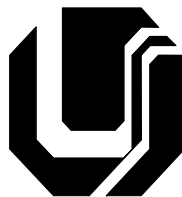


**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA**  
**FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA**  
**PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA**



**GERAÇÃO DE ROTAS URBANAS VIRTUAIS**  
**USANDO ALGORÍTMOS GENÉTICOS**

**ELIANE RAIMANN**

**Uberlândia, Agosto de 2007**

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

**GERAÇÃO DE ROTAS URBANAS VIRTUAIS USANDO**  
**ALGORÍTMOS GENÉTICOS**

**ELIANE RAIMANN**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, perante a Banca Examinadora abaixo, como parte dos requisitos necessários á obtenção do título de Mestre em Ciências.

Alexandre Cardoso, Dr. (Orientador) – UFU

Edgard Lamounier Afonso Júnior (Co-Orientador) – UFU

Keiji Yamanaka – UFU

Márcio Sarroglia Pinho – PUCRS

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

R153g	<p>Raimann, Eliane. Geração de rotas urbanas virtuais usando algoritmos genéticos / Eliane Raimann. - 2007. 111 f. : il. Orientador: Alexandre Cardoso. Co-orientador: Edgard Lamounier Afonso Júnior. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Inclui bibliografia.</p> <p>1. 1. Realidade virtual - Teses. 2. Algoritmos genéticos - Teses. I. Cardoso, Alexandre. II. Lamounier Júnior, Edgard. III. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Título.</p> <p>CDU: 681.3:007.52</p>
-------	---

# **GERAÇÃO DE ROTAS URBANAS VIRTUAIS USANDO ALGORÍTMOS GENÉTICOS**

**ELIANE RAIMANN**

Texto da Dissertação apresentada por Eliane Raimann à Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos necessários á obtenção do título de Mestre em Ciências.

---

Prof. Dr. Alexandre Cardoso

Orientador

---

Prof. Dr. Darizon Alves de Andrade

Coordenador do Curso de Pós-Graduação

---

## DEDICATÓRIA

*A todas as pessoas que amo e  
admiro nesta vida,  
pelo apoio,  
compreensão,  
força e incentivo necessário.  
Sem vocês nada teria sentido.*

---

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Deus, que me fortaleceu nos momentos de fraquezas e dificuldades e permitiu a finalização de mais uma etapa em minha vida e principalmente pela impressionante forma como Ele se revela a cada instante, mostrando os caminhos.

À minha família e à minha amada filha, por todo amor recebido, que me sustenta e me faz sonhar.

Aos meus Orientadores, Alexandre, Edgard e Marcos Wagner Ribeiro, obrigado pela paciência e dedicação durante todo o tempo.

E, a todos aqueles que contribuíram de forma direta ou indireta para a realização deste trabalho.

MUITO OBRIGADA!

---

## RESUMO

Hoje em dia, o alto grau de complexidade imposta por tarefas em diversas áreas está exigindo mais do homem do que seus sentidos naturais podem lhe oferecer. O emprego de técnicas de Realidade Virtual pode auxiliar na melhora da percepção, interação e conseqüentemente a produtividade no dia a dia. Baseando-se nesta idéia, este trabalho tem como objetivo criar uma aplicação que forneça ao usuário informações a respeito de rotas urbanas virtuais. Esta dissertação apresenta uma arquitetura para construção de um ambiente virtual que reproduz rotas urbanas virtuais tendo como instrumento de busca da melhor rota, um algoritmo baseado na computação evolutiva, denominado Algoritmo Genético, e, como instrumento de visualização do cenário da rota virtual, ruas de uma cidade em três dimensões, a Realidade Virtual. Um protótipo foi construído tendo como referência um bairro de uma cidade visto sob dois pontos de vista. O primeiro em duas dimensões permitindo a escolha de um ponto inicial (origem) e o ponto final (destino) e o caminho a ser percorrido entre os pontos com a menor distância possível. Por se tratar de um problema probabilístico, onde existem inúmeras possibilidades de solução, os algoritmos genéticos foram escolhidos por possibilitarem enquadramento neste tipo de problema. O segundo ponto de vista, em três dimensões, além de oferecer ser ambiente virtual com possibilidades de navegação livre pelo cenário de uma cidade, proporciona ao usuário uma navegação pelo caminho construído pelo modelo 2D. O modelo 3D foi construído com o apoio da biblioteca gráfica OpenGL e o modelo geométrico da cidade foi desenhado com o uso de uma ferramenta específica de modelagem gráfica sendo importada para o protótipo. O sistema utiliza para os dois pontos de visão (2D e 3D) o mesmo modelo, o que proporciona uma portabilidade em relação aos cenários (cidades), ou seja, basta ter um modelo geométrico de um bairro ou cidade para o funcionamento da aplicação. O sistema foi avaliado por pesquisadores e usuários específicos e os resultados alcançados permitiram concluir que o mesmo é eficaz e aplicável.

**Palavras-Chave:** Algoritmos Genéticos, Rotas Virtuais, Realidade Virtual

---

## ABSTRACT

Nowadays, the high level of complexity designated by duties in many areas are expecting more from the man his natural senses can offer him. The use of Virtual Reality techniques can facilitate the development of perception, interaction and consequently the every day productivity. Basing it in this idea, this research has as objectivity to create an application to offer the user information about the virtual urban routes. This dissertation presents a architecture for construction of a virtual environment which reproduces virtual urban routes having as instrument the search of the best route, a algorithm based on evolutive computation, denominated Genetic Algorithm, and, as instrument of visualization of the scene of the virtual route, streets of a city in three dimensions, a Virtual Reality. A prototype was built having as references a neighborhood of a city seen under two points of view. The first one in two dimensions allowing the choice of a start point (origin) and an end point (destiny) and a way to be covered between the points with the shortest distance possible. For treating of a probabilistic problem, where there are innumerable possibilities of solution, the genetic algorithm was chosen for making framing in this type of problem possible. The second point of view, in three dimensions, beyond offer to be virtual environment with possibilities of free navigation on the scene of a city, proportionate to the user navigation for ways built by the model 2D. The 3D model was built with the support of the graphic library OpenGL and the geometric model of the city was drawn with the use of a specific tool of graphic modeling been imported to the prototype. The system use for both points of view (2D and 3D) the same model, which proportionate a portability in relation to the scenes (cities), so it's enough to have a geometric model of a neighborhood or city to the application functioning. The system was evaluated by researchers and specific users and the results reached allowed concluding that the same is efficient and applicable.

**Key words:** Genetic Algorithm, Virtual Routes, Virtual Reality



---

## PUBLICAÇÕES

A seguir é apresentada a publicação resultante deste trabalho:

RAIMANN, Eliane; CARDOSO, Alexandre; RIBEIRO, Marcos Wagner de Souza; LAMOUNIER, Edgard Jr. **Modelagem de Rotas Turísticas Urbanas usando Algoritmos Genéticos**. Workshop de Aplicações em Realidade Virtual, II, 2006, Recife. *Anais...* Recife-PE: UFPE, 2006. 01 CD-ROM.

RAIMANN, Eliane; CARDOSO, Alexandre; RIBEIRO, Marcos Wagner de Souza; LAMOUNIER, Edgard Jr. **Determinação de Rotas Urbanas 3D Usando Algoritmos Genéticos**. *IX Symposium on Virtual and Augmented Reality – SVR 2007, Proceedings*. Petrópolis, RJ.

---

## SUMÁRIO

<b>CAPITULO I .....</b>	<b>1</b>
<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>1</b>
1.1 Considerações Iniciais.....	1
1.2 Contribuições desse trabalho .....	3
1.3 Objetivos.....	4
1.4 Organização da Dissertação .....	5
<b>CAPITULO II.....</b>	<b>6</b>
<b>2 REALIDADE VIRTUAL E ALGORITMOS GENÉTICOS.....</b>	<b>6</b>
2.1 Realidade Virtual .....	6
2.1.1 Imersão, Envolvimento e Interação.....	7
2.1.2 Tipos de Sistemas de Realidade Virtual .....	8
2.1.3 Ambientes Virtuais .....	8
2.1.4 Modelagem de Mundos Virtuais.....	10
2.1.4.1 Modelagem Geométrica.....	11
2.2 Algoritmos Genéticos.....	11
2.2.1 Conceito e Definição de um AG.....	12
2.2.2 Vantagens e Desvantagens dos Algoritmos Genéticos .....	13
2.2.3 Definições Básicas.....	14
2.2.4 Parâmetros Genéticos .....	15
2.2.5 Métodos e Critérios para Implantação de um AG .....	16
2.2.6 Seleção dos Indivíduos.....	17
2.2.7 Reprodução / Cruzamento (Crossover) .....	20
2.2.7.1 Operadores de Cruzamento - Crossover .....	23
2.2.8 Mutação .....	25
2.2.9 Diversidade nos AG's .....	26
2.2.9.1 Convergência x Elitismo.....	26
2.2.9.2 Pressão Seletiva .....	27
2.2.10 Condições de Término.....	27
<b>CAPITULO III.....</b>	<b>29</b>
<b>3 TRABALHOS RELACIONADOS .....</b>	<b>29</b>

---

3.1	Introdução.....	29
3.2	Aplicação da Generalização Cartográfica em Mundos Virtuais .....	29
3.3	Aplicação de AG's no Desenvolvimento de Rotas Turísticas. ....	30
3.4	Construção e Gestão da Complexidade de Cenários Urbanos 3D em AV's Imersivos. ....	31
3.5	O uso de Algoritmos Genéticos na solução de Rotas em trechos urbanos ....	32
3.6	Roteamento de Veículos Dinâmico usando AG's .....	33
3.7	Sistema Melhor Roteiro Belém. ....	35
3.8	Otimização de Rotas de Veículos baseada em Operadores Genéticos. ....	36
3.9	Uma Proposta de AG's de Duas Fases para Roteamento .....	37
3.10	Uso de AG's em Sistema de Apoio à Decisão.....	38
3.11	Uso de AG's na Construção de Rotas Turísticas .....	39
3.12	Tabela Comparativa entre os trabalhos avaliados.....	40
3.13	Considerações Finais .....	43
<b>CAPÍTULO IV.....</b>		<b>44</b>
<b>4 ARQUITETURA DO SISTEMA.....</b>		<b>44</b>
4.1	Introdução.....	44
4.2	Tecnologia de apoio .....	44
4.2.1	OPENGL .....	45
4.3	Módulos da Arquitetura do Sistema.....	46
4.3.1	Módulo Mapas .....	47
4.3.2	Módulo AG .....	47
4.3.3	Módulo AV .....	47
4.4	Engenharia de Software/Engenharia de Requisitos .....	48
4.4.1	Diagrama de Caso de Uso (Use Case).....	48
4.4.2	Casos de Uso .....	48
4.4.2.1	Caso de Uso: Estabelecer ponto inicial e final no mapa .....	50
4.4.2.2	Caso de Uso: Definir taxa de cruzamento para o algoritmo .....	51
4.4.2.3	Caso de Uso: Definir número de gerações para o algoritmo.....	52
4.4.2.4	Caso de Uso: Executar o algoritmo em busca da melhor solução ....	53
4.5	Considerações Finais .....	54
<b>CAPÍTULO V.....</b>		<b>55</b>
<b>5 DETALHES DA IMPLEMENTAÇÃO .....</b>		<b>55</b>

---

5.1	Introdução.....	55
5.2	Estrutura do Cromossomo.....	55
5.3	Geração do Melhor Indivíduo .....	56
5.4	Definição da Aptidão (Fitness).....	57
5.5	Codificação do Cromossomo.....	58
5.6	Criação da População .....	58
5.7	Método de Seleção.....	59
5.8	Método de Cruzamento .....	61
5.9	Criação dos objetos.....	63
5.10	Modelagem Geométrica .....	64
5.11	Conversão de Formatos .....	65
5.12	Navegação e Visualização .....	65
5.13	Desenvolvimento do Ambiente Virtual.....	67
5.14	Considerações Finais .....	67
<b>CAPÍTULO VI.....</b>		<b>68</b>
<b>6 FUNCIONAMENTO DO SISTEMA.....</b>		<b>68</b>
6.1	Introdução.....	68
6.2	Parâmetros Genéticos .....	68
6.3	Processamento e Resultado.....	69
6.4	Considerações Finais .....	75
<b>CAPÍTULO VII.....</b>		<b>77</b>
<b>7 RESULTADOS / LIMITAÇÕES .....</b>		<b>77</b>
7.1	Introdução.....	77
7.2	Ambiente Experimental.....	77
7.3	Análise dos Resultados Obtidos.....	77
7.3.1	Comparação com outros trabalhos .....	78
7.4	Avaliação do Sistema .....	80
7.4.1	Quanto à finalidade do uso da ferramenta:.....	80
7.4.2	Quanto à interface com o usuário: .....	81
7.4.3	Quanto à facilidade de uso: .....	81
7.4.4	Quanto aos recursos do programa .....	82
7.5	Considerações Finais .....	83
<b>CAPÍTULO VIII.....</b>		<b>85</b>

---

<b>8 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>85</b>
8.1 Introdução.....	85
8.2 Conclusões.....	85
8.3 Trabalhos Futuros .....	86
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>87</b>
<b>APÊNDICE.....</b>	<b>92</b>

---

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Seis graus de liberdade. (RIBEIRO, 2006).....	9
Figura 2.2 - Sistema de Desenvolvimento de RV (KIRNER, 1997).....	10
Figura 2.3. Equação de probabilidade de seleção. Fonte (JUNIOR, 2000).....	18
Figura 2.4. Exemplo de seleção por roleta. Fonte (BARCELLOS, 2000) .....	19
Figura 2.5. Cruzamento de um ponto. Fonte (TEIXEIRA, 2004) .....	21
Figura 2.6. Cruzamento de dois pontos. Fonte (TEIXEIRA, 2004).....	22
Figura 2.7. Cruzamento uniforme. Fonte (TEIXEIRA, 2004) .....	23
Figura 2.8. Exemplo do Partially Mapped Crossover (PMX). Fonte (SOUZA, 2004). ..	24
Figura 2.9 Exemplo do Cycle Crossover (CX). Fonte (SOUZA, 2004) .....	24
Figura 2.10. Exemplo do Operador de Mutação. Fonte (TEIXEIRA, 2004).....	25
Figura 3.1 - Generalização Cartográfica em Mundos Virtuais. ....	30
Figura 3.2 - Algoritmos Genéticos no Desenvolvimento de Rotas Turísticas.....	31
Figura 3.3 - Construção e Gestão da Complexidade de Cenários Urbanos 3D em AV's Imersivos. ....	32
Figura 3.4 - Algoritmos Genéticos na solução de rotas em trechos urbanos. ....	33
Figura 3.5 - Roteamento de Veículos Dinâmico usando AG's. ....	34
Figura 3.6 - Sistema Melhor Roteiro Belém. ....	35
Figura 3.7 - Otimização de Rotas de Veículos baseada em Operadores Genéticos. ..	37
Figura 3.8 - AG's de Duas Fases para Roteamento de Veículos. ....	38
Figura 3.9 - AG's em Sistema de Apoio à Decisão para Alocação de Recursos no Campo e na Cidade. ....	39
Figura 3.10 - AG's na Construção de Rotas Turísticas . ....	40
Figura 4.1. Versão simplificada do pipeline OpenGL (WOO, 1999). ....	46

---

Figura 4.2. Arquitetura do Sistema - Integração entre AG e RV.....	47
Figura 4.4. Diagrama de Use-Case. ....	49
Figura 4.5. Use-Case “Estabelecer ponto inicial e final no mapa”.....	50
Figura 4.6. Use-Case “Definir taxa de cruzamento para o algoritmo”. ....	51
Figura 4.7. Use-Case “Definir número de gerações para o algoritmo”. ....	52
Figura 4.8. Use-Case “Executar o algoritmo em busca da melhor solução”. ....	53
Figura 5.1. Estrutura do Cromossomo (Indivíduo).....	55
Figura 5.2. Pseudocódigo da geração da população. ....	56
Figura 5.3. Composição do indivíduo final. ....	56
Figura 5.4. Equação para cálculo da aptidão. ....	57
Figura 5.5. Composição do indivíduo final. ....	58
Figura 5.6. Estrutura da População.....	59
Figura 5.7. Pseudocódigo da seleção por roleta. ....	61
Figura 5.8. Pseudocódigo do Cruzamento. ....	62
Figura 5.9. Exemplificação do cruzamento do híbrido do PMX.....	63
Figura 5.10. Modelador 3D ( <i>3D Studio Max</i> ).....	64
Figura 5.11. Código para importação do arquivo 3DS. ....	65
Figura 5.12 Código que implementa a navegação e visualização do ambiente.....	66
Figura 5.13. Pseudo-código que implementa a navegação automática. ....	66
Figura 5.14. Barra de navegação do ambiente. ....	67
Figura 6.1. Parâmetros Genéticos.....	68
Figura 6.2. Menu Conexões. ....	69
Figura 6.3. Interface inicial do sistema. ....	70
Figura 6.4. Ponto Inicial e Ponto Final Definidos.....	71
Figura 6.5. Gráfico Menor Distância.....	71
Figura 6.6 Interface após processamento. ....	72

---

Figura 6.7 Botões Evoluir e Reiniciar. ....	72
Figura 6.8 Menu Modelo de Visão.....	73
Figura 6.9 Visão superior da Cidade Virtual.....	73
Figura 6.10. Barra de Navegação do Sistema 3D.....	74
Figura 6.11 Interface 3D do percurso.....	75
Figura 6.12 Visão do ambiente sem os objetos.....	75
Figura 7.1. Análise quanto à finalidade. ....	80
Figura 7.2. Análise quanto a Interface.....	81
Figura 7.3. Análise quanto à facilidade de uso.....	82
Figura 7.4. Análise quanto aos recursos do programa.....	82
Figura 7.5. Análise dos aspectos de avaliação para <i>softwares</i> .....	83



---

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1. Principais características dos sistemas avaliados.....	42
Tabela 4.1. Relação dos Casos de Uso. ....	49
Tabela 4.2. Descrição do Caso de Uso ‘Estabelecer ponto inicial e final no mapa’. ..	50
Tabela 4.3. Descrição do Caso de Uso ‘Definir taxa de cruzamento para o algoritmo’. 51	
Tabela 4.4. Descrição do Caso de Uso ‘Definir número de gerações para o algoritmo’.....	52
Tabela 4.5. Descrição do Caso de Uso ‘Executar o algoritmo em busca da melhor solução’. ....	53
Tabela 6.1 Funções da Barra de Navegação. ....	74
Tabela 7.1 Comparação com outros trabalhos.....	79

---

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<b>2D</b>	– <i>Bidimensional</i>
<b>3D</b>	– <i>Tridimensional</i>
<b>AG</b>	– <i>Algoritmo Genético</i>
<b>AGC</b>	– <i>Algoritmo Genético Construtivo</i>
<b>API</b>	– <i>Application Programming Interface</i>
<b>AV</b>	– <i>Ambiente Virtual</i>
<b>CX</b>	– <i>Operador Cycle</i>
<b>GUI</b>	– <i>Graphics User Interface</i>
<b>HMD</b>	– <i>Head Mounted Display</i>
<b>IA</b>	– <i>Inteligência Artificial</i>
<b>OpenGL</b>	– <i>Open Graphics Library</i>
<b>OX</b>	– <i>Operador Order Crossover</i>
<b>PMX</b>	– <i>Operador Partially Mapped Crossover</i>
<b>RV</b>	– <i>Realidade Virtual</i>
<b>VRML</b>	– <i>Virtual Reality Modeling Language</i>

# **CAPITULO I**

---

## **1 INTRODUÇÃO**

### **1.1 Considerações Iniciais**

O grande avanço tecnológico ocorrido nas últimas décadas tem impulsionado a modernização da Cartografia. Por consequência, é cada vez mais comum o uso de mapas digitais em alternativa aos mapas impressos. A Realidade Virtual (RV) abre um novo campo para a exploração de mapas digitais: a modelagem interativa tridimensional. A Realidade Virtual tem possibilitado a modelagem de mundos virtuais tridimensionais e através da Internet é possível a um grande número de usuários acessá-los, a qualquer momento e sem nenhum custo. Assim, a combinação da Cartografia com a Realidade Virtual torna-se possível para a criação de um novo tipo de mapa, no qual o usuário poderá interagir com a representação, e em alguns casos, até mesmo ter a sensação de fazer parte dela, através de um processo imersivo ou semi-imersivo. (FOSSE, 2004).

Segundo MOORE (MOORE, 1999) essa “nova” Cartografia pode ser vista como uma rica e sensorial combinação de mapas, modelos, sons e movimentos, em que o usuário também poderá interagir com esse mapa. Além disso, o usuário ganhará uma interface mais atraente que lhe proporcionará uma análise qualitativa direta bem mais intuitiva que as já existentes. Em três dimensões pode-se prover uma organização mais intuitiva de objetos espaciais, utilizando a percepção natural e memória do usuário referente ao espaço e a relação espacial dos objetos

representados. A Realidade Virtual estimula a atração e o entendimento do usuário por meio de sua interatividade e dinamismo.

Segundo Pinho (PINHO, 2002), RV refere-se a uma tecnologia em que estão agrupados meios através dos quais, o usuário pode livremente visualizar, explorar/manipular e interagir dados complexos em um tempo real. Agrupando-se alguns conceitos, pode-se dizer que a Realidade Virtual é uma técnica avançada de interface, em que o usuário pode realizar a imersão (sensação de estar dentro do ambiente virtual), navegação e interação em um ambiente tridimensional gerado por computador.

Desta forma além da visualização em 3D e outras interações (permitir ao usuário sair da rota, parar ou observar detalhes do caminho), a Realidade Virtual (RV) pode ser útil criando um ambiente virtual a partir de um modelo em duas dimensões.

Para construir a melhor rota urbana, uma das metodologias que pode ser usada são os Algoritmos Genéticos, que sugerem a melhor rota a ser usada, em termos de menor tempo e menor distância percorrida e atendimento aos pontos de origem e destino previamente escolhidos. Como interface inicial, apenas um modelo em 2D seria suficiente para o usuário que busca a melhor solução, porém a melhor interface seria em 3D que oferece como resultado um passeio virtual pela rota sugerida de acordo com a escolha do usuário. Desta forma além da visualização em 3D e outras interações (permitir ao usuário sair da rota, parar ou observar detalhes do caminho), a Realidade Virtual pode ser útil criando um ambiente virtual a partir de um modelo em duas dimensões.

Os AG's possuem uma larga aplicação em muitas áreas científicas, entre as quais podem ser citados problemas de otimização de soluções, aprendizado de máquina, desenvolvimento de estratégias e fórmulas matemáticas, análise de modelos econômicos, problemas de engenharia, diversas aplicações na Biologia como simulação de bactérias, sistemas imunológicos, ecossistemas, descoberta de formato e propriedades de moléculas orgânicas (POZO et al, 2000).

Os AG's podem ser utilizados em várias aplicações. Em alguns casos em que os métodos de busca exaustiva falham, e é necessário o uso de busca controlada em espaço, eles são amplamente utilizados como otimizadores de funções. Sua

vantagem sobre outros métodos neste aspecto é seu alto grau de adaptabilidade, robustez e paralelismo (LUCAS, 2000) apud (ALMEIDA, 2005).

Entretanto, Andrade (ANDRADE, 2005) ressalta que em alguns problemas podem não ter resultados satisfatórios ou não serem representados adequadamente para o uso de técnicas de AG. Assim, é recomendável levar em consideração algumas características relativas ao problema, antes de tentar usar as referidas técnicas de Algoritmos Genéticos, como:

- ✓ O espaço de busca (possíveis soluções) do problema em questão deve estar delimitado dentro de uma certa faixa de valores;
- ✓ Deve ser possível definir uma função de aptidão que indique quão boa ou ruim é uma determinada resposta;
- ✓ As soluções devem poder ser codificadas de uma maneira que seja relativamente fácil a sua implementação no computador.

A principal vantagem deles é que trabalham com população, ao contrário de outros métodos que trabalham com um só ponto, avaliando apenas um candidato à solução por vez. São muito flexíveis e aceitam uma infinidade de alterações na sua implementação. Além disso, os AG's têm resultados bastante aceitáveis com relação à precisão e aos recursos empregados e pela ampla gama de problemas aplicáveis. (MOREIRA e AGUIAR, 2005). Assim, ao desenvolver essa metodologia, será facilitada a determinação de uma rota urbana, baseada na restrição dos cruzamentos escolhidos, onde a melhor rota é determinada em um conjunto específico de pontos definidos, e também na restrição dos sentidos, onde é possível definir para qual outro ponto um determinado ponto pode ir, caracterizando as ruas de mão única ou de mão dupla.

## **1.2 Contribuições desse trabalho**

Este trabalho pretende contribuir com a descrição de uma abordagem (arquitetura) que possibilite a criação de uma aplicação unindo duas áreas da computação (Algoritmos Genéticos e Realidade Virtual) na construção de ambientes virtuais que representem rotas virtuais, seguindo uma orientação dada pelo AG. Esta aplicação facilitará a determinação de uma rota urbana, uma vez que, ao visitar a

cidade pela primeira vez, e não souber a rota a percorrer, o usuário (um turista provavelmente) poderia se perder ou demorar-se para atingir um destino.

Além de demonstrar que os Algoritmos Genéticos são capazes de solucionar esse problema de forma otimizada, achando uma solução ótima, este trabalho demonstra a importância do uso de técnicas de Realidade Virtual na melhoria da visualização de cenários até então presos aos modelos em duas dimensões.

### 1.3 Objetivos

Esta dissertação tem por objetivo apresentar uma abordagem computacional/algorítmica que seja suficiente para suportar o funcionamento de um ambiente virtual (Cidade Virtual) que simule rotas de um ponto a outro de uma cidade de acordo com o melhor caminho. Para atingir este objetivo, as seguintes metas foram definidas:

1. Identificar um algoritmo que apresente eficácia na definição de rotas urbanas.
2. Escolher uma metodologia para elaboração do algoritmo, associada ao estudo de caso específico (rotas urbanas).
3. Realizar a implementação de um protótipo, segundo a metodologia elaborada no item anterior, visando a sua validação.
4. Implementar também no mesmo protótipo um ambiente virtual que simule as rotas propostas pelo algoritmo.
5. Validar o protótipo junto a usuários, de forma a obter realimentação que possibilite melhorias e adequações necessárias ao aprimoramento da abordagem escolhida.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, as seguintes estratégias foram adotadas, norteando a consolidação do objetivo e metas propostas:

1. Modelagem de um bairro de uma cidade representando de forma genérica qualquer referência urbana existente.
2. Implementar protótipo com demonstração da melhor rota numa visão 2D, por meio de um algoritmo genético, seguindo as etapas:

- a. Composição da estrutura do indivíduo que representará a melhor solução.
- b. Definição dos mecanismos de seleção e cruzamento entre indivíduos.
- c. Configuração dos parâmetros genéticos necessários na execução do algoritmo.
- d. Ampliar o modelo visão para três dimensões em forma de ambiente virtual.
- e. Aplicar o sistema a pesquisadores e usuários específicos da área.

### 1.4 Organização da Dissertação

O trabalho está dividido em oito capítulos, descritos resumidamente a seguir:

**Capítulo I - Introdução:** São apresentadas as considerações iniciais do trabalho, assim como a motivação, os objetivos deste trabalho bem como a organização da dissertação.

**Capítulo II – Realidade Virtual e Algoritmos Genéticos:** aborda o referencial teórico com os principais conceitos sobre Realidade Virtual e Algoritmos Genéticos, com suas características básicas e estrutura de funcionamento.

**Capítulo III – Trabalhos Relacionados:** Apresenta os Softwares existentes relacionados à pesquisa.

**Capítulo IV – Arquitetura do Sistema:** Descreve a arquitetura do sistema, o qual utilizará as técnicas de AG's, para a determinação da melhor rota, e RV para a visualização e interação da melhor rota determinada pelo sistema.

**Capítulo V – Detalhes da Implementação:** Apresenta a implementação do sistema.

**Capítulo VI – Funcionamento do Sistema:** Descreve o funcionamento do sistema proposto.

**Capítulo VII – Resultados e Limitações:** Apresenta as análises e resultados obtidos com a implementação e teste do sistema, bem como as suas limitações.

**Capítulo VIII – Conclusão e Trabalhos Futuros:** Descreve as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

## **CAPITULO II**

---

# **2 REALIDADE VIRTUAL E ALGORITMOS GENÉTICOS**

### **2.1 Realidade Virtual**

Um dos recentes adventos do desenvolvimento tecnológico, que vem firmando-se, como uma nova área da Computação é a Realidade Virtual. O termo RV refere-se a uma experiência interativa baseada em imagens gráficas 3D geradas em tempo-real por computador. Machover (MACHOVER, 1994) afirma que a qualidade dessa experiência em RV é crucial, pois deve estimular ao máximo de forma criativa e produtiva o usuário, a realidade precisa reagir de forma coerente aos movimentos do participante, tornando a experiência consistente.

Segundo Kirner (KIRNER, 1997), RV pode ser considerada como uma ferramenta para visualizar, manipular, explorar, interagir e modificar, através do computador, dados complexos de uma forma natural, muito semelhante ao que se faria no caso da ação sobre o dado real.

Uma outra definição um pouco mais refinada de RV é a seguinte: “uma forma das pessoas visualizarem, manipularem e interagirem com computadores e dados extremamente complexos” (AUKSTAKALNIS, 1992). Pode também ser definida como sendo a forma mais avançada de interface do usuário de computador até agora disponível (BYRNE, 2005), com aplicação na maioria das áreas do



conhecimento, senão em todas, e com um grande investimento das indústrias na produção de hardware, software e dispositivos de E/S especiais.

O uso da RV estende-se em várias áreas, porém com um destaque especial para as áreas de simulação, que cria por meio do computador a sensação de vivência de uma realidade, permitindo ao usuário a possibilidade de interferência nessa “realidade”.

A RV pode possibilitar a criação /simulação de mundos reais ou imaginários na tela do computador, com aplicação em diversas áreas, assumindo um papel de relevo cada vez maior em campos específicos da vida econômica, social e cultural de muitos países (CAMACHO, 2005).

### **2.1.1 Imersão, Envolvimento e Interação.**

A idéia de imersão está ligada com o sentimento de se estar dentro do ambiente, normalmente, um sistema imersivo é obtido com o uso de capacete de visualização, mas existem também sistemas imersivos baseados em salas com projeções das visões nas paredes, teto e piso, conhecido como CAVE (CRUZ-NEIRA, 1992). Além do fator visual, os dispositivos ligados com os outros sentidos também são importantes para o sentimento de imersão, como som, posicionamento automático da pessoa e dos movimentos da cabeça, controles reativos, etc. A visualização tridimensional pelo monitor é considerada de imersão subjetiva (ou não-imersiva para alguns).

A idéia de envolvimento está ligada com o grau de motivação para o engajamento de uma pessoa com determinada atividade. O envolvimento pode ser passivo, como ler um livro ou assistir televisão, ou ativo, ao participar de um jogo com algum parceiro (KIRNER, 1997). A RV tem potencial para os dois tipos de envolvimento, ao permitir a exploração de um ambiente virtual e ao propiciar a interação do usuário com um mundo virtual dinâmico.

A idéia de interação está ligada com a capacidade do computador detectar as entradas do usuário e modificar instantaneamente o mundo virtual e as ações sobre ele (capacidade reativa) (KIRNER, 1997).

### 2.1.2 Tipos de Sistemas de Realidade Virtual

O que diferencia uma aplicação de RV é o tipo de interface entre o usuário e o mundo virtual. Sob este aspecto, os tipos mais comuns são:

**Sistemas Não-Imersivos:** utilizam o monitor de computador para exibir o mundo; Embora a RV com o uso de capacetes tenha evoluído e seja considerada típica, com monitor apresenta ainda assim alguns pontos positivos como:

- ✓ Utilizar plenamente todas as vantagens da evolução da indústria de computadores;
- ✓ Evitar as limitações técnicas e problemas decorrentes do uso de capacete;
- ✓ Facilidade de uso.

**Sistemas Imersivos:** são sistemas capazes de imergir completamente o usuário no mundo virtual. Normalmente, esses sistemas são equipados com capacetes (HMD), luvas especiais, cavernas ou outros dispositivos multi-sensoriais (KIRNER, 1997).

Em alguns casos, como visualização, por exemplo, a RV com monitor é aceitável, mas com a evolução da tecnologia, a tendência será a utilização de capacetes ou salas de projeção (CAVE) para a grande maioria das aplicações (KIRNER, 1997). Porém, no momento com a facilidade de uso de simples computadores, há um crescimento acelerado no desenvolvimento de aplicações e modelos em realidade virtual não imersiva.

Além desses dois principais tipos, outras formas comuns também podem ser citadas, como a Telepresença, Realidade Mista, Realidade Aumentada e Virtualidade Aumentada (KIRNER, 1997).

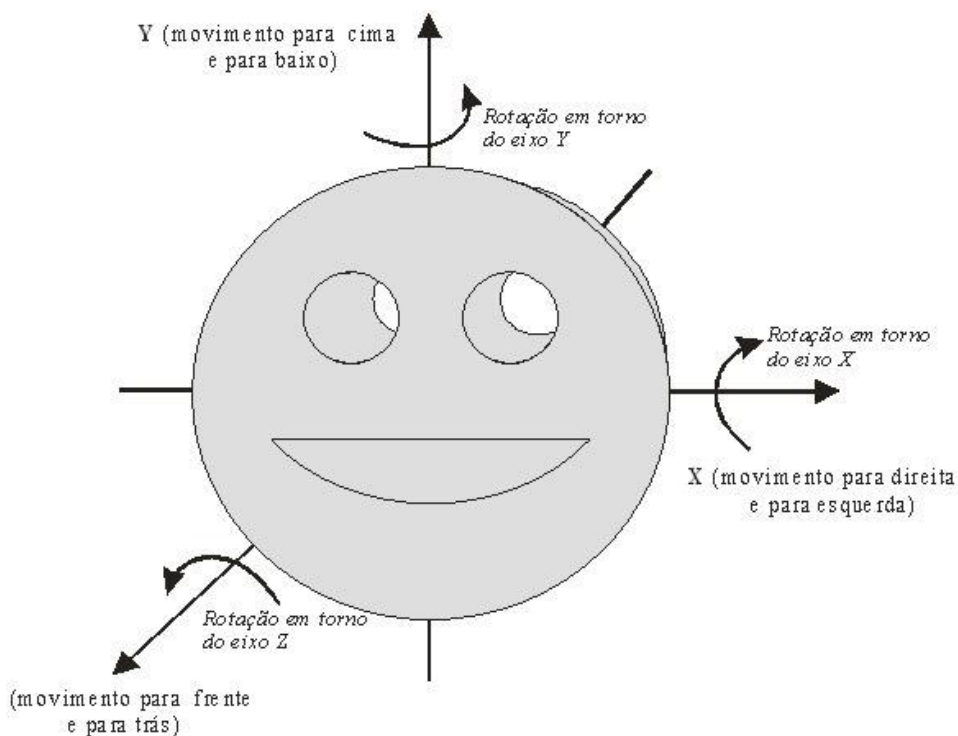
### 2.1.3 Ambientes Virtuais

De acordo com Sementille (2000), um Ambiente Virtual (AV) é um ambiente com o qual há a imersão do usuário em um ambiente tridimensional simulado. Um AV também pode ser entendido como um sistema de software que cria a ilusão de um mundo. Isto requer a combinação de entrada (interação do usuário), computação (simulação de processos) e saída (estímulos multi-sensoriais).

Os objetos no AV podem corresponder a objetos que existem no mundo real. Quando isso acontece, espera-se que esses objetos reajam como os objetos reais. Portanto, pode haver a necessidade de se modelar, no mínimo, uma parte da Física (movimento e detecção de colisão entre objetos).

Alguns objetos no AV devem ser capazes de responder às ações dos usuários e às ações de outros objetos: devem existir meios de especificar esses comportamentos e associá-los aos objetos no modelo. Alguns objetos podem ter comportamentos autônomos, como andar, por exemplo. Isto envolverá interações entre os objetos e o tempo simulado dentro do ambiente. Existirá alguma sobreposição entre as técnicas requeridas aqui e as técnicas que estão sendo desenvolvidas em animação por computador e simulação.

Em um AV, o usuário deve poder navegar em três dimensões, ou seja, com seis graus de liberdade. Cada grau se aplica a uma direção ou rotação do movimento. Na verdade, conferem ao usuário a possibilidade de se movimentar em seis direções simultâneas: translação em torno dos três eixos cartesianos (x, y e z) e rotação em torno de cada um. A Figura 2.1 ilustra os seis graus de liberdade.



**Figura 2.1. Seis graus de liberdade. (RIBEIRO, 2006)**

A modelagem visual de objetos é um dos processos consumidor de tempo, exigindo, portanto, melhores ferramentas para suportá-la.

Uma vez que a produção de bons modelos exige considerável esforço, deve existir algum mecanismo para o compartilhamento dos modelos existentes. Existem dois aspectos para este compartilhamento:

- ✓ **O primeiro aspecto:** é a determinação de um formato padrão para a codificação e a transmissão dos modelos (o formato deve ser capaz de codificar toda a informação de modelagem, incluindo estrutura hierárquica, propriedades físicas dos objetos, som e comportamento).
- ✓ **O segundo aspecto:** devem existir um ou mais lugares que armazenem, mantenham e distribuam esses modelos.

### 2.1.4 Modelagem de Mundos Virtuais

A modelagem de mundos virtuais é de fundamental importância num sistema de realidade virtual, definindo as características dos objetos como: forma; aparência; comportamento; restrições; e mapeamento de dispositivos de E/S. Para isto, os sistemas de desenvolvimento de realidade virtual levam em conta os diversos aspectos de modelagem, mapeamento e simulação, conforme a Figura 2.2. performance (BURDEA,G. & COIFFET,P, 1994) apud (KIRNER, 1997).

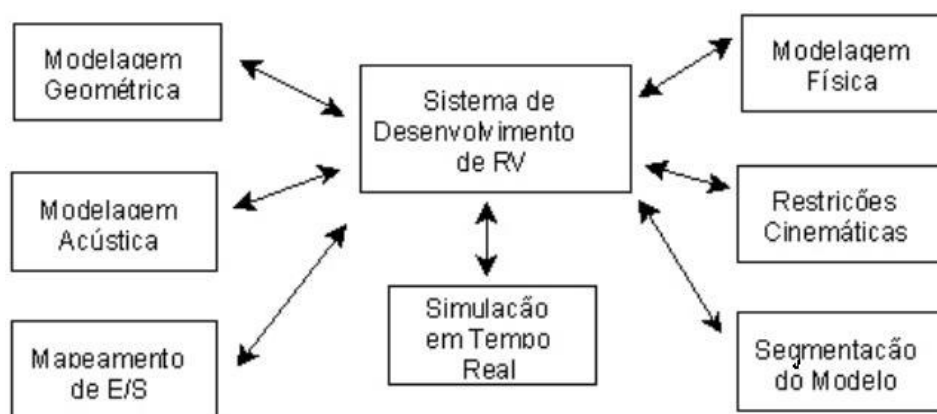


Figura 2.2 - Sistema de Desenvolvimento de RV (KIRNER, 1997).

### 2.1.4.1 Modelagem Geométrica

A modelagem geométrica é um conjunto de várias descrições da forma dos objetos virtuais através de polígonos, triângulos ou vértices, e sua aparência, usando textura, reflexão da superfície, cores, etc.

As formas dos objetos podem ser criadas, usando-se bibliotecas gráficas, como a biblioteca GL, ou usando-se modelos prontos de bancos de dados comerciais ou digitalizadores tridimensionais. Esses objetos também podem ser criados por programas CAD, como AutoCAD ou *3DStudio MAX*, ou com o uso de editores de realidade virtual. (WATT, A. & WATT, M., 1994) apud (KIRNER, 1997).

A aparência dada aos objetos esta relacionada principalmente com as características de reflexão da superfície e com sua textura. Essa reflexão depende do modelo de iluminação e sombreamentos por interpolação de Gourad; ou interpolação de Phong. O sombreamento facetado é o mais simples e menos realista, enquanto o de Phong é o mais complexo e mais realista.

Segundo Pinho (1997), a textura dos objetos é obtida a partir do mapeamento de um padrão de textura do espaço bidimensional sobre os objetos tridimensionais. Isto se dá como se um pedaço de plástico com o padrão da textura fosse ajustado e colocado sobre o objeto, fazendo parte integrante dele. A textura oferece várias vantagens para a realidade virtual, uma vez que aumenta o nível de detalhe e de realismo de cena, fornece várias visões de profundidade, e permite a redução substancial do número de polígonos da cena, propiciando o aumento da taxa de quadros por segundo. (BURDEA,G. & COIFFET,P., 1994) apud (PINHO, 1997)

## 2.2 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AG) pertencem a uma categoria de algoritmos computacionais, inclusos nas técnicas de Inteligência Artificial (IA), os quais são fundamentados no processo de seleção natural e buscam simular a evolução biológica natural dos seres vivos e otimizando a resolução de questões que necessitem da melhor solução. Uma grande aplicação dos AG's é em problemas de busca, onde dado um conjunto de elementos ou indivíduos, deseja-se encontrar aquele ou aqueles que melhor atendam a certas condições especificadas.

Algoritmo Genético é um algoritmo de procura baseado nos mecanismos de seleção natural e genética natural. Ele combina a sobrevivência feita por uma função de avaliação entre uma cadeia de caracteres com uma estrutura de informações mudadas aleatoriamente, para formar um algoritmo de procura com algum talento inovador, o mesmo de uma procura de um ser humano. Em toda geração, um novo conjunto de criaturas artificiais (cadeia de caracteres) é criado usando bits e pedaços do teste de avaliação da geração anterior; ocasionalmente uma parte nova é testada. A procura mais eficiente das informações anteriores para especular os pontos da nova procura resultam e um aumento na sua performance (GOLDBERG, 1989) apud (JUNIOR, 2000).

A natureza forneceu apenas a inspiração para o AG, mas não forneceu uma descrição de suas operações. Conseqüentemente, enquanto a terminologia do algoritmo e seu perfil ostentam suas raízes na evolução natural, ele cresceu além dessas raízes, e agora representa a fusão dos Princípios Matemáticos e da Evolução Natural (TEIXEIRA, 2004).

Os AG's são muito eficientes para buscas de soluções ótimas ou aproximadamente ótimas, e se for desenvolvido corretamente, a população (conjunto de possíveis respostas) convergirá à solução ótima, pois não impõem muitas das limitações encontradas nos métodos de buscas tradicionais, sendo vistos como otimizadores de funções.

Soluções ótimas, acontecem quando o valor da aptidão é a maior, ou seja, quanto melhor o indivíduo, maior a probabilidade para melhor solução possível, pois dentro das possibilidades geradas pelos cruzamentos dos indivíduos, e de acordo com a quantidade de gerações, população e taxa de cruzamento configurado no problema, o algoritmo tenta chegar na melhor resposta possível para os indivíduos do problema.

### **2.2.1 Conceito e Definição de um AG**

De acordo com Dalboni (2003), os AG's são programas evolutivos, baseados no princípio da seleção natural, onde os indivíduos mais aptos sobrevivem e os menos aptos tendem a ser descartado; e da hereditariedade, onde as características dos pais são transmitidas para os filhos. Assim, os candidatos mais promissores são favorecidos para solucionar o problema específico.

Junior (2000) relata que, de um modo geral, os algoritmos genéticos têm as seguintes características:

- ✓ Operam numa população (conjunto) de pontos, e não a partir de um ponto isolado;
- ✓ Operam num espaço de busca codificado, e não no espaço de busca diretamente;
- ✓ Necessitam somente de informações sobre o valor de uma função aptidão (objetivo para cada membro da população), e não requerem derivadas ou qualquer outro tipo de conhecimento;
- ✓ Usam transições probabilísticas, e não regras determinísticas;

### 2.2.2 Vantagens e Desvantagens dos Algoritmos Genéticos

Segundo Andrade (2005), as vantagens do emprego de Algoritmos Genéticos são consideráveis para os problemas de otimização, principalmente pela sua versatilidade em obter soluções ótimas globais, enquanto que é possível sanar suas desvantagens através do avanço das capacidades computacionais e de uma maior consolidação da técnica.

Algumas das vantagens de se utilizar algoritmos genéticos são:

- ✓ Trabalham baseados na codificação do problema e oferecem suporte para a elaboração de um programa computacional abrangente;
- ✓ São robustos e podem resolver uma grande diversidade de problemas complexos de forma rápida e confiável;
- ✓ A construção de algoritmos genéticos e modelos existentes é geralmente simples;
- ✓ São de fácil implementação e flexíveis para se implementarem modificações;
- ✓ São mais resistentes a se prenderem a ótimos locais;
- ✓ São fáceis de combinar com outros métodos;

Algumas desvantagens em relação aos Algoritmos Genéticos são: (ANDRADE, 2005).

- ✓ Dificuldade para achar o ótimo global exato;
- ✓ Requerem um grande número de avaliações de funções de aptidão;
- ✓ Grandes possibilidades de configurações que podem complicar a resolução do problema tratado.

### 2.2.3 Definições Básicas

Dentro do Algoritmo Genético existem algumas definições básicas a serem consideradas:

- ✓ **Indivíduo:** simples membro da população. Nos AG's, um indivíduo é formado pelo cromossomo e sua aptidão, e representa cada candidato à solução do problema.
- ✓ **População:** conjunto de indivíduos ou soluções.
- ✓ **Gene:** elemento que compõe os cromossomos. Nos AG's, é a unidade básica do cromossomo representada por um símbolo. Cada cromossomo tem uma certa quantidade de genes, descrevendo uma certa variável do problema.
- ✓ **Cromossomo:** elemento portador do material genético. Nos AG's representa uma cadeia de bits associada a uma solução possível para o problema. Deve ser observado que cada cromossomo, ou indivíduo, corresponde a um ponto no espaço de soluções do problema de otimização. O processo de solução adotado no AG consiste em gerar, através de regras específicas, um grande número de indivíduos, população, de forma a promover uma varredura tão extensa quanto necessária do espaço de soluções.
- ✓ **Genótipo:** conjunto de genes de um indivíduo.
- ✓ **Fenótipo:** conjunto de características de um indivíduo determinadas pelo genótipo.
- ✓ **Lócus (posição):** posição em que um gene se encontra no cromossomo.
- ✓ **Alelo:** diferentes possibilidades de uma característica de um gene. Nos AG's, representa o valor que um gene pode assumir, ou seja, é cada símbolo, presente no alfabeto, utilizado para codificação.



- ✓ **Geração:** é cada passo do processo evolutivo. Considerada o ciclo de criação e transformação de uma população, representada pelo número da iteração que o AG executa.
- ✓ **Operações Genéticas:** operação que o AG realiza sobre as estruturas dos cromossomos. Tais operações visam promover a evolução do indivíduo.
- ✓ **Espaço de Busca:** é o conjunto espaço ou região que compreende as soluções possíveis ou viáveis para o problema a ser resolvido.
- ✓ **Aptidão ou Adequação:** representa a informação numérica do desempenho de cada indivíduo da população e está associado à função objetivo e às restrições do problema. Por meio da adequação ou aptidão de cada indivíduo que é possível selecionar os melhores indivíduos de cada população para aplicação das operações genéticas e evolução da solução.

### 2.2.4 Parâmetros Genéticos

É importante também, analisar de que maneira alguns parâmetros influenciam no comportamento do AG, para que se possa estabelecê-los conforme as necessidades do problema e dos recursos disponíveis. São listados a seguir alguns Parâmetros Genéticos utilizados: (ANDRADE, 2005).

- ✓ **Tamanho da População:** O tamanho da população determina o número de cromossomos na população, afetando diretamente o desempenho global e a eficiência dos AG's. Com uma população pequena o desempenho pode cair, pois deste modo a população fornece uma pequena cobertura do espaço de busca do problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema. No entanto, para se trabalhar com grandes populações, são necessários maiores recursos computacionais, ou que o algoritmo trabalhe por um período de tempo muito maior;
- ✓ **Tipo de Cruzamento:** O tipo de cruzamento a ser utilizado determina a forma como se procederá a troca de segmentos de informação entre os “casais” de cromossomos selecionados para cruzamento. O ideal seria testar diversos tipos de cruzamento em conjunto com outras configurações do AG em uso para verificar qual apresenta um melhor resultado;

- ✓ **Taxa de Cruzamento:** Quanto maior for esta taxa, mais rapidamente novas estruturas serão introduzidas na população. Mas se esta for muito alta, a maior parte da população será substituída, e pode ocorrer perda de estruturas de alta aptidão. Com um valor baixo, o algoritmo pode tornar-se muito lento;
- ✓ **Taxa de Mutação:** Mutação é utilizada para dar nova informação para a população e também para prevenir que a população se sature com cromossomos semelhantes. Uma baixa taxa de mutação previne que uma dada posição fique estagnada em um valor, além de possibilitar que se chegue em qualquer ponto do espaço de busca. Com uma taxa muito alta, a busca se torna essencialmente aleatória além de aumentar muita a possibilidade de que uma boa solução seja destruída. A melhor taxa de mutação é dependente da aplicação, mas, para a maioria dos casos é entre 0,001 e 0,1;
- ✓ **Cálculo da Aptidão (Fitness):** Essa função é responsável pelo cálculo do valor da aptidão de cada cromossomo, e é definida de acordo com o problema em questão. Dado um cromossomo, a função de Fitness retorna o valor de aptidão, que é proporcional à utilidade ou habilidade do indivíduo, que o cromossomo representa. Para muitos problemas, particularmente em otimização de funções, é óbvio o que a função de Fitness calcula, que é simplesmente o valor da função. Comparando com as populações naturais, o valor da aptidão é determinado pela habilidade dos indivíduos sobreviverem aos seus predadores, a uma peste devastadora, e outros obstáculos à maioridade e a subsequente reprodução.
- ✓ **Número Máximo de Gerações:** Este parâmetro determina a quantidade máxima de gerações que serão produzidas, ou seja, o número de evoluções que o AG deverá atingir antes de terminar a sua execução.

### 2.2.5 Métodos e Critérios para Implantação de um AG

Para implantação de um AG, é necessário definir de forma correta alguns métodos e critérios. A seleção de um ou outro método ou critério depende do tipo de problema a ser revolido, e também de que certos requisitos imprescindíveis ao bom funcionamento do AG não sejam violados. A seguir são listados alguns desses métodos e critérios utilizados:

- ✓ **Critério de codificação:** tendo em vista que o AG trabalha com manipulação de strings de determinados alfabetos (representação), deve-se especificar a codificação com a qual se faz corresponder cada ponto do domínio do problema com um gene ou conjunto de genes do cromossomo.
- ✓ **Critério de tratamento dos indivíduos:** nem sempre é possível estabelecer uma correspondência ponto-a-ponto entre o domínio do problema e o conjunto de strings binárias (ou de outro alfabeto utilizado) usadas para resolvê-lo. Como consequência, nem todas as strings (indivíduos) codificam indivíduos válidos do espaço de busca e devem ser habilitados procedimentos úteis para distingui-las.
- ✓ **Critério de seleção:** a seleção deve dirigir o processo de busca em favor dos indivíduos mais aptos.
- ✓ **Critério de substituição:** os critérios com que se selecionam os criadores não, necessariamente, têm que ser os mesmos usados para selecionar os sobreviventes.
- ✓ **Critério de inicialização:** refere-se a como deve ser construída a população inicial com a qual se inicializará o AG.
- ✓ **Critério de parada:** devem ser determinadas as condições nas quais se considera que o AG encontrou uma solução aceitável ou tenha fracassado no processo de busca e não faça sentido continuar.
- ✓ **Funções de avaliação e aptidão:** deve ser determinada a função de avaliação mais apropriada para o problema, assim como a função de aptidão que utilizará o AG para resolvê-lo.
- ✓ **Operadores Genéticos:** denominação dada aos operadores utilizados para levar a cabo a reprodução. Um AG faz uso, normalmente, de três operadores genéticos (levando em conta o AG básico): seleção, cruzamento e mutação. Fique claro que estes não são os únicos possíveis e além de tudo admitem variações.

### 2.2.6 Seleção dos Indivíduos

A operação de seleção é utilizada para selecionar os cromossomos que estarão mais aptos para uma futura reprodução de seus descendentes, e que

conseqüentemente apresentarão as melhores soluções ao problema. Para realizar essa escolha utiliza-se o valor de aptidão de cada cromossomo, e o principal objetivo é oferecer aos melhores indivíduos, preferência para o processo de reprodução.

Após a definição da codificação das soluções candidata do problema, a segunda grande decisão, diz respeito à forma como os cromossomos são selecionados ou reproduzidos, para, posteriormente, sofrerem as operações de cruzamento e inversão, e conseqüentemente, gerar os descendentes que poderão vir a sofrer o processo de mutação, ou não. (TEIXEIRA, 2004).

Esse processo desempenha o papel da seleção natural na evolução, selecionando para sobreviver e reproduzir os organismos melhor adaptados ao meio, no caso, os cromossomos com melhor valor na função de adequação. A maneira pela qual os cromossomos são selecionados para reprodução pode variar, dependendo do método de seleção utilizado. Entretanto, é certo que os cromossomos melhor adaptados terão, necessariamente, uma probabilidade maior de sobrevivência e reprodução que os de baixa função de adequação (BARCELLOS, 2000).

Conforme (JUNIOR, 2000), uma população de N indivíduos é gerada de acordo com a probabilidade proporcional à aptidão relativa de cada indivíduo na população, onde a probabilidade de seleção de um cromossomo s, onde “a( )” é função de adequação, conforme a Figura 2.3, é dada por:

$$P_{sel} = \frac{a(s)}{\sum_{i=1}^N a(s_i)}$$

**Figura 2.3. Equação de probabilidade de seleção. Fonte (JUNIOR, 2000)**

Usando esta equação, são selecionados N indivíduos, onde aqueles com baixa aptidão tendem a desaparecer e se extinguirem, e os outros mais adequados terão grandes chances de sobreviverem.

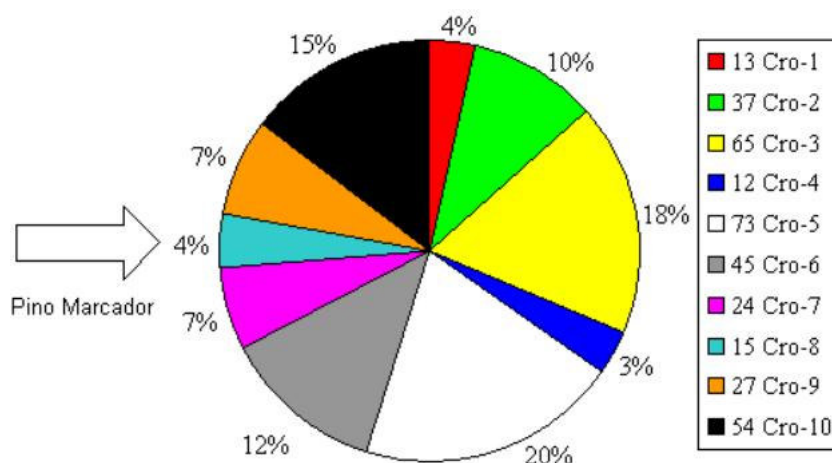
A cada dois cromossomos selecionados, são gerados dois novos cromossomos, seus filhos. O processo de seleção termina quando o número de

novos cromossomos se iguala ao da população antiga e um novo processo é desencadeado, a troca da população antiga pela nova, onde uma nova geração de indivíduos mais evoluídos e mais aptos é criada (BESSA, 2005).

A seguir são descritos alguns métodos de seleção mais conhecidos.

✓ **Seleção por Roleta:** Nessa seleção, cada indivíduo tem a oportunidade de ser selecionado de acordo com o seu desempenho relativo ao da população, ou seja, cada indivíduo da população é representado em uma roleta imaginária proporcionalmente ao seu índice de aptidão. Nesse processo, somam-se todos os valores das aptidões dos indivíduos de uma população. Para cada indivíduo divide-se sua aptidão por esse valor da soma total das aptidões de todos os indivíduos, chegando à probabilidade que cada um tem de ser selecionado dentro da população.

A roleta é construída com setores correspondentes aos valores de fitness de cada indivíduo, e o tamanho desses setores é determinado de acordo com a probabilidade de seleção de cada indivíduo. Aos indivíduos com alta aptidão é dada uma porção maior da roleta, enquanto aos de baixa aptidão é dada uma porção relativamente menor. Assim, aqueles mais aptos terão mais chances de serem sorteados. Com as probabilidades montadas, elabora-se a roleta, ilustrada na Figura 2.4.



**Figura 2.4. Exemplo de seleção por roleta. Fonte (BARCELLOS, 2000)**

Gira-se a roleta um determinado número de vezes, de acordo com o tamanho da população, e o setor no qual o ponteiro parar é o cromossomo selecionado que irá participar da próxima geração.

✓ **Seleção por Torneio:** Esse processo consiste em selecionar um grupo de  $t$  indivíduos aleatoriamente a partir da população total, com reposição (o indivíduo selecionado retorna a população para possivelmente participar em outros torneios) ou sem reposição (o indivíduo selecionado não pode participar novamente em outros torneios). (SOUZA, 2004). Estes  $t$  indivíduos participam do torneio, o melhor indivíduo que possuir melhor fitness é escolhido e o processo é repetido até que se tenha uma nova população. Geralmente, este método é realizado apenas entre dois indivíduos.

✓ **Seleção por Truncamento:** Na seleção por truncamento ou  $(\mu, \lambda)$ , uma população de  $\mu$  indivíduos (pais) gera  $\lambda > \mu$  indivíduos (filhos), dos quais os  $\mu$  melhores são selecionados como os que irão compor a próxima geração. Esta seleção não depende do valor de aptidão dos indivíduos da população, ou seja, os  $\mu$  melhores indivíduos sempre serão escolhidos (SOUZA, 2004).

✓ **Seleção por Ordenação:** Nessa seleção, os indivíduos são ordenados de acordo com o seu valor de aptidão (fitness), onde a posição  $N$  é atribuída para o melhor indivíduo e a posição  $01$  para o pior indivíduo (SOUZA, 2004). Na seleção por ordenação linear, a cada indivíduo  $i$  é associada uma probabilidade  $p_i$  de ser selecionado. A seleção por ordenação exponencial se diferencia da ordenação linear apenas no fato das probabilidades  $p_i$  serem exponencialmente ajustadas (POZO et al, 2000). O algoritmo para esse método é similar ao do método de ordenação linear, diferindo apenas na forma como as probabilidades são calculadas.

### 2.2.7 Reprodução / Cruzamento (Crossover)

Através deste método é possível a obtenção de novos indivíduos. A partir da população atual, uma nova é formada pelo cruzamento aleatório entre os cromossomos, onde os filhos recebem informações de seus pais, através do material genético proveniente deste cruzamento.

Conforme (JUNIOR, 2000), o processo de recombinação é um processo sexuado - ou seja, envolve mais de um indivíduo - que emula o fenômeno de “crossover”, ou seja, a troca de fragmentos de genes entre pares de cromossomos.

Através do cruzamento são criados novos indivíduos misturando características de dois indivíduos “pais”. Esta mistura é feita tentando imitar (em um alto nível de abstração) a reprodução de genes em células. Trechos das características de um indivíduo são trocados pelo trecho equivalente do outro. O resultado desta operação é um indivíduo que potencialmente combine as melhores características dos indivíduos usados como base (POZO et al, 2000).

O processo depende, portanto, de dois parâmetros, escolhidos pelo programador ou usuário, sendo eles: a probabilidade de recombinação (“crossover”), denotada por PC, que possui tipicamente valores entre 0.5 e 1.0; e a probabilidade de mutação, denotada por PM, que possui tipicamente valores entre 0.001 e 0.02 (BARCELLOS, 2004).

Existem muitos tipos de cruzamento, como mais utilizados pode-se destacar:

✓ **Cruzamento de um ponto:** neste cruzamento, um ponto aleatório é escolhido nos indivíduos selecionados para o cruzamento e, o material genético que precede o ponto é preservado, e o material posterior é trocado entre o par de indivíduos (pais) participantes. A Figura 2.5 ilustra essa operação de cruzamento, onde o ponto de corte está entre o sexto e o sétimo caractere (bit), sendo que os bits em azul foram mantidos e os bits em laranja e amarelo foram trocados e descendentes diferentes gerados.

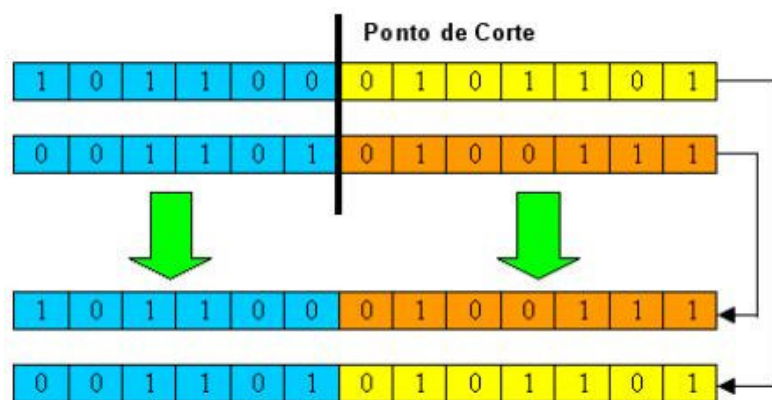
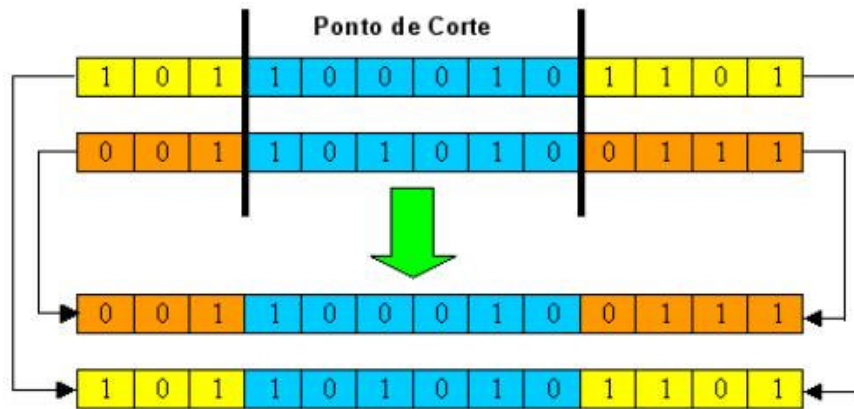


Figura 2.5. Cruzamento de um ponto. Fonte (TEIXEIRA, 2004)

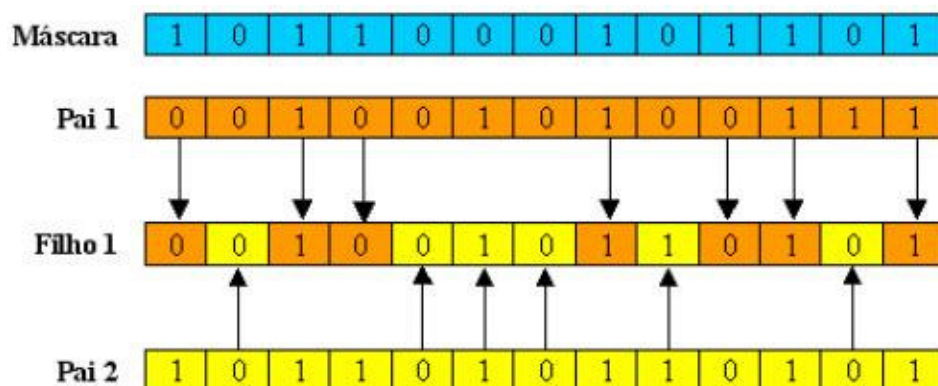
✓ **Cruzamento de dois pontos:** o procedimento é similar ao cruzamento de um ponto, com a diferença que neste são selecionados dois pontos de corte, e os caracteres a serem trocados podem ser das extremidades ou do meio do cromossomo, dependendo de cada problema. Na Figura 2.6 há um exemplo de cruzamento de dois pontos, onde somente os caracteres em azul foram preservados, e os caracteres das extremidades foram trocados.



**Figura 2.6. Cruzamento de dois pontos. Fonte (TEIXEIRA, 2004)**

✓ **Cruzamento uniforme:** esse cruzamento é radicalmente diferente do cruzamento de um ponto e de dois pontos. Cada gene (caractere, bit) do descendente é gerado copiando o gene correspondente de um dos pais, escolhido de acordo com uma máscara de cruzamento gerada aleatoriamente a cada geração de descendentes. Essa máscara é uma espécie de molde, tendo como objetivo indicar quais genes serão copiados do primeiro pai, e quais serão copiados do segundo. A Figura 2.7 ilustra esse processo, sendo que onde houver 1 (um) na máscara, o gene correspondente será copiado do primeiro pai, caso contrário, onde houver (0), o gene correspondente será copiado do segundo pai.





**Figura 2.7. Cruzamento uniforme. Fonte (TEIXEIRA, 2004)**

Além destes, existem alguns outros operadores de cruzamento para problemas de programação e otimização mais complexos, descritos nos tópicos a seguir.

#### 2.2.7.1 Operadores de Cruzamento - Crossover

✓ **Operador Partially Mapped Crossover (PMX):** No operador PMX, dois pontos de corte de crossover são escolhidos aleatoriamente, e os genes dos pais que estiverem entre essas posições são herdados pelo filho. A Figura 2.8 apresenta um exemplo do operador PMX, demonstrando que os genes C, D, E e F, que estão nas posições 3, 4, 5 e 6, respectivamente são herdados do primeiro pai. O gene a do segundo pai está na mesma posição que o gene C do primeiro pai, portanto, deve-se encontrar o gene c no segundo pai e ocupar essa posição com o gene a do filho. Ao se repetir o procedimento para o gene j do segundo pai, nota-se que a posição 6 do filho já está ocupada, e no primeiro pai, essa posição pertence ao gene F, assim, deve-se localizar o gene f no segundo pai e ocupar esta posição pelo gene j. Repete-se o processo para todos os genes contidos dentro da região de crossover, e os elementos que restarem são herdados do segundo pai nas mesmas posições (SOUZA, 2004).

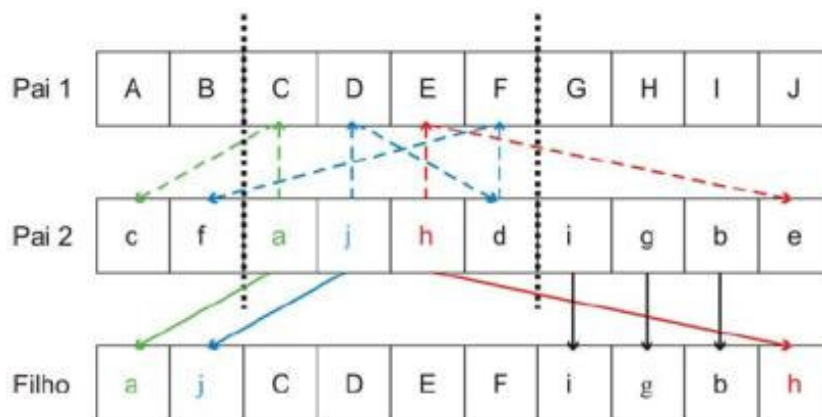


Figura 2.8. Exemplo do Partially Mapped Crossover (PMX). Fonte (SOUZA, 2004)

✓ **Operador Order Crossover (OX):** O operador de cruzamento de ordem se assemelha muito ao operador PMX. Nesse operador, dois pontos de corte são selecionados aleatoriamente sobre os cromossomos pais. Para a geração de descendentes, os genes contidos entre os pontos de corte são transferidos nas mesmas posições em que se encontram em um dos pais, posteriormente o novo cromossomo é completado com os genes do segundo pai, partindo do segundo ponto de corte, evitando assim a geração de cromossomos inválidos (RODRIGUES, 2000) (BESSA, 2005).

✓ **Operador Cycle Crossover (CX):** No operador CX, as posições absolutas dos genes dos pais são preservadas.

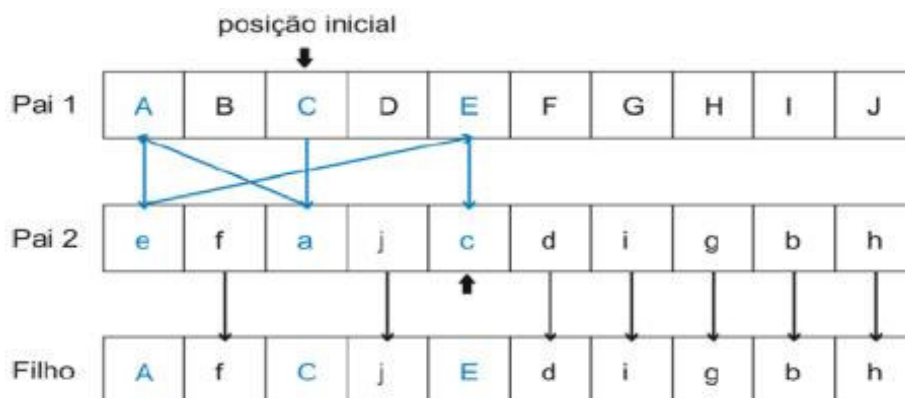


Figura 2.9 Exemplo do Cycle Crossover (CX). Fonte (SOUZA, 2004)

A Figura 2.9 exemplifica esse processo, onde a posição 3 do primeiro pai foi selecionada, dando início ao ciclo. Assim, o gene C é herdado pelo filho nessa posição. O gene a, da posição 3, do segundo pai, é encontrado no primeiro pai na posição 1, e então o gene A é herdado pelo filho na referida posição. Continuando o ciclo, o gene e da posição 1 do segundo pai é encontrado na posição 5 do primeiro pai, logo o gene E é herdado pelo filho na quinta posição. Isto completa o ciclo, pois o gene c do segundo pai foi alcançado, e as posições não ocupadas do filho, são herdadas do segundo pai nas mesmas posições (SOUZA, 2004).

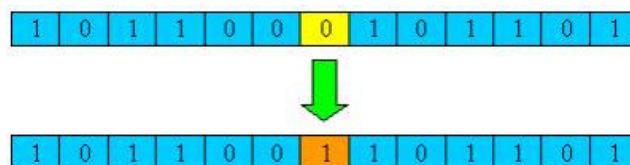
### **2.2.8 Mutação**

A mutação é um método utilizado para a introdução e manutenção da diversidade genética da população que visa garantir uma maior varredura do espaço de busca e evitar que o AG convirja muito cedo para mínimos locais, pois promove alterações que direcionam a pesquisa para outros locais da superfície de resposta.

Após o cruzamento, o operador de mutação percorre toda a cadeia de bits do cromossomo, gerando um evento baseado na probabilidade PM, se este evento ocorrer o operador de mutação é executado e o valor do bit correspondente é alterado. Se a alteração gerar indivíduos mais adaptados, estas novas características serão transmitidas para os demais indivíduos ao longo das gerações. Assim, como na mutação genética, o operador de mutação deve ter uma taxa baixa, geralmente de (1/100), ocasionando mudanças em poucos indivíduos.

O operador de mutação exerce um papel importante dentro dos AG's, possibilitando restaurar a diversidade genética da população, caso a mesma a tenha perdido durante o processo evolutivo desempenhado pelo algoritmo (GOLDBERG, 1989) apud (SOUZA, 2004).

A Figura 2.10 ilustra a operação de mutação em um cromossomo, no qual o valor de um gene é alterado de 0 para 1.



**Figura 2.10. Exemplo do Operador de Mutação. Fonte (TEIXEIRA, 2004)**

### 2.2.9 Diversidade nos AG's

Um ponto fundamental para que o AG possa ter um bom funcionamento e um ótimo desempenho é a existência de diversidade entre os indivíduos. Isto quer dizer que é preciso que haja um certo grau de diversidade entre as aptidões dos indivíduos que foram selecionados para as possíveis soluções. Caso contrário, quando um AG possui em sua população indivíduos muito semelhantes, o operador de cruzamento perde suas características em termos de capacidade na troca de informações úteis entre os indivíduos da população, o que faz com que uma busca possa progredir muito lentamente ou praticamente parar.

Em suma, é preciso que o AG possua uma certa variedade de aptidões, o que implica também não ter uma disparidade muito grande de aptidões, pois isso pode afetar negativamente a diversidade da população e ocasionar um grande esforço computacional (ALMEIDA, 2005).

Nos tópicos a seguir, são descritos três conceitos intrinsecamente ligados com a diversidade, que são: Convergência, Elitismo e Pressão Seletiva.

#### 2.2.9.1 Convergência x Elitismo

Em um AG, a convergência ocorre quando um ou mais indivíduos assumem um valor de aptidão muito superior aos demais (superindivíduos), tendo assim, maiores chances de sobreviver e reproduzir a ponto de poderem até mesmo tomar conta da população com sua descendência. Esse fato tende a ocorrer mais freqüentemente no início do processo, quando um determinado indivíduo pode ser privilegiado em relação ao resto da população, que pode apresentar aptidões extremamente inferiores ao mínimo desejado. Esse fenômeno é chamado de evolução em avalanche, ou seja, por serem privilegiados, os superindivíduos farão com que a diversidade diminua e na geração seguinte se favoreçam ainda mais os indivíduos mais aptos até o momento que eles dominam por completo a população, o que termina acarretando em uma convergência prematura do AG (ANDRADE, 2005).

Durante as iterações que formam as gerações nos AG's percebe-se que o melhor indivíduo produzido em uma geração, desaparece na geração seguinte. O método mais utilizado para melhorar a convergência dos AG's é o Elitismo, um

processo que garante que o certo percentual dos melhores indivíduos de uma população não seja perdido e, assim, fazendo com que os melhores indivíduos de uma população sejam reproduzidos na população seguinte (JUNIOR, 2000).

Assim, o elitismo é considerado como um método complementar aos vários métodos de seleção, que força os AG's a reterem um número de “melhores” indivíduos a cada geração, pois os indivíduos que possuem características importantes podem ser perdidos se caso não forem selecionados para reprodução ou se forem destruídos por cruzamento ou mutação.

#### **2.2.9.2 Pressão Seletiva**

Para controlar a diversidade na população deve-se ter um controle sobre o mecanismo de determinação de probabilidades de sobrevivência, pois, quanto maior o favorecimento dos indivíduos mais aptos, menor será a variedade da população podendo ocorrer uma convergência prematura para um ótimo local. Por outro lado, se não há um favorecimento especial aos indivíduos mais aptos, haverá com certeza maior diversidade na população, mas tornará o AG menos eficaz.

Assim, a pressão seletiva é outro conceito considerado importante para o entendimento de um AG, e está relacionado à velocidade e direção no qual o AG atuará em seu espaço de busca. Este método depende da avaliação e de qual tipo de seleção será utilizada. A pressão seletiva tem como principal objetivo modular o grau de privilégio de alguns indivíduos da população para sobreviver e se reproduzir em relação aos indivíduos restantes (BARCELLOS, 2000).

A aplicação ideal para Pressão Seletiva seria: menor pressão seletiva no início do processo, favorecendo a diversidade, e maior pressão seletiva na etapa final do processo para favorecer a convergência para um ótimo global.

#### **2.2.10 Condições de Término**

Como os AG's buscam a otimização de soluções, seria ideal que o algoritmo só parasse ao encontrar a melhor solução. Porém, não se pode afirmar com certeza se uma dada solução, encontrada pelo algoritmo, corresponde a um ótimo global. Assim, usa-se como critério de parada, um número máximo de gerações ou um tempo limite de processamento do algoritmo. Outro critério usado como condição de parada do algoritmo, é a estagnação da população, ou seja, quando após algumas

gerações, não se observa melhoria da população e ela não mais evolui ficando estagnada sempre no mesmo nível de evolução (JUNIOR, 2000).

## **CAPITULO III**

---

### **3 TRABALHOS RELACIONADOS**

#### **3.1 Introdução**

O objetivo deste tópico é oferecer uma visão geral dos principais trabalhos encontrados na literatura, expondo suas características mais importantes de acordo com uma metodologia, onde foram analisados sistemas que:

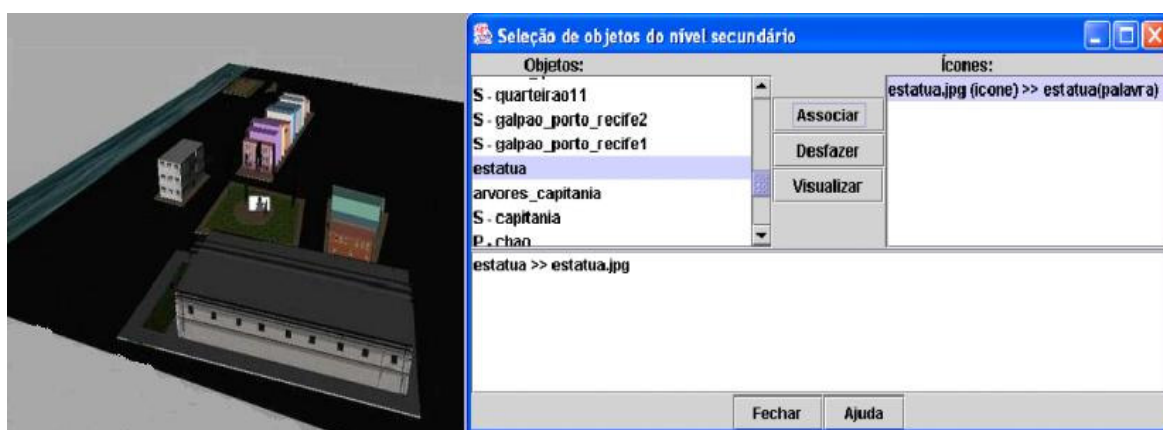
- ✓ Geram de Rotas
- ✓ Geram Rotas utilizando Algoritmos Genéticos
- ✓ Cidades ou rotas em ambientes virtuais
- ✓ Visualização 2D ou 3D do resultado
- ✓ Integram RV e AG.

Abaixo seguem os trabalhos avaliados.

#### **3.2 Aplicação da Generalização Cartográfica em Mundos Virtuais**

Este trabalho aborda o problema de transpor ferramentas e conceitos cartográficos para aplicações de realidade virtual, focando o uso da generalização cartográfica em mundos urbanos virtuais para turismo. A Generalização Cartográfica é uma área de Cartografia utilizada para se obter versões de mapas cartográficos que utiliza um processo de abstração de informação que depende da escala, pois determina o espaço disponível para a representação dos símbolos no mapa. A seleção das informações importantes em uma base de dados deve resultar em uma

representação clara e informativa do fenômeno geográfico. A redução de escala é acompanhada pela redução dos detalhes de representação de objetos individuais, e ao mesmo tempo de exagero ou realce desses objetos para torná-los distinguíveis. Em mundos virtuais este processo pode ser implementado com a geração de níveis de detalhamento. Este trabalho também faz uso de técnicas de Inteligência Artificial, onde o uso das regras de produção permite a escalabilidade, podendo inserir novas regras e conseqüentemente novas funções. Na Figura 3.1, segue a demonstração da seleção dos objetos a serem inseridos, e o mundo virtual pronto. (SILVA, 2004)



**Figura 3.1 - Generalização Cartográfica em Mundos Virtuais.**

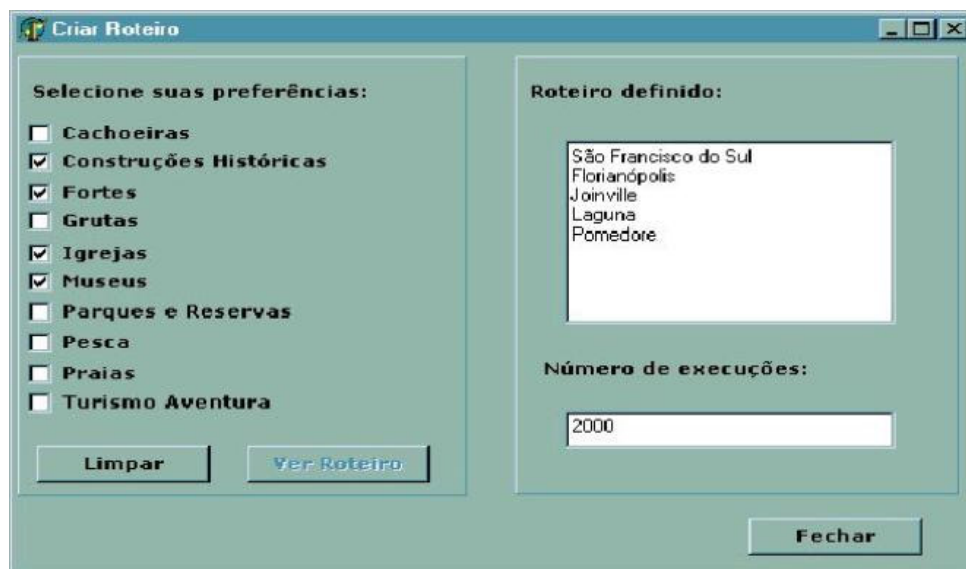
### **3.3 Aplicação de AG's no Desenvolvimento de Rotas Turísticas.**

A intenção do trabalho de Carmo (CARMO, 2004), foi utilizar os conceitos e a dinâmica de funcionamento dos algoritmos genéticos em uma aplicação para o desenvolvimento de roteiros turísticos, com o objetivo de estudar a capacidade de otimização destes algoritmos, ou seja, sua capacidade de identificar a melhor solução entre inúmeras disponíveis. Para isto foram realizadas análises das características do turismo e a segmentação dos seus principais fatores, para que fosse possível avaliar cidades e regiões quanto ao seu potencial turístico. Utilizando os conceitos dos AG's, foi desenvolvido um algoritmo capaz de definir um roteiro turístico a partir do perfil de um turista.

O problema que se propôs resolver com os algoritmos genéticos era que, a partir de um perfil de turista e de um grupo de cidades que foram classificadas quanto aos seus fatores turísticos, fosse possível avaliar as cidades e definir um



roteiro que possuísse a melhor combinação de cidades com características semelhantes ao perfil do turista. Em resumo, trata-se da combinação de cidades em grupos (roteiros) de tamanho definido e busca daquele com as características desejadas. A visualização do sistema se dá através da relação dos nomes de cada cidade inclusa do roteiro como mostra a Figura 3.2, não permitindo ao usuário a possibilidade de acompanhar por um mapa.



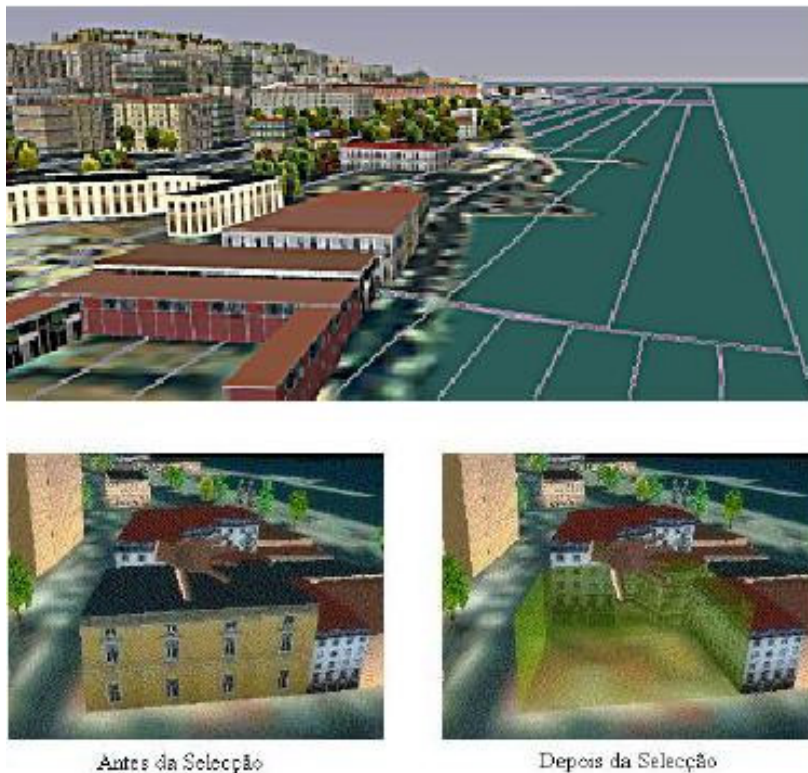
**Figura 3.2 - Algoritmos Genéticos no Desenvolvimento de Rotas Turísticas.**

### **3.4 Construção e Gestão da Complexidade de Cenários Urbanos 3D em AV's Imersivos.**

O trabalho de Pimentel (PIMENTEL, 2000) relata a dificuldade da construção de cenários urbanos que possuem visualização interativa. A sua elevada complexidade geométrica, a liberdade dada ao usuário de variar as perspectivas de visibilidade de grande pormenor para panorâmica, o acréscimo do foto-realismo a partir da utilização de imagens de alta qualidade, quer para as fachadas dos edifícios, zonas arborizadas, até à fotografia aérea para texturização do modelo digital de terreno, colocam um sem número de constrangimentos à capacidade do hardware existente, só passíveis de serem ultrapassados com um planeamento prévio rigoroso dos elementos disponíveis e das capacidades a oferecer aos seus

utilizadores. A estratégia escolhida para navegação através do modelo urbano virtual baseia-se na metáfora do tapete voador.

De acordo com a Figura 3.3, são permitidas as translações segundo um referencial XYZ com uma limitação intencional das rotações a dois eixos, para minorar a desorientação espacial.



**Figura 3.3 - Construção e Gestão da Complexidade de Cenários Urbanos 3D em AV's Imersivos.**

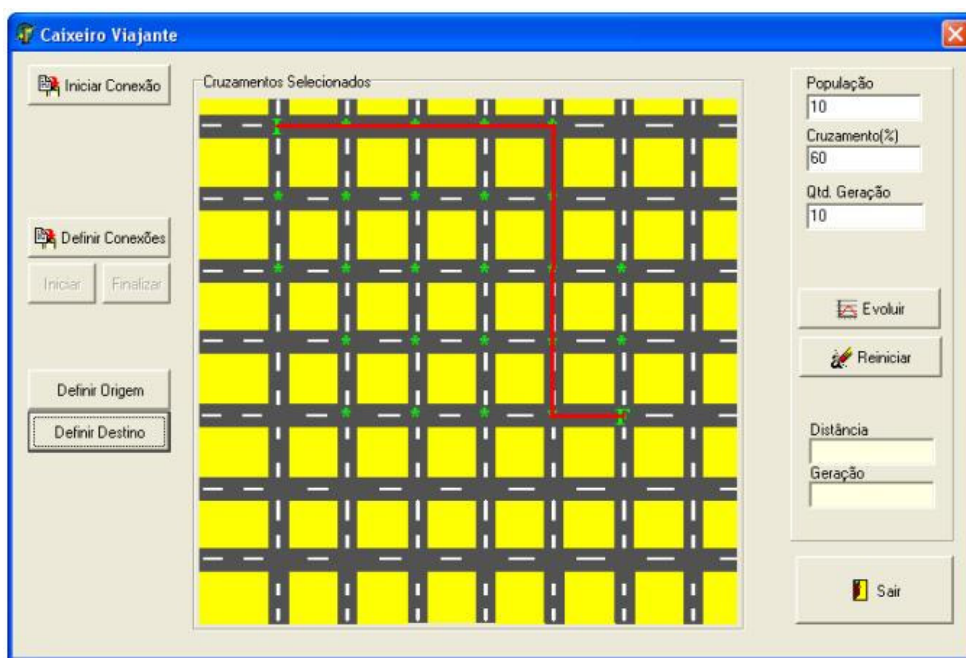
### **3.5 O uso de Algoritmos Genéticos na solução de Rotas em trechos urbanos**

O uso do Algoritmo Genético possibilitou a resolução da problemática de forma satisfatória. A implementação computacional, usando a orientação a objeto, permite a fácil manutenção do código. Por sua vez, a estrutura simples do algoritmo genético possibilita a introdução ou modificação de diferentes parâmetros e operadores genéticos. Assim, alterações no modelo computacional são de fácil manutenção, pois as funções do Algoritmo Genético são facilmente distinguíveis e

independentes. Além disso, para a execução dos Algoritmos Genéticos necessita-se de um menor esforço computacional em relação à programação linear convencional.

O sistema obteve um desempenho satisfatório, conseguindo resolver o problema de maneira rápida e eficiente. Em algumas execuções do sistema, a rota demonstrada não foi precisamente a melhor rota, mas isso ocorre de forma esporádica e de acordo com a configuração dos parâmetros genéticos.

A Figura 3.4 representa o sistema durante sua execução, utilizando a visualização 2D, após o processamento do AG, demonstrando a melhor rota encontrada, com base nos pontos de origem e de destino selecionados pelo usuário, e obedecendo às restrições dos cruzamentos escolhidos e dos sentidos de cada ponto. (BATISTA, 2006)



**Figura 3.4 - Algoritmos Genéticos na solução de rotas em trechos urbanos.**

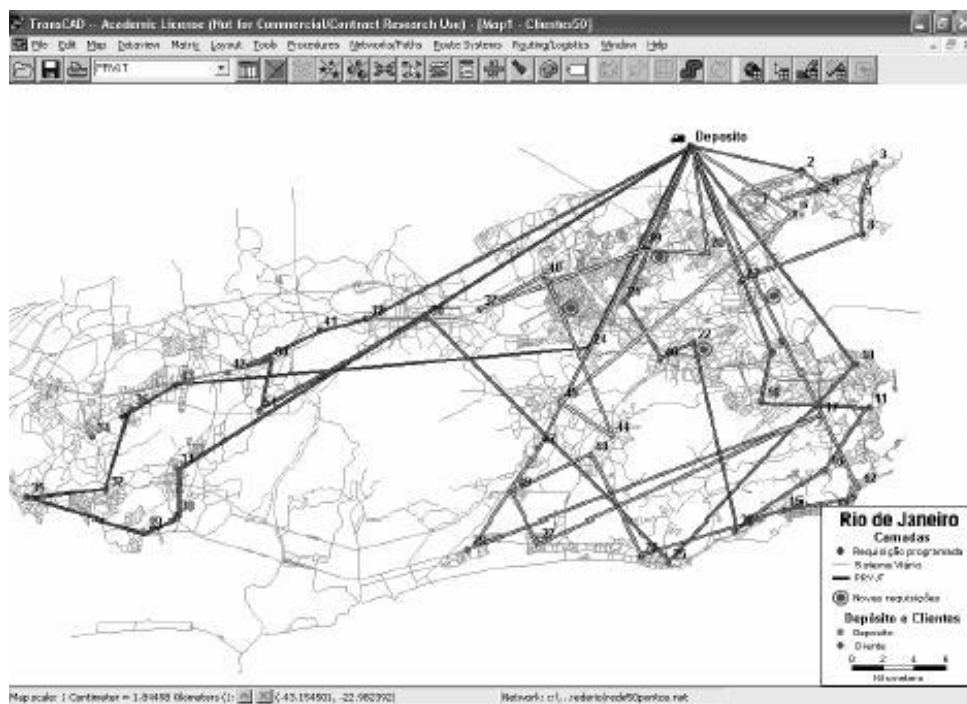
### 3.6 Roteamento de Veículos Dinâmico usando AG's

Ribeiro e Lorena (2005) apresentam um trabalho onde é analisada a utilização de Algoritmos Genéticos no Problema de Roteamento de Veículos Dinâmico com Janelas de Tempo, que tem por objetivo auxiliar o processo de decisão reduzindo os custos logísticos durante a reprogramação das rotas. Neste

estudo, o desenvolvimento de algoritmos eficientes para resolver este problema é direcionado às empresas de transporte de carga, uma vez que os autores acreditam que tal problema venha a estar cada vez mais presente no dia-a-dia destas empresas, influenciando significativamente nos custos logísticos.

Na classe de problemas em questão, conhecida por PRVDJT, as rotas podem ser alteradas durante a operação dos veículos caso surja novas informações e, assim, é possível que sejam realizadas mudanças após a fase de roteamento dos veículos. Os AG's foram aplicados para a resolução deste tipo de problema.

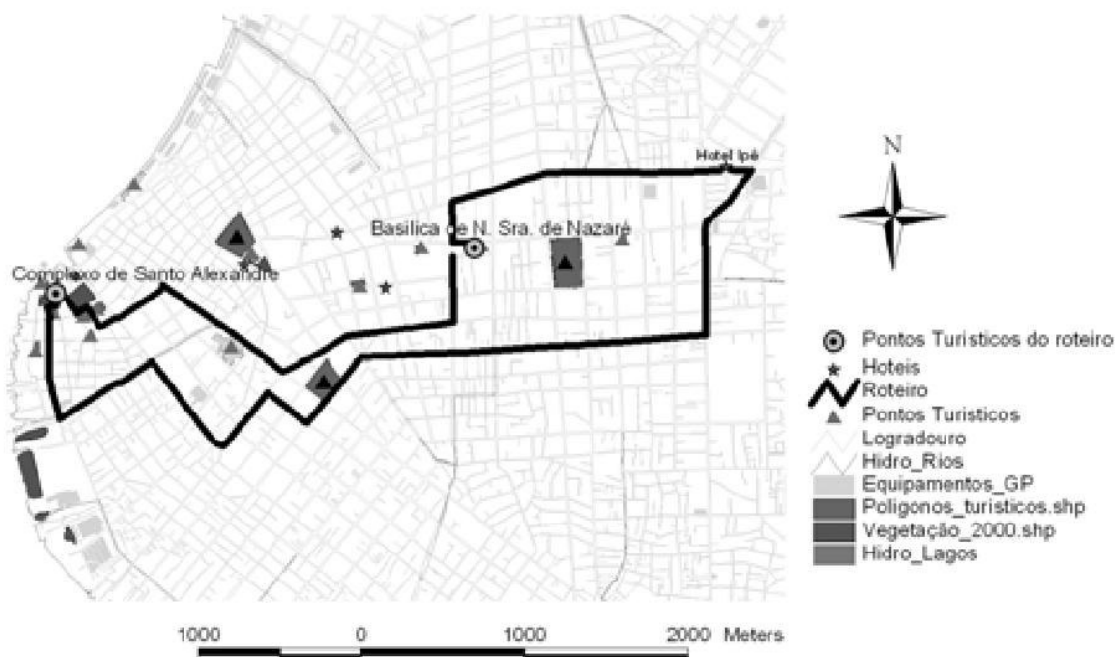
Foram realizados vários experimentos, testes e avaliações, e os resultados obtidos com o AG, melhoraram as rotas existentes além de se igualarem ou serem superiores aos da Heurística 2-opt, que é muito indicado e conhecido para a resolução de problemas de roteamento quando se trata de melhorar as rotas. Em muitos casos os resultados médios encontrados para 10 execuções do AG foram melhores do que a Heurística 2-opt, como demonstra a Figura 3.5.



**Figura 3.5 - Roteamento de Veículos Dinâmico usando AG's.**

### **3.7 Sistema Melhor Roteiro Belém.**

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma aplicação para auxiliar o turista na elaboração do seu roteiro, através da possibilidade de escolha de pontos turísticos, baseada na *interpretação do seu interesse pessoal*, utilizando a Teoria dos Sistemas Nebulosos. Armazenados em um banco de dados, os resultados das consultas podem ser reaproveitados para análises dos recursos da cidade sobre o turismo. Devido à complexidade do problema e as inúmeras soluções possíveis, procurou-se fazer na proposição e construção do protótipo, simplificações para tornar o sistema eficiente e prático. Baseados no fato de que o turista busca em um lugar, pontos turísticos que sejam de seu interesse e que, não necessariamente, tenha conhecimento detalhado sobre estes pontos, conforme a Figura 3.6, foi elaborado um método para sugestão de pontos turísticos a serem visitados e proposição de um roteiro, juntamente com indicação de meios de locomoção, compatível com o seu interesse e disponibilidade de tempo e recursos financeiros, baseando-se principalmente no nível de hospedagem. (BURLAMAQUI, 2006)



**Figura 3.6 - Sistema Melhor Roteiro Belém.**

### **3.8 Otimização de Rotas de Veículos baseada em Operadores Genéticos.**

Schutz e Pires (2003) expõem em seu trabalho um AG para a versão básica do Problema de Otimização de Rotas de Veículos (PORV), problema este que consiste em determinar um conjunto de rotas a serem realizadas por uma frota de veículos, para servir um conjunto fixo de clientes de modo a minimizar a distância total percorrida.

Foram realizados vários testes com o AG descrito, comparando-se as soluções obtidas através do AG com as melhores conhecidas, conforme a Figura 3.6, e comparando-se os tempos de execução computacional com outros dois algoritmos: uma heurística de duas fases e a heurística construtiva de rotas. Foi constatado que este AG é mais eficiente do que estas heurísticas, entretanto não é tão eficiente em relação às melhores soluções conhecidas obtidas com métodos muito mais elaborados.

Os autores concluíram então que o AG poderá ficar eventualmente mais eficiente mediante algumas alterações, como: utilizar heurísticas mais eficientes para a resolução dos PCV envolvidos; permitir requisições não admissíveis; alterar a atuação dos operadores genéticos tendo em conta que as soluções podem ser avaliadas segundo dois critérios, um relativo à violação das restrições de capacidade e o outro às distâncias percorridas; gerar a maior parte da população inicial aleatoriamente e somente alguns poucos indivíduos heurísticamente.

Probl. Nº	sol*	Heurística de 2 fases			Heurística Construtiva			Algoritmo Genético		
		sol	dp	tempo	sol	dp	tempo	sol	dp	tempo
1	<u>375</u>	390	4,00	0,000	381	1,60	0,000	375	0,00	2,088
2	<u>569</u>	669	17,57	0,000	570	0,18	0,000	569	0,00	3,956
3	<u>534</u>	(a)		0,000	559	4,68	0,055	534	0,00	5,385
4	<u>835</u>	921	10,30	0,055	882	5,63	0,055	837	0,24	5,989
5	<u>521</u>	601	15,36	0,055	569	9,21	0,110	537	3,07	7,857
6	683	752	10,10	0,165	754	10,40	0,440	725	6,15	213,571
7	735	820	11,56	0,110	840	14,29	0,440	784	6,67	149,341
8	832	987	18,63	0,110	1009	21,27	0,220	878	5,53	44,396
9	1032	1282	24,22	0,055	(a)		0,164	1077	4,36	86,813
10	<u>681</u>	777	14,10	0,440	717	5,29	2,033	705	3,52	177,418
11	817	984	20,44	0,275	902	10,40	1,209	878	7,47	473,462
12	1077	1261	17,08	0,165	1232	14,39	0,769	1153	7,06	440,550
Média			<b>14,85</b>	<b>0,119</b>		<b>8,85</b>	<b>0,458</b>		<b>3,67</b>	<b>134,236</b>
13	724	879	21,41	0,055	778	7,46	0,110	727	0,41	19,725
14	237	260	9,70	0,110	260	9,70	0,495	242	2,11	225,385
15	1162	1483	27,62	0,495	1385	19,19	3,626	1175	1,12	1477,967
Média			<b>19,58</b>	<b>0,220</b>		<b>12,12</b>	<b>1,410</b>		<b>1,21</b>	<b>574,359</b>
16	820	1037	26,46	0,220	1028	25,37	0,769	831	1,34	390,550
17	1065	1334	25,26	0,330	1325	24,41	1,813	1049	-1,50	300,165
18	1053	1278	21,37	0,714	1174	11,49	4,066	1135	7,79	455,824
19	1351	1645	21,76	1,923	1538	13,84	4,835	1434	6,14	1502,582
Média			<b>23,71</b>	<b>0,797</b>		<b>18,78</b>	<b>2,871</b>		<b>3,44</b>	<b>662,28</b>
Média			<b>17,61</b>	<b>0,28</b>		<b>11,60</b>	<b>1,12</b>		<b>3,24</b>	<b>314,90</b>

**Figura 3.7 - Otimização de Rotas de Veículos baseada em Operadores Genéticos.**

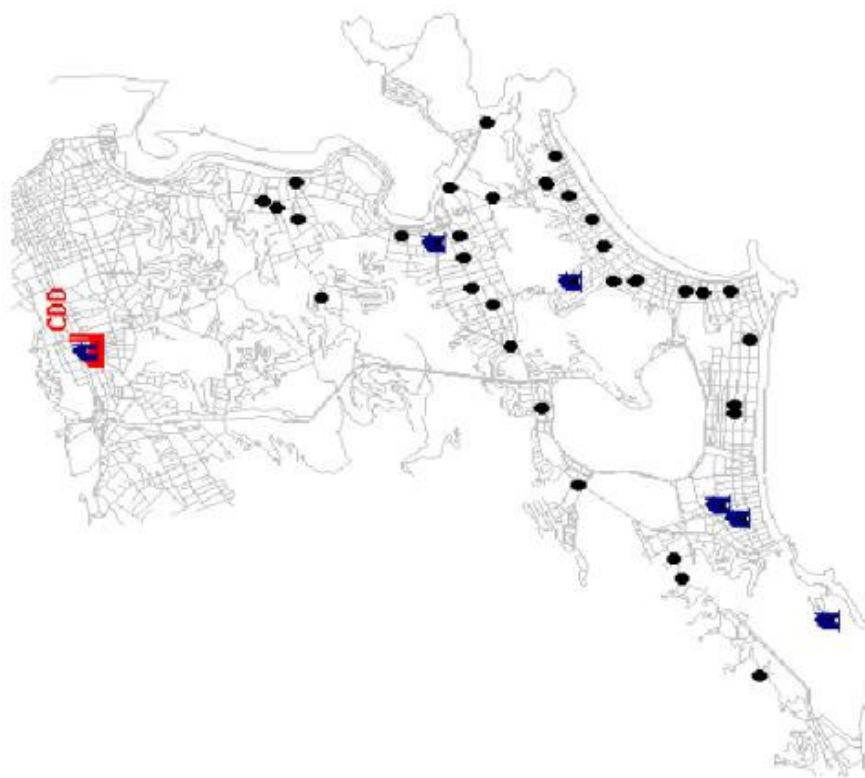
### 3.9 Uma Proposta de AG's de Duas Fases para Roteamento

Rebello e Hamacher (2000) propõem um trabalho com uma metodologia e uma solução computacional para resolver o problema do recolhimento da correspondência de 39 agências dos Correios no Rio de Janeiro, com o intuito de minimizar o tempo total percorrido pelos veículos, levando em consideração restrições de carga e de janelas de tempo em cada agência. O objetivo deste estudo é mostrar a utilização da metaheurística dos Algoritmos Genéticos na resolução deste problema de logística nos Correios do RJ, que pertence à categoria dos problemas de roteamento de veículos (PRV), onde o resultado pode ser visualizado na Figura 3.8 para os quais técnicas heurísticas dominam os procedimentos de solução.

Os autores relatam que a técnica dos Algoritmos Genéticos possui resultados comparáveis a métodos utilizados atualmente para problemas semelhantes ao problema estudado, desde que o AG seja devidamente implementado e configurado.

Um das vantagens do AG é a flexibilidade, pois permite que o algoritmo incorpore características do problema real que são dificilmente representáveis nas heurísticas clássicas e facilita que alterações na função de avaliação sejam feitas.

A metodologia proposta pelo estudo era a de alternar fases de zoneamento e roteamento, ambas utilizando AG, e esta se mostrou ser muito eficaz, permitindo a geração de boas soluções com tempos computacionais razoáveis.



**Figura 3.8 - AG's de Duas Fases para Roteamento de Veículos.**

### **3.10 Uso de AG's em Sistema de Apoio à Decisão**

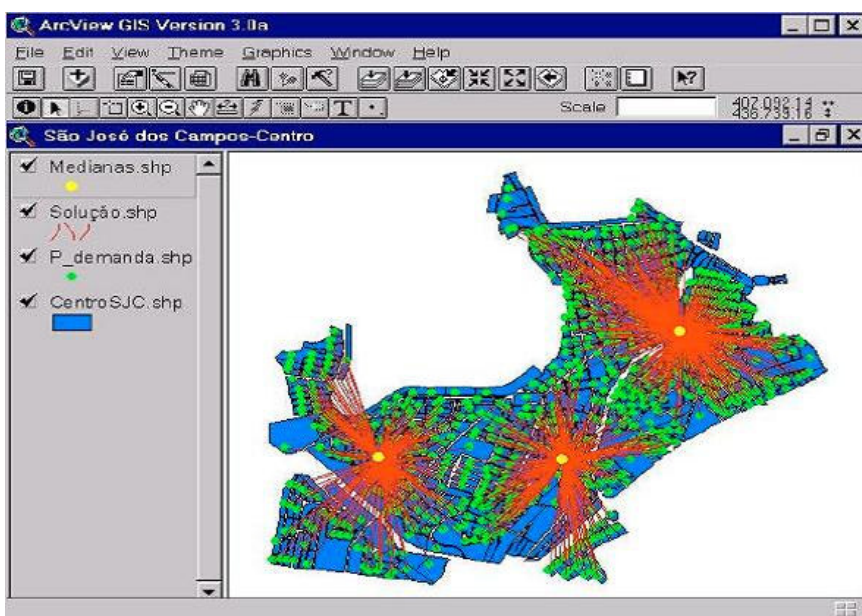
Narciso e Lorena (2002) apresentam em seu trabalho uma aplicação da meta-heurística denominada Algoritmo Genético Construtivo (AGC) e uma nova proposta de mutação para resolver o Problema de Localização Capacitado e do P-mediano. Este algoritmo, e mais um conjunto de algoritmos para roteamento e localização de recursos, juntamente com um Sistema de Informação Geográfica (SIG), formam um sistema de apoio à decisão (SAD) para problemas de roteamento e localização, que pode resolver problemas tanto no domínio rural quanto no domínio urbano



(localização de silos, postos de saúde, roteamento de ônibus, caminhões para escoamento da produção, localização de escolas, hospitais, armazéns, supermercados, etc.).

Os resultados do algoritmo aplicado ao Problema de Localização Capacitado e P-mediano melhoraram com a nova proposta de mutação conforme a Figura 3.9.

Testes computacionais foram realizados com resultados muito bons, usando instâncias de larga escala disponíveis na literatura. O AGC teve um bom desempenho quanto aos resultados obtidos nas instâncias do PLC. A abordagem de usar o AGC para o PLC foi pioneira e os resultados obtidos foram muito próximos do ótimo, considerando-se instâncias com solução ótima conhecida.



**Figura 3.9 - AG's em Sistema de Apoio à Decisão para Alocação de Recursos no Campo e na Cidade.**

### 3.11 Uso de AG's na Construção de Rotas Turísticas

Bessa (2005) propõe um trabalho que visa diminuir os impactos gerados pelo desconhecimento de uma rota a ser realizada, por meio da construção de uma metodologia utilizando Algoritmos Genéticos que consiga demonstrar a melhor rota turística a ser efetuada. Este trabalho tem por objetivo a determinação da melhor

## CAPITULO III – TRABALHOS RELACIONADOS

rota turística urbana, com base em pontos turísticos a serem visitados, o ponto de partida e o ponto de chegada.

Após a realização de testes com o sistema, o autor concluiu que a utilização dos Algoritmos Genéticos possibilitou alcançar os objetivos do trabalho, com um desempenho satisfatório e com um esforço computacional pequeno. Possibilitou a resolução da problemática de forma satisfatória, sendo necessárias poucas linhas de comandos, o que demonstrou sua robustez, simplicidade de programação e facilidade de adaptação de mudanças no escopo original de implementação da problemática.

Finalmente, o sistema desempenhou de maneira satisfatória seus objetivos, conforme a Figura 3.10, conseguindo demonstrar a melhor rota de maneira imediata.

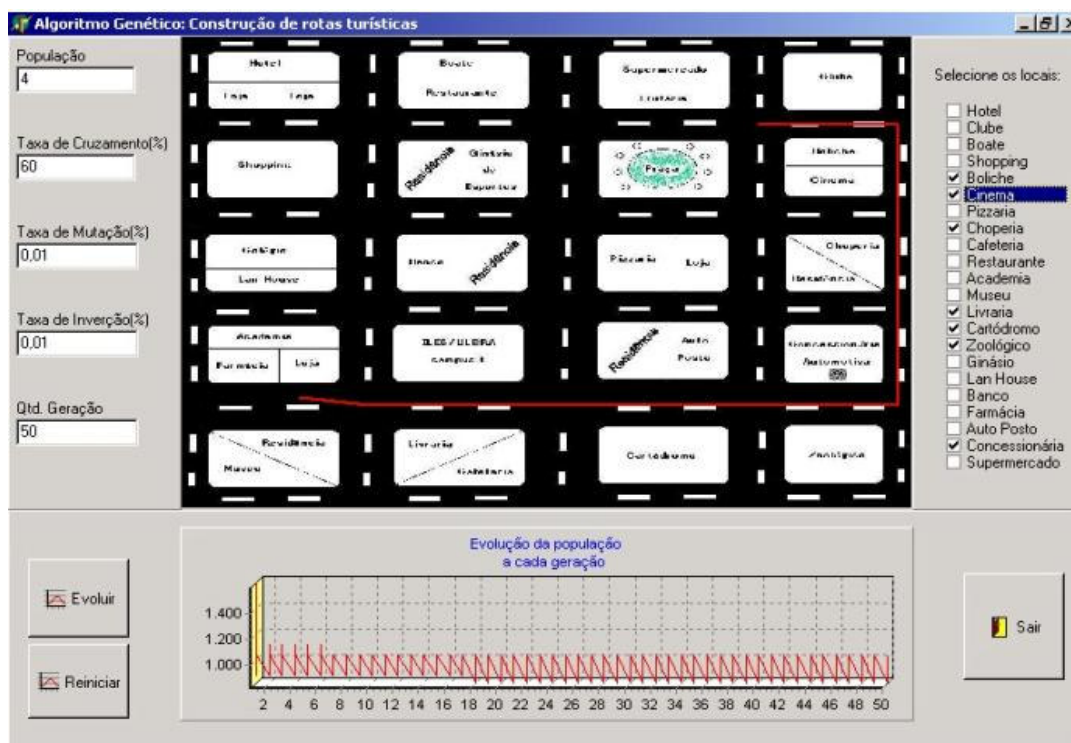


Figura 3.10 - AG's na Construção de Rotas Turísticas .

### 3.12 Tabela Comparativa entre os trabalhos avaliados

As principais características observadas nos trabalhos avaliados, foram sintetizadas na Tabela 3.1. Alguns trabalhos apresentam características comuns

como os que utilizam AG's, conseguiram gerar as rotas necessárias para o sistema, porém possuem apenas a visualização em 2D, o que não permite uma maior interação e envolvimento do usuário. Nos trabalhos em que existe a utilização do ambiente virtual, nenhum utilizou a geração de rotas como mostra a tabela abaixo. Essas características reforçam a necessidade da construção do trabalho utilizando o AG para a geração da rota e a integração com RV para a visualização da rota em um ambiente virtual.

---

## CAPITULO III – TRABALHOS RELACIONADOS

---

**Tabela 3.1. Principais características dos sistemas avaliados.**

<b>Softwares</b>	<b>Geração de Rotas</b>	<b>Uso de AG</b>	<b>Uso de RV</b>	<b>Integração AG + RV</b>	<b>Visualização Rota - 2D/3D</b>
Aplicação da Generalização Cartográfica em Mundos Virtuais	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	3D
Aplicação de Algoritmos Genéticos no Desenvolvimento de Rotas Turísticas	SIM	SIM	NÃO	NÃO	NÃO
Construção e Gestão da Complexidade de Cenários Urbanos 3D em Ambientes Virtuais Imersivos	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	3D
O uso de Algoritmos Genéticos na solução de rotas em trechos urbanos	SIM	SIM	NÃO	NÃO	2D
Roteamento de Veículos Dinâmico usando Algoritmos Genéticos	SIM	SIM	NÃO	NÃO	2D
Sistema Melhor Roteiro Belém	SIM	NÃO	NÃO	NÃO	2D
Uma Abordagem para o Problema da Otimização de Rotas de Veículos baseada em Operadores Genéticos	SIM	SIM	NÃO	NÃO	NÃO
Uma Proposta de Algoritmo Genético de Duas Fases para Roteamento de Veículos	SIM	SIM	NÃO	NÃO	2D
Uso de Algoritmos Genéticos em Sistema de Apoio à Decisão para Alocação de Recursos no Campo e na Cidade	SIM	SIM	NÃO	NÃO	2D
Uso de Algoritmos Genéticos na Construção de Rotas Turísticas	SIM	SIM	NÃO	NÃO	2D

### **3.13 Considerações Finais**

Os AG's têm se demonstrado como uma poderosa ferramenta de otimização de busca de soluções de questões complexas e que possuem várias soluções possíveis, cabendo ao algoritmo selecionar a melhor entre elas.

Existem várias metodologias de implementação de um Algoritmo Genético, com diferentes formas de cruzamento e seleção dos indivíduos, diversas formas de parâmetros e valores que podem ser atribuídos a esses parâmetros, etc. Cabe ressaltar que o foco deste trabalho é gerar rotas utilizando Algoritmos Genéticos e possibilitar ao usuário, tanto a visualização em 2D, como principalmente a possibilidade de um passeio dentro de Ambiente Virtual, o que possibilita maior entendimento e conhecimento da rota e também envolvimento, imersão e interação com o ambiente virtual gerado. Características que os sistemas avaliados não contemplam.