o conhecimento prévio sobre quais clientes serão roteirizados diariamente é o principal requisito de software para a utilização do sistema de roteirização de veículos abordado nesta pesquisa.

Diferentemente da distribuição periódica de um ou mais produtos, cuja resolução do problema envolve decisões interrelacionadas como: Quando atender cada cliente; Quanto fornecer do produto quando o cliente é atendido; e Que rotas utilizar no atendimento, O processo de produção de pedidos farmacêuticos (composição, montagem) no caso deste estudo, tem início antes do encerramento de aceites de pedido. A separação, conferência e etiquetagem dos volumes e o encaminhamento às suas devidas rotas formam um processo contínuo a partir de um determinado horário no período da tarde.

Em outras palavras, o problema de roteirização de veículos aqui abordado não considera as questões de quando atender os clientes, nem quanto fornecer ao cliente quando esse é atendido, concentrando-se principalmente nos aspectos espaciais da distribuição, que envolve a entrega dos pedidos completos nas farmácias o mais cedo possível no horário da manhã, respeitando-se as restrições de capacidade de carregamento do veículo e as restrições de valor da carga.

Mediante o estudo de campo realizado pela pesquisadora, percebeu-se que a análise estatística da frequência de compra dos clientes por meio do histórico de vendas da empresa pode levar ao conhecimento prévio da demanda.

A utilização do sistema de previsão de demanda também é importante no suporte ao planejamento da produção. Entenda-se como produção, o processo de composição ou montagem dos pedidos.

Também, nesta pesquisa, o estudo de campo permitiu evidenciar a necessidade de eliminar as barreiras à integração interna, que inibem o processo de qualificação da composição de pedidos, que incrementa os custos e impedem que haja melhorias no atendimento das exigências e necessidades dos clientes.

O trabalho foi desenvolvido em três dimensões, a saber:

O Aspecto Teórico : em primeiro lugar, consolidar os conhecimentos por meio de uma pesquisa bibliográfica selecionada, da teoria existente em relação aos métodos e heurísticas utilizadas na roteirização e programação de veículos.

O Estudo de Campo : a pesquisadora propôs-se a desenvolver um intensivo estudo junto à empresa, com sede em Uberlândia - Minas Gerais, com o objetivo de conhecer e até mesmo vivenciar os procedimentos relacionados com a logística de distribuição de medicamentos.

Resultados e Proposições : pretende-se, com os conhecimentos adquiridos, mediante a revisão bibliográfica selecionada e o estudo de campo realizados, criar e desenvolver um sistema de roteirização de veículos utilizando Algoritmos Genéticos capaz de gerar rotas dinâmicas e de menor custo. A autora também sugere o desenvolvimento de um sistema de análise estatística para previsão de demanda, que por meio da busca e análise de informações pertinentes à frequência de compra dos clientes, pode antecipar os pedidos do dia.

Na cadeia de abastecimento da farmácia, o distribuidor de medicamentos é o elo principal para garantir que o produto certo esteja disponível na prateleira na hora certa. Uma vez que haja falhas para o atendimento perfeito do pedido encomendado, a perda da preferência do cliente na hora da realização da primeira compra ou seleção do fornecedor preferencial será fato consumado, em decorrência da incapacidade do distribuidor em atender a necessidade completa da farmácia, sendo assim preterido para segundo ou terceiro lugar nas próximas solicitações.

Portanto, a qualificação do processo e o atendimento dos requisitos básicos da cadeia dependem da implementação e uso de ferramentas de Inteligência Artificial e modelos estatísticos,

que podem vir a identificar os gargalos, por meio de instrumentos e técnicas, que sustentam as decisões gerenciais necessárias para a solução do problema apresentado.

Dado este cenário torna-se necessário inovar e qualificar a gestão da entrega dos medicamentos, nas condições exigidas pelas farmácias, alinhando o atendimento e cumprimento das regras acordadas por todos os elos da cadeia de suprimento.

Desta forma, as empresas que investirem continuamente para atingir altos níveis de competência no fornecimento do serviço qualificado de entrega, dificilmente serão alcançadas pela concorrência, em termos de operações logísticas Bowersox e Closs(11).

1.4 Um breve histórico

As características desta pesquisa refletem uma concepção básica das atividades relacionadas com a logística empresarial e um breve entendimento sobre a utilização de técnicas de Inteligência Artificial para otimização do processo de distribuição de medicamentos, que podem ser melhor compreendidos e mais facilmente visualizados a partir deste histórico com o objetivo de inserir o leitor no contexto de desenvolvimento deste trabalho.

Desde meados de 2003, a pesquisadora se interessou pela área e começou a ler sobre o assunto e, motivada pelo apoio ao ser aceita na Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia no curso de Pós-graduação e também pela oportunidade e liberdade em poder compartilhar de toda e qualquer informação real da empresa, que atende ao setor de distribuição de medicamentos em todo o Brasil, além do fato de encontrar receptividade por parte dos funcionários em colaborar no processo de levantamento de informações para definição do foco da pesquisa.

Um melhor direcionamento e motivação para a continuidade da pesquisa foram mais rapidamente alcançados mediante a publicação de um artigo de autoria da pesquisadora em congresso internacional em Outubro de 2005. Neste momento, a autora também percebeu que existe uma demanda por conhecimentos na área logística cada vez mais concentrada por parte de alunos, universidades e empresas locais.

A empresa analisada faz parte de uma *holding*, cujas principais atividades estão relacionadas ao setor atacadista-distribuidor. Ela iniciou suas atividades na década de 1950 como um armazém de secos e molhados. Ao final dos anos 1960, ela expandiu suas atividades do armazém próprio para depósitos alugados.

No período do *Milagre Econômico*, com a passagem de um Brasil Rural para um Novo Bra-

sil Urbano, a organização expande sua operação para as capitais. Ao crescimento acelerado da década de 1970, segue-se a crise econômica que adentra aos anos 1980, época em que a competência se torna o grande diferencial, depois de uma década em que o crescimento generalizado permitiu o desenvolvimento de todos.

Ao final da década de 80, a nova Central de Distribuição aloja mercadorias segundo um mapa que divide prateleiras em quarteirões, avenidas, ruas e apartamentos. As empilhadeiras alcançam mais de 10 metros de altura e o acondicionamento é planejado para garantir a integridade e a qualidade dos produtos. Em 1989, a preparação para expedição de cargas passa a ser planejada por computador para dar rapidez ao processo.

No início dos anos 1990 o grupo de empresas possui 24 centros avançados de distribuição, funcionando em 18 estados como entrepostos da central de distribuição. Nesta época inicia-se a reestruturação do corpo administrativo da empresa, cujo faturamento anual atinge US\$ 420 milhões, tornando-se o maior atacadista-distribuidor da América Latina. Em 1995 atinge R\$ 1,2 bilhões de faturamento, 140 mil clientes, frota de 2000 caminhões, 2250 motoristas e 4000 empregados.

O novo milênio inicia-se com altos investimentos em tecnologia da informação que viabilizam interatividade e agilidade nos negócios. Os desafios e oportunidades que se apresentam neste ambiente competitivo favorecem a corporação, que adota uma estratégia de excelência nas parcerias com clientes e fornecedores. Sua posição geográfica, logisticamente favorável, em função das atividades produtivas das indústrias e setores de negócios da região, permite planejar novos investimentos em unidades de negócios que integram qualidade, eficácia e tecnologia e potencializam o uso da estrutura implantada para transformar valor em novas oportunidades.

Assim, a *holding* cria uma nova unidade de negócio para suas operações financeiras e acesso ao crédito para seus clientes e uma nova unidade de negócio para realizar a distribuição específica de produtos farmacêuticos.

1.5 Metodologia

Pode-se definir pesquisa como o procedimento racional e sistemático que tem como objetivo proporcionar respostas aos problemas que são propostos. A pesquisa é requerida quando não se dispõe de informação suficiente para responder ao problema, ou então quando a informação disponível se encontra em tal estado de desordem que não possa ser adequadamente relacionada ao problema.

A pesquisa é desenvolvida mediante o concurso dos conhecimentos disponíveis e a utiliza-

ção cuidadosa de métodos, técnicas e outros procedimentos científicos. Na realidade, a pesquisa desenvolve-se ao longo de um processo que envolve inúmeras fases, desde a adequada formulação do problema até a satisfatória apresentação dos resultados Gil(12).

A principal razão que determina a realização desta pesquisa pode ser classificada como de ordem prática, pois decorre do desejo de conhecer com vistas a fazer algo de maneira mais eficiente ou eficaz para ser posteriormente utilizado por empresas que prestam serviços de distribuição de produtos farmacêuticos.

1.5.1 Técnicas adotadas na pesquisa teórico-aplicada descritiva

A pesquisa realizada no presente trabalho enquadra-se no campo das pesquisas Teórico-Aplicada Descritiva.

As categorias das pesquisas diferem de acordo com o propósito da pesquisa, das questões pesquisadas, da precisão da hipótese formulada e o método de coleta de dados utilizado.

A classificação dos tipos de pesquisa proposta por Westfall(13) está definida em:

Exploratória : Procura descobrir novas relações

Descritiva : destinada a descrever as características de uma determinada situação e

Experimental : destinada a testar hipóteses específicas, isto é, testar idéias, tentativas de relações.

O principal objetivo da pesquisa descritiva é a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis, cuja principal característica reside na utilização de técnicas padronizadas de coleta de dados, tais como o questionário e a observação sistemática.

A adoção deste conceito parece adequada para a realização desta pesquisa, dado que o objetivo é desenvolver um sistema de roteirização de veículos, que ao otimizar a distribuição, proporciona também a redução dos atrasos nas entregas. Esta é uma área em crescente expansão e ainda carente de sistemas mais robustos que possa considerar as características e necessidades particulares de cada empresa.

A pesquisa descritiva é utilizada quando se busca uma nova visão do problema, as possíveis decisões alternativas e as variáveis relevantes que devem ser consideradas. Tipicamente existe um pequeno conhecimento prévio sobre o que construir.

As pesquisas descritivas são, juntamente com as exploratórias, as que habitualmente realizam os pesquisadores sociais preocupados com a atuação prática. São também as mais solicitadas por organizações como instituições educacionais, empresas comerciais, partidos políticos, ect.

Neste sentido, em um primeiro momento, este trabalho consiste de uma pesquisa bibliográfica sobre o assunto em questão, com a finalidade de buscar informações sobre a utilização atual e opiniões reinantes, bem como ter uma visão geral dos trabalhos já realizados.

Num segundo momento, conforme os objetivos desta pesquisa, optou-se pela utilização do método de estudo de campo. Este método tende a utilizar muito mais técnicas de observação do que de interrogação.

No estudo de campo, o pesquisador realiza a maior parte do trabalho pessoalmente, pois é enfatizada a importância de o pesquisador ter tido ele mesmo uma experiência direta com a situação de estudo. Também se exige do pesquisador que permaneça o maior tempo possível na comunidade, pois somente com esta imersão na realidade é que se pode entender as regras, os costumes e as convenções que regem o grupo estudado Gil(12).

Como todos os métodos de investigação, o estudo de campo também apresenta algumas desvantagens, por exemplo, sua realização requer mais tempo do que um levantamento. Como na maioria das vezes os dados são coletados por um único pesquisador, existe o risco de subjetivismo na análise e interpretação dos resultados da pesquisa. A ocorrência dos vieses acaba comprometendo a qualidade dos resultados, cabendo aos pesquisadores redobrar os cuidados tanto no planejamento quanto na coleta e análise dos dados para minimizar os efeitos dos vieses.

1.6 Estrutura do texto

Na seção 1.1 é apresentada a caracterização geral do problema abordado na pesquisa seguida da descrição da motivação do trabalho e objetivos.

No capítulo 2 é apresentada uma evolução histórica dos sistemas de roteirização e programação de veículos, seguidos das descrições do histórico da unidade de negócio, do ciclo de pedido, da solução atualmente utilizada pela empresa deste estudo e caracterização geral dos programas de roteirização de veículos existentes no mercado.

No capítulo 3 é feita uma descrição sumária das principais técnicas, métodos, heurísticas e meta-heurísticas que são utilizadas para a resolução de problemas de roteirização e programação de veículos, e também a exemplificação de algumas aplicações desses métodos nos sistemas de

roteirização de veículos que estão sendo utilizados no mercado.

No capítulo 4 é apresentada a metodologia e o funcionamento dos Algoritmos Genéticos. Discute-se representação de soluções, população inicial, função de aptidão e operadores genéticos.

No capítulo 5 a metodologia de algoritmos genéticos é aplicada ao problema do caixeiro viajante.

No capítulo 6 aborda-se o problema da roteirização de veículos, e propõe-se sua solução utilizando algoritmos genéticos.

O capítulo 7 apresenta os resultados computacionais obtidos com o sistema implementado, comparando-os com resultados conhecidos na literatura.

No capítulo 8 são apresentadas conclusões obtidas com o trabalho. São também apresentadas propostas de trabalhos futuros relacionados com o tema da pesquisa.

Capítulo 2

O Problema e sua Contextualização

2.1 Evolução histórica

Uma visão histórica é como um pano de fundo para tecer algumas considerações sobre a evolução dos métodos de resolução utilizados para solucionar problemas na distribuição de mercadorias e sua ligação com o conhecimento.

De acordo com Assad et al.(3), uma importante consideração na formulação e solução de problemas de roteirização e programação de veículos é o esforço computacional associado às várias técnicas de soluções. A maioria desses problemas pode ser considerada como um problema de rede, cuja dimensão é medida pelo número de nós (clientes) resultantes na rede (roteiro).

Nas primeiras gerações, os sistemas de roteirização e programação de veículos eram executados nos chamados *mainframes*, os resultados gerados nem sempre podiam ser conhecidos imediatamente, pois dependiam tanto do tempo de processamento como da sua prioridade na fila de espera para resolução. Além disso, esses sistemas não apresentavam recursos gráficos e interativos, prejudicando ainda mais o entendimento e a aceitação das soluções por parte dos usuários. Também, não era possível testar alterações manualmente nas soluções obtidas, de modo a atender restrições não consideradas explicitamente nos parâmetros de entrada do modelo, sendo que alguns destes recursos só vieram a se tornar possíveis e acessíveis com o advento e a evolução dos microcomputadores Ferreira Filho e Melo(14).

Logo depois, surgiram os sistemas auxiliados por computador para roteirização de veículos, que, em vez de fornecer ao usuário uma solução pronta, auxiliavam-no a examinar em menor tempo diferentes alternativas, permitindo ao usuário (programador ou despachador) preocupar-se com as condicionantes do problema mais difíceis de serem consideradas, e ainda visualizar

Tabela 2.1: Principais características de alguns roteirizadores.

Software	Janelas de tempo	Coleta de retorno <i>Backhaul</i>	Múltiplas rotas por veículo	Roteiros com pernoite	Dist. e tempos de viagem	Mudança manual de soluções	Recurso gráfico
DSS	Rígidas	Sim	Sim	Sim	Coordenadas	Não	Não
EZ-ROUTER	Rígidas	Sim	Sim	Sim	Rede ou coord.	Sim	Não
FLEET-ROUTER	Não	Não	Sim	Não	Coord., Zonas de velocidade, Barreiras	Sim	Sim
MICRO VEH PLAN	Rígidas	Sim	Sim	Sim	Coordenadas	Sim	Não
PARAGON	Rígidas	Sim	Sim	Sim	Rede ou coord.	Não	Não
ROAD-NET	Flexível	Não	Sim	Não	Rede ou coord.	Sim	Sim
ROUTE-ASSIST	Rígidas	Sim	Sim	Não	Coordenadas	Sim	Sim
ROUTER	Não	Não	Sim	Sim	Coordenadas	Não	Não
TRUCK-STOPS	Rígidas	Sim	Sim	Sim	Coord., Zonas de velocidade, Barreiras	Sim	Não

Fonte: Golden e Bodin(15)

os impactos econômicos e operacionais decorrentes de alterações manuais. No entanto, cabia ao usuário propor as melhores alternativas, assim como selecionar a mais adequada.

Na segunda geração, desenvolvida em meados dos anos 80, tais sistemas consideravam um número maior de restrições reais, sendo que alguns já apresentavam recursos gráficos em suas resoluções. A tabela 2.1 apresenta um resumo das principais características de alguns deles. Para maiores detalhes, consultar o trabalho Assad et al.(3).

Nos anos 90 o estrondoso avanço tecnológico em termos computacionais, associado às intensas pesquisas desenvolvidas na área de pesquisa operacional, foram fundamentais tanto ao desenvolvimento de melhores soluções aos problemas de roteirização e programação de veículos quanto à maior e melhor integração destes sistemas aos demais sistemas de negócios da

empresa (compras, vendas, produção etc.).

Nesse mesmo período muitos desses sistemas passaram a contar com o apoio da tecnologia de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), permitindo, além de uma perfeita visualização e edição de rotas e paradas em mapas já utilizados pelos motoristas, identificar e geocodificar todos os pontos de atendimento a partir dos próprios endereços dos clientes, bem como armazenar quaisquer tipos de informações referentes aos mesmos. A integração dos SIG aos modelos de roteirização e programação permitiu a concepção dos chamados Sistemas de Apoio à Decisão Espacial (SADE).

Atualmente, a grande maioria dos roteirizadores disponíveis já apresenta tecnologia baseada nos SADE, ou seja, são dotados de vários recursos computacionais, matemáticos e gráficos que proporcionam plataformas cada vez mais amigáveis, em termos de interface com o usuário; flexíveis, na adequação operacional da empresa; e robustas, na medida que seus algoritmos resolvem problemas com números de pontos de atendimento (clientes) cada vez maiores, considerando restrições cada vez mais complexas (horários de circulação e atendimento, capacidades de veículos etc.).

Além disso, o maior uso da Internet e a intensificação do comércio eletrônico (*e-commerce*), provocado por avanços na área de comunicação intra e inter-empresarial, tem aquecido o mercado, provocando uma grande revolução tecnológica no sentido de melhoria de relacionamento com o cliente final e, conseqüente obtenção de vantagem competitiva sobre a concorrência.

Recentemente pode ser observada uma tendência de muitos destes roteirizadores se apresentarem disponíveis como parte de um conjunto de sistemas integrados de gestão empresarial (ERPs e os *Supply Chain Software*) que possibilitaria, a partir da própria internet, disponibilizar a clientes finais informações sobre carregamentos, localização de veículos, previsão de horários de chegada, serviços de solicitação automática de pedidos etc.

2.2 Farma Service

No início dos anos 90 a Farma Service foi criada para atender as solicitações dos próprios clientes, mediante a demanda do mercado dos farmacistas, que se ressentiam da falta de um atacadista de âmbito nacional.

Para aprimorar o atendimento e aumentar a agilidade, tendo em vista as condições favoráveis do mercado, foi criada a distribuidora de medicamentos, que em seu primeiro ano de operação já relacionava-se com as 30 maiores indústrias nacionais de medicamentos.

Após a consolidação da Unidade de Negócio, a Farma Service passa a trabalhar com especial atenção em busca da regularidade no atendimento, por meio de um processo logístico que visa atender a regra *OTIF (On Time In Full)* buscando alcançar o nível de serviço de 100%.

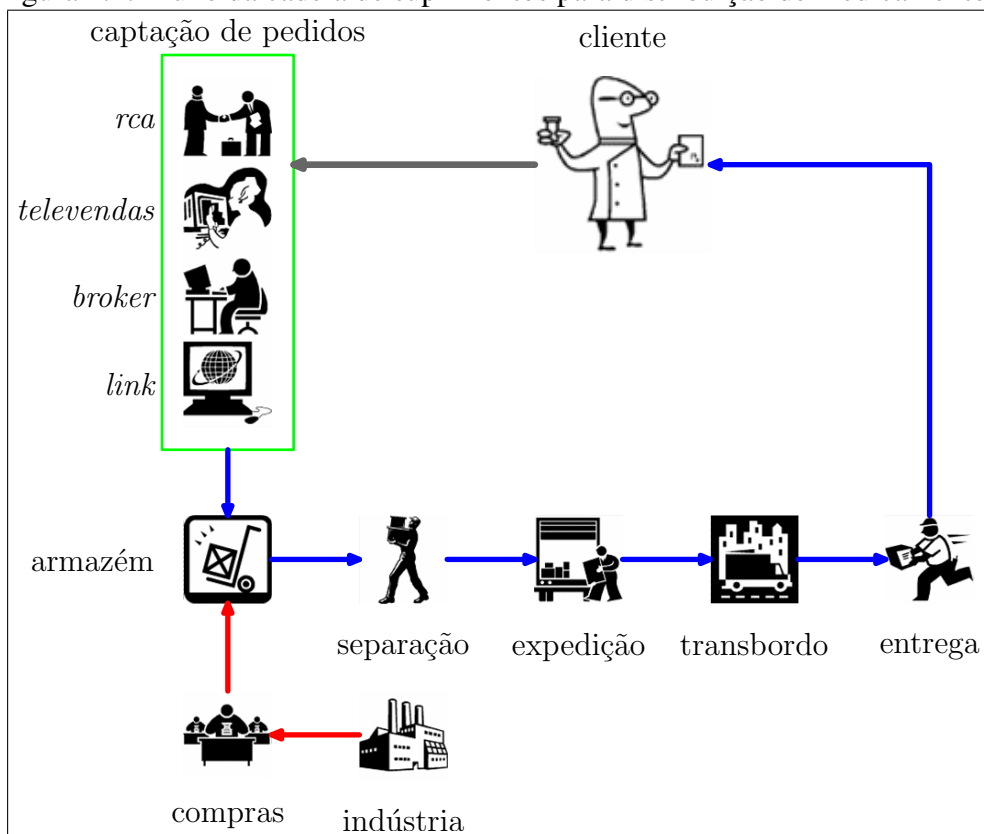
A Farma Service é o único distribuidor especializado farmacêutico para entrega de medicamentos que está presente em todas as localidades do país e oferece um composto mercadológico que abrange produtos de higiene, beleza, medicamentos OTC (sem exigência de receituário médico), éticos e genéricos.

Os processos de distribuição seguem a regra da categoria de negócios de farmácias, que restringe a estocagem da maioria dos itens entregues nos pontos de vendas.

Devido ao alto custo de investimento em estoques e requisitos regulatórios quanto à validade e conservação, as farmácias fazem seus pedidos diariamente e exigem entrega no prazo máximo de 24 horas do mesmo.

Portanto, o nível de serviço do distribuidor está intimamente relacionado com o tempo de entregar um pedido completo ao cliente, o qual vai desde a recepção do pedido até a entrega no ponto de venda propriamente dito. A Figura 2.1 mostra os componentes envolvidos no fluxo da

Figura 2.1: Fluxo da cadeia de suprimentos para distribuição de medicamentos.



cadeia de suprimentos para a distribuidora de medicamentos.

2.3 Ciclo do pedido

Para um perfeito atendimento, manutenção e conquista de novas fatias do mercado farmacêutico, um dos principais objetivos do televentas é conquistar e manter o relacionamento com os clientes. A captação dos pedidos se dá das seguintes formas:

Televentas Ativo são estipuladas metas para os vendedores: os quais contactam os clientes oferecendo promoções, novidades, etc. É feito um acompanhamento do tempo gasto na ligação com o cliente e a meta é alcançada na medida que o funcionário consegue atender um determinado número de clientes em um determinado tempo. Obviamente este número de clientes atendidos está intimamente relacionado com a quantidade de vendas efetivamente realizada.

Televentas Receptivo como no Televentas Ativo, são estipuladas metas para os vendedores, mas aqui eles são receptores das ligações dos clientes, que fazem seus pedidos e outras solicitações.

RCA – Representante Comercial Autônomo o profissional de vendas se utiliza de um *palm-top* (equipamento que cabe na palma da mão) desenvolvido pela tecnologia de automação de vendas para enviar os pedidos dos clientes, então efetuados diretamente nas farmácias pelo RCA.

Link o cliente farmacêutico se utiliza de um computador no próprio estabelecimento comercial para solicitar seus pedidos ao distribuidor.

A análise do *credit score*¹ do cliente é um dos principais componentes do processo de atendimento do cliente. Um conjunto de critérios para verificação e acompanhamento do *status* do cliente são implementados no sistema de análise de crédito, cuja interação com o atendimento fica disponível *on-line*, isto é, durante a conversação com os clientes no momento em que fazem suas solicitações, seja pelo Televentas Ativo e Receptivo, pelos RCAs ou pelos próprios clientes via Link com o Televentas.

O ciclo do pedido tem início com a operacionalização das alterações no status do pedido via sistema que são:

¹Pontuação do cliente.

status 1 pedidos em pré-notas,

status 2 pré-notas impressas,

status 3 pré-notas separadas e conferidas,

status 4 nota fiscal faturada,

status 5 emissão do romaneio (relação de notas fiscais para cada rota) e

status 6 posse do aceite ou boleto (comprovante de recebimento assinado pelo cliente).

Enquanto o pedido não for liberado para atendimento, o sistema mantém o registro do *status* do pedido como *Pedidos em operação*, e ao mesmo tempo, as decisões sobre viabilidade de atendimento são tomadas durante o processo de análise de crédito e em seguida comunicadas aos clientes.

Na medida em que a situação de crédito do cliente for favorável e o *status* do pedido acusar liberação, eles são então enviados ao sistema para estarem aguardando o início da impressão de O.S's. (Ordem de Separação). O processo de produção ou montagem dos pedidos no depósito (CAD) tem início com a impressão das O.S's.

O processo de impressão das O.S's. obedece à ordem de prioridade de produção, que é estabelecida de acordo com a distância entre o centro de distribuição e as farmácias. A prioridade de impressão e conseqüentemente a produção é destinada para as rotas mais distantes.

De posse das O.S's impressas, elas são colocadas em caixas de cubagem padrão, gerando-se um volume para cada caixa. Se a utilização da caixa exceder a sua cubagem, gera-se outra O.S e por conseguinte, outro volume.

Os produtos são organizados em locais de separação (endereços nas prateleiras) de acordo com uma codificação para os diversos tipos comercializados:

1. medicamentos,
2. higiene e beleza,
3. tintura,
4. produtos volumosos e
5. produtos visados, que possuem alto valor agregado, tipo: viagra, xenical, levitra, vivanza, etc.

O processo de agrupamento dos pedidos que pertencem aos grupos de clientes previamente determinados, acontece em conjunto com a montagem dos mesmos, isto é, na medida em que os volumes vão sendo gerados, são encaminhados aos devidos grupos para a montagem da carga.

No CAD (Centro de Armazenamento e Depósito), conforme sucede o fechamento dos pedidos que pertencem aos determinados grupos, o pessoal de expedição dá início então à organização das referidas cargas dentro dos paletes para em seguida, serem carregados nos caminhões para entrega na empresa terceirizada que fará a distribuição.

2.4 Solução atualmente utilizada

Ao rever a teoria existente sobre a logística empresarial, pode-se concluir que apesar dessas expressivas comparações de custo, vários autores pesquisados compartilham a idéia de que o fator logístico mais importante para a empresa não é somente a contenção ou redução de custo, mas sim, a vantagem competitiva que esta atividade pode conceder às organizações. Empresas que possuem competência logística podem agregar vantagem de custo e de valor, mediante a colocação no mercado de um serviço de qualidade superior ao consumidor Teixeira(9).

Neste contexto surge, então, a indústria da logística terceirizada, que tem se tornado um importante segmento do setor terciário tanto em nível global, quanto em nível local.

Essas empresas montam um ramo de negócio independente e oferecem ampla gama de serviços de qualidade a um custo mais baixo, se comparado ao desempenho dos mesmos serviços realizados pela empresa contratante.

Embora este setor seja dinâmico e possua um grande potencial de crescimento, as empresas que atuam neste segmento enfrentam constantes desafios, cujas origens estão na concorrência existente no setor, na instabilidade da economia, nos avanços tecnológicos, no processo de integração da logística, marketing e produção, na melhoria dos sistemas de armazenamento e estruturação das informações para a tomada de decisões e até mesmo no desconhecimento técnico dos executivos em relação às ferramentas e técnicas utilizadas para o planejamento de roteiros de entregas.

Diante deste fato, e até mesmo por uma necessidade de entendimento do processo utilizado pela empresa terceirizada atualmente contratada, a autora deste trabalho pôde verificar pessoalmente como é na prática, a atuação da empresa no processo de recebimento da carga vinda do depósito, a forma como os motoristas montam o sequenciamento e organização das entregas nos veículos e despacho dos motoristas para a realização das entregas.

O local onde a empresa terceirizada em questão recebe os caminhões com a carga a ser distribuída pelos seus motoristas, é chamado de área de transbordo ou área de transferência ou ainda mais comumente chamado de centro de distribuição.

A empresa terceirizada então contratada pela empresa em estudo não se utiliza de um sistema automatizado para o planejamento da distribuição, os chamados sistemas de roteirização e programação de veículos. Nessa empresa, cada motorista é responsável pelas entregas de um grupo de clientes previamente determinado. As entregas são feitas pelos motoristas com base no conhecimento prévio que os mesmos possuem em relação às localizações e formas de acesso às farmácias.

Devido a empresa em estudo não possuir um serviço de distribuição exclusivo, a empresa contratada presta serviços à outros clientes, o que ocasiona a não disponibilidade do espaço livre ideal para a circulação dos veículos nos processos de descarregamento dos paletes vindos do depósito e carregamento dos veículos menores para a distribuição. Tanto o pouco espaço de circulação como a maior distância existente entre os veículos e o local onde estão os paletes dificultam no processo de seqüenciamento e organização das entregas nos veículos.

A ordem das entregas é estabelecida de acordo com a proximidade da farmácia com o motorista durante o trajeto para realizar todas as paradas previstas. Os volumes que são entregues por último são colocados primeiro no veículo e os volumes que são entregues primeiro são colocados por último no veículo.

A entrega de produtos visados é feita com alguns cuidados à parte devido ao alto risco de roubo envolvido. Eles são colocados em locais separados dos demais volumes no centro de distribuição e após o sequenciamento e organização das entregas nos veículos, esses volumes são colocados (na mão do motorista), no momento da saída, para serem entregues pessoalmente ao cliente.

2.5 Caracterização dos sistemas de roteirização existentes no mercado

O termo roteirização de veículos, embora não encontrado nos dicionários da língua portuguesa, é a forma que vem sendo utilizada como equivalente ao inglês *routing* para designar o processo para a determinação de um ou mais roteiros ou seqüências de paradas a serem cumpridos por veículos de uma frota, objetivando visitar um conjunto de pontos geograficamente dispersos, em locais pré-determinados, que necessitam de atendimento.

Assad et al.(3), apresentaram o primeiro trabalho abrangente que retratava o estado-da-arte da modelagem de problemas de roteirização e programação de veículos e tripulações, e ainda hoje é considerada uma das mais importantes referências sobre o assunto.

Os sistemas de roteirização e programação de veículos estão envolvidos com um conjunto de grandes e diferentes tipos de problemas. Quando a definição dos roteiros envolve não só aspectos espaciais ou geográficos, mas também temporais, tais como restrições de horários de atendimento nos pontos a serem visitados, os problemas são então denominados roteirização e programação de veículos. Os problemas de roteirização podem ser do tipo roteirização pura ou combinados de roteirização e programação.

Em se tratando de roteirização pura, condicionantes temporais como horários de atendimento ou precedências entre tarefas, não são considerados para a definição dos roteiros e das seqüências de atendimento (entregas). As estratégias de solução estão voltadas aos aspectos espaciais da localização dos pontos a serem visitados.

Os principais problemas de roteirização pura estão relacionados na tabela 2.2.

Conforme Hall e Partyka(16), são encontrados na literatura problemas de roteirização de natureza mais tática ou estratégica do que operacional, tais como: problemas integrados de localização e roteirização; problemas integrados de estoque e roteirização, nos quais a programação dos atendimentos deve levar em consideração não só aspectos espaciais e os custos dos roteiros, como também questões como o nível de estoque; problemas de faturamento e roteirização, nos quais é preciso definir simultaneamente quem vai ser atendido a cada dia de um período de tempo pré-determinado; entre outros.

Os principais problemas típicos apontados pelos autores são os seguintes:

- o problema de roteirização e programação de ônibus escolares para atendimento de um conjunto de escolas;
- o problema de roteirização e programação de cavalos mecânicos tracionando carretas com carga completa: cada carreta é tracionada individualmente de um ponto de origem para um ponto de destino.
- o problema de definição de roteiros e programação de serviços de coleta de resíduos domiciliares e de varrição de ruas, semelhante ao problema do carteiro chinês, porém com restrições de capacidade dos veículos, de duração máxima da jornada e de janelas de tempo associadas aos horários de proibição de estacionamento, de forma a possibilitar a execução do serviço de varrição.

Tabela 2.2: Classificação dos problemas de roteirização pura.

Denominação	Número de roteiros	Localização dos clientes	Limite de capacidade nos veículos	Número de bases	Demandas
Problema do caixeiro viajante	um	nós	não	uma	determinísticas
Problema do carteiro chinês	um	arcos	não	uma	determinísticas
Problema de múltiplos caixeiros viajantes	múltiplos	nós	não	uma	determinísticas
Problema de roteirização em nós com uma única base	múltiplos	nós	sim	uma	determinísticas
Problema de roteirização em nós com múltiplas bases	múltiplos	nós	sim	múltiplas	determinísticas
Problema de roteirização em nós com demandas incertas	múltiplos	nós	sim	uma	estocásticas
Problema de roteirização em arcos com limite de capacidade	múltiplos	arcos	sim	uma	determinísticas

Fonte: Assad et al.(3)

- o problema de roteirização e programação de serviços de transporte de pessoas conhecidos como *dial-a-ride*, em geral para o transporte porta-a-porta de idosos e deficientes; cada usuário possui local de origem e de destino distintos e eventualmente janelas de tempo; a precedência entre tarefas é uma restrição fundamental a ser considerada.
- problemas relativos ao transporte de carga (coleta e distribuição).

Todos os tipos de problemas citados acima são de natureza essencialmente operacional, ou seja, fazem parte das tarefas rotineiras de programação de frota, realizadas regularmente com periodicidade de curto prazo, em geral diária ou semanal.

Uma boa parte dos problemas de roteirização e programação de veículos ocorre em circunstâncias em que existe restrições nos horários de atendimento e de precedência entre tarefas (coleta deve preceder a entrega e ambas devem estar alocadas ao mesmo veículo).

Conforme Cunha(17), um aspecto importante a ser destacado é que, embora a maioria dos modelos se proponha a otimizar a roteirização, na prática nem sempre os algoritmos conseguem levar em consideração todas as parcelas dos custos de operação, que compreendem não só os custos variáveis com a distância percorrida, como também os custos fixos dos veículos e os custos horários da tripulação (incluindo a decisão de utilizar ou não horas extras da tripulação para reduzir a necessidade de frota e a quilometragem percorrida).

Segundo este mesmo autor, algumas considerações devem ser tratadas quanto à utilização dos sistemas comerciais no contexto da distribuição no Brasil:

- a definição dos roteiros em que é mais vantajoso o uso de frota própria ou é melhor utilizar serviços de terceiros, de modo a otimizar o custo total (da utilização da frota própria e do total de frete pago a terceiros) é outro aspecto em que as especificidades da realidade brasileira na contratação de terceiros, particularmente nas operações de coleta e distribuição urbanas, não conseguem ser representadas nos softwares de roteirização disponíveis no mercado
- o problema ocorre porque nenhum software de roteirização disponível no mercado permite considerar esse tipo particular de estrutura de custo, desvinculada da distância efetivamente percorrida, levando a soluções onde os custos com a distância e com a frota própria sejam minimizados, o que não necessariamente corresponde à solução de menor custo quando há terceiros realizando parte dos atendimentos.

Conforme Cordeau et al.(2002), a maioria dos softwares comerciais e alguns softwares desenvolvidos pela própria empresa, são fundamentados em metodologias pouco sofisticadas, algumas vezes datados da década de 1960. Isto ocorre principalmente por dois motivos:

- o componente de otimização do software é considerado uma pequena parte do produto, sendo que a maior parte do esforço é direcionado ao desenvolvimento de sofisticadas interfaces com o usuário
- os analistas de negócios e desenvolvedores de software estão desatualizados quanto ao desenvolvimento de algoritmos mais eficientes de roteirização de veículos.

Os autores acreditam que o principal obstáculo à transferência de tecnologia está mais profundamente enraizado. A maioria das heurísticas disponíveis nos softwares de roteirização e programação de veículos carece de alguns atributos necessários para garantir sua adoção pelas empresas.

Deve-se destacar ainda dificuldades na etapa de escolha de um sistema de roteirização e programação de veículos. O fato de a maioria desses sistemas serem verdadeiras caixas pretas em termos dos seus algoritmos de solução, e o pouco conhecimento técnico especializado por parte dos representantes locais, acabam levando à escolhas que posteriormente se mostram equivocadas, uma vez que os sistemas nem sempre conseguem atender às necessidades para os quais foram adquiridos Hall e Partyka(16).

Capítulo 3

Técnicas de Otimização

3.1 Otimização combinatória

Otimização Combinatória é um ramo da ciência da computação que estuda problemas de otimização em conjuntos. Em um problema de otimização tem-se uma função objetivo e um conjunto de restrições, ambos relacionados às variáveis de decisão. O problema pode ser de minimização ou de maximização da função objetivo. A resposta para o problema, ou seja, o Ótimo Global, será o menor (ou maior) valor possível para a função objetivo para o qual o valor atribuído às variáveis não viole nenhuma restrição. Em alguns casos, chega-se a valores cuja alteração discreta não conduz a resultados melhores, mas que não são também o Ótimo Global - essas soluções são chamadas de Ótimos Locais.

Pode-se imaginar um problema de otimização como uma caixa preta com n botões, onde cada botão é um parâmetro do problema, e uma saída que é o valor da função objetivo, indicando se um determinado conjunto de parâmetros é bom ou não para resolver este problema Miranda(18).

Modelos baseados em grafos são imensamente utilizados em muitos problemas de otimização combinatória. Grafo é uma forma de representar um conjunto de elementos e suas relações. Esse recurso é muito utilizado para modelar os problemas por ser uma forma bastante intuitiva para representá-los. Além disso, na literatura podem ser encontrados algoritmos para resolver diversos problemas em grafos.

Existem muitas classificações possíveis para o problema de otimização, e algumas delas apresentam métodos exatos e eficientes de resolução. Outras levam à necessidade de utilização de métodos não-exatos (heurísticas), uma vez que sua resolução exata requeriria um tempo

proibitivo.

Este trabalho aplica a meta-heurística Algoritmos Genéticos proposta por Holland(19), para a solução do problema de roteirização de veículos proposto nesta pesquisa. Os algoritmos genéticos são métodos generalizados de busca e otimização que simulam os processos naturais de evolução dos seres vivos que podem ser aplicados para a soluções de problemas de otimização combinatória, como é o caso do clássico problema do caixeiro viajante, considerado nesta pesquisa.

No Brasil, somente as maiores empresas estão implantando procedimentos de otimização, dada a inexistência de ferramentas que considerem as características nacionais. Essas empresas estão se valendo de sistemas importados customizados (dentro de suas restrições originais de aplicabilidade de cada setor) e destinados originalmente à captação de lixo urbano, distribuição de gás de cozinha e no setor de agronegócios Lobo et al.(20).

3.2 Métodos utilizados para resolução de problemas de roteirização e programação de veículos

Estruturas que podem ser representadas por grafos estão em toda parte e muitos problemas de interesse prático podem ser formulados como questões sobre certos grafos. Por exemplo, o problema de rota ótima surge no problema do caixeiro viajante em teoria dos grafos.

O problema de roteirização de veículos é um problema de otimização combinatória que pode ser descrito como: Dado uma frota de veículos com capacidade homogênea ou heterogênea, um depósito comum e vários pontos de atendimento (clientes), encontrar o conjunto de rotas (roteiros) com um custo mínimo que atenda toda a demanda.

O problema de roteirização de veículos pode ser resolvido até a otimalidade por vários algoritmos exatos, entre eles, a técnica *branch-and-bound*, que consiste em estabelecer ou calcular limites em soluções parciais com o objetivo de limitar a quantidade de soluções completas que precisam ser examinadas.

De acordo com a natureza deste tipo de problema, a utilização de abordagens exatas não é viável devido a existência de instâncias complexas em um problema de roteirização de veículos. A aplicação da computação evolucionária encontra limitações, fato que leva os pesquisadores a acreditar em abordagens híbridas, que combina a força da computação evolucionária com o uso de heurísticas específicas ou simplificação do problema (Relaxação Lagrangeana) Assad et al.(3).

Os algoritmos genéticos são encarados como um algoritmo iterativo na medida que possibilitam melhorar uma população de soluções candidatas para um determinado problema. Os operadores de cruzamento e mutação são aplicados para a recombinação das soluções, que consiste em mudar, aleatoriamente o valor de uma variável de decisão.

Os algoritmos genéticos diferem da Busca Tabu e do *Simulated Annealing* na medida em que estes exploram o espaço de solução seqüencialmente, enquanto que os algoritmos genéticos trabalham com populações de soluções Dowsland(21).

Cordeau et al.(8) apresentaram quatro características cruciais para um bom algoritmo para o problema de roteirização de veículos e suas variantes. As quatro características apontadas são: Precisão (que mede o quão distante a solução heurística ficou da solução ótima ou da melhor solução conhecida); Velocidade (que avalia o tempo para a tomada de decisões); Simplicidade (que avalia a facilidade de se implementar e entender o código e também o número de parâmetros que são utilizados, que podem facilitar ou dificultar a compreensão do algoritmo, além de dificultar a implementação do mesmo) e a Flexibilidade (que avalia a capacidade para incluir novas restrições comumente encontradas na maioria das aplicações da vida real). Esses autores apresentam, ainda, uma comparação entre várias técnicas aplicadas à resolução do problema de roteirização de veículos baseadas nestas quatro características.

3.2.1 Métodos heurísticos

Os problemas de roteirização e programação de veículos, vistos sob a ótica de otimização, incluindo o caso particular do caixeiro viajante, possuem ordem de complexidade exponencial, ou seja, a demanda de esforço computacional para a sua resolução cresce exponencialmente, na medida que a dimensão do problema aumenta.

Os métodos de solução de todos os softwares e aplicativos comerciais para os problemas de roteirização de veículos encontrados no mercado são heurísticos, isto é, não asseguram a obtenção da solução ótima do ponto de vista matemático. As estratégias de solução heurísticas, geralmente, se apoiam em uma abordagem intuitiva, na qual a estrutura particular do problema precisa ser considerada e explorada de forma inteligente para a obtenção de uma solução adequada. Na maioria dos casos, as heurísticas propostas são bastante específicas e particulares, e carecem de robustez, isto é, não conseguem obter boas soluções para problemas com características, condicionantes ou restrições às vezes um pouco diferentes daquelas para as quais foram desenvolvidas anteriormente Cunha(17).

De acordo com Assad et al.(3), a abordagem heurística para o problema do caixeiro viajante pode ser classificada em três classes gerais como:

Procedimento para construção de rotas gera um rota inicial por meio de um procedimento que a cada iteração adiciona um cliente à rota,

Procedimento para melhoramento de rotas tenta encontrar uma rota melhor dada uma rota inicial, por meio de modificações na ordem de visitas dos clientes que compõem a rota, e

Procedimento de composição de rotas constrói uma rota inicial a partir de um procedimento de construção de rota, e então tenta encontrar um rota melhor usando um ou mais procedimentos de melhoria de rota.

Nos Métodos Heurísticos não há garantia alguma a respeito da otimalidade da solução encontrada. Isto é, não há como saber se a solução obtida está *perto* ou *longe* da melhor solução possível em termos de qualidade. Contudo, há ocasiões em que essa noção de proximidade faz-se necessária. Por exemplo, pode-se estar interessado em uma solução que não precisa ser a melhor, mas deve ser, no máximo, 10% pior que a melhor solução possível, uma solução relativamente boa pode já ser suficiente para a aplicação que se tem em mãos. Nesses casos, entram em ação os Algoritmos Aproximados.

3.2.2 Algoritmos aproximados

Em linhas gerais, Algoritmos de aproximação são algoritmos que não necessariamente produzem uma solução ótima, mas soluções que estão dentro de um certo fator da solução ótima. O objetivo é diminuir ao máximo o intervalo (*gap*) existente entre a solução ótima e os resultados encontrados.

O desenvolvimento de algoritmos de aproximação surgiu devido à impossibilidade de se resolver satisfatoriamente diversos problemas de otimização NP-difíceis. Isto se refere à impossibilidade, sob a hipótese de que P é diferente de NP, de se encontrar algoritmos eficientes para esses problemas.

Nessa situação, parece razoável sacrificar a otimalidade em troca da garantia de uma solução aproximada computável eficientemente. Certamente, o interesse é, apesar de sacrificar a otimalidade, fazê-lo de forma que ainda se possa dar boas garantias sobre o valor da solução obtida, procurando ganhar o máximo em termos de eficiência computacional.

Esse compromisso entre perda de otimalidade e ganho em eficiência é o paradigma dos algoritmos de aproximação.

Algumas das técnicas que têm sido usadas em algoritmos de aproximação são: Métodos Combinatórios, Métodos usando Programação Linear, Programação Semidefinida, Algoritmos

Probabilísticos, Algoritmos On-Line e Relaxação Lagrangeana.

3.2.3 Relaxação lagrangeana

A relaxação Lagrangeana é uma técnica poderosa para a resolução de problemas de otimização combinatória, uma de suas virtudes é a resolução do subproblema como um modelo independente, podendo com isso, ser explorados quaisquer algoritmos ou métodos para a sua resolução Cunha(22).

O trabalho de Assad et al.(3), é considerado, ainda hoje, como uma das mais importantes referências sobre o problema de roteirização de veículos, pois contém uma revisão das principais estratégias e procedimentos de solução e das principais aplicações conhecidas, abrangendo mais de 700 referências bibliográficas Cunha(22).

Em sua tese de doutorado, Cunha(22) apresentou um modelo para o problema de roteirização e programação de uma frota de veículos, com restrições de janelas de tempo baseado na relaxação Lagrangeana de restrições do modelo matemático.

Os conceitos de relaxação Lagrangiana, como são conhecidos hoje, devem-se a Held e Karp(23), que formularam um problema Lagrangiano baseado em árvores de cobertura mínima, para desenvolver um algoritmo bastante eficiente para o problema do caixeiro viajante.

3.2.4 Heurística clássica de Clarke e Wright

Durante a observação de campo para desenvolvimento deste trabalho, foi possível presenciar a operacionalização do sistema de roteirização em utilização pelo atacadista-distribuidor, o *Nr-routing*, originado do *Trucks* cuja implementação é baseada na heurística de Clarke e Wright.

De acordo com Ferreira Filho e Melo(14), o *Trucks* é um dos sistemas mais antigos disponível no mercado nacional e o que se tem maiores registros de utilização.

A heurística de Clarke e Wright é uma das mais conhecidas e mais utilizadas na prática, apesar de suas limitações. Este algoritmo possui um *score* de alta simplicidade e velocidade, não contém parâmetros e é de fácil implementação.

Essa heurística inicia-se com tantas rotas quanto forem os clientes. A seguir, as rotas são combinadas e a combinação que produzir a maior economia satisfazendo as restrições de capacidade é realizada. Esse procedimento é repetido até que não seja mais possível combinar rotas sem violar as restrições. Esta técnica foi aplicada ao problema de roteirização de veículos

clássico.

No entanto, Cordeau et al.(8) adverte que, em geral, as soluções geradas são de qualidade ruim. A falta de flexibilidade é provavelmente, a pior característica deste algoritmo. Enquanto restrições adicionais podem, em princípio ser incorporadas no algoritmo de Clarke e Wright, isso normalmente resulta em acentuada deterioração na qualidade da solução, o que pode ser explicado pelo fato de que o algoritmo é baseado no princípio guloso de inserção e não possui mecanismo para desfazer anteriormente uma união de rotas insatisfatória.

Os autores acreditam que apesar de serem propostos alguns melhoramentos no algoritmo de CW para produzir rotas mais compactas e o uso de sofisticadas estruturas de dados e estratégias selecionadas para melhorar as economias, de qualquer modo, frente ao atual nível de tecnologia de computação, tais melhoramentos estão rapidamente se tornando irrelevantes Cordeau et al.(8).

3.2.5 Meta-heurísticas

Meta-heurísticas são paradigmas de desenvolvimento de algoritmos heurísticos. Diversas propostas de meta-heurísticas surgiram nos últimos anos impulsionadas pelos problemas pertencentes à classe NP-difícil.

Dentre as meta-heurísticas mais conhecidas pode-se destacar: **Algoritmos Genéticos**, **Scatter Search** e **Algoritmos Meméticos**, que são uma família de modelos computacionais, inspirados na evolução natural dos seres vivos;

Diversas meta-heurísticas foram aplicadas ao problema de roteirização de veículos clássico com janela de tempo. Entre elas apontamos o trabalho de Tan, Lee e Zhu(24), que usou *Simulated Annealing*, Busca Tabu e Algoritmos Genéticos. As técnicas implementadas tem um procedimento de geração da solução inicial e um procedimento de dupla troca para refinar soluções. O procedimento de geração da solução inicial procura gerar soluções iniciais factíveis baseadas na inserção, em cada iteração, de um cliente a uma rota, respeitando-se as restrições de capacidade do veículo e da janela de tempo de cada cliente.

3.2.6 *Simulated annealing*

Gomes Júnior, Souza e Martins(25) apresentaram uma metodologia baseada na metaheurística *Simulated Annealing*¹, baseada originalmente em conceitos de Mecânica Estatística considerando a analogia entre o processo físico de recozimento de metais e a resolução de problemas de otimização combinatorial, para resolver eficientemente o problema de roteirização de veículos com janela de tempo.

Esta metodologia faz uso de mecanismos auto-adaptativos para determinar a temperatura inicial e o número máximo de iterações em uma dada temperatura. Por um determinado número de vezes, sempre que a temperatura atinge um valor limiar, é feito um reaquecimento para tentar escapar de ótimos locais a baixas temperaturas. Além disso, sempre que o método encontra uma melhor solução, é aplicado um mecanismo de busca local para refinar a solução.

3.2.7 **Busca tabu**

A Busca Tabu é um método de busca local, que utiliza uma estrutura de memória de curto e longo prazo para escapar de ótimos locais.

Segundo Mortati(26), que aplicou a método da Busca Tabu ao problema de roteamento periódico de veículos, ele é utilizado, com sucesso, em uma grande variedade de problemas de otimização combinatoria e existe escassez de implementações com este método para os sistemas de programação e roteirização de veículos. O problema de roteirização periódica de veículos é uma extensão do problema clássico de roteirização de veículos, que consiste em associar uma combinação de dias de visitas a cada cliente e, para cada dia do horizonte de tempo, definir as rotas dos veículos de tal forma a visitar os clientes alocados para cada dia objetivando minimizar o custo total das rotas percorridas pelos veículos ao longo do horizonte de tempo, sujeito a restrições operacionais.

A aplicação da Busca Tabu na roteirização de veículos, corresponde à meta-heurística com resultados mais promissores. Entretanto, os autores destacam que, embora a qualidade das soluções obtidas por meio de meta-heurísticas seja muito superior às das heurísticas convencionais, os tempos computacionais ainda são elevados, o que dificulta a sua incorporação às aplicações comerciais. Adicionalmente, segundo os autores, as meta-heurísticas são muito dependentes do contexto e requerem ajuste fino de parâmetros de processamento caso a caso, o que também inviabiliza sua utilização em softwares comerciais Laporte et al.(27).

¹Na Metalurgia, *annealing* significa recozimento, uma técnica pela qual se remove defeitos do metal por meio de seu aquecimento e resfriamento gradativo

3.2.8 Colônia de formigas no problema do *dial-a-ride*.

São algoritmos baseados no comportamento das formigas para encontrar comida;

Baba et al.(28), apresentaram um trabalho com proposta de uma heurística de solução para o problema da programação e roteirização de veículos para o transporte de pessoas portadoras de deficiência. Neste tipo de problema, conhecido na literatura como o problema do *dial-a-ride*, os usuários fazem solicitações de transporte de um ponto específico de embarque para um ponto específico de desembarque.

O objetivo do problema é determinar uma programação de rotas que atenda às solicitações de transportes sujeita às restrições de número de veículos disponíveis, janelas de tempo nos pontos de coleta e entrega, capacidade do veículo, precedência da coleta sobre a entrega e tempo máximo de tolerância do passageiro dentro do veículo.

O problema estudado nesse artigo aplica-se ao caso em que a frota de veículos é finita, heterogênea e os veículos partem de diferentes garagens dispostas geograficamente na região de onde surgem as solicitações.

A heurística proposta no trabalho dos autores é baseada na meta-heurística colônia de formigas e procura maximizar o número de solicitações atendidas ao menor custo possível. Os resultados computacionais, obtidos a partir da aplicação da heurística em dados reais de um operador da cidade de Sorocaba-SP, sugerem um desempenho promissor para a utilização de colônia de formigas no problema do *dial-a-ride*.

3.3 Inteligência Artificial

Inteligência Artificial é uma das ciências mais recentes, que atualmente abrange uma variedade enorme de subáreas, que vão desde áreas de uso geral, como aprendizado e percepção, até tarefas mais específicas, como jogos de xadrez. A IA sistematiza e automatiza tarefas intelectuais e, portanto, é potencialmente relevante para qualquer esfera da atividade intelectual humana.

Mas, como pode existir Inteligência Artificial? É justamente por existir essa inteligência associada a um hardware que pesquisadores em neurociência perceberam que poderiam resolver problemas simples ou complexos por meio de máquinas. Outros bons exemplos do uso da Inteligência Artificial são os sistemas de reconhecimento de padrões no comportamento de mercados, controle de aparelhos pelo uso da voz, sistemas de *data mining*, etc.

Em 1969, deu-se o primeiro congresso de I.A. de onde provém a primeira revista sobre este tema, a *Artificial Intelligence*, abrindo-se deste modo, as portas ao terceiro período, o dos sistemas especialistas. Estes, também chamados de agentes inteligentes, são programas que possuem um vasto e específico conhecimento sobre um determinado assunto.

Os sistemas especialistas pretendem simular o pensamento de um perito humano. O primeiro sistema especialista, o DENDRAL foi criado em 1985 por Edward Feigenbaum

O planejamento como exemplo de aplicação prática da Inteligência Artificial, está intimamente ligado ao raciocínio. Um programa com capacidade de planejar é capaz de fazer escolhas hipotéticas, estabelecer compromissos e ordenar as suas escolhas segundo os critérios que melhor servem os seus objectivos. O planejador consegue ainda avaliar se os compromissos tomados até então conduzem a um plano completo e coerente.

Um exemplo de um excelente planejador é o *Deep Blue*, o programa da IBM que venceu o campeão mundial de xadrez Kasparov em 1997. O programa foi capaz de elaborar planos estratégicos e adaptá-los às novas situações de jogo que foram surgindo.

Assim funciona um planejador, ele fixa um objetivo, e atinge-o supervisionando um ou mais dispositivos capazes de realizar ações no mundo real. Estes tipos de programas vem muitas vezes substituir os programas de procura que tentam passar de uma situação inicial (dados), através de sucessivas aplicações de transformações à representação dos dados do problema, para uma situação final (objectivos). O planejador aproxima-se muito mais de uma solução heurística e do processo como nós, homens, pensamos.

Procuram-se resolver problemas gerais, tomar decisões e raciocinar em interação com uma base de dados.

A visão está muito ligada à ideia de percepção computacional e do fato de a máquina reconhecer o seu ambiente e comportar-se de acordo com este. Assim encontramos a percepção visual computacional relacionada com os movimentos dos agentes, com a sua coordenação motora, o controle dos seus movimentos e não pode-se deixar de falar em robótica ao abordar esta nova concepção de *visão ativa*.

3.4 *Data Warehouse*

Para identificar e tratar as causas internas e externas à empresa, recomenda-se a utilização de ferramentas complementares da tecnologia da informação, que, a partir de um *Data Warehouse* bem alimentado, produz e distribui informações úteis. Este banco de dados funciona paralelo

aos sistemas operacionais da empresa e tem por objetivo organizar os dados corporativos, de forma a dar subsídios de informações na tomada de decisões Ross(29).

Para registrar e posteriormente utilizar os dados nas análises gerenciais, é necessário agilizar o uso de métodos de armazenamento, estruturação e tecnologias de geração e recuperação das informações. Como exemplo, pode-se citar um relatório contendo todos os clientes que compraram nas últimas quatro Segundas-feiras.

Para o ramo de distribuição de medicamentos, alguns dados relevantes a serem registrados para posteriores utilizações são:

1. cadastro de clientes,
2. perfis de crédito e de consumo,
3. dados de estudos macroeconômicos,
4. dados de pesquisas sobre comportamento de compra,
5. indicadores de nível de satisfação de clientes,
6. relatórios de viagens dos motoristas,
7. indicadores de tendências de mercado e
8. resultados quantitativos de negócios (base de clientes, volume de vendas, faturamento, volume de cancelamentos de produtos e clientes, etc.).

No caso da empresa em estudo, para chegar a um diagnóstico sobre os problemas de atrasos nas entregas, a partir da análise das causas internas e outras alheias à organização, são indicadas as aplicações de ferramentas que identifiquem as soluções possíveis aos problemas diagnosticados.

Neste trabalho, recomenda-se a utilização da Inteligência Artificial (IA), conjunto de técnicas que explora o espaço de busca das melhores respostas a um problema considerando as suas restrições. Tais técnicas possuem capacidade de processar bases de dados volumosas e diversificadas, bem como de produzir soluções de qualidade para um problema Yepes(30).

Recomenda-se, também, o uso de ferramentas de análise estatística, que visam organizar, resumir e simplificar as informações complexas para facilitar o entendimento e a tomada de decisões Stevenson(31).

A seguir apresenta-se algumas ferramentas que, se aplicadas à solução de problemas, permite alcançar o aumento da competitividade da unidade de negócio.

3.5 Análise estatística

A inferência estatística diz respeito à análise e à interpretação de dados amostrais, efetuando determinada mensuração sobre uma parcela pequena, mas típica, de determinada *população* Stevenson(31).

Muitas organizações mantêm milhares de itens em estoque. Utilizando a técnicas estatísticas por amostragem, pode-se estimar o valor do inventário, sem proceder à contagem dos itens um a um. Isto acontece porque a amostragem reduz a quantidade de dados a coligir e a analisar e gera informações úteis, que devem ser usadas rapidamente para preservar seu valor.

Stevenson(31) afirma que os modelos estatísticos podem ajudar a reduzir o grau de complexidade de problemas, simplificando situações da vida real, por meio da ilustração de aspectos de um determinado contexto, sem que para isso tenha que usar detalhes pouco relevantes do problema.

Os modelos podem ser intuitivos, para transmitir conceitos e idéias, sem dar muita atenção ao que é irrelevante; ou podem ser gráficos, para criar imagens mentais; ou ainda, podem ser tabelas e equações que auxiliam na resolução de problemas. Os modelos levam à quantificação e formalização do que se sabe acerca de um problema.

Se informações necessárias forem deixadas de lado e o problema não for corretamente identificado, quantificando todas as variáveis relevantes, o modelo será usado incorretamente e pode levar a sérios erros de julgamento no processo de tomada de decisões. Informações sobre um determinado mercado devem ser apuradas de forma científica, por meio de um exame minucioso e com definição clara dos objetivos Hughes(32).

Para este fim, Hughes(32) recomenda o uso de instrumentos de modelagem, que são processos de análise de banco de dados por meio de dados matemáticos e estatísticos, que vão determinar algumas fórmulas matemáticas para *explicar* o comportamento de compra e de consumo dos clientes.

Geralmente, usa-se uma amostra estatística (10% ou menos de todo o banco de dados) para prever as respostas de todo o grupo. As várias formas da modelagem podem contemplar o uso de dados demográficos, psicográficos, frequência e valor de compra, histórico de retorno a promoções, recência da última compra Hughes(32).

Esta previsão pode ser utilizada para diminuir o número de promoções, reduzir custos, ampliar a porcentagem de respostas precisas, reduzir erros e ciclos de tempo e impulsionar lucros. Estes instrumentos permitem então que se defina, segmente e direcione as estratégias das organizações aos clientes e parceiros com alto potencial de resposta.

As ferramentas de análise estatística de informações complexas e volumosas visam facilitar o entendimento, a descrição, a discussão e, sobretudo a correta interpretação de dados brutos, os quais vão traduzir um padrão de comportamento, cuja importância em conhecer, está diretamente relacionada com o sucesso no atendimento ao cliente.

A criação de modelos estatísticos baseados em correlações é possível a partir da utilização dos registros de vendas, conhecimento da frequência de compra dos clientes, resultados de pesquisas de marketing, dados demográficos e demais informações sobre comportamentos de consumo que podem ser adquiridos de bases de dados externas.

A função do modelo é encontrar a correlação existente entre estes dados, quantificar e dar o devido tratamento a influência dos diversos fatores, classificá-los e aplicar esta análise para a previsão de futuros retornos e vendas.

Hughes(32) afirma que, uma vez iniciado o modelo, ele deve ser usado com frequência para determinar as qualificações dos clientes e parceiros. Esse tipo de processo - aplicação dos dados, processamento das informações, análise e tomada de decisão - é dispendioso, mas pode levar à perda de clientes se ineficaz e lento, pois é impossível para a equipe de trabalho analisar isoladamente todos os casos com agilidade e precisão.

O êxito na elaboração do modelo mais adequado ao negócio auxilia também na determinação do valor de tempo de vida dos clientes e estabelece um diálogo que vai beneficiar ambas as partes.

3.6 Redes neurais artificiais

As redes neurais artificiais (RNA) foram originalmente desenvolvidas pelo Neuroanatomista Warren McCulloch e pelo matemático Walter Pitts, em 1943. No primeiro trabalho - *A Logical Calculus of the Ideas Immanent In Nervous Activity* -foi definida a base para o funcionamento das redes lógicas de *nodos* e novas idéias sobre as máquinas de estado finito. Esse trabalho teve como principal objetivo apresentar a capacidade desse modelo artificial na resolução de problemas computacionais. Mais tarde, a idéia de aprendizado foi desenvolvida por Donald Hebb, em 1949, que demonstrou que isso seria possível por meio da variação dos pesos sinápticos, como nas redes neurais biológicas.

Com base na analogia da natureza, as redes neurais artificiais, têm o comportamento semelhante ao dos neurônios do cérebro, e são adequadas para a resolução de problemas cujos dados são de natureza *fuzzy*, isto é, opiniões pessoais de categoria mal definida, ou sujeitas a erros. Portanto, indicada para lidar com informações oscilantes, como por exemplo, as do cenário

econômico brasileiro.

Neste sentido, o estudo de dados com significativo grau de não-linearidade, como as variáveis que influenciam as decisões de compra dos consumidores e a previsão de demanda, pode ser feito aplicando as redes neurais, que são indicadas para tratar tais complexidades.

A rede neural é uma ferramenta de computação aplicável a diversas áreas, como por exemplo, modelagem de processos, aprendizado de processo de decisão, problema de previsão, determinação de ação de controle, filtragem de dados, aquisição automática do conhecimento, monitoramento e diagnóstico rápido, processamento de informações distorcidas ou incompletas, e orientação na solução de problemas de otimização combinatória Krose e Smargt(33).

Normalmente, as fontes de dados com ruídos, como uma linha telefônica com interferências, as ruidosas cotações de mercado de capitais, uma carga elétrica instável e outros tipos de informações com distorções, podem ter comportamento destrutivo, se avaliadas através da maioria das técnicas. Porém, para as redes neurais artificiais isto não representa uma limitação, pois esta técnica separa tais padrões obscuros, que podem passar despercebidos por especialistas humanos, e métodos estatísticos tradicionais Freeman e Skapura(34).

Desta maneira, com a aplicação da técnica de redes neurais, a identificação, recuperação e depuração de informações *poluídas*, que entram em um sistema complexo, como o da distribuição de medicamentos, é viável.

Assim, pode-se interpretar as informações distorcidas e transformá-las em dados válidos no tratamento e correção de desvios para a tomada de decisões.

3.7 Algoritmos evolucionários

Na natureza existem muitos processos que procuram um estado estável. Estes processos podem ser vistos como processos naturais de otimização. Nos últimos trinta anos foram realizadas várias tentativas de desenvolvimento de um algoritmo global de otimização que simulasse estes processos naturais de otimização. Estas tentativas resultaram nos seguintes métodos de otimização:

- *simulated annealing*, baseado nos processos naturais de *annealing* (seção 3.2.6),
- **redes neurais artificiais**, baseado nos processos do sistema nervoso central (seção 3.6), e
- **computação evolucionária**, baseada em processos evolucionários biológicos.

Os algoritmos inspirados em teorias evolucionárias são chamados de *algoritmos evolucionários*. Estes algoritmos podem ser classificados nas seguintes ramificações: algoritmos genéticos (Holland(19)), programação evolucionária (Fogel(35)), estratégias de evolução (Bremermann, M. e S.(36)), sistemas classificatórios (Holland(19)), programação genética (Koza(37)), e outros algoritmos de otimização baseados na teoria da evolução da seleção natural de Darwin e sobrevivência do mais apto.

Os algoritmos evolucionários são algoritmos probabilísticos de busca que simulam a evolução natural. Eles foram propostos a mais de trinta anos atrás (Bremermann, M. e S.(36) e Rechenberg(38)). No entanto a sua aplicação a problemas de otimização combinatória apenas recentemente se tornou um tópico de pesquisa de interesse. Nos últimos anos a otimização evolucionária tem sido aplicada a vários problemas *NP-difíceis* em vários domínios de aplicação tais como biologia, química, análise criptográfica, identificação de sistemas, medicina, micro-eletrônica, reconhecimento de padrões, planejamento da produção, robótica, telecomunicações, etc.

Holland(19) introduziu os algoritmos genéticos. Nestes algoritmos o espaço de busca de um problema é representado por uma coleção de *indivíduos*. Estes indivíduos são representados por cadeias de caracteres, freqüentemente chamados de *chromossomos*. O objetivo do uso de algoritmos genéticos é encontrar o indivíduo do espaço de busca com o melhor *material genético*. A qualidade de um indivíduo é medida por meio de uma função de avaliação (também chamada de função de aptidão). A parte do espaço de busca a ser examinado é chamada de *população*.

A teoria da evolução de Darwin sustenta que, entre animais de uma mesma espécie, aqueles que não obtêm êxito tendem a gerar um número reduzido de descendentes e, portanto, apresentando menor probabilidade de ter seus genes propagados ao longo de sucessivas gerações. A combinação entre os genes dos indivíduos que perduram na espécie pode produzir um novo indivíduo melhor adaptado às características de seu meio ambiente.

Ao emular esses processos da teoria darwiniana, uma das técnicas capazes de evoluir soluções de problemas do mundo real são os algoritmos genéticos (AGs), métodos generalizados de busca e otimização que simulam os processos naturais de evolução, fazendo parte de sistemas inspirados na natureza Yepes(30). Os algoritmos genéticos utilizam uma analogia direta a este fenômeno de evolução na natureza, onde cada indivíduo representa uma possível solução para um dado problema. Aos mais adaptados é oferecida a oportunidade de reproduzir-se mediante cruzamentos com outros indivíduos da população, produzindo descendentes com características de ambas as partes.

Se um Algoritmo Genético for desenvolvido corretamente, a população, conjunto de possíveis respostas, convergirá para uma solução ótima do problema proposto Yepes(30).

O capítulo 4 apresenta de forma detalhada o funcionamento dos algoritmos genéticos. A solução proposta para o problema considerado neste trabalho baseia-se em algoritmo genético.

A aplicação dos algoritmos genéticos para o planejamento da distribuição constrói um modelo otimizado ao considerar as restrições do problema de roteirização de veículos , pois os algoritmos genéticos são robustos no tratamento das restrições que determinam este tipo de problema.

Assim, de posse das informações sobre:

1. volume de pedidos,
2. quantidade de itens por pedido,
3. número de rotas,
4. quantidade de clientes,
5. variedade de percursos,
6. tempo de carga e descarga, e
7. das ocorrências de devoluções totais ou parciais de pedidos,

a aplicação dos algoritmos genéticos na análise e tratamento dos problemas que afetam a entrega de medicamentos poderá ser eficaz para a identificação de rotas otimizadas.

Capítulo 4

Algoritmos Genéticos

4.1 Introdução

Os primeiros trabalhos relacionados com algoritmos genéticos surgiram em meados de 1950 quando vários pesquisadores começaram a utilizar computadores para simular sistemas biológicos. Entretanto o seu desenvolvimento se iniciou de fato somente a partir de 1970 com uma série de trabalhos publicados por um grupo de pesquisadores da Universidade de Michigan coordenados pelo Prof. John Holland. A partir daí surgiram técnicas de solução de problemas baseados em programação evolutiva, dentro da qual se enquadram os algoritmos genéticos. Apenas recentemente a aplicação dos algoritmos genéticos em problemas de otimização combinatória se tornou um tópico de pesquisa.

Os algoritmos genéticos permitem uma simplificação na formulação e solução de problemas de otimização, pois incorporam uma solução potencial para um problema específico numa estrutura semelhante à de um *cromossomo* e aplicam operadores de seleção e cruzamento a essas estruturas de forma a preservar informações críticas relativas à solução do problema.

Os algoritmos genéticos mais simples normalmente trabalham com descrições de entrada formadas por cadeias de bits de tamanho fixo. Outros tipos de algoritmos genéticos podem trabalhar com cadeias de bits de tamanho variável, como por exemplo os algoritmos genéticos usados para programação genética. Algoritmos genéticos possuem um paralelismo implícito decorrente da avaliação independente de cada uma dessas cadeias de bits, ou seja, pode-se avaliar a viabilidade de um conjunto de parâmetros para a solução do problema de otimização em questão

Normalmente os algoritmos genéticos são vistos como otimizadores de funções, embora a quantidade de problemas para o qual os algoritmos genéticos se aplica seja bastante abrangente.

Programação evolutiva é um algoritmo genético probabilístico iterativo que mantém a cada iteração t , uma população de indivíduos (*cromossomos*) $P(t)$:

$$P(t) = (p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t)$$

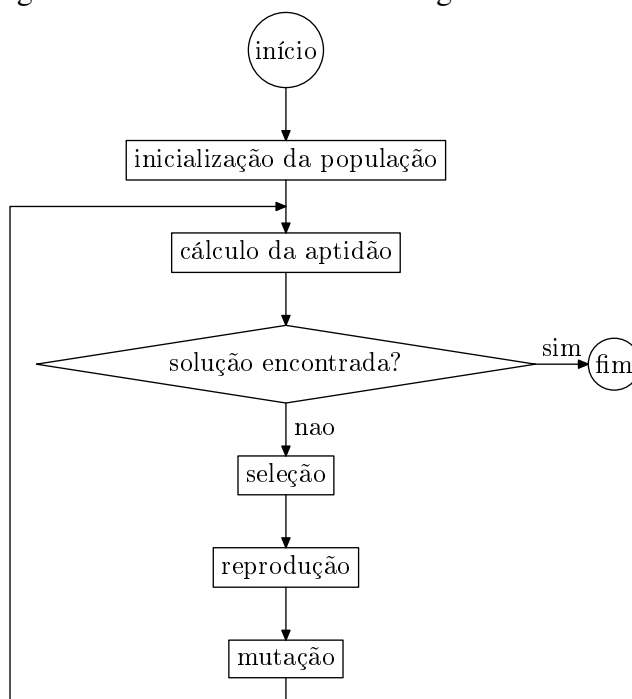
Em termos matemáticos cada indivíduo p^t representa uma solução do problema associado. A cada iteração t existe um mecanismo que permite a renovação da população obtendo $P(t)$ a partir de $P(t - 1)$.

Também a cada iteração t cada indivíduo p^t é avaliado segundo uma função que mede o nível da sua aptidão por critérios pré-definidos. Desta forma aqueles indivíduos considerados mais aptos sobrevivem, ou seja, passam para a população da iteração seguinte, e aqueles considerados menos aptos, serão descartados.

Estes procedimentos nos conduzem então a um processo de renovação iterativa das populações de modo a tentar melhorar as qualidades genéticas de cada indivíduo.

Superficialmente um programa genético pode ser descrito pelo algoritmo mostrado na figura 4.1. Inicialmente é escolhida uma população inicial e a qualidade desta população é determinada. Em seguida, em cada iteração, pais são escolhidos da população para produzir filhos, que são adicionados à população. Cada indivíduo da população resultante pode então sofrer alguma mutação, que é uma alteração aleatória no cromossomo.

Figura 4.1: Fluxo de controle do algoritmo evolutivo.



4.2 Representação das soluções viáveis

Existem várias formas de representação possíveis para os cromossomos, como por exemplo binária, inteira e real. A essa representação se dá o nome de alfabeto do algoritmo genético. De acordo com a classe de problemas que se deseja resolver pode-se usar qualquer uma destas formas.

Normalmente uma solução de um problema está associado a um cromossomo p representado na forma de um vetor com m posições:

$$p = (x_1, x_2, \dots, x_m)$$

onde cada componente x_i representa um gene (ou uma variável da solução).

Dentre os tipos de representação de um cromossomo, os mais conhecidos são: a representação binária e a representação por inteiros. A representação clássica dos algoritmos genéticos é a representação binária, por ser a mais facilmente interpretada e por se encaixar melhor aos mecanismos de renovação de uma população de cromossomos.

Neste capítulo os operadores genéticos serão ilustrados considerando-se que a representação adotada é a representação binária. Obviamente os operadores genéticos utilizados devem ser definidos de acordo com a representação adotada.

4.2.1 Representação binária

Na representação binária os indivíduos são codificados por uma sequência de dígitos binários (0 e 1). A sua utilização está vinculada a algoritmos de codificação e decodificação, que permitem converter a solução para a sequência binária que a representa, e vice-versa.

Para ilustrar, considere o problema de minimização de função como segue. Dada uma função $f(x)$ e um conjunto $D \subset \mathbb{R}$, encontre x^* tal que

$$f(x^*) = \min\{f(x), \forall x \in D\}$$

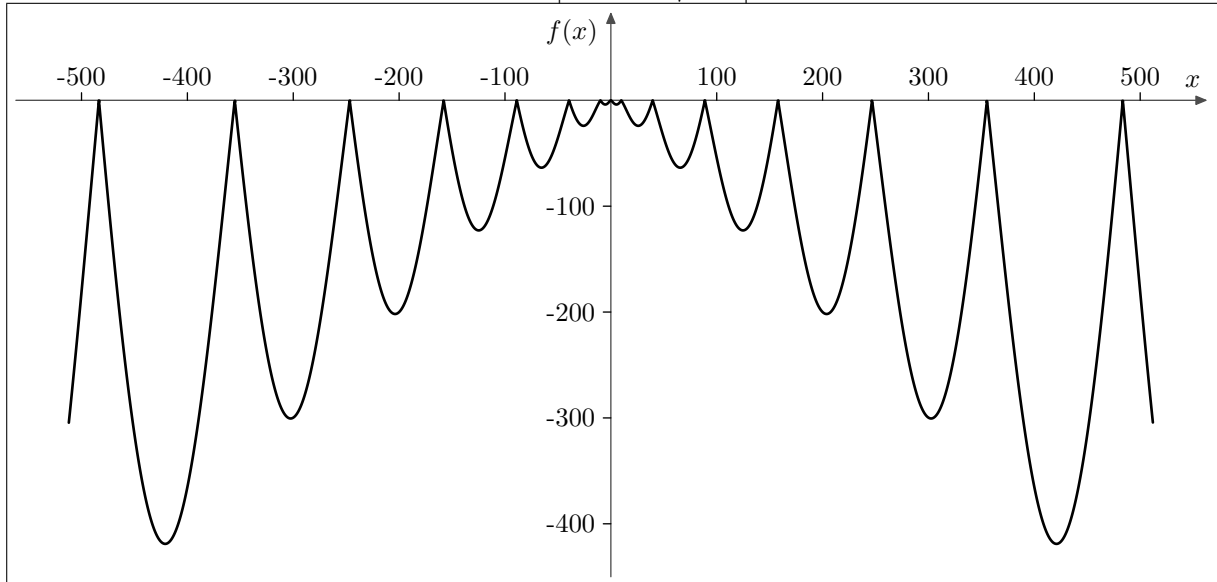
Mais especificamente, seja o problema de minimizar a função

$$f(x) = - \left| x \sin(\sqrt{|x|}) \right|$$

no intervalo $\{x \in \mathbb{R} | x \geq 0 \text{ e } x < 512\}$. O gráfico desta função é mostrado na figura 4.1. Neste

caso a aptidão de cada ponto da amostra é simplesmente o valor da função naquele ponto.

Gráfico 4.1: Gráfico de $f(x) = \left| -x \sin(\sqrt{|x|}) \right|$ no intervalo $[-512, 512]$.



Uma sequência binária será usada para representar os valores de x . A precisão obtida depende do tamanho da sequência (quanto maior a sequência, melhor a precisão). Com 10 bits, pode-se representar 1024 valores diferentes cobrindo o intervalo $[0, 512]$, o que dá uma granularidade de 0.5 para x . Isto significa que a diferença mínima entre os pontos de amostragem utilizados pelo algoritmo genético não poderá ser menor que 0.5. Utilizando-se 11 bits pode-se representar 2048 valores diferentes, dando uma granularidade de 0.25 para x . De forma geral, utilizando-se n bits é possível representar 2^n valores distintos, o que dá uma granularidade de

$$\frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^n}$$

As sequências $000 \dots 0$ e $111 \dots 1$ representam respectivamente os limites inferior e superior do intervalo de busca. Qualquer outra sequência de bits é mapeada a um ponto intermediário, como ilustra a tabela 4.1.

Para mapear uma sequência de bits para um número real, a sequência é primeiro convertida para um número decimal, que é então mapeado a um número real. Por exemplo, a sequência binária 0001011010 corresponde ao número decimal 90, que representa o número real

$$\frac{90 \times 512}{1024} = 45.0$$

no domínio do problema, com uma imagem de aproximadamente -5.256 . De forma geral o

Tabela 4.1: Correspondência entre seqüências binárias e valores no intervalo $[0, 512[$.

seqüência binária	valor
0000000000	0.0
0000000001	0.5
0000000010	1.0
0000000011	1.5
0000000100	2.0
0000000101	2.5
⋮	⋮
1111111110	511.0
1111111111	511.5

valor correspondente a uma seqüência binária de tamanho n , equivalente ao número inteiro decimal d , é dado por

$$x_{\min} + d \times \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^n}$$

Geralmente para se obter uma precisão aceitável requer-se muitos bits e o problema torna o espaço de amostra muito grande.

A representação binária é suficientemente geral para ser aplicada em qualquer problema, mas nem sempre é a representação mais natural ou mais adequada para um problema. Pode ser o caso de problemas baseados em parâmetros numéricos, ou na ordem. A natureza específica do problema pode sugerir uma representação mais apropriada, com operadores de cruzamento e mutação próprios.

4.2.2 Representação em ponto flutuante

Na representação em ponto flutuante um indivíduo é codificado como uma seqüência de números em ponto flutuante.

No exemplo de minimização de função discutido na seção 4.2.1, pode-se representar cada indivíduo pelo próprio valor real do domínio da função. No caso de funções de variáveis múltiplas, pode-se representar o indivíduo por uma seqüência de números em ponto flutuante, sendo que cada elemento da seqüência corresponde a uma variável.

4.2.3 Representação por inteiros

A representação por inteiros pode ser associada à solução de problemas de otimização combinatória, caracterizados pela busca de uma solução ótima dentre um conjunto finito de soluções. São exemplos o problema do menor caminho em grafo direcionado, e o problema do caixeiro viajante (capítulo 5).

Para estes problemas a melhor representação de um indivíduo é um vetor de inteiros, onde os inteiros representam alguma ordenação de nós. Considere o cromossomo

$$p = (1, 3, 6, 5, 4, 2, 7, 9, 8)$$

Neste caso, o vetor de números inteiros de p , que é uma solução de algum problema do caixeiro viajante, pode representar exatamente a seqüência de cidades a serem visitadas pelo caixeiro viajante.

Novamente os operadores genéticos definidos para esta representação são diferentes daqueles utilizados na representação binária ou real, pois a representação é interpretada de uma maneira peculiar.

No capítulo 5 o problema do caixeiro viajante é discutido com detalhes.

4.3 Função de aptidão

Em virtude de os parâmetros do problema serem conflitantes, ou seja, na medida que um aumenta o outro diminui, a função de aptidão é construída para encontrar o ponto ótimo.

Esta função tem o papel de avaliar o nível de aptidão de cada cromossomo gerado pelo algoritmo genético. Em problemas de otimização, ela pode simplesmente representar a função objetivo do problema.

4.4 População inicial

A parte do espaço de busca a ser examinado pelo algoritmo genético é chamado de população. Cada um dos indivíduos da população representa uma possível solução para o problema, isto é, um ponto no espaço de soluções. O procedimento para gerar uma população inicial para um algoritmo genético é muito simples para a maioria dos problemas. Normalmente utiliza-se

desde procedimentos aleatórios até algoritmos heurísticos para este fim.

Uma vez gerada, a população é avaliada pela função de aptidão, a fim de medir a sua qualidade.

4.5 Operadores genéticos

A função dos operadores genéticos é definir regras para uma renovação eficaz de uma população. Esses procedimentos ocorrem de forma iterativa tentando melhorar a qualidade genética de cada indivíduo.

O desenvolvimento de operadores genéticos está muito ligado à representação de uma solução do problema original na forma de um cromossomo. Isso significa que cada solução s deve ser codificada na forma de um cromossomo p e após as atualizações efetuadas pelo operador genético em p , o novo cromossomo p' será decodificado para obter a nova solução s' do problema associado. Existem basicamente dois tipos de operadores genéticos:

1. operadores do tipo *crossover* (cruzamento), e
2. operadores do tipo mutação

4.6 Cruzamento

A primeira etapa na formação de uma nova população é a geração de novos indivíduos a partir de indivíduos existentes na população atual. Esta operação é chamada de cruzamento (*crossover*). Ela é realizada pela escolha de pares de indivíduos, os pais, que produzirão dois outros indivíduos, os filhos, que apresentarão características herdadas dos pais. Os filhos produzidos formarão a nova população.

Por meio do cruzamento espera-se aumentar a *qualidade média* da população. Desta forma o operador de cruzamento deve ser escolhido de tal forma que o algoritmo genético resulte em uma solução próxima da solução ótima em um número razoável de iterações.

A probabilidade de o indivíduo ser selecionado para o cruzamento é proporcional à sua aptidão.

4.6.1 Seleção

O método de seleção utilizado é denominado de amostragem estocástica, mais popularmente conhecido como método da roleta russa, que pode ser entendido da seguinte forma: considere um círculo dividido em n regiões (tamanho da população) onde a área de cada região é proporcional à aptidão do indivíduo. Coloca-se sobre este círculo uma *roleta* com n cursores igualmente espaçados. Depois de girar a roleta, a posição dos cursores indica quais os indivíduos selecionados. Evidentemente, os indivíduos cujas regiões possuem maior área terão maior probabilidade de serem selecionados várias vezes. Em consequência disso, a seleção de indivíduos pode conter várias cópias de um mesmo indivíduo enquanto outros podem desaparecer.

4.6.2 Operadores de cruzamento

Os operadores do tipo crossover são baseados em mecanismos determinísticos, adicionando uma decisão probabilística somente quando for gerada uma solução inviável.

A idéia do **operador crossover clássico**, é a de efetuar cruzamentos entre dois ou mais cromossomos pais para obter cromossomos filhos (*offsprings*), que são adicionados à população.

A lista dos indivíduos selecionados é embaralhada aleatoriamente, criando-se desta forma, uma segunda lista, chamada lista de parceiros. Cada indivíduo selecionado é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros.

Estes cruzamentos na sua versão clássica, consistem em efetuar inicialmente cortes nos cromossomos pais. Por exemplo:

$$P_1 = (101|010) = (P_1^1|P_1^2)$$

$$P_2 = (111|000) = (P_2^1|P_2^2)$$

Um novo cromossomo (offspring) é gerado permutando-se a metade inicial de um cromossomo com a metade final do outro.

$$O_1 = (P_1^1|P_2^2) = (101|000)$$

$$P_2 = (P_2^1|P_1^2) = (111|010)$$

Infelizmente, o simples uso de operadores clássicos conduzem frequentemente à soluções

inviáveis, dependendo da representação adotada. Nestes casos torna-se necessário a incorporação de regras adicionais para viabilizar tais soluções.

4.7 Mutação

O algoritmo genético pode convergir muito rapidamente para uma região específica do espaço de busca, caso nenhum mecanismo seja implementado para que evite isto. Se esta área para onde ele convergir for uma região de mínimos globais, tudo bem. Todavia, existe uma tendência de convergência rápida para uma região de mínimos locais ao invés de mínimos globais. Para evitar este problema, impõe-se uma rotina para explorar outras áreas do espaço de busca. Isto se dá por meio de alterações nos genes por meio da mutação.

Para todo indivíduo recentemente criado na população resultante, existe uma probabilidade próxima de zero de o indivíduo sofrer uma mutação, isto é, ele irá mudar suas características hereditárias de forma aleatória.

4.7.1 Operadores de mutação

Os operadores de mutação introduzem uma alteração aleatória no indivíduo. No caso da representação binária é suficiente alterar aleatoriamente alguns bits da seqüência de bits.

Assim, se tivermos um cromossomo

$$p = (x_1x_2x_3\dots x_7) = (1010101)$$

A decisão de alterar o gene $x_2 = 0$ para $x_2 = 1$ será definida a partir de uma função probabilidade associada ao operador. Se esta função aplicada ao gene x_2 fornecer valor maior ou igual à taxa de aceitação então a atualização de x_2 é efetivada, obtendo o novo cromossomo

$$p = (1110101)$$

4.8 Elitismo

Ao se criar uma nova população por cruzamento e mutação, tem-se uma grande chance de perder os melhores indivíduos. Elitismo é um método para preservar os melhores indivíduos de uma geração na geração seguinte, evitando que a nova população se torne pior do que a popula-

ção atual. O elitismo pode simplesmente substituir os piores indivíduos na nova população pelos melhores indivíduos da população atual.

Capítulo 5

O Problema do Caixeiro Viajante

5.1 Introdução

O primeiro problema de roteirização a ser estudado foi o **problema do caixeiro viajante** (em inglês *traveling salesman problem* ou *TSP*). O objetivo deste problema é encontrar o menor caminho (rota) para um caixeiro viajante que, partindo de uma cidade origem, deve visitar todas as cidades de uma dada lista precisamente uma vez, e então retornar à cidade origem.

As técnicas para solução do problema do caixeiro viajante podem ser aplicadas em várias áreas, como por exemplo:

- a Logística, como na operação de frotas de veículos, e
- a Eletrônica, como no problema onde se deseja encontrar o roteiro de distância mínima para um equipamento cuja tarefa é soldar todos os componentes de uma placa eletrônica; o menor percurso total do equipamento para percorrer todos os pontos da placa está diretamente associado ao desempenho da linha Souza(39).

Para resolver o problema é necessário conhecer as distâncias entre todas as cidades. Quando a distância entre duas cidades quaisquer independe do sentido da viagem, dizemos que o problema é **simétrico**.

Na prática, as distâncias entre as cidades devem ser calculadas considerando o trajeto entre elas através de vias de acesso reais. Um sistema de informações geográficas pode ser utilizado para fornecer estas distâncias. Para efeito de simplificação serão consideradas distâncias lineares calculadas em um sistema de coordenadas cartesianas, onde cada cidade i é representada or suas coordenadas (x_i, y_i) . A distância entre duas cidades i e j é dada por $\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$.

A maior dificuldade deste problema é o número muito grande de possíveis rotas para n cidades.

$$\frac{(n - 1)!}{2}$$

A tabela 5.1 mostra o número de rotas possíveis em função do número de cidades. Observa-se que o número de rotas cresce exponencialmente com o número de cidades. Isto elimina a possibilidade de utilização de técnicas exatas de busca para encontrar a melhor solução, pois o algoritmo de busca nunca terminaria em tempo hábil. Várias técnicas de solução aproximada foram propostas (Assad et al.(3)). Neste capítulo discute-se a solução do problema do caixeiro viajante no caso simétrico usando algoritmos genéticos.

Tabela 5.1: Dimensão do espaço de busca em função do número de cidades no problema do caixeiro viajante.

número de cidades	número de rotas
3	1
4	3
5	12
6	60
7	360
8	2.520
9	20.160
10	181.440
11	1.814.400
12	19.958.400
13	239.500.800
14	3.113.510.400
15	43.589.145.600
16	653.837.184.000

Para resolver o problema do caixeiro viajante usando algoritmos genéticos é necessário definir uma representação para as soluções (cromossomos), a função de custo a ser minimizada, e os operadores genéticos (cruzamento e mutação) a serem utilizados na geração de novas populações, conforme discutido no capítulo 4.

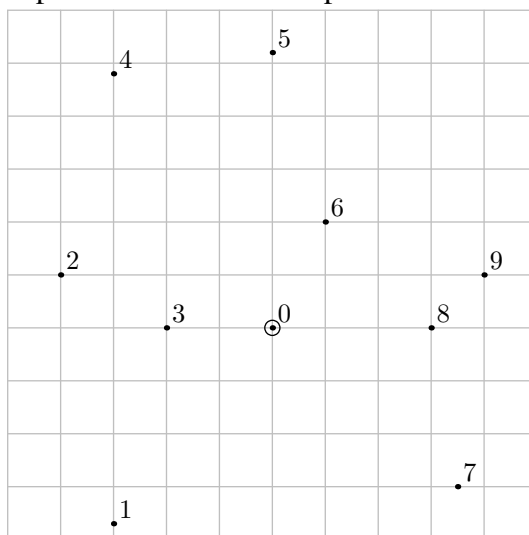
Em Larrañaga et al.(40) encontra-se uma revisão de várias representações e operadores genéticos para o problema do caixeiro viajante.

5.2 Representação de uma solução

Alguns problemas de otimização, como o problema do caixeiro viajante, envolvem a classificação de uma lista para obtenção da solução ótima. Para um grande número de problemas tratados até mesmo com técnicas heurísticas de Inteligência Artificial, esta lista é uma permutação e a obtenção da solução ótima consiste em buscar a melhor permutação de seus elementos.

No caso específico do problema do caixeiro viajante esta lista é a sequência das cidades a serem visitadas (caminho). A representação é também chamada de representação do caminho¹. Assim, sendo n o número de cidades, uma solução é uma sequência de todas as n cidades a serem visitadas. As cidades são representadas pelos números naturais consecutivos $0, 1, 2, \dots, n$. O ponto de partida (e também de retorno) é representado pelo número 0.

Figura 5.1: Mapa das cidades em um problema do caixeiro viajante.



A figura 5.1 mostra um exemplo de um problema do caixeiro viajante, onde é mostrado o mapa das cidades a serem visitadas, e a cidade origem, cujas coordenadas são mostradas na tabela 5.2. Para simplificar, será considerada a distância em linha reta entre as cidades. Quando mapeadas em um plano cartesiano, esta distância é a distância euclidiana entre os pontos. A sequência

0	1	3	2	4	5	9	7	6	8
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

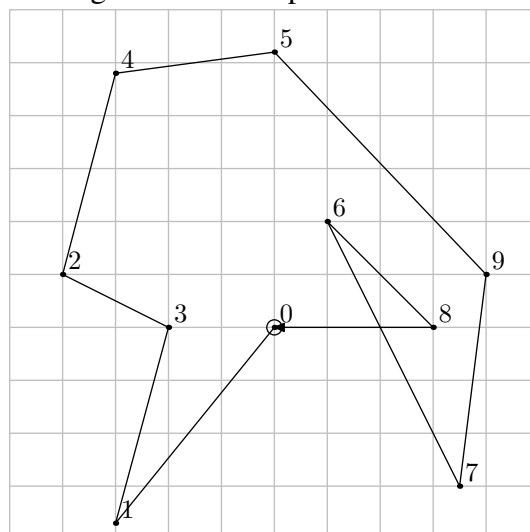
representa a solução em que o caixeiro parte da origem 0, visita as cidades 1, 3, 2, 4, 5, 9, 7, 6 e 8 nesta ordem, e retorna à origem 0, como ilustra a figura 5.2.

¹Em inglês, *Path representation*.

Tabela 5.2: Coordenadas das cidades de um problema do caixeiro viajante.

cidade	abscissa	ordenada
0	5	4
1	2	0.3
2	1	5
3	3	4
4	2	8.8
5	5	9.2
6	6	6
7	8.5	1
8	8	4
9	9	5

Figura 5.2: Exemplo de uma rota.



Existem outras representações que podem ser utilizadas para resolver o problema do caixeiro viajante usando algoritmos genéticos. Algumas delas, como a representação binária e a representação matricial, usam alfabetos binários para a representação das viagens. Embora esse alfabeto binário constitua a forma padrão de representação no algoritmo genético, no caso do problema do caixeiro viajante os operadores de cruzamento e mutação não constituem operações fechadas, uma vez que os resultados obtidos usando estes operadores podem ser roteiros inválidos. Neste caso utiliza-se operadores de reparação para contornar este problema.

A representação mais natural de uma viagem é a representação do caminho (*path representation*) já discutida.

5.3 Função de custo

A função de custo para um determinado roteiro (solução do problema do caixeiro viajante) é dada pela distância total percorrida pelo caixeiro viajante ao visitar as cidades do roteiro, retornando à cidade de origem.

O objetivo do problema é encontrar uma solução que minimize esta função de custo.

Tabela 5.3: Distâncias entre as cidades de um problema do caixeiro viajante.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0.00	4.76	4.12	2.00	5.66	5.20	2.24	4.61	3.00	4.12
1	4.76	0.00	4.81	3.83	8.50	9.39	6.96	6.54	7.05	8.43
2	4.12	4.81	0.00	2.24	3.93	5.80	5.10	8.50	7.07	8.00
3	2.00	3.83	2.24	0.00	4.90	5.57	3.61	6.26	5.00	6.08
4	5.66	8.50	3.93	4.90	0.00	3.03	4.88	10.15	7.68	7.96
5	5.20	9.39	5.80	5.57	3.03	0.00	3.35	8.92	6.00	5.80
6	2.24	6.96	5.10	3.61	4.88	3.35	0.00	5.59	2.83	3.16
7	4.61	6.54	8.50	6.26	10.15	8.92	5.59	0.00	3.04	4.03
8	3.00	7.05	7.07	5.00	7.68	6.00	2.83	3.04	0.00	1.41
9	4.12	8.43	8.00	6.08	7.96	5.80	3.16	4.03	1.41	0.00

A tabela 5.3 mostra as distâncias em linha reta entre as cidades do exemplo anterior. Nesse exemplo o custo da solução

0 | 1 | 3 | 2 | 4 | 5 | 9 | 7 | 6 | 8

é dado por

$$d(0, 1) + d(1, 3) + d(3, 2) + d(2, 4) + d(4, 5) + d(5, 9) + d(9, 7) + d(7, 6) + d(6, 8) + d(8, 0)$$

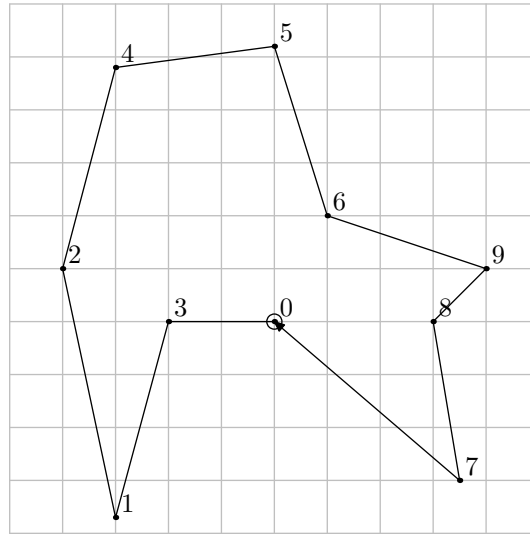
onde $d(a, b)$ é a distância entre as cidades a e b , resultando em 39.04

A solução ótima encontrada para o exemplo é mostrada na figura 5.3 e corresponde ao caminho

0 | 3 | 1 | 2 | 4 | 5 | 6 | 9 | 8 | 7

com um custo de 33.17.

Figura 5.3: Solução ótima encontrada para o exemplo.



5.4 Função de aptidão

A função de aptidão serve para avaliar a aptidão de um cromossomo, isto é, o quão *boa* é a solução por ele representada. Quanto maior a aptidão, melhor é a solução. No problema do caixeiro viajante deseja-se minimizar uma função de custo, descrita na seção anterior. Quanto menor o custo, melhor é a solução. Desta forma, as funções de aptidão e de custo vão diferir no modo avaliar a solução.

Seja $f(x)$ a função de custo já descrita. Podemos definir a função de aptidão como sendo:

$$g(x) = -f(x) + f_{\max}$$

onde f_{\max} é o maior valor da função de custo para a população sendo avaliada. Como a função de custo deve ser minimizada e a função de aptidão deve ser maximizada, multiplicamos a primeira por -1 . Uma restrição no algoritmo genético é que a função de aptidão sempre deve resultar em um valor não negativo. Para evitar que isto ocorra, adicionamos o termo f_{\max} .

5.5 Operadores genéticos

Os operadores genéticos aplicados ao cromossomo no problema do caixeiro viajante devem preservar a condição de que toda cidade deve ser visitada exatamente uma vez pelo caixeiro viajante. Isto significa que os novos cromossomos gerados pela aplicação dos operadores devem ser permutações de números naturais.

Vários algoritmos foram propostos para os operadores. Neste trabalho são apresentados apenas alguns poucos algoritmos de cruzamento e de mutação. Maiores detalhes podem ser encontrados em Larrañaga et al.(40).

5.5.1 Operadores de cruzamento

5.5.1.1 Cruzamento de mapeamento parcial (PMX)

O operador de cruzamento de mapeamento parcial (*partially-mapped crossover* – PMX)² informações de ordem e de posição das rotas dos pais para as rotas dos filhos. Uma parte da seqüência de um dos pais é mapeada a uma parte da seqüência do outro pai, e preservada no filho. A informação restante é trocada entre os pais.

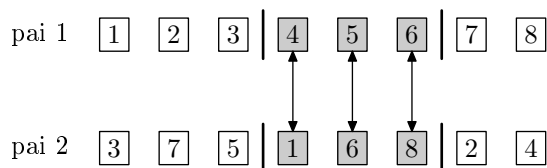
Considere, por exemplo, os pais dados pelas rotas

(1 2 3 4 5 6 7 8)

e

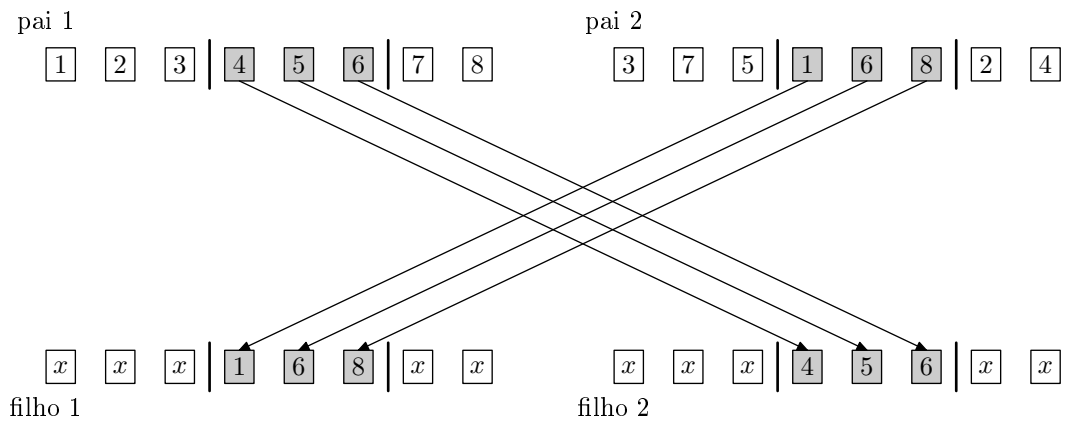
(3 7 5 1 6 8 2 4)

O operador PMX primeiramente seleciona aleatoriamente dois pontos de corte nas seqüências que representam as rotas dos pais. Suponha que o primeiro ponto de corte é selecionado entre o terceiro e o quarto elementos, e o segundo entre o sexto e o sétimo elementos de cada seqüência pai. As subseqüências entre os pontos de corte são chamadas de seções de mapeamento. No exemplo eles definem os mapeamentos $4 \leftrightarrow 1$, $5 \leftrightarrow 6$ e $6 \leftrightarrow 8$.

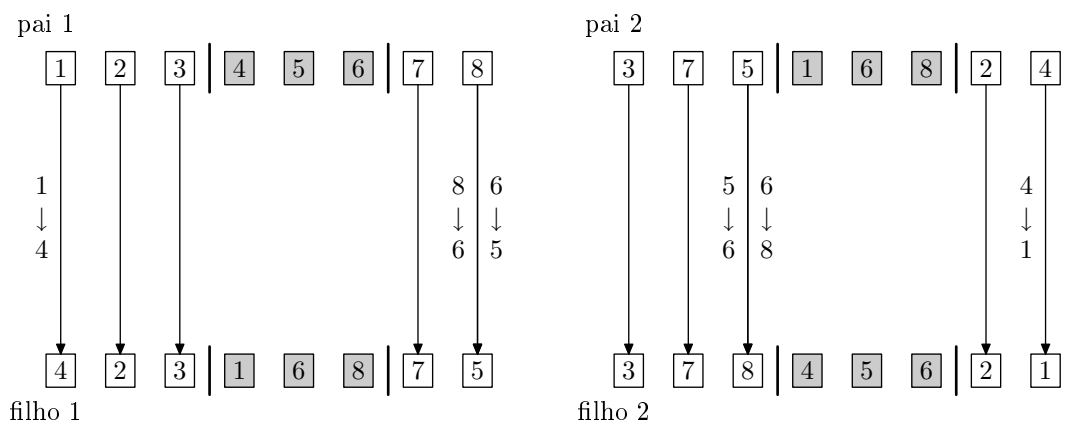


Em seguida a seção de mapeamento do primeiro pai é copiada no segundo filho, e a seção de mapeamento do segundo pai é copiada para o primeiro filho, resultando

²A seção A.1 mostra uma implementação do operador PMX.



Então o primeiro filho é preenchido com cópia dos elementos do primeiro pai, e o segundo filho com cópia dos elementos do segundo pai. Caso uma cidade já esteja presente no filho, ela é substituída por outra, de acordo com os mapeamentos. No exemplo, o primeiro elemento do primeiro filho seria a cidade 1, pois esta é o primeiro elemento do primeiro pai. Entretanto a cidade 1 já está presente no primeiro filho (é o quarto elemento, proveniente do segundo pai). Então, usando os mapeamentos definidos, encontramos $1 \leftrightarrow 4$, o que leva a escolher a cidade 4 para ser o primeiro elemento do primeiro filho. O segundo, o terceiro e o sétimo elementos do primeiro filho podem ser tomados diretamente do primeiro pai, pois eles ainda não estão presentes no primeiro filho. O oitavo elemento do primeiro filho seria 8, que já está presente. Por causa dos mapeamentos $8 \leftrightarrow 6$ e $6 \leftrightarrow 5$, a cidade 5 é colocada como o oitavo elemento. Analogamente forma-se o segundo filho.



5.5.1.2 Operador de Cruzamento *Edge Recombination* (ERX)

Este operador foi desenvolvido especialmente para o problema do caixeiro viajante e prioriza o fator adjacência. Outra característica principal do ERX é a de que um cromossomo filho deve ser construído sempre que possível a partir das arestas de ambos os pais. Em média, **95**

por cento das arestas dos pais são transferidas para os filhos neste operador reduzindo consideravelmente o percentual de arestas selecionadas aleatoriamente.

No ERX o significativo número de arestas transferidas de cromossomos pais para cromossomos filhos é uma consequência do seguinte procedimento: Criar uma lista de arestas de ambos os pais. A lista de arestas para cada cidade, todas as outras cidades a ela conectadas em pelo menos um dos cromossomos pais. Isto significa que para cada cidade, existem no mínimo duas e no máximo quatro cidades conectadas. Considere os dois cromossomos pais:

$$P_1 = (1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6)$$

$$P_2 = (3\ 4\ 1\ 6\ 2\ 5)$$

A lista de arestas será:

cidade 1	(1, 2), (6, 1), (4, 1)
cidade 2	(1, 2), (2, 3), (6, 2), (2, 5)
cidade 3	(2, 3), (3, 4), (5, 3)
cidade 4	(3, 4), (4, 5), (4, 1)
cidade 5	(4, 5), (5, 6), (2, 5), (5, 3)
cidade 6	(5, 6), (6, 1), (6, 2)

Neste caso supõe-se que $(ij) = (ji)$.

Neste operador, pode-se a partir de dois cromossomos pais gerar um ou dois filhos. A versão para gerar um filho é a seguinte: Selecionar a cidade inicial de um dos pais (cidade 1 ou cidade 3 no exemplo acima). Pode-se pensar em relacionar a cidade inicial com o menor número de arestas (no exemplo acima deu empate, escolhe-se então a cidade 1). A cidade 1 está diretamente ligada às cidades 2, 4 e 6. A próxima cidade no cromossomo filho será dentre essas cidades, aquele que possui o menor número de arestas (no nosso exemplo escolhe-se a cidade 4). A rota parcial será:

$$O_1 = (1\ 4\ X\ X\ X\ X)$$

Observa-se as cidades conectadas diretamente com a cidade 4 e dentre elas seleciona-se aquela que possui o menor número de arestas e que ainda não esteja na rota parcial O_1 . Caso não existam candidatos, a seleção da próxima aresta é feita aleatoriamente dentre as não pertencentes à rota parcial. No exemplo, os vizinhos de 4 são: 3, 5 e 1, mas 1 já está na rota, então escolho entre 3 e 5; como 3 possui menos arestas, então seleciona-se 3, obtendo:

$$O_1 = (1\ 4\ 3\ X\ X\ X)$$

E assim secessivamente escolhe-se a cidade 2:

$$O_1 = (1\ 4\ 3\ 2\ X\ X)$$

a cidade 6:

$$O_1 = (1\ 4\ 3\ 2\ 6\ X)$$

e finalmente a cidade 5:

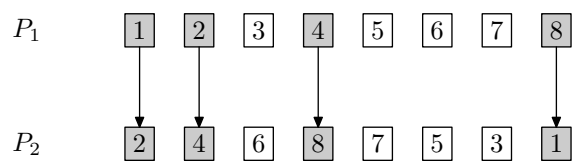
$$O_1 = (1\ 4\ 3\ 2\ 6\ 5)$$

Observa-se que o cromossomo filho O_1 foi neste exemplo, construído inteiramente de arestas de um dos pais sem a necessidade de gerar arestas aleatoriamente. Isto em parte se deve ao critério de escolha da próxima cidade. Escolhendo a cidade com o menor número de arestas, a tendência é obter um rota com arestas herdadas de um dos pais.

A idéia é iniciar com cidades com poucas arestas, já que no início dificilmente necessita-se gerar arestas aleatoriamente e deixa-se para o final cidades com um número maior de arestas (vizinhos), já que no final o risco de ter que gerar um aresta aleatoriamente cresce, devido ao maior número de cidades já incluídas na rota parcial.

5.5.1.3 Cycle crossover (CX)

O operador cycle crossover cria descendentes cujas posições são ocupadas por elementos correspondentes de cada um dos pais.



Escolhe-se o primeiro elemento de qualquer um dos pais para ser o primeiro elemento do primeiro filho.

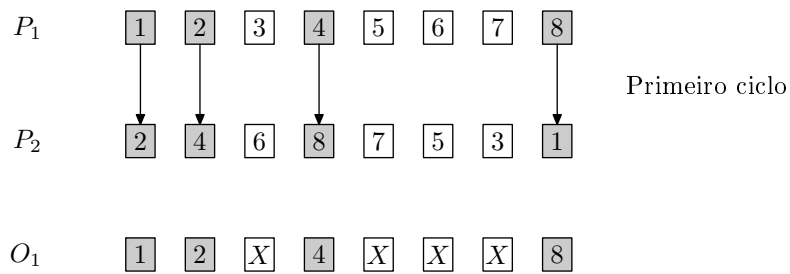
Supondo que seja escolhido o número 1,

$$O_1 \quad \boxed{1} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X}$$

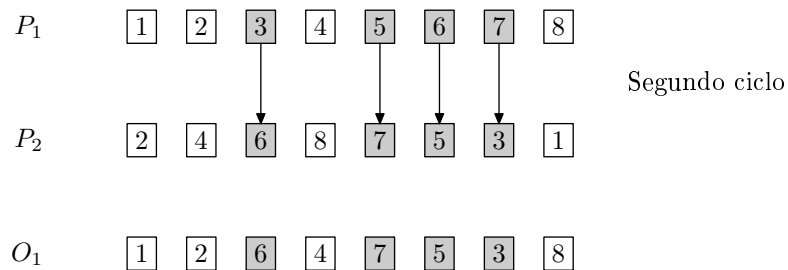
Se for escolhido o oitavo elemento do pai2 para ser o oitavo elemento do filho1, resultará num roteiro inválido. Portanto, o número 8 será escolhido.

$$O_1 \quad \boxed{1} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{X} \quad \boxed{8}$$

Analogamente, escolhe-se o segundo e o quarto elementos do pai1, resultando em:



Até este momento, as posições escolhidas formam um ciclo. O terceiro elemento pode ser escolhido do pai2, implicando que o quinto, sexto e sétimo elementos do filho1 deverão ser escolhidos do pai2, formando outro ciclo e portanto, formando o filho1.

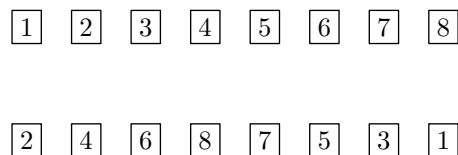


Em média, a posição absoluta da metade dos elementos dos pais é preservada.

5.5.1.4 Order Crossover (OX)

O operador *order crossover* explora a propriedade de representação do caminho, em que a ordem das cidades (não suas posições) é importante. Ele constrói um filho escolhendo um subroteiro de um dos pais e preservando a ordem relativa das cidades do outro pai.

Por exemplo, considere os dois roteiros abaixo



e suponha que seja selecionado um primeiro ponto de corte entre o segundo e o terceiro bit e um segundo ponto de corte entre o quinto e o sexto bit.

1 2 | 3 4 5 | 6 7 8

2 4 | 6 8 7 | 5 3 1

Então, o filho é criado da seguinte forma: Primeiro, os seguimentos de roteiro entre os pontos de corte são copiados para dentro do filho, resultando:

* * | 3 4 5 | * * *

* * | 6 8 7 | * * *

Começando do segundo ponto de corte de um pai, o resto das cidades são copiadas na medida em que aparecem no outro pai, também começando do segundo ponto de corte e omitindo as cidades que já estão presentes. Quando o fim da string é alcançado, continua-se da sua primeira posição. No exemplo tem-se os seguintes descendentes:

8 7 | 3 4 5 | 1 2 6

4 5 | 6 8 7 | 1 2 3

5.5.1.5 Order Based Crossover (OX2)

O operador **order based crossover** seleciona randomicamente várias posições de um pai e a ordem das cidades nas posições selecionadas desse pai é imposta ao outro pai. Por exemplo, considere os seguintes pais:

1 2 3 4 5 6 7 8

2 4 6 8 7 5 3 1

suponha que no segundo pai a segunda, terceira e sexta posições são selecionadas. As cidades nessas posições são cidade 4, cidade 6 e cidade 5 respectivamente. No primeiro pai essas cidades estão presentes na quarta, quinta e sexta posições. Agora o descendente é igual ao pai 1 exceto na quarta, quinta e sexta posições.

1 2 3 * * * 7 8

Acrescenta-se nos espaços marcados pelos asteriscos do descendente acima as cidades na mesma ordem em que aparecem na segunda rota pai como pode ser visto abaixo.

1 2 3 4 6 5 7 8

Trocando os papéis do primeiro pai com o segundo pai dados, usando as mesmas posições selecionadas, tem-se o segundo descendente:

2 4 3 8 7 5 6 1

5.5.2 Operadores de mutação

5.5.2.1 Mutação por troca (EM)

O operador de mutação por troca (*exchange mutation* – EM) aleatoriamente seleciona duas cidades na rota e troca suas posições.

Por exemplo, considere a rota representada pelo cromossomo

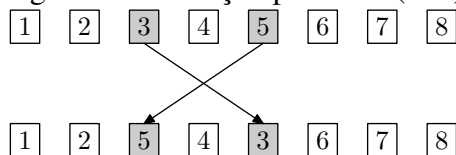
(1 2 3 4 5 6 7 8)

e suponha que a terceira e a quinta cidades são aleatoriamente escolhidas. A mutação resulta no cromossomo

(1 2 5 4 3 6 7 8)

como é ilustrado pela figura 5.4.

Figura 5.4: Mutação por troca (EM).



5.5.2.2 Mutação por inversão simples (SIM)

O operador de mutação por inversão simples (*simple inversion operator* – SIM) seleciona aleatoriamente dois pontos de corte na seqüência, e reverte a subsequência entre os dois pontos de corte.

Por exemplo, considere a rota representada pelo cromossomo

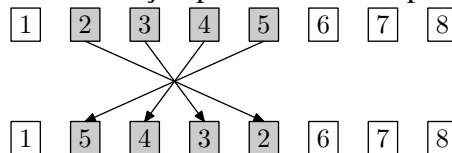
(1 2 3 4 5 6 7 8)

e suponha que o primeiro ponto de corte é escolhido entre as cidades 1 e 2, e o segundo ponto de corte entre as cidades 5 e 6. A mutação resulta no cromossomo

(1 5 4 3 2 6 7 8)

como é ilustrado pela figura 5.5.

Figura 5.5: Mutação por inversão simples (SIM).



5.5.2.3 Displacement Mutation (DM)

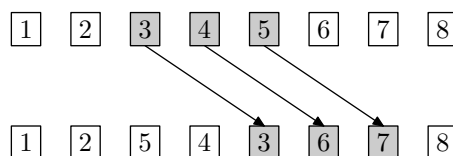
O operador de mutação por deslocamento (DM)³ também chamado de mutação por corte primeiro seleciona uma subrota randomicamente. Esta subrota é removida de sua rota e inserida em um lugar randomicamente escolhido. Por exemplo, considere a rota representada por

(1 2 3 4 5 6 7 8),

e suponha que a subrota (3 4 5) seja selecionada. Consequentemente, após a remoção da subrota tem-se

(1 2 6 7 8)

Suponha que seja selecionada randomicamente a cidade 7 para ser a cidade após a qual a subrota seja inserida, conforme mostra a figura que se segue.



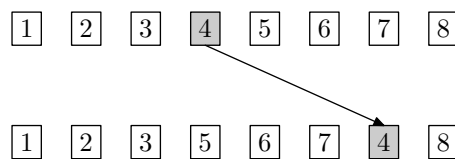
³A seção A.2 mostra uma implementação do operador DM em ocaml.

5.5.2.4 Insertion Mutation (ISM)

O operador de mutação por inserção escolhe randomicamente uma cidade na rota, remove ela desta rota e insere ela em um lugar escolhido randomicamente. Por exemplo, considere novamente a rota

(1 2 3 4 5 6 7 8)

e suponha que o operador de mutação por inserção seleciona a cidade 4, remove ela e randomicamente insere ela após a cidade 7. Portanto, o descendente resultante pode ser visto na figura seguinte.

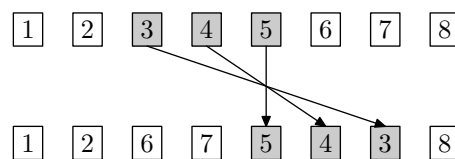


5.5.2.5 Inversion Mutation (IVM)

O operador de mutação por inversão é similar ao operador por deslocamento. Ele também seleciona randomicamente uma subrota, remove ela da rota e a insere em uma posição selecionada randomicamente. Todavia, a subrota é inserida em ordem reversa. Considere novamente o exemplo de rota,

(1 2 3 4 5 6 7 8)

e suponha que a subrota (3 4 5) seja escolhida e que esta subrota é inserida em ordem reversa imediatamente após a cidade 7, conforme a figura que se segue.

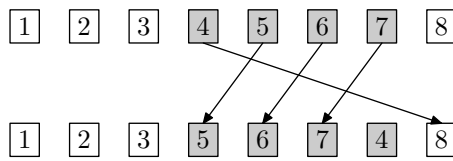


5.5.2.6 Scramble Mutation (SM)

O operador de mutação scramble seleciona randomicamente uma subrota e mistura as cidades dentro dela. Por exemplo, considere a rota

(1 2 3 4 5 6 7 8)

e suponha que a subrota (4 5 6 7) seja escolhida. O resultado aparece na figura seguinte.



5.6 Hibridização

Os algoritmos genéticos são procedimentos de busca de propósito geral robustos. Eles podem rapidamente explorar um extenso espaço de busca e encontrar aquelas regiões que possuem aptidão acima da média. Entretanto, quando se trata de encontrar o ótimo global, os algoritmos genéticos algumas vezes, encontram dificuldades devido à falta de foco na busca. Isto por sua vez levanta a questão de até quanto os algoritmos genéticos podem ser competitivos para aplicações do mundo real quando comparados à maioria dos algoritmos e heurísticas especializadas. A resposta reside nos *algoritmos genéticos híbridos*.

Os algoritmos genéticos híbridos incorporam um rápido e eficiente procedimento de busca para o problema específico. Eles também tendem a usar codificações e operadores genéticos que são direcionados ao problema a ser resolvido. Desta forma, muitos algoritmos eficientes podem ser produzidos como demonstrado em alguns trabalhos recentes Cotta et al.; Kido, Kitano e Nakanishi(41, 42) Algoritmos genéticos híbridos são igualmente menos susceptível à análises teóricas do que algoritmos genéticos padrão, mas eles são muito interessantes na prática e seu uso está aumentando. Uma descrição mais legível das motivações que estão por trás dos algoritmos genéticos híbridos pode ser encontrada em Davis(43).

Portanto, experiências com algoritmos genéticos para resolver problemas combinatoriais mostraram que o esquema clássico do algoritmo, com mutação atuando como um operador secundário para perturbar as soluções, não produz resultados competitivos. Para ser mais efetivo, o algoritmo genético precisa ser hibridizado com um método de busca local, por exemplo, um método de descida Toth e Vigo(44).

No caso específico do problema do caixeiro viajante a busca local é realizada a cada iteração do algoritmo genético, imediatamente após a formação de uma nova geração. Toma-se a melhor solução e aplica-se o método da descida Souza(45) tentando encontrar uma solução melhor na sua vizinhança. Se encontrada, a nova solução substitui a antiga na população.

Capítulo 6

O Problema de Roteirização de Veículos

6.1 Descrição do problema

Queremos resolver o problema de roteirização na distribuição de produtos farmacêuticos de um distribuidor para os seus diversos clientes.

Existem um centro de distribuição e vários pontos de entrega (clientes). No protótipo implementado para resolver o problema eles são representados pelas suas coordenadas cartesianas em um mapa. Estas coordenadas permitem o cálculo da distância linear entre dois pontos quaisquer. As distâncias entre os pontos serão utilizadas para o cálculo da distância total percorrida pelos veículos.

No sistema final é desejável substituir as distâncias lineares entre os pontos pelas distâncias percorridas pelos veículos, melhorando a precisão das soluções obtidas. Para tanto, o centro de distribuição e os pontos de entrega devem ser representados por suas coordenadas geográficas (latitude e longitude), e um sistema auxiliar de mapeamento geográfico deverá fornecer as distâncias entre os pontos considerando as vias públicas utilizadas no percurso.

Existem vários veículos disponíveis para realizar as entregas. Cada veículo deve atender a um conjunto de restrições. Neste protótipo é considerada apenas a restrição de capacidades de carga dos veículos, como por exemplo o peso máximo ou volume máximo, ou a quantidade máxima de pacotes. O valor máximo transportado no veículo é uma restrição cuja implementação é similar à limitação de capacidade dos veículos, e portanto pode ser facilmente integrada ao sistema.

Assim, para cada entrega deve-se conhecer:

1. o destino (cliente), e
2. a carga (como por exemplo o peso, o volume ou o número de pacotes).

Os dados dos pontos de entrega, dos veículos disponíveis, e das entregas são armazenados na forma de tabelas em arquivos texto, que podem ser facilmente editados em um editor de texto.

O problema é otimizar a alocação das entregas para os veículos disponíveis, levando em consideração as restrições de cada veículo, de tal forma que a distância total percorrida por todos eles seja mínima.

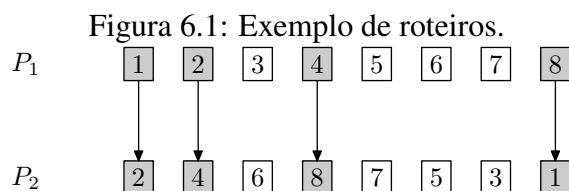
Para resolver o problema foram implementados os algoritmos genéticos descritos por Haupt e Haupt(46) e canônico Tomassini(47). A representação das soluções e os operadores genéticos utilizados são baseados no problema do caixeiro viajante (capítulo 5. No restante deste capítulo são descritas as características peculiares ao problema de roteirização de veículos.

6.2 Representação de uma solução

Cada solução para o problema é caracterizada pela lista dos veículos a serem usados nas entregas. Para cada veículo é necessário conhecer o seu roteiro, isto é, a seqüência dos pontos de entrega a serem atendidos por ele.

Para exemplificar, consideremos o caso de 9 pontos de entrega, identificados pelos números 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 9. Vamos identificar o centro de distribuição pelo número 0. Um exemplo de solução é a lista de roteiros que se segue.

veículo	roteiro
v_1	6 – 5 – 2
v_2	4 – 1 – 9 – 3
v_3	7 – 8



A figura 6.1 mostra este roteiro graficamente. Neste exemplo o veículo v_1 deve sair do centro de distribuição e visitar os clientes 6, 5 e 2, e retornar ao centro de distribuição.

O primeiro passo para utilização de um algoritmo genético é representar uma solução como um cromossomo. Para este problema o cromossomo é representado por uma lista circular de números inteiros, onde cada número inteiro identifica um ponto do roteiro (o centro de distribuição (0) ou um ponto de entrega). Para o exemplo acima tem-se a lista circular

$$0 - 6 - 5 - 2 - 0 - 3 - 4 - 1 - 9 - 0 - 7 - 8$$

O roteiro de um veículo começa em um 0 e termina no 0 seguinte, uma vez que 0 está representando o centro de distribuição e cada veículo deve partir do centro de distribuição, visitar os pontos de entrega, e retornar ao centro de distribuição. Assim conseguimos extrair os roteiros

$$0 - 6 - 5 - 2 - 0$$

$$0 - 3 - 4 - 1 - 9 - 0$$

$$0 - 7 - 8 - 0$$

da solução acima, implicando na utilização de três veículos.

Esta representação pode ser também entendida como um roteiro a ser seguido por um único veículo com capacidade de carga limitada. Esta limitação faria com que este único veículo atendesse alguns clientes (de acordo com a sua capacidade), e retornasse ao centro de distribuição para recarregar antes de atender aos clientes restantes. No exemplo acima poderíamos então interpretar a solução da seguinte forma: o veículo sai da base (0) para atender os clientes 6, 5 e 2, retorna à base (0) para recarregar e atender os clientes 3, 4, 1, e 9, e novamente retorna à base (0) para recarregar e atender agora os clientes 7 e 8, retornando definitivamente à base.

O algoritmo genético utilizado é baseado no algoritmo utilizado para solução do problema do caixeiro viajante, no capítulo 5, onde um cromossomo é representado por uma permutação de n números naturais. Desta forma uma restrição na representação adotada é a não repetição de um número na lista circular, significando que cada ponto do roteiro não deve ser visitado mais de uma vez. Porém o número que identifica o centro de distribuição pode ocorrer várias vezes. Cada ocorrência adicional do centro de distribuição significa a utilização de um veículo adicional (ou de um retorno à base para recarregar o veículo, na interpretação onde um único veículo é utilizado).

Para adaptar a representação até então proposta a esta condição de não repetição de números na lista circular, introduzimos novos pontos representando o mesmo centro de distribuição, um para cada veículo adicional. As coordenadas destes novos pontos devem ser iguais às coordenadas do centro de distribuição, uma vez que eles o representam. Assim a solução acima passaria

a ser representada, por exemplo, como

$$0 - 6 - 5 - 2 - 10 - 3 - 4 - 1 - 9 - 11 - 7 - 8$$

onde os locais 0, 10 e 11 identificam o mesmo centro de distribuição (têm as mesmas coordenadas).

De forma geral, para o caso de um único centro de distribuição, n pontos de entrega, e k veículos, uma solução é representada por uma permutação dos $(n + k)$ primeiros números naturais. Os números do conjunto $\{1, 2, \dots, n\}$ representam os pontos de entrega, e os números do conjunto $\{0, n + 1, n + 2, \dots, n + k - 1\}$ representam o centro de distribuição.

6.3 Função custo

Cada possível solução é avaliada por uma função custo, indicando a qualidade da solução. Por meio do valor calculado pela função custo para cada solução disponível, é possível comparar as diversas soluções disponíveis e escolher a(s) melhor(e)s.

Dizemos que a função custo é utilizada para medir a aptidão de cada cromossomo (que representa uma solução para o problema).

Para este problema a função custo utilizada calcula a distância total de todos os roteiros incluídos no cromossomo.

É também na função custo que são consideradas as restrições de capacidade dos veículos.

O custo de uma solução é a soma dos custos de todos os roteiros presentes na solução.

O custo de um roteiro é calculado pela soma das distâncias dos percursos que formam o roteiro. Ao calcular estas distâncias, deve-se verificar quando a capacidade do veículo é ultrapassada. Se isto acontecer, deve-se adicionar uma visita ao centro de distribuição para recarregar o veículo. Por exemplo, considere o roteiro $0 - 5 - 6 - 9 - 4 - 7 - 0$ para um veículo com capacidade 26. Considere ainda os seguintes dados das entregas:

ponto de entrega	4	5	6	7	9
carga da entrega	3	7	6	14	11

Neste caso a carga total do roteiro é 41, ultrapassando o limite do veículo, o que não é permitido em hipótese alguma. Para resolver este problema, o veículo deverá dividir o seu roteiro em sub-roteiros, atendendo os clientes por etapas. Em cada etapa ele deverá atender ao maior número

possível de clientes do roteiro previsto, sem alterar a seqüência das visitas. Neste caso o roteiro inicial $0 - 5 - 6 - 9 - 4 - 7 - 0$ deverá ser dividido em dois sub-roteiros: $0 - 5 - 6 - 9 - 0$ e $0 - 4 - 7 - 0$, com cargas de 24 e 17, respectivamente, e o custo do roteiro é a soma dos custos dos dois sub-roteiros.

O retorno ao centro de distribuição para recarregamento do veículo tem como consequência o aumento da distância total percorrida pelo veículo. Isto leva a um alto custo para a solução. A forma de funcionamento do algoritmo genético se encarrega de escolher as soluções com menor custo. Portanto essa solução com retorno ao centro de distribuição para recarregamento tem uma grande chance de ser descartada pelo algoritmo genético.

6.4 Operadores genéticos

Os operadores genéticos utilizados para cruzamento e mutação são aqueles propostos na literatura para a solução do problema do caixeiro viajante, e discutidos na seção 5.5.

Capítulo 7

Resultados Computacionais

Neste capítulo é apresentado o sistema desenvolvido, os problemas usados para teste para validar o método proposto, e os resultados obtidos.

7.1 Sistema desenvolvido

O método proposto foi implementado na linguagem **Objective Caml** (OCaml) Leroy(48), em um ambiente Linux de computação.

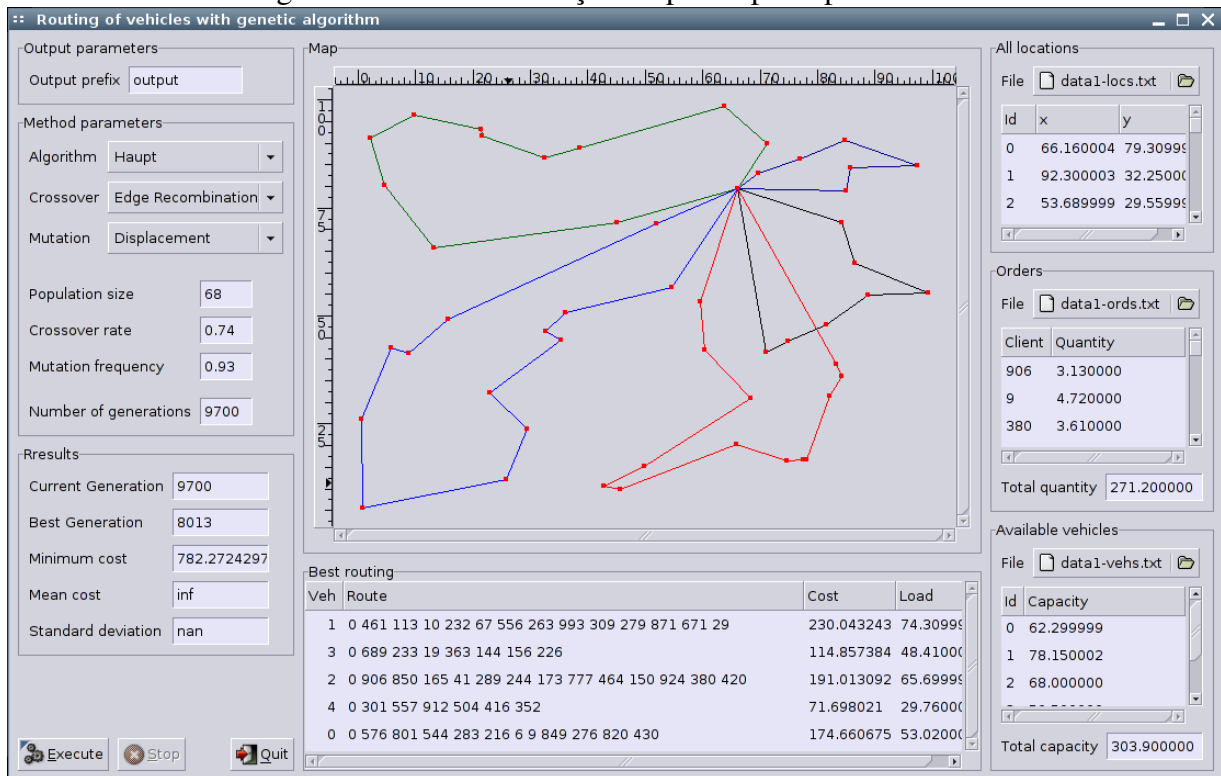
Objective Caml é uma linguagem recente. Ela é descendente remota de Lisp e foi desenvolvida no INRIA¹ e conta com a longa experiência dos conceitos de linguagens na família ML. É uma linguagem funcional de propósito geral para a expressão de algoritmos simbólicos e numéricos. É ainda orientada a objetos e tem um sistema de módulos parametrizados. Ela suporta o desenvolvimento de aplicações concorrentes e distribuídas. Objective Caml oferece excelente segurança de execução graças ao seu sistema de tipos estáticos, ao seu mecanismo de exceções, e seu coletor de lixo. Sua implementação permite a geração de programas executáveis de alto desempenho. Ela está disponível para vários sistemas de computação, oferecendo uma boa portabilidade.

A figura 7.1 mostra o programa em execução.

O núcleo do sistema é a implementação de algoritmos genéticos para resolver o problema de roteirização de veículos, conforme discutido em capítulos anteriores. Na seqüência tem-se alguns comentários detalhando alguns aspectos da implementação.

¹*Institute National de Recherche en Informatique et Automatique* (Instituto Nacional de Pesquisa em Informática e Automação).

Figura 7.1: Tela de execução do protótipo implementado.



Foram implementados vários operadores de *cruzamento*:

- *edge recombination crossover* (ERX)
- *cycle crossover* (CX)
- *order crossover* (OX1)
- *partially-mapped crossover* (PMX)
- *order based crossover* (OX2)

A *seleção* dos cromossomos que participam de cruzamento é feito pelo método da roleta russa. Este método é usado para selecionar uma nova população onde é dada preferência aos cromossomos mais bem adaptados para participar da formação da nova população.

Também foram implementados vários operadores de *mutação*:

- *displacement mutation* (DM)
- *exchange mutation* (EM)

- *insertion mutation* (ISM)
- *simple inversion mutation* (SIM)
- *inversion mutation* (IVM)
- *scramble mutation* (SM)

Além disso, sempre que uma geração não consegue produzir uma solução melhor do que a melhor solução da geração anterior, a frequência de mutação é ligeiramente aumentada, dando mais chances de mutação e diversificação dos indivíduos da população.

O melhor cromossomo sempre é preservado de uma geração para a geração seguinte, o que caracteriza o *elitismo*.

O critério de parada do algoritmo é o número de gerações.

No sistema desenvolvido, o usuário tem a chance de especificar vários parâmetros do algoritmo genético, como o tamanho da população, o número de gerações, a taxa de cruzamento e a frequência de mutação desejados.

Ao final da execução do algoritmo genético, é produzida a melhor rota de cada veículo. Estas rotas podem então ser utilizadas para a produção na empresa.

O apêndice A contém partes do programa implementado em Ocaml para ilustração.

7.2 Problemas teste

Para testar o sistema foram utilizados problemas conhecidos na literatura Taillard(49).

A instância *E051-05e* de Christofides, Mingozzi and Toth foi utilizada para avaliar os diversos parâmetros do algoritmo genético. Esta instância do problema é descrita pela tabela 7.1, que mostra as informações de localização geográfica dos depósitos e clientes, a demanda de cada cliente, e a capacidade dos veículos da frota disponível. Neste caso são 50 clientes e 5 veículos com igual capacidade. A melhor solução conhecida para este problema tem um custo de 524.61. A figura 7.2 apresenta uma das boas soluções encontradas pelo programa para este problema.

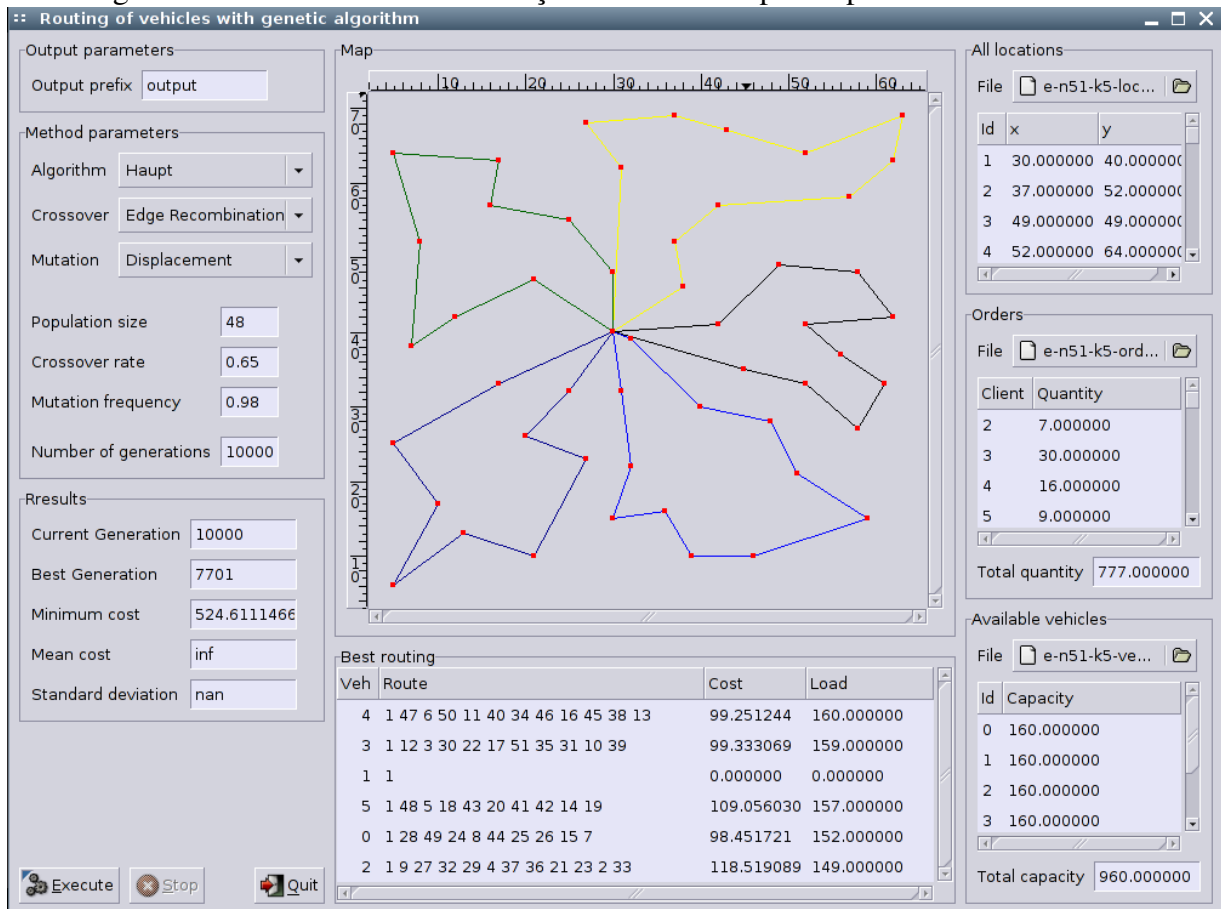
Nos testes realizados o programa foi executado dez vezes para cada situação e foram anotados o custo mínimo e custo médio obtidos nestas execuções. O número de gerações (iterações) em todos os testes do algoritmo genético foi dez mil. A tabela 7.2 mostra os valores *default* utilizados no programa quando o parâmetro não era objeto de estudo. Por exemplo, exceto nos

Tabela 7.1: Dados do problema teste.

depósito	coordenadas		veículo	capacidade
	x	y		
0	30	40	0	160
			1	160
			2	160
			3	160
			4	160
			5	160

cliente	coordenadas		quantidade	cliente	coordenadas		quantidade
	x	y			x	y	
1	37	52	7	26	27	68	7
2	49	49	30	27	30	48	15
3	52	64	16	28	43	67	14
4	20	26	9	29	58	48	6
5	40	30	21	30	58	27	19
6	21	47	15	31	37	69	11
7	17	63	19	32	38	46	12
8	31	62	23	33	46	10	23
9	52	33	11	34	61	33	26
10	51	21	5	35	62	63	17
11	42	41	19	36	63	69	6
12	31	32	29	37	32	22	9
13	5	25	23	38	45	35	15
14	12	42	21	39	59	15	14
15	36	16	10	40	5	6	7
16	52	41	15	41	10	17	27
17	27	23	3	42	21	10	13
18	17	33	41	43	5	64	11
19	13	13	9	44	30	15	16
20	57	58	28	45	39	10	10
21	62	42	8	46	32	39	5
22	42	57	8	47	25	32	25
23	16	57	16	48	25	55	17
24	8	52	10	49	48	28	18
25	7	38	28	50	56	37	10

Figura 7.2: Uma das melhores soluções encontradas para o problema da tabela 7.1.



casos em que se estudava a efeito do tamanho da população no resultado do algoritmo (figura 7.6), foi utilizado uma população de 100 indivíduos nas execuções do algoritmo genético.

Tabela 7.2: Valores *default* para os parâmetros do algoritmo genético.

parâmetro	valor <i>default</i>
algoritmo	<i>haupt</i>
operador de cruzamento	<i>edge recombination</i>
operador de mutação	<i>displacement</i>
taxa de cruzamento	0.6
freqüência de mutação	0.95
tamanho da população	100
número de gerações	10000

7.3 Parâmetros do algoritmo genético

As figuras descritas a seguir apresentam graficamente os resultados obtidos nos testes dos parâmetros do algoritmo genético. Elas permitem as observações que se seguem sobre a influência dos parâmetros nos resultados do programa.

A figura 7.1 mostra que o algoritmo genético descrito por Haupt e Haupt(46) traz melhores resultados do que a forma canônica do algoritmo genético Tomassini(47).

A figura 7.2 mostra que os operadores de cruzamento não influenciam muito no resultado. Observa-se que os CX e PMX foram os melhores Larrañaga et al.(40).

A figura 7.3 mostra que os melhores operadores de mutação são deslocamento, inversão e inversão simples Larrañaga et al.(40).

A figura 7.4 mostra que uma taxa de cruzamento maior gera resultados melhores. Porém a influência não é muito grande.

A figura 7.5 mostra que a freqüência de mutação é um fator muito importante para o algoritmo genético. Os melhores resultados foram obtidos para freqüências de mutações altas, próximas de 1.

A figura 7.6 mostra que os melhores resultados são obtidos com populações menores.

Gráfico 7.1: Comparação dos algoritmos genéticos utilizados.

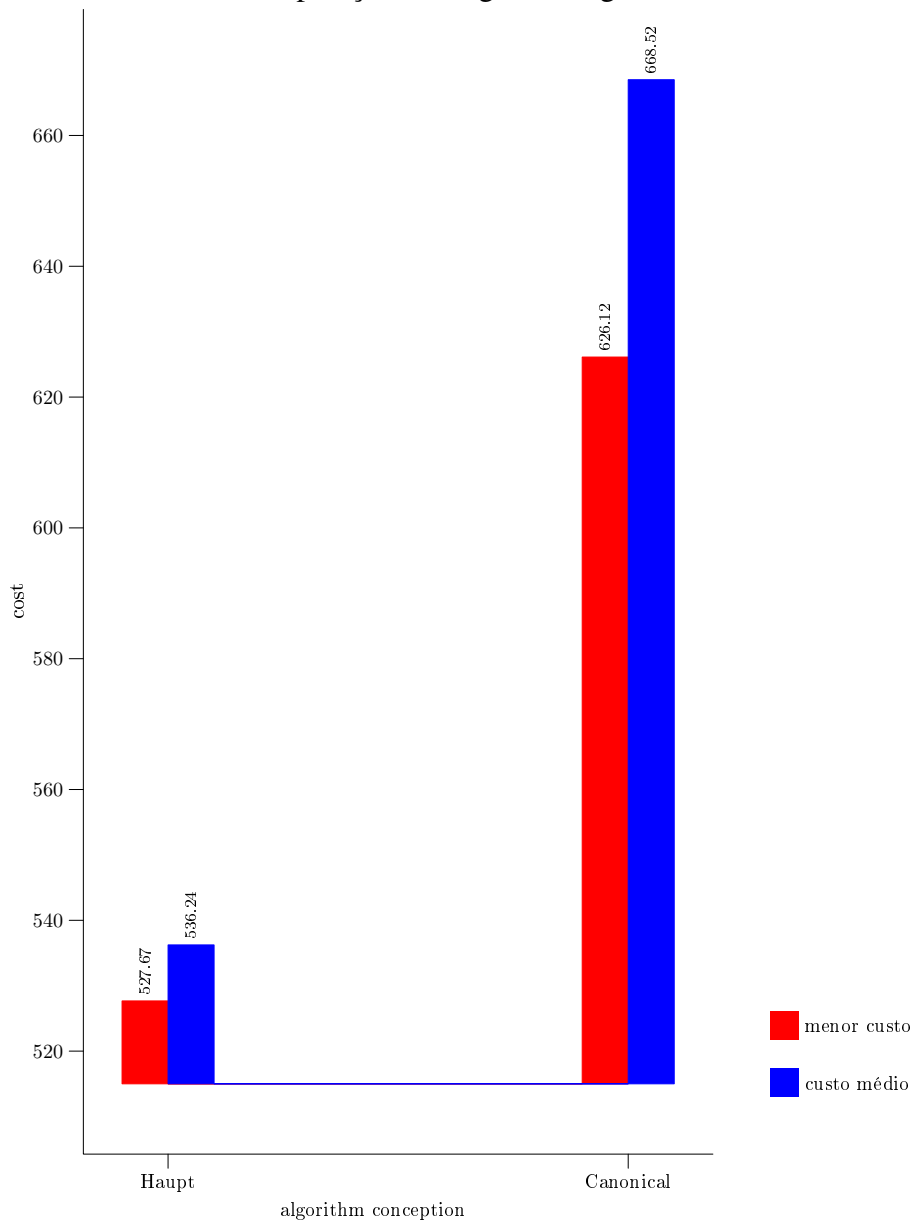


Gráfico 7.2: Comparação dos operadores de cruzamento.

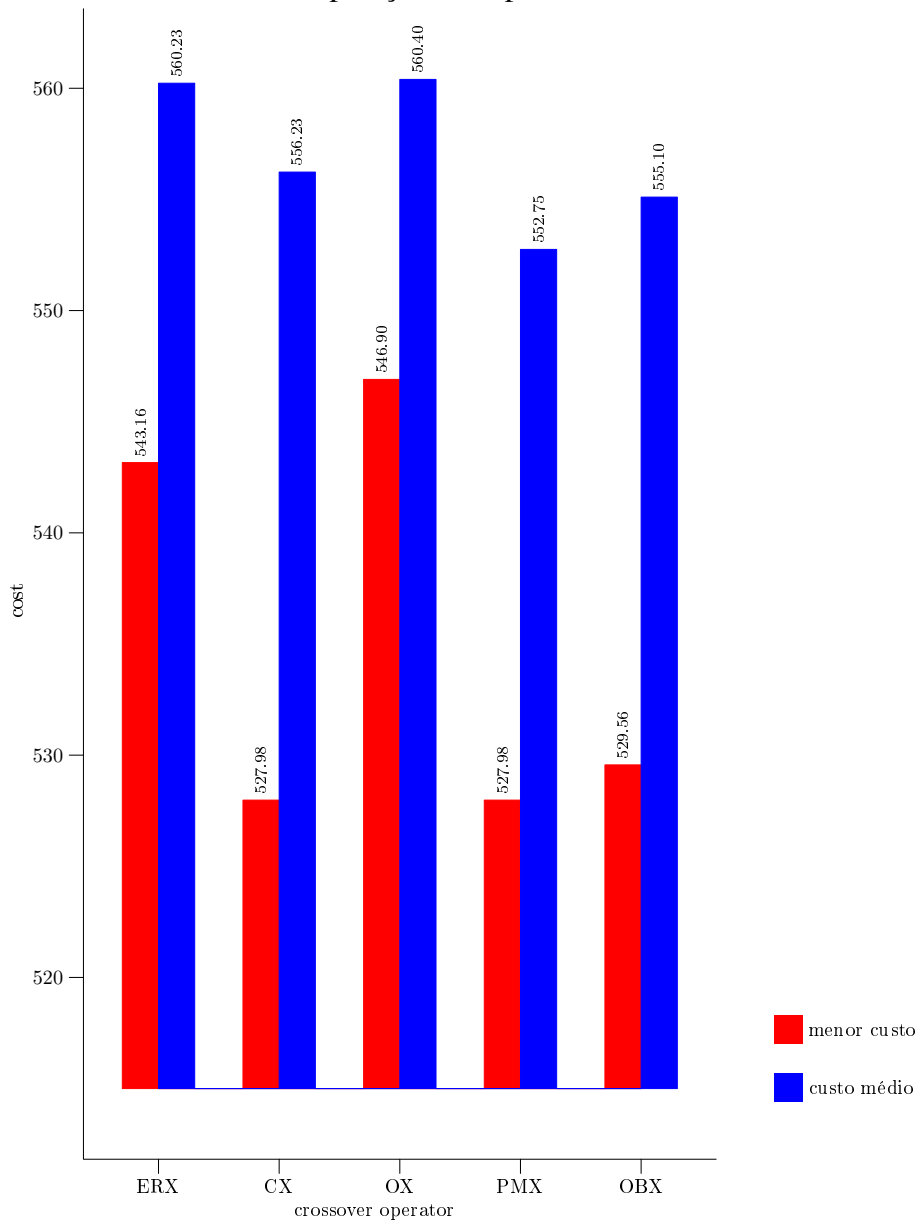


Gráfico 7.3: Comparação dos operadores de mutação.

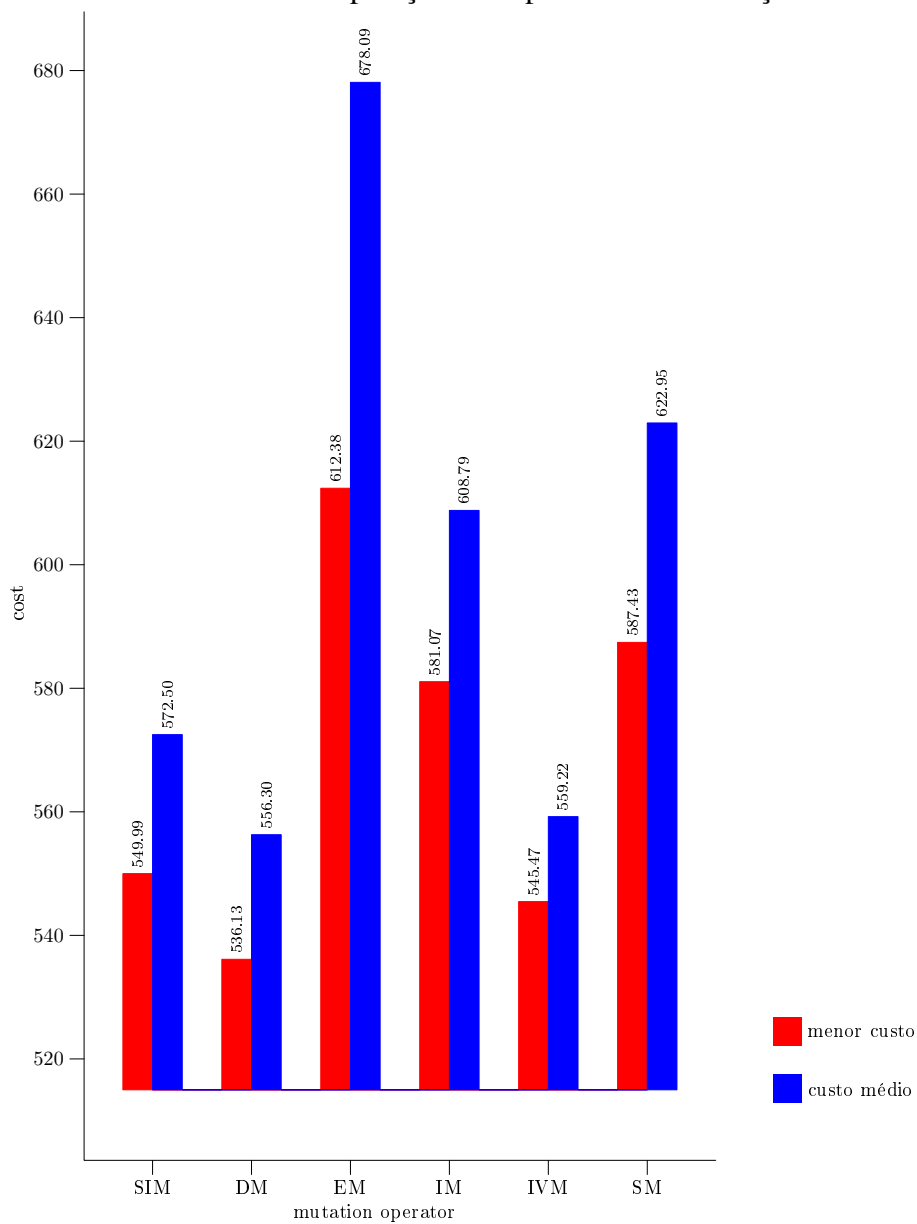


Gráfico 7.4: Comparação de diferentes taxas de cruzamento.

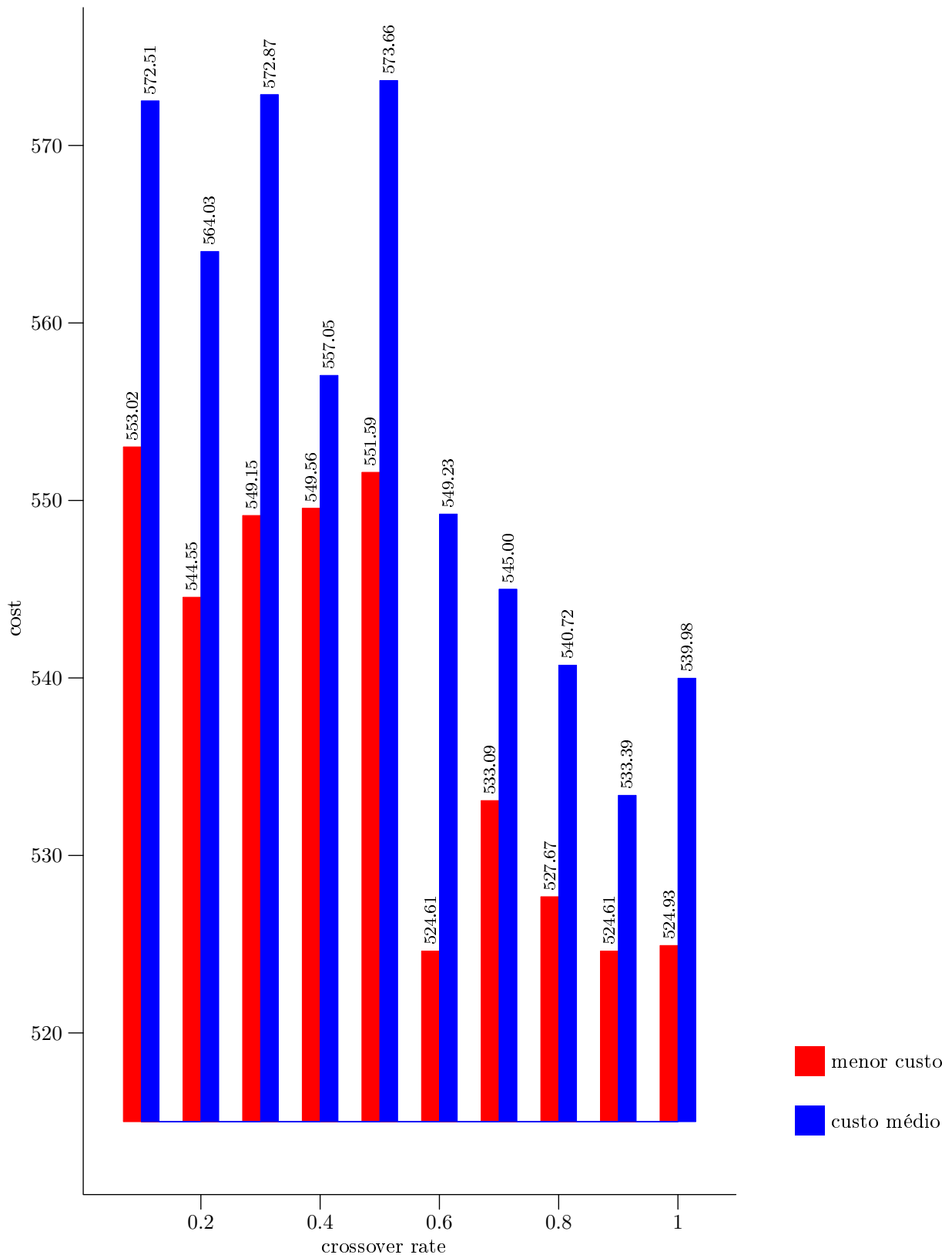


Gráfico 7.5: Comparação de diferentes frequências de mutação.

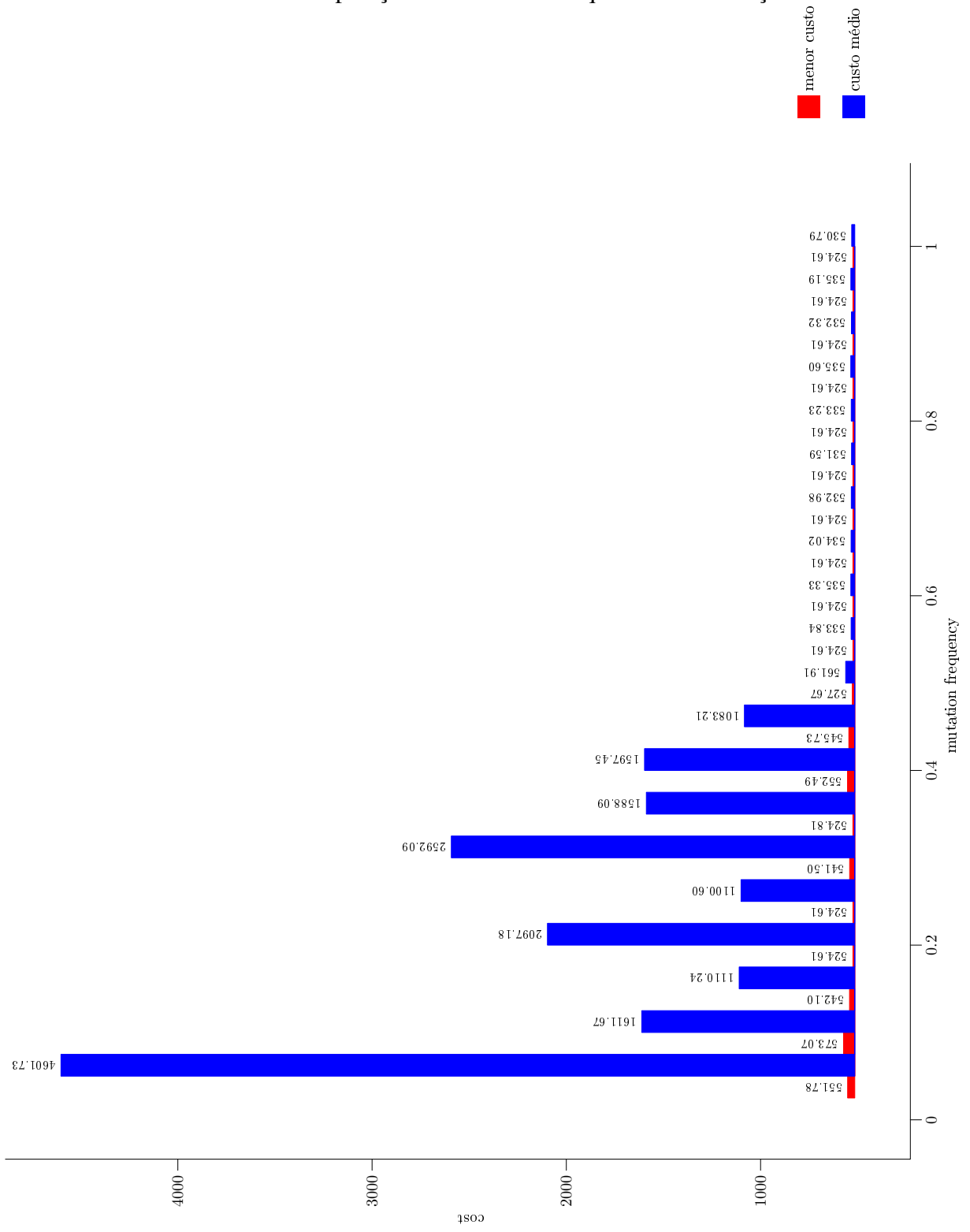
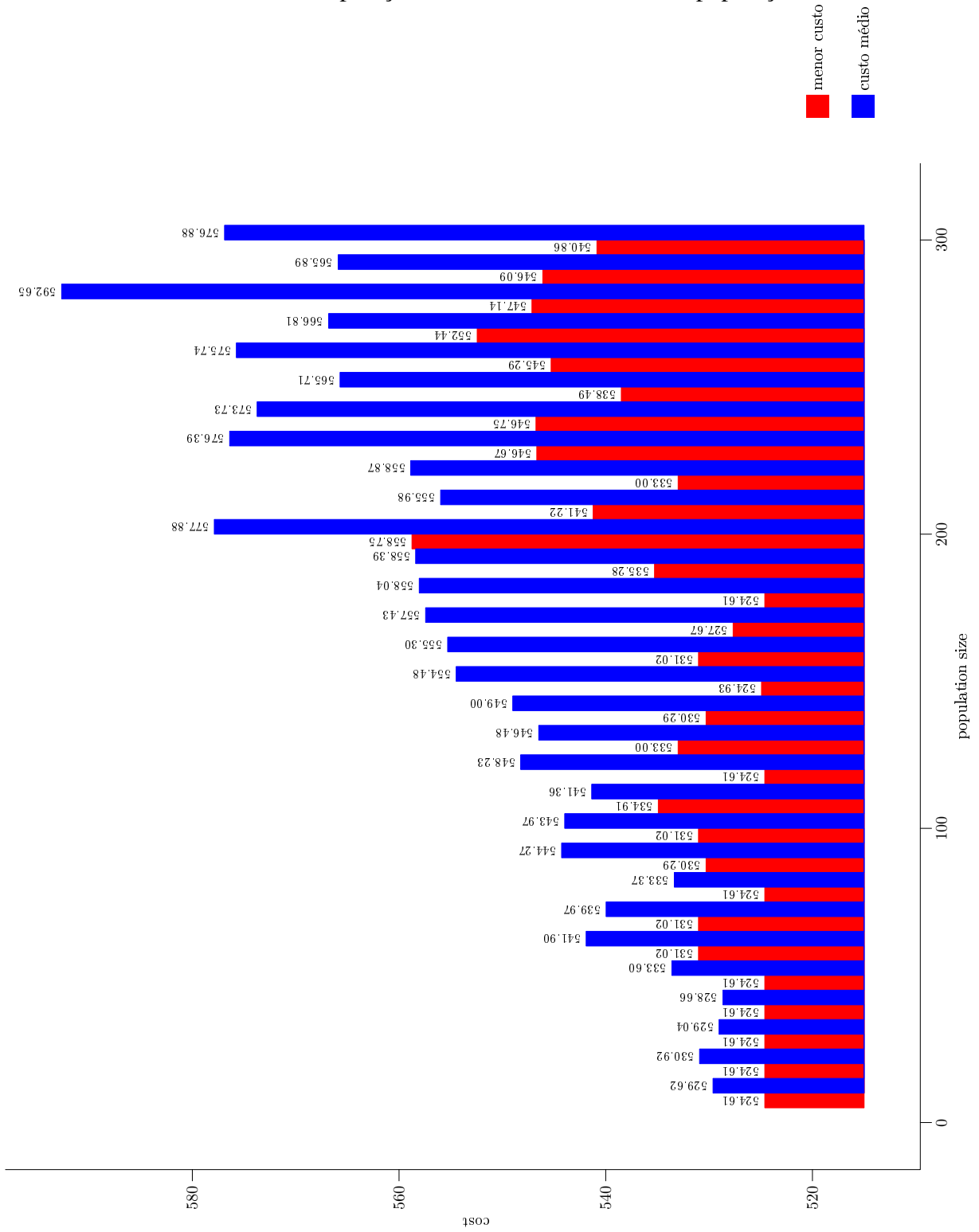


Gráfico 7.6: Comparação de diferentes tamanhos de população.



7.4 Comparação com resultados encontrados na literatura

A tabela 7.3 compara os resultados obtidos usando o algoritmo genético com as melhores soluções conhecidas para várias instâncias do problema de roteirização de veículos Taillard(49).

Tabela 7.3: Comparação dos resultados obtidos com as melhores soluções conhecidas para várias instâncias do problema de roteirização de veículos. O programa foi executado dez vezes para cada instância.

instância	melhor solução conhecida	solução proposta			
	custo mínimo	custo mínimo	custo médio	desvio mínimo	desvio médio
e-n022-k04	375	375.279787	383.315422	0.07 %	2.22 %
e-n023-k03	569	568.562501	568.799221	-0.08 %	-0.04 %
e-n030-k03	534	538.794686	544.672898	0.90 %	2.00 %
e-n030-k04		505.011079	505.011079		
e-n033-k04	835	837.671552	860.084387	0.32 %	3.00 %
e-n051-k05	521	524.611147	544.461672	0.69 %	4.50 %
e-n076-k07	682	693.339272	704.960994	1.66 %	3.37 %
e-n076-k08	735	805.931519	883.797374	9.65 %	20.24 %

A tabela revela que o método proposto produz resultados excelentes para as instâncias do problema de roteirização de veículos testadas, com um desvio muito pequeno da melhor solução conhecida.

Capítulo 8

Conclusões e Trabalhos Futuros

A empresa participante da pesquisa possui uma carteira de clientes que estão agrupados por região. Cada um destes grupos é atendido diariamente por um veículo. São os próprios motoristas dos veículos que são responsáveis por montar o seqüenciamento das entregas de cada grupo, levando em conta o conhecimento prévio da localização dos clientes e a experiência adquirida no atendimento diário do grupo de clientes.

Diferentemente do roteamento clássico, onde as demandas são conhecidas previamente, o encerramento de aceites de pedidos dos clientes pela empresa acontece depois do início do processo de montagem das cargas. O *lead time* do pedido é inferior a doze horas. Por isto não há tempo hábil para uma programação de rotas mais eficiente.

Assim é proposta a utilização de programas de computador para gerar automaticamente as rotas de distribuição das mercadorias aos clientes, levando em consideração as restrições em que a distribuição acontece, como capacidade máxima de cada veículo e valor máximo transportado. Com isto deseja-se gerar uma economia de recursos, principalmente de tempo.

O problema tratado aqui é de natureza combinatorial com dimensão e complexidade elevadas, características que inviabilizam o uso de métodos exatos. A escolha da abordagem utilizando algoritmos genéticos justifica-se por algumas de suas características, bem como pelas características do problema: são robustos no tratamento dos dados e informações específicas relacionadas com o problema; é um método iterativo e possuem alguma inteligência no processo de busca por soluções que não param no primeiro ótimo local encontrado. Com ela foi possível a obtenção de resultados de boa qualidade no protótipo implementado.

O método proposto também pode ser melhorado. Sugere-se, por exemplo, a aplicação de diferentes operadores de busca sempre que o processo evolutivo não conduzir a soluções de

melhora. Uma idéia seria linear os operadores de busca na forma de Pesquisa em Vizinhança Variável (VARIABLE NEIGHBORHOOD SEARCH). Depois de um certo número de iterações sem melhora, seriam mudados os operadores de busca. O método pararia quando não houvesse melhora com nenhum operador.

A importância tanto teórica quanto prática dos algoritmos genéticos vem despertando o interesse de vários pesquisadores no sentido de buscar algoritmos mais eficientes para resolver problemas de natureza combinatorial com dimensões elevadas como o problema de roteirização de veículos. Este problema encontra grande aplicabilidade no mundo real. Um bom planejamento logístico tem o potencial de diminuir os custos e aumentar a competitividade da empresa.

No desenvolvimento do protótipo foi utilizada a linguagem de programação OCaml Leroy(48) em um ambiente Linux. Ocaml é uma linguagem moderna que permite o desenvolvimento multiparadigma, com destaque para o paradigma funcional. Ocaml utiliza-se de um sistema de tipos robusto, com polimorfismo e inferência de tipos. As suas características permitem um desenvolvimento mais rápido, sujeito a menos erros, quando comparados a outras linguagens comumente utilizadas no mercado, como C, C++ e Java. Em outras palavras, Ocaml é uma linguagem mais segura. O código gerado pelo compilador de Ocaml é eficiente, comparável ao código gerado por bons compiladores de C e C++.

O protótipo implementado demonstra que é possível automatizar a construção de roteiros com custo otimizado, para atender a distribuição de medicamentos aos clientes, levando em consideração diversas restrições, como capacidade de volume e limitação do valor das mercadorias transportadas.

8.1 Trabalhos futuros

A continuidade deste estudo pode ser feita a partir da aquisição ou desenvolvimento de um bom software de análise estatística para previsão de pedidos, cuja importância e aplicação estão diretamente relacionadas com o planejamento da produção e a utilização do software de roteirização de veículos. Para o desenvolvimento do sistema de previsão de pedidos, faz-se necessário conhecer a frequência de compra de cada cliente farmacêutico.

Um sistema de previsão de demanda também pode ser feito utilizando redes neurais artificiais no tratamento de dados quantitativos e qualitativos do mercado farmacêutico.

Um aspecto do trabalho que não foi abordado no protótipo é o início do processo de montagem das cargas antes do encerramento de aceites de pedidos. É necessário fazer um estudo de como este mecanismo interage com o programa de roteirização, levando a um esquema de

roteirização incremental (dinâmico). É interessante que este aspecto do problema seja também considerado.

Apêndice A

Listagem de programas

A.1 Partial Mapped Crossover (PMX)

A função `pmx_crossover` recebe dois cromossomos (vetores de inteiros) como argumentos e calcula os dois cromossomos que resultam do cruzamento deles usando o operador PMX, conforme descrito na seção 5.5.1.1.

```
let pmx_crossover (a:int array) (b:int array) =  
  let n = Array.length a in  
  let (p,q) = sort (Random.int n, Random.int n) in  
  let offspring a b =  
    let c = Array.make n 0 in  
    let rec map x =  
      let rec loop i =  
        if i == q then  
          x  
        else  
          if x == b.(i) then  
            map a.(i)  
          else  
            loop (i + 1)  
        in  
        loop p  
      in  
      for i = 0 to n - 1 do
```

```

    if i < p || i >= q then
      c.(i) <- map a.(i)
    else
      c.(i) <- b.(i)
    done;
    crom_check c;
  c
in
  (offspring a b, offspring b a)

```

A.2 Displacement Mutation (DM)

A função `displacement_mutation` recebe um cromossomo (vetor de inteiros) como argumento e calcula como resultado um novo cromossomo aplicando o operador de mutação DM, conforme descrito na seção 5.5.2.3.

```

let displacement_mutation (v:int array) =
  let n = Array.length v in
  let w = Array.copy v in
  let (p,q) = sort (Random.int n, Random.int n) in
  let m = q - p + 1 in
  let k = Random.int (n - m + 1) in
    Array.blit w (q + 1) w p (n - (q + 1));
    Array.blit w k w (k + m) (n - m - k);
    Array.blit v p w k m;
    crom_check w;
  w

```

Referências Bibliográficas

- 1 ASSAD, A. A. Modeling and implementation issues in vehicle routing. In: GOLDEN, B. L.; ASSAD, A. A. (Ed.). *Vehicle Routing: Methods and Studies*. North Holland - Amsterdam: [s.n.], 1988. p. 7–46. 3
- 2 PORTER, M. E. *Estratégia Competitiva*. [S.l.]: Campus, 1986. Rio de Janeiro. 7
- 3 ASSAD, A. et al. Routing and scheduling of vehicles and crews: the state of the art. *Computers and Operations Research*, v. 10, n. 2, p. 63–211, 1983. 8, 16, 17, 24, 25, 29, 30, 32, 54
- 4 CLARKE, G.; WRIGHT, J. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, v. 12, p. 568–581, 1964. 8
- 5 WREN, A.; HOLLIDAY, A. Computer scheduling of vehicles from one or more depots to a number of delivery points. *Operations Research Quarterly*, v. 23, p. 333–344, 1972. 8
- 6 GILLET, B. E.; MILLER, L. A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem. *Operations Research*, v. 22, p. 240–249, 1974. 8
- 7 FISHER, M. L.; JAIKUMAR, R. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, v. 11, p. 109–124, 1981. 8
- 8 CORDEAU, J.-F. et al. A guide to vehicle routing heuristics. *Journal of the Operational Research Society*, v. 53, p. 512–522, 2002. 8, 30, 33
- 9 TEIXEIRA, T. R. B. A. *Arquitetura Logística Baseada em Modelos: Uma contribuição à gestão estratégica da logística terceirizada*. Tese (Doutorado) — FGV, 2003. 9, 22
- 10 GOLDBERG, D. E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. [S.l.]: Addison-Wesley, 1989. 9

- 11 BOWERSOX, D. J.; CLOSS, D. J. *Logística Empresarial*. São Paulo: Atlas, 2001. 11
- 12 GIL, A. C. *Como Elaborar Projetos de Pesquisa*. quarta edição. São Paulo: Atlas, 2002. 13, 14
- 13 WESTFALL, B. J. H. W. *Pesquisa mercadológica*. terceira edição. [S.l.]: Fundação Getúlio Vargas, 1984. 13
- 14 FERREIRA FILHO, V. J. M.; MELO, A. C. da S. Sistemas de roteirização e programação de veículos. In: *Pesquisa Operacional*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2001. v. 21, n. 2, p. 223–232. 16, 32
- 15 GOLDEN, B.; BODIN, L. Microcomputer-based vehicle routing and scheduling software. *Computers and Operations Research*, v. 13, n. 2/3, p. 277–285, 1986. 17
- 16 HALL, R.; PARTYKA, J. G. On the road to efficiency. In: *OR/MS Today*. [S.l.: s.n.], 1997. p. 38–47. 24, 27
- 17 CUNHA, C. B. da. Aspectos práticos da aplicação de modelos de roteirização de veículos a problemas reais. In: *Revista Transportes da ANPET – Associação Nacional de Pesquisa e Ensino em Transportes*. [S.l.: s.n.], 2000. v. 8, n. 2, p. 51–74. 26, 30
- 18 MIRANDA, M. N. de. *Algoritmos Genéticos: Fundamentos e Aplicações*. [Http://www.gta.ufrj.br/marcio/genetic.html](http://www.gta.ufrj.br/marcio/genetic.html). Acesso em: 3 de agosto de 2006. 28
- 19 HOLLAND, J. Adaptation in natural and artificial systems. In: . [S.l.: s.n.], 1975. University of Michigan Press. 29, 41
- 20 LOBO, D. da S. et al. Uma aplicação da heurística de clark e wright para captação de produtos de agronegócios. In: *CNMAC – Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*. [S.l.: s.n.], 2005. Anais do. 29
- 21 DOWSLAND, K. A. Genetic algorithms - a tool for or ? *Journal of Operational Research Society*, v. 47, n. 4, p. 550–561, 1996. 30
- 22 CUNHA, C. B. da. *Uma Contribuição para o Problema de Roteirização de Veículos com Restrições Operacionais*. Tese (Doutorado) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1997. 32
- 23 HELD, M.; KARP, R. M. The traveling salesman problem and minimum spanning trees: Part ii. In: *Mathematical Programming*. [S.l.: s.n.], 1971. v. 1, p. 6–25. 32

- 24 TAN, K. C.; LEE, L. H.; ZHU, K. Q. Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows. *Artificial intelligence in Engineering*, v. 15, p. 281–295, 2001. 33
- 25 GOMES JÚNIOR, A. d. C.; SOUZA, M. J. F.; MARTINS, A. X. Simulated annealing aplicado à resolução do problema de roteamento de veículos com janela de tempo. *Transportes*, v. 14, n. 1, p. 1–12, 2006. Rio de Janeiro. 34
- 26 MORTATI, C. F. *Busca Tabu aplicada ao problema de roteamento periódico de veículos*. Dissertação (Mestrado) — UNICAMP, Junho 2005. São Paulo. 34
- 27 LAPORTE, G. et al. Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. *International Transactions in Operational Research*, v. 7, n. 4/5, p. 285–300, 2000. 34
- 28 BABA, C. M. et al. *Otimização da colônia de formigas aplicada ao problema da programação e roteirização de veículos para o transporte de pessoas portadoras de deficiência*. Novembro 2004. [Http://www.producaoonline.ufsc.br/v04n04/artigos/PDF/Enegep0601_2073.pdf](http://www.producaoonline.ufsc.br/v04n04/artigos/PDF/Enegep0601_2073.pdf). XXIV Encontro Nac. de Eng. de Produção - Florianópolis, SC, Brasil. 35
- 29 ROSS, R. K. *The Data Warehouse Toolkit*. 2002. Mondrian Open Source Project Available: <http://mondrian.sourceforge.net>. John Wiley & sons, Inc. 37
- 30 YEPES, I. *Sistemas Inteligentes: Uma Incursão aos Algoritmos Genéticos*. 2005. Projeto ISIS UFRS. 37, 41
- 31 STEVENSON, W. J. *Estatística Aplicada à Administração*. [S.l.: s.n.], 2001. 37, 38
- 32 HUGHES, A. M. *Database Marketing Estratégico*. [S.l.: s.n.], 1998. São Paulo. 38, 39
- 33 KROSE, J. A. B.; SMARGT, P. P. V. der. *An Introduction to Neural Networks*. 1993. University of Amsterdam. Amsterdam, Germany. 40
- 34 FREEMAN, J. A.; SKAPURA, D. M. *Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques*. [S.l.: s.n.], 1991. Redwood City, California. 40
- 35 FOGEL, L. J. Autonomous automata. *Industrial Research*, v. 4, p. 14–19, 1962. 41
- 36 BREMERMAN, H. J.; M., R.; S., S. Search by evolution. In: MAXFIELD, M.; CALLAHAN, A.; FOGEL, L. J. (Ed.). *Biophysics and Cybernetic Systems*. Washington: Spartan Books, 1965. p. 157–167. 41
- 37 KOZA, J. R. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection (Complex Adaptive Systems)*. [S.l.]: The MIT Press, 1992. Hardcover. ISBN 0262111705. 41

- 38 RECHENBERG, I. Optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen information. In: . Stuttgart: Fromman Verlag, 1973. 41
- 39 SOUZA, P. S. *Asynchronous organizations for multi-algorithms problems*. Tese (Doutorado) — Pittsburgh: Carnegie Mellow University, Department of Electrical and Computer Engineering, 1993. 139p. 53
- 40 LARRAÑAGA, P. et al. Genetic algorithms for the travelling salesman problem: A review of representations and operators. *Artificial Intelligence Review*, v. 13, p. 129–170, 1999. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/article/naga99genetic.html>. 54, 59, 79
- 41 COTTA, C. et al. Hybridizing genetic algorithms with branch and bound techniques for the resolution of the tsp. In: PEARSON, D. W.; STEELE, N. C.; ALBRECHT, R. F. (Ed.). *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Nets and Genetic Alorithms*. [S.l.]: Springer-Verlag, 1995. p. 277. 68
- 42 KIDO, T.; KITANO, H.; NAKANISHI, M. A hybrid search for genetic algorithms: Combining genetic algorithms and simulating annealing. In: FORREST, S. (Ed.). *Proceedings of the fifth International Conference on Genetic Algorithms*. CA: Morgan Kaufmann, 1993. p. 641. 68
- 43 DAVIS, L. *Handbook of Geneti Algorithms*. New York: Van Nostrand, 1991. 68
- 44 TOTH, P.; VIGO, D. The vehicle routing problems. In: . [S.l.]: Siam Monographs on Discrete Mathematics and Aplications, 2002. Philadelphia. 68
- 45 SOUZA, M. J. F. Inteligência computacional para otimização. *Universidade Federal de Ouro Preto*, n. 2, p. 1–38, 2005. [Http://www.decom.ufop.br/prof/marcone](http://www.decom.ufop.br/prof/marcone). 68
- 46 HAUPT, R. L.; HAUPT, S. E. *Practical Genetic Algorithms*. Second edition. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 2004. 70, 79
- 47 TOMASSINI, M. *A survey of genetic algorithms*. 1995. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/tomassini95survey.html>. 70, 79
- 48 LEROY, X. *The Objective Caml system release 3.09*. [S.l.], 2004. <http://caml.inria.fr/pub/docs/manual-ocaml/index.html>. 74, 88
- 49 TAILLARD Éric. *Vehicle routeing instances*. <http://ina2.eivd.ch/collaborateurs/etd/problemes.dir/vrp.dir/vrp.html>. 76, 86

- 50 MALAQUIAS, N. G. L.; SILVA, V. V. da; TEIXEIRA, T. R. B. A. Avaliação do processo logístico como alavancador da competitividade: Um estudo de caso em um distribuidor de medicamentos. *CLADEA*, 2005. Santiago, Chile.
- 51 AAKER, D. A.; KUMAR, V.; DAY, G. S. *Marketing Research*. Sétima edição. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 2000.
- 52 FAUSETT, L. (Ed.). *Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1994. ISBN 0-13-334186-0.
- 53 LOUIS, S. J.; YIN, X.; YUAN, Z. Y. Multiple vehicle routing with time windows using genetic algorithms. In: ANGELINE, P. J. et al. (Ed.). *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*. Mayflower Hotel, Washington D.C., USA: IEEE Press, 1999. v. 3, p. 1804–1808. ISBN 0-7803-5537-7 (Microfiche. Disponível em: <citeseer.ist.psu.edu/louis99multiple.html>).
- 54 TAVARES, J. et al. On the influence of gvr in vehicle routing. In: *SAC '03: Proceedings of the 2003 ACM symposium on Applied computing*. New York, NY, USA: ACM Press, 2003. p. 753–758. ISBN 1-58113-624-2.
- 55 GOLDENR, B. et al. The fleet size and mix vehicle routing. *Computers and Operations Research*, v. 11, n. 1, p. 49–66, 1984. Grã-Bretanha.
- 56 FISHER, M. An applications oriented guide to lagrangian relaxation. In: *Interfaces*. [S.l.: s.n.], 1985. v. 15, n. 2, p. 10–21.
- 57 M., G.; A., H.; G., L. New insertion and postoptimization procedures for the travelling salesman problem. *Operations Research*, v. 40, p. 1086–1093, 1992.
- 58 HALL, R.; PARTYKA, J. G. On the road to integration. In: . [S.l.: s.n.], 2006. p. 50–57. OR/MS.
- 59 LAPORTE, G. The vehicle routing problem: an overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, v. 59, n. 3, p. 345–358, 1992.

Publicação da Autora

Avaliação do Processo Logístico como Alavancador da Competitividade: Um estudo de caso em um Distribuidor de Medicamentos

Neli Gomes Lisboa Malaquias

Valeria Vieira Da Silva

Tania Regina Brasileiro Azevedo Teixeira

Trabalho apresentado na

XL ASAMBLEA ANUAL DE CLADEA, Santiago, Chile, 2005

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)