

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS

Programa de Pós-Graduação em Informática

Maíza Cristina de Souza Dias

**USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS NO AJUSTE DE
PARÂMETROS DE UMA ESTRUTURA MÉTRICA PARA
INDEXAÇÃO E RECUPERAÇÃO DE IMAGENS**

Belo Horizonte

2013

Maíza Cristina de Souza Dias

**USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS NO AJUSTE DE
PARÂMETROS DE UMA ESTRUTURA MÉTRICA PARA
INDEXAÇÃO E RECUPERAÇÃO DE IMAGENS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Informática.

Orientador: Prof. Dr. Zenilton Kleber Gonçalves do Patrocínio Júnior

Belo Horizonte

2013

FICHA CATALOGRÁFICA
Elaborada pela Biblioteca da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais

D541u Dias, Maíza Cristina de Souza
 Uso de algoritmos genéticos no ajuste de parâmetros de uma estrutura métrica para indexação e recuperação de imagens / Maíza Cristina de Souza Dias. Belo Horizonte, 2013.
 119f. : il.

 Orientador: Zenilton Kleber Gonçalves do Patrocínio Júnior
 Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. Programa de Pós-Graduação em Informática.

 1. Processamento de imagens. 2. Sistemas de recuperação da informação. 3. Algoritmos genéticos. I. Patrocínio Júnior, Zenilton Kleber Gonçalves do. II. Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. Programa de Pós-Graduação em Informática. III. Título.

SIB PUC MINAS

CDU: 681.3.093

Maíza Cristina de Souza Dias

**USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS NO AJUSTE DE
PARÂMETROS DE UMA ESTRUTURA MÉTRICA PARA
INDEXAÇÃO E RECUPERAÇÃO DE IMAGENS**

Dissertação apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Informática como re-
quisito parcial para qualificação ao Grau
de Mestre em Informática pela Pontifícia
Universidade Católica de Minas Gerais.

Prof. Dr. Orientador Zenilton Kleber
Gonçalves do Patrocínio Júnior - PUC
Minas

Prof. Dr. Luis Enrique Zárate Galvéz -
PUC Minas

Prof. Dr. Ricardo Poley Martins Ferreira -
UFMG

Belo Horizonte, 03 de maio de 2013.

*Aos meus entes queridos, como
forma de compensá-los pelos
momentos em que afastei para
me dedicar a este projeto.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me amparar nos momentos difíceis, me dando força interior para superar todas as minhas dificuldades.

Ao orientador Zenilton Kleber Gonçalves do Patrocínio Júnior, pela dedicação, determinação e apoio fundamentais para que eu superasse as dificuldades e chegasse até aqui. Obrigada pelo crescimento profissional, e por me guiar em busca do meu próprio conhecimento. Desculpe-me se em alguns momentos eu não atendi às suas expectativas. Minha gratidão, admiração e respeito.

Ao Alessandro Oliveira Dias, pelo carinho, confiança e companheirismo.

Ao Enzo Souza Dias, meu amor eterno, por dar um novo sentido a minha vida.

Aos meus pais e irmãos, pela minha formação como pessoa, pelo carinho, incentivo e apoio nos momentos de ausência.

Ao amigo do grupo de estudo Henrique Batista da Silva, pela sua generosidade e valiosa contribuição neste trabalho. Obrigada pela paciência e por estar sempre disposto a ajudar e a compartilhar o seu conhecimento.

Aos colegas de classe e de laboratório, pela amizade, momentos compartilhados e conhecimentos adquiridos em grupo.

Aos funcionários da PUC-MINAS, que sempre me atenderam com muita disposição e em especial à secretária **Giovana Silva**, pelo carinho e atenção para comigo, além da competência com que realiza seu trabalho.

Aos presidentes da Câmara Municipal de Timóteo Guaraciaba Martins e Douglas Wilkys, por incentivar a Câmara Municipal de Timóteo na formação de seu quadro de profissionais; **aos colegas de trabalho**, por me substituírem nos momentos de ausência.

“É fazendo que se aprende a fazer aquilo que se deve aprender a fazer.”

Aristóteles

RESUMO

Com o aumento da popularidade das imagens no âmbito pessoal e profissional torna-se cada vez maior a necessidade de construir e aperfeiçoar ferramentas capazes de armazenar e recuperar de forma mais eficiente tais tipos de dados. Atualmente existem duas formas de consultar tais tipos de dados: os sistemas baseados em palavras-chaves, que buscam a informação através de uma descrição textual e sistemas baseados em conteúdo que consideram as características de conteúdo das imagens para realizar a busca, como por exemplo as características cor, forma e textura. O tipo de consulta baseadas em palavras-chaves não são considerados relevantes por não analisarem o conteúdo existente na imagem, e sim apenas uma descrição de conteúdo, cuja descrição que pode variar de uma pessoa para outra. Já os sistemas baseados em conteúdo possuem várias técnicas para indexação e recuperação de imagens. Experimentos realizados no trabalho de Silva (2011) mostraram análises de três estruturas para indexação e recuperação baseados em conteúdo. Neste trabalho ficou evidenciado que algumas estruturas métricas possuem comportamentos mais satisfatórios que outros. O trabalho da autora visa trabalhar, na estrutura métrica D-Index o uso de algoritmos genéticos para definição dos parâmetros ideais para esta estrutura, otimizando assim a qualidade do processo de indexação e busca nesta estrutura métrica. Os experimentos realizados neste trabalho mostraram que a melhor solução foi encontrada desde as primeiras gerações. Ao variar os parâmetros de configuração da estrutura métrica D-Index observa-se que se o pior resultado encontrado pode ter algumas alterações, mas ao mesmo tempo estas não alteram a melhor solução, sendo que no decorrer das execuções as soluções encontradas com o mesmo valor de avaliação mas com valores de parâmetros diferentes, incluindo novos melhores indivíduos nos experimentos realizados.

Palavras-chave: Recuperação de Imagens. Estruturas Métricas. Algoritmos Genéticos.

ABSTRACT

With the increasing popularity of the images in the personal and professional becomes increasingly the need to build and refine tools to store and retrieve more efficiently such data types. There are currently two ways to query such data types: those based on keywords, seeking information through a textual description and content-based systems that consider the characteristics of the image content to perform the search. The type of query based on keywords are not considered relevant not examine the contents within the image, but only one content description, the disclosure which may vary from one person to another. But the content-based systems have several techniques for indexing and retrieval of images. Experiments performed in the work of Silva (2011) analysis showed three structures for indexing and retrieval based on content. In this work it was shown that some structures have metrics behaviors more satisfying than others. The work of the author aims to work in metrical structure D-Index using genetic algorithms to define the optimal parameters for this structure, thus improving the quality of the process of indexing and searching this metric structure. The experiments performed in this work showed that less valid result was found from the first generations. By varying the configuration parameters of the D-Index is observed that the worst results found can float, but at the same time this fluctuation worst result does not alter the lowest valid result, not being included in the new best individual experiments.

Keywords: Recovery Images. Structures Metrics. Genetic Algorithms.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Extração de características.....	26
FIGURA 2 – Processo genérico de indexação.....	26
FIGURA 3 – Processo genérico de busca.....	27
FIGURA 4 – Arquitetura típica de um sistema de recuperação de imagens por conteúdo	32
FIGURA 5 – Cubo de Cores RGB.....	34
FIGURA 6 – Algoritmo de cálculo do histograma de uma imagem.....	35
FIGURA 7 – Imagem (a) e seu respectivo histograma (b).....	35
FIGURA 8 – Taxonomia da Característica Cor.....	35
FIGURA 9 – Imagem classificada em quatro texturas diferentes.....	37
FIGURA 10 – Taxonomia da característica textura.....	37
FIGURA 11 – Características do objeto vistas sobre a característica textura (a) e sobre a característica forma (b).....	39
FIGURA 12 – Taxonomia da característica forma.....	39
FIGURA 13 – Uso de um descritor.....	40
FIGURA 14 – Componentes de um descritor de imagens.....	40
FIGURA 15 – Representação por <i>bag of feature</i>	41
FIGURA 16 – Exemplo de imagem para descritores global e local.....	42
FIGURA 17 – Distribuição espacial em diferentes resoluções.....	43
FIGURA 18 – Ilustração da estrutura <i>D-Index</i>	47
FIGURA 19 – Exemplo de uma estrutura D-Index dividida em <i>buckets</i>	48
FIGURA 20 – Exemplo de particionamento aplicado ao primeiro nível.....	48
FIGURA 21 – Algoritmo de inserção na D-Index.....	48
FIGURA 22 – Visão geral de funcionamento do algoritmo genético.....	52
FIGURA 23 – Exemplo de formação de novos indivíduos.....	54
FIGURA 24 – Método para encontrar os parâmetros ideais.....	56

FIGURA 25 – Redimensionamento da imagem para 32×32 <i>pixels</i> e extração do descritor global <i>Gist</i>	57
FIGURA 26 – Processo de indexação da imagem	58
FIGURA 27 – Processo de busca da imagem	59
FIGURA 28 – Representação do indivíduo	61
FIGURA 29 – Consultas X	63
FIGURA 30 – Consultas Y	63
FIGURA 31 – Algumas imagens da base de imagens com seus respectivos nomes e categorias	64

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Tabela com a representação do genótipo	61
TABELA 2 – Tabela com a descrição dos conjuntos de testes em função do banco de imagens	65
TABELA 3 – Tabela com a descrição dos conjuntos de testes em função dos parâmetros do algoritmo genético	66
TABELA 4 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos	67
TABELA 5 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 50 indivíduos	68
TABELA 6 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 100 indivíduos	69
TABELA 7 – Valores médios dos números dos cálculos de distância encontrados nas execuções de 10×30 , 10×50 e 10×100 (gerações \times indivíduos)	70
TABELA 8 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%	71
TABELA 9 – Comparação das médias dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	73
TABELA 10 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6%	74
TABELA 11 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%	76
TABELA 12 – Comparação dos valores das médias dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	77
TABELA 13 – Valores médios das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% - perguntas 790	78
TABELA 14 – Valores das execuções dos números de acessos a disco da execução de 5 gerações de 10 indivíduos com taxa de mutação de 6% - perguntas 790	80

TABELA 15 – GAP das gerações encontradas com a média das execuções - perguntas 790	82
TABELA 16 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	89
TABELA 17 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	90
TABELA 18 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	91
TABELA 19 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	92
TABELA 20 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos	93
TABELA 21 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos	94
TABELA 22 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos	95
TABELA 23 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos	96
TABELA 24 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos	97
TABELA 25 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos	98
TABELA 26 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos	99
TABELA 27 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos	100
TABELA 28 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	101
TABELA 29 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	102

TABELA 30 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	103
TABELA 31 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	104
TABELA 32 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	105
TABELA 33 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	106
TABELA 34 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	107
TABELA 35 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	108
TABELA 36 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	109
TABELA 37 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	110
TABELA 38 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	111
TABELA 39 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	112
TABELA 40 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	113
TABELA 41 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos	114
TABELA 42 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	115
TABELA 43 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	116

los de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	116
TABELA 44 – Valores das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações de 30 indivíduos	117
TABELA 45 – Valores das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 4 gerações de 30 indivíduos (execução interrompida)	118
TABELA 46 – Valores das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 4 gerações de 30 indivíduos(execução interrompida)	119

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	67
GRÁFICO 2 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos	68
GRÁFICO 3 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos	69
GRÁFICO 4 – Valores médios dos números dos cálculos de distância encontrados nas execuções de 10×30 , 10×50 e 10×100 (gerações \times indivíduos)	70
GRÁFICO 5 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%	71
GRÁFICO 6 – Comparação das médias das execuções dos números de cálculos de distância de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	72
GRÁFICO 7 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6%	74
GRÁFICO 8 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%	75
GRÁFICO 9 – Comparação das médias dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	77
GRÁFICO 10 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	78
GRÁFICO 11 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 5 Gerações e 10 indivíduos	79
GRÁFICO 12 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	88
GRÁFICO 13 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	89
GRÁFICO 14 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de	

distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	90
GRÁFICO 15 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	91
GRÁFICO 16 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos	92
GRÁFICO 17 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos	93
GRÁFICO 18 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos	94
GRÁFICO 19 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos	95
GRÁFICO 20 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos	96
GRÁFICO 21 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos	97
GRÁFICO 22 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos	98
GRÁFICO 23 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos	99
GRÁFICO 24 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	101
GRÁFICO 25 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	102
GRÁFICO 26 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	103
GRÁFICO 27 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	104
GRÁFICO 28 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cál- culos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	105
GRÁFICO 29 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cál-	

culos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	106
GRÁFICO 30 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	107
GRÁFICO 31 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	108
GRÁFICO 32 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	109
GRÁFICO 33 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	110
GRÁFICO 34 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	111
GRÁFICO 35 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	112
GRÁFICO 36 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	113
GRÁFICO 37 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	114
GRÁFICO 38 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	115
GRÁFICO 39 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%	116
GRÁFICO 40 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos	117
GRÁFICO 41 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 4 Gerações e 30 indivíduos (execução interrompida) ..	118
GRÁFICO 42 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 4 Gerações e 30 indivíduos (execução interrompida) ..	118

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CBIR Sistemas de Recuperação de Imagens Baseados em Conteúdo, do inglês *Content-Based Image Retrieval*

RGB Vermelho, Verde, Azul, do inglês *Red, Green, Blue*

YCbCr Y (luminância), Cb (diferença entre o componente azul e um valor de referência), Cr (diferença entre o componente vermelho e um valor de referência)

BOF *Bag of Features*

SGBD *Sistemas de Gerenciamento de Banco de Dados*

GAs Algoritmos Genéticos, do inglês *Genetic Algorithms*

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	25
1.1	Objetivos	27
1.1.1	<i>Geral</i>	27
1.1.2	<i>Específicos</i>	27
1.2	Justificativa	28
1.3	Principais contribuições	28
1.4	Organização do texto	29
2	CONCEITOS E TRABALHOS CORRELATOS	30
2.1	Imagem digital.....	30
2.2	Sistemas de recuperação de imagens baseados em conteúdo	31
2.3	Características de uma imagem	32
2.3.1	<i>Cor</i>	33
2.3.2	<i>Textura</i>	36
2.3.3	<i>Forma</i>	38
2.4	Descritores de imagem	40
2.5	Abordagens para descritores de imagens	41
2.5.1	<i>Descritores globais</i>	41
2.5.2	<i>Descritor global Gist</i>	42
2.6	Medidas de similaridade	44
2.7	Busca por similaridade	44
2.8	Indexação e busca	44
2.9	Estruturas métricas.....	46
2.9.1	<i>D-Index</i>	46
2.9.1.1	<u>Critério de seleção dos <i>pivots</i></u>	49
2.10	Inteligência computacional.....	50
2.10.1	<i>Algoritmos genéticos</i>	51
2.11	Outros Trabalhos Relacionados	54
3	ALGORITMOS GENÉTICOS NO AJUSTE DE PARÂMETROS DA ESTRUTURA MÉTRICA D-INDEX.....	55

3.1	Preparação das imagens para o descritor Gist	56
3.2	Extração dos descritores	57
3.3	Indexação das imagens	57
3.4	Processo de recuperação de imagens	58
3.5	Utilização da estrutura métrica de indexação D-Index	59
3.6	Algoritmos genéticos para busca baseada em parâmetros	59
3.6.1	<i>Representação genotípica do indivíduo</i>	60
4	ANÁLISE DA UTILIZAÇÃO DA ESTRUTURA D-INDEX NA INDEXAÇÃO E RECUPERAÇÃO DE IMAGENS.....	62
4.1	Parâmetros de teste	62
4.2	Definição das bases de imagens e consultas	63
4.3	Descrição das imagens	64
4.4	Descrição dos testes realizados	64
4.5	Testes	65
4.5.1	<i>Primeiro conjunto de testes</i>	66
4.5.1.1	<u>Resultados para execução de 30 indivíduos</u>	66
4.5.1.2	<u>Resultados para execução de 50 indivíduos</u>	67
4.5.1.3	<u>Resultados para execução de 100 indivíduos</u>	68
4.5.1.4	<u>Conclusão sobre o primeiro conjunto de testes</u>	69
4.5.2	<i>Segundo conjunto de testes</i>	70
4.5.2.1	<u>Resultados para execução com taxa de mutação de 18%</u>	71
4.5.2.2	<u>Conclusão sobre o segundo conjunto de testes</u>	72
4.5.3	<i>Terceiro conjunto de testes</i>	73
4.5.3.1	<u>Conclusão sobre o terceiro conjunto de testes</u>	74
4.5.4	<i>Quarto conjunto de testes</i>	75
4.5.4.1	<u>Conclusão sobre o terceiro e quarto conjunto de testes</u>	76
4.5.5	<i>Quinto conjunto de testes</i>	77
4.5.5.1	<u>Conclusão do quinto conjunto de testes</u>	78
4.5.6	<i>Sexto conjunto de testes</i>	79
4.6	Avaliação dos resultados das consultas obtidos em função da quantidade de indivíduos de cada consulta	80
4.7	Análise qualitativa dos resultados	80

4.8	Análise global dos resultados obtidos nos experimentos.....	81
5	CONCLUSÕES.....	83
5.1	Trabalhos Futuros	84
	REFERÊNCIAS.....	85
	APÊNDICE A – PRIMEIRO APÊNDICE.....	88
	APÊNDICE B – SEGUNDO APÊNDICE.....	101
	APÊNDICE C – TERCEIRO APÊNDICE.....	107
	APÊNDICE D – QUARTO APÊNDICE.....	117

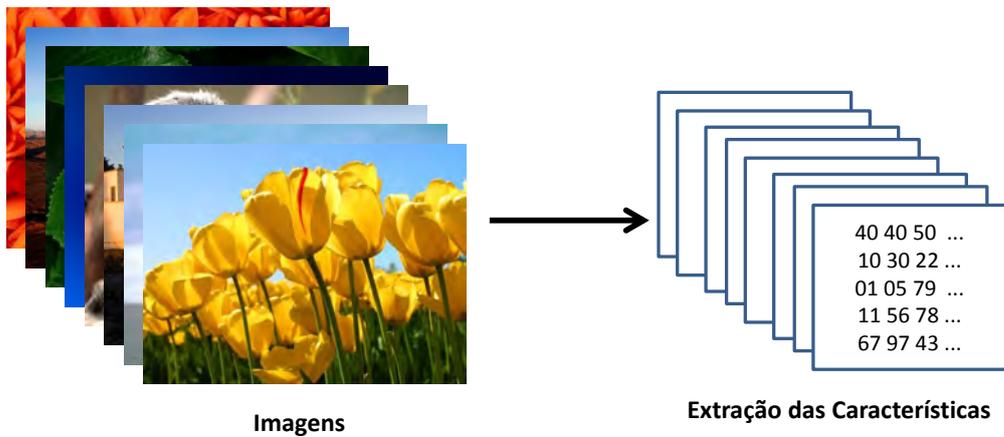
1 INTRODUÇÃO

A utilização de imagens vem crescendo muito nos últimos anos. Com a Internet cada dia mais veloz, a facilidade de *upload*, *download* e visualização de imagens são maiores. O crescente aumento do poder de processamento das máquinas, juntamente com os preços mais acessíveis dos *hardwares* atuais, e com os *softwares* cada vez mais modernos também contribuem para a maior da popularidade dos arquivos de áudio, imagens e dos vídeos digitais. Com esta maior aceitação e utilização, torna-se cada vez mais necessária a utilização de sistemas de armazenamento e recuperação de imagens, seja na indústria, no meio acadêmico ou até mesmo para uso pessoal. Tais dados alocam muito espaço, e sua indexação e recuperação não é um processo trivial. Existe uma abordagem baseada em palavras-chave, mas sua eficiência deixa a desejar (SILVA, 2011), pois neste processo a busca é baseada na descrição da imagem, que pode variar de uma pessoa para outra.

Silva (2011) cita que a abordagem baseada em palavras-chave pode impactar negativamente o resultado da busca. Em seu trabalho, ele faz o estudo e análise das estruturas de indexação *M-Tree*, *Slim-Tree* e *D-Index* para a recuperação de vídeos, de acordo com o objeto ou quadro de vídeo selecionado pelo usuário. Foi observado que, a medida que o tamanho deste banco de imagens cresce, a estrutura *D-Index* revelava um aumento no número de acessos ao disco, tornando a consulta mais lenta que o esperado. Por ser uma estrutura que possui vários parâmetros de configuração, é esperado que esta (na medida que o banco crescesse) tenha um resultado superior às duas estruturas. O trabalho da autora consiste em analisar o impacto da seleção dos parâmetros de configuração da estrutura *D-Index* e procurar descobrir quais valores de parâmetros são ideais para este tipo de estrutura.

O processo de indexação e recuperação de imagens consiste em extrair as características destas imagens e armazená-las em um vetor de características, conforme ilustra a Figura 1. Quando se deseja fazer uma busca de imagem, informa-se a imagem que se deseja buscar, que pode ser uma imagem estática qualquer.

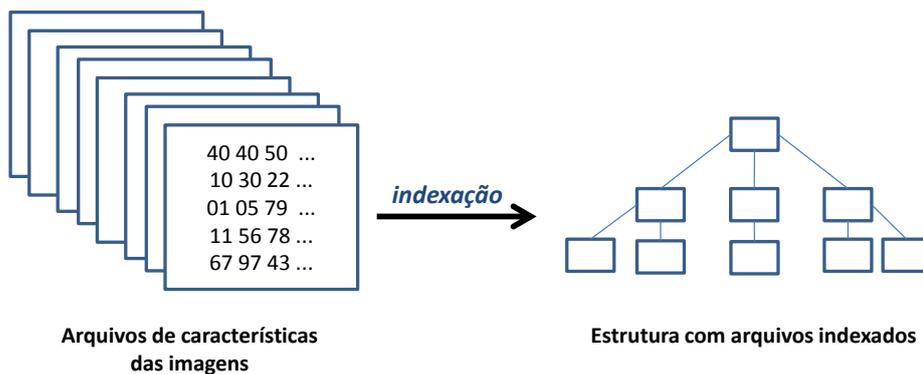
Figura 1 – Extração de características



Fonte: Elaborada pela autora

No processo de extração das características de uma imagem, as características são extraídas baseadas em um ou mais descritores de imagens a partir de suas propriedades, como por exemplo intensidade, cor e textura. Após o processo de extração do vetor de características, este vetor é armazenado em uma estrutura métrica, no caso do exemplo genérico da Figura 2 em que se utilizou uma estrutura dados do tipo árvore.

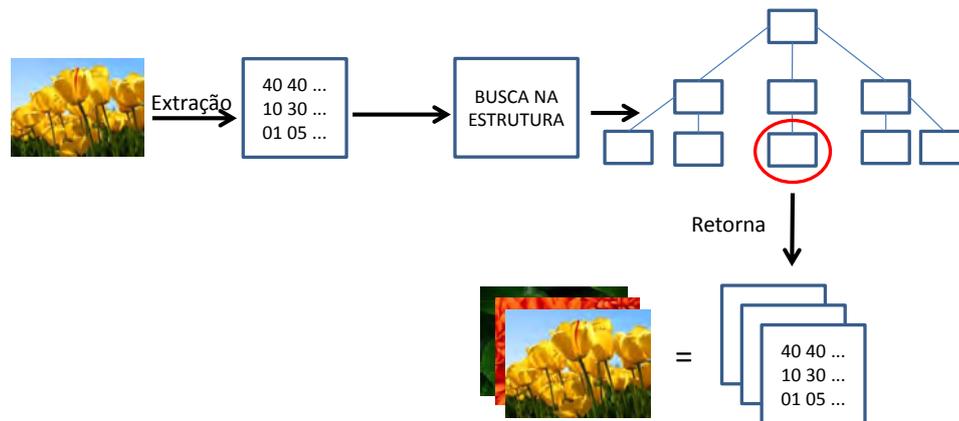
Figura 2 – Processo genérico de indexação



Fonte: Elaborada pela autora

Na Figura 3 observa-se o processo de busca em uma imagem. Quando se deseja buscar uma imagem, informa-se a imagem que se deseja buscar. O processo de extração das características da imagem é aplicado a ela. Após encontrar tais características, estas são comparadas com as das imagens existentes a fim de encontrar características de mesmo valor ou valores próximos, retornando assim as imagens encontradas.

Figura 3 – Processo genérico de busca



Fonte: Elaborada pela autora

1.1 Objetivos

Esta seção descreve o objetivo principal deste trabalho, juntamente com seus objetivos específicos.

1.1.1 Geral

Este trabalho tem como objetivo principal analisar o uso de algoritmos genéticos para aprendizado dos parâmetros ideais da estrutura métrica *D-Index*, visando minimizar o número de cálculos de distância e o número de acessos a disco no processo de indexação e recuperação de imagens utilizando o descritor global Gist (OLIVA; TORRALBA, 2001).

1.1.2 Específicos

O objetivo geral pode ser dividido nos seguintes objetivos específicos:

- Realizar experimentos de indexação e busca com a estrutura de indexação *D-Index* utilizando como parâmetros de entrada as melhores soluções encontradas por um algoritmo genético;
- Estabelecer os parâmetros de configuração ideais para a estrutura *D-Index* de forma a diminuir o número de acessos ao disco e também o número de cálculos de distância.

1.2 Justificativa

Os crescentes avanços na aquisição e no armazenamento de conteúdo permitiram a criação de grandes conjuntos de dados. Para lidar com estes dados é necessário desenvolver sistemas de informação capazes de gerir de forma eficaz estas coleções. A busca de imagem baseada em conteúdo é um dos serviços que mais precisam de serem suportados por esses sistemas. Em geral duas abordagens têm sido aplicadas para permitir pesquisas baseada em conteúdo: uma com base na busca textual e outra com base em informações de conteúdo da imagem. As buscas textuais são ineficientes por não considerarem o conteúdo existente na imagem. Outro fator que pode influenciar negativamente o resultado desta busca é que, ao descrever uma imagem, pessoas diferentes podem ter classificações textuais diferentes para cada conteúdo.

Desta forma, para um armazenamento eficiente destas imagens torna-se necessária a utilização de técnicas para armazenar e recuperar tais informações em estruturas mais apropriadas. No trabalho de Silva (2011) foram analisadas estruturas métricas para indexação e recuperação de tomadas de vídeo. O processo de escolha dos parâmetros utilizados na estrutura métrica D-Index para o desenvolvimento deste trabalho foi feito de forma empírica. Os parâmetros de entrada desta estrutura são parâmetros que influenciam diretamente na qualidade dos resultados obtidos, podendo reduzir o número de cálculos de distância e o número de acessos a disco para conseguir retornar os resultados da pesquisa.

A proposta deste trabalho visa desenvolver uma abordagem baseada em algoritmos genéticos que descubra quais são os parâmetros de entrada ideais para a estrutura métrica de indexação e recuperação D-Index de forma a diminuir tais métricas.

1.3 Principais contribuições

Baseado nos objetivos propostos neste trabalho, pode-se destacar as seguintes contribuições desta pesquisa:

- a) Avaliação do impacto da utilização de algoritmos genéticos para aprendizado dos parâmetros da D-Index, visando a minimização do número de cálculos de distância e do número de acessos a disco, assim reduzindo o tempo de indexação e busca;
- b) Desenvolvimento de uma ferramenta para recuperação de imagens por uma ou mais imagens de consulta utilizando a estrutura métrica D-Index, combinada com a técnica de algoritmos genéticos;
- c) Análise qualitativa e quantitativa do comportamento da estrutura métrica D-Index para indexação e recuperação de imagens.

1.4 Organização do texto

Este trabalho é composto por cinco Capítulos, organizados da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta o referencial teórico abordando os principais conceitos utilizados neste trabalho bem como os trabalhos relacionados. No Capítulo 3 é abordada a metodologia proposta pelo trabalho. No Capítulo 4 são apresentados os resultados dos experimentos realizados neste trabalho. Por fim, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões deste trabalho e possíveis trabalhos futuros.

2 CONCEITOS E TRABALHOS CORRELATOS

Este Capítulo aborda os principais conceitos e trabalhos relacionados de modo a fundamentar cada etapa do processo desenvolvido. O Capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 2.1 descreve o conceito de imagem digital; a Seção 2.2 aborda os conceitos de sistemas de recuperação de imagens baseados em conteúdo, na Seção 2.3 são apresentadas algumas características de conteúdo de uma imagem que permitem a identificação das mesmas. Já a Seção 2.4 são tratados alguns descritores de imagens, na Seção 2.5 são descritas as abordagens para obtenção de descritores de imagens, a Seção 2.6 são conceituadas as medidas de similaridade, a Seção 2.7 traz o conceito de busca por similaridade, na Seção 2.8 aborda os processos de indexação e busca de uma imagem, na Seção 2.9 temos o conceito de estrutura métrica. Na Seção 2.10 são trazidos os conceitos de inteligência computacional e a algoritmos genéticos. Por fim, na Seção 2.11 serão apresentados trabalhos relacionados.

2.1 Imagem digital

Segundo Gonzalez e Woods (2000), uma imagem pode ser descrita por uma função bidimensional da intensidade de luz $f(x,y)$, sendo seu valor, em qualquer ponto de coordenadas espaciais (x,y) , proporcional ao brilho da imagem naquele ponto. A função $f(x,y)$ descreve um conjunto bidimensional $M \times N$, os quais representam os elementos de uma imagem (*pixels*), também conhecidos como *picture elements*.

Dependendo de sua natureza, as imagens digitais podem ser representadas de várias formas. Normalmente são classificadas como binárias, em níveis de cinzas ou coloridas. Quando representadas de forma binária, os *pixels* podem assumir o valor 0 para preto e o valor 1 para branco por exemplo. Uma vantagem das imagens digitais é que necessitam de pouco espaço para serem armazenadas. As imagens em níveis de cinza, também conhecidas como imagens monocromáticas, possuem *pixels* que assumem os valores 0 (preto) e L_{max} (branco). Todos os outros valores intermediários serão tons de cinza. Geralmente, $L_{max} + 1$ é uma potência de dois: no caso de 256 cores necessitará de 8 bits para cada *pixel*, sendo suficiente para representar todas as tonalidades que o olho humano é capaz de distinguir (ERPEN, 2004).

Já as imagens coloridas podem ser representadas através de uma tabela de cores, onde existem códigos para cada cor, organizados em forma de uma tabela (ERPEN, 2004), ou através de modelos de cores, conforme será descrito na subseção 2.3.1.

2.2 Sistemas de recuperação de imagens baseados em conteúdo

Os crescentes avanços na aquisição e no armazenamento de conteúdo permitiram a criação de grandes conjuntos de dados. Para lidar com estes dados é necessário desenvolver sistemas de informação capazes de gerir de forma eficaz estas coleções. A busca de imagem baseada em conteúdo é um dos serviços que mais precisam de serem suportados por esses sistemas. Em geral duas abordagens têm sido aplicadas para permitir a pesquisa baseadas em conteúdo: uma com base na busca textual e outra, em informações de conteúdo da imagem.

A abordagem de busca textual baseia-se em anexar metadados textuais a cada imagem e utiliza técnicas tradicionais de consulta de banco de dados para recuperação das imagens através de palavras-chave. Acontece que esta abordagem não é ideal pois, além do processo ser trabalhoso e demorado, ele também é ineficaz porque os usuários em geral tendem a usar palavras diferentes para descrever uma dada característica na mesma imagem. Esta falta de padrões no processo de anotação das características diminui o desempenho da pesquisa de imagens baseada em palavras ou metadados.

A criação de sistemas Sistemas de Recuperação de Imagens Baseados em Conteúdo, do inglês *Content-Based Image Retrieval* (CBIR), como ilustrado na Figura 4 tem como função tentar recuperar automaticamente em uma coleção de imagens semelhantes a que foi especificada pelo usuário. O processo de recuperação de uma imagem funciona da seguinte forma: o usuário informa qual será a imagem de busca na base de imagens. Após esta informação, o sistema extrai características desta imagem e utiliza uma função de distância para verificar junto às imagens existentes na base as que mais são similares: quanto menor a distância mais similares as imagens são.

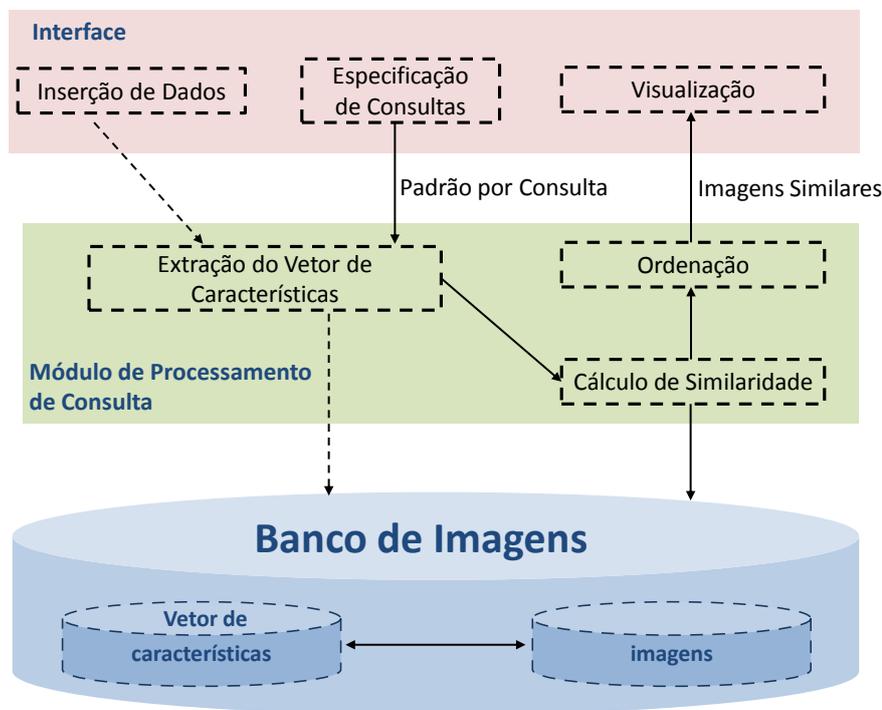
A recuperação dessa forma, diferentemente da busca textual, é baseada em características de conteúdo da imagem, como, por exemplo, cor, textura e forma. Uma das descrições mais utilizadas é o histograma de cor. Estas características são geralmente codificadas em vetores. Este tipo de abordagem tem sido utilizada em diversas áreas, como por exemplo os sistemas de informação da biodiversidade, bibliotecas digitais, prevenção de crime, medicina, investigação histórica, entre outros (GONZALEZ; WOODS, 2000).

Na busca textual, faz-se anotação textual das imagens e, em seguida, as armazenam, como por exemplo, os campos de título e legenda. Esta abordagem é restrita, pois diferentes usuários podem ter várias interpretações de uma mesma imagem. Quando se trabalha com sistemas de recuperação baseados em conteúdo, armazena-se as imagens afim de identificar e calcular as características delas. No caso da busca ou recuperação, o objetivo é operar sobre uma coleção imagens armazenadas e, em resposta a uma solicitação (*query*), apresentar “imagens relevantes”, segundo os critérios estabelecidos. A

consulta é definida pelo usuário. Ele pode fornecer, por exemplo, as características que as imagens recuperadas deveriam conter ou mesmo parte da imagem ou, ainda, imagem inteira e o sistema deve então encontrar imagens que podem ser visualmente semelhantes (SOUZA, 1999).

Os principais desafios enfrentados por sistemas de recuperação baseados em conteúdo é a especificação de estruturas de indexação para acelerar a recuperação das imagens e a especificação de consulta como um todo. As estruturas de indexação *M-tree*, *Slim-Tree* e *D-Index* são exemplos de possíveis escolhas para implementação.

Figura 4 – Arquitetura típica de um sistema de recuperação de imagens por conteúdo



Fonte: (TORRES; FALCÃO, 2006)

2.3 Características de uma imagem

As características de conteúdo de uma imagem citadas anteriormente, como a cor, a textura e a forma possuem informações que permitem a identificação das mesmas. A seguir serão descritas mais informações sobre tais características, com ênfase na característica cor, pois esta característica será utilizada no trabalho.

2.3.1 Cor

Dentre as principais capacidades sensoriais dos seres humanos que permitem adequada percepção do ambiente que os cerca, a visão é uma das mais importantes. Ela envolve funções complexas, como a detecção, localização, reconhecimento e interpretação do objeto no ambiente.

Uma das propriedades visuais mais importantes identificadas em imagens pela visão humana é a cor. Isto faz com que ela seja uma das propriedades visuais mais estudadas na literatura e uma das mais usadas em sistemas de *CBIR*.

Modelo de cores

Um modelo de cor é uma representação tridimensional onde cada cor é especificada por um ponto no sistema de coordenadas tridimensionais. Modelos diferentes são utilizados para especificar as características de cores, já que não existe um modelo que descreva todos os aspectos referentes às cores.

Pedrini e Schwartz (2008) citam algumas técnicas para realçar imagens por meio de destas características, valendo destacar os modelos: RGB - Vermelho, Verde, Azul, do inglês *Red, Green, Blue* (RGB) e o modelo YCbCr - Y (luminância), Cb (diferença entre o componente azul e um valor de referência), Cr (diferença entre o componente vermelho e um valor de referência) (YCbCr) (GONZALEZ; WOODS, 2000).

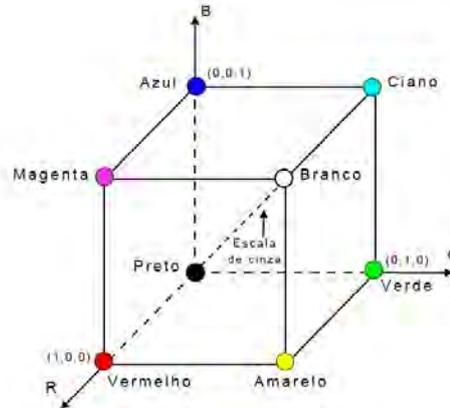
Modelo RGB

No modelo RGB cada cor é decomposta nos seus componentes espectrais primários de vermelho (R - red), verde (G - green) e azul (B - blue). Este modelo baseia-se em um sistema de coordenadas cartesianas. O subespaço de cores de interesse é o cubo mostrado na Figura 5, no qual os valores RGB estão nos três cantos; as cores ciano, magenta e amarelo estão nos outros três cantos, preto está na origem; e branco está no canto mais distante da origem.

Nesse modelo, a escala de cinza estende-se do preto ao branco ao longo da linha diagonal que conecta estes dois pontos, e as cores são pontos sobre ou dentro do cubo, definidas por vetores estendendo-se a partir da origem.

Por conveniência, assume-se que todos os valores de cor foram normalizados, de modo que o cubo é unitário, isto é, todos os valores de R, G e B estão no intervalo $[0,1]$ (GONZALEZ; WOODS, 2000).

Figura 5 – Cubo de Cores RGB. Os pontos ao longo da diagonal principal têm valores cinza desde preto na origem até branco no ponto(1,1,1)



Fonte: (GONZALEZ; WOODS, 2000)

O modelo RGB não é capaz de representar todas as cores perceptíveis pelo sistema visual humano, mas é uma boa aproximação. A luminosidade ou saturação no modelo *RGB* varia de forma irregular dentro do espaço de cor, sendo necessárias outras formas de representação para capturar as informações de acordo com o sistema visual humano (AVILA, 2008).

Modelo YCbCr

O modelo YCbCr vem sendo muito utilizado no processamento de imagens. Nele, a informação de luminância é representada pelo componente *Y*. A informação de cor é armazenada pelos componentes *Cb* (diferença entre o componente azul e um valor de referência) e *Cr* (diferença entre o componente vermelho e um valor de referência).

As características da cor são obtidas a partir da análise da distribuição dos valores dos *pixels* existentes nas imagens. A cor de uma imagem pode ser representada por diferentes modelos (AVILA, 2008).

A característica mais comum é o *histograma*, que descreve o conteúdo global de uma imagem pelo percentual de *pixels* de cada cor. Seja uma função $f(x, y)$ representada por uma matriz bidimensional, com dimensões $M \times N$ *pixels* e contendo L níveis de cinza no intervalo $[0, L_{max}]$. O cálculo do *histograma* é representado pelo algoritmo da figura 6.

O *histograma* é representado por um vetor \mathbf{H} com L elementos. É importante destacar que cada imagem possui seu *histograma* particular, que possui apenas valores de intensidade, não contendo informações espaciais. O *histograma* da imagem pode ser representado por um gráfico indicando o número de *pixels* na imagem para cada nível de cinza. Na Figura 7 a imagem (b) é uma representação gráfica do *histograma* gerado a partir da imagem (a). O algoritmo que calcula o *histograma* é apresentado na Figura 6.

A partir do *histograma* de uma imagem podemos obter algumas medidas estatísti-

cas, como valores mínimo e máximo, valor médio, variância e o desvio padrão dos níveis de cinza da imagem. O *histograma* pode ser visto como uma distribuição discreta de probabilidade, já que o número de *pixels* de um determinado nível de cinza pode ser usado para calcular a probabilidade de se encontrar um *pixel* com aquele valor de cinza na imagem.

Figura 6 – Algoritmo de cálculo do histograma de uma imagem

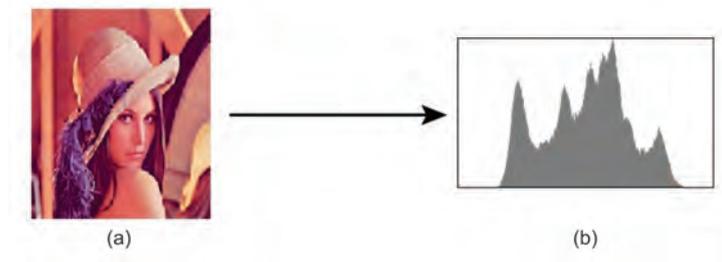
```

Cálculo do histograma de uma imagem
// atribuir valor zero a todos os elementos do vetor
para i = 0 até Lmax faça
    H[i] ← 0
// calcular distribuição dos níveis de cinza para cada pixel da imagem
para x = 0 até M - 1 faça
    para y = 0 até N - 1 faça
        H[f(x,y)] ← H[f(x,y)] + 1

```

Fonte: (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008)

Figura 7 – Imagem (a) e seu respectivo histograma (b)



Fonte: (SILVA, 2011)

Segundo Penatti, Valle e Torres (2011) na literatura existem três abordagens principais para a análise de cor, conforme a Figura 8.

Figura 8 – Taxonomia da Característica Cor



Fonte: (PENATTI; VALLE; TORRES, 2011)

A abordagem global considera a informação de cor de uma imagem como um todo. Nesta abordagem a eficiência na recuperação dos descritores pode ser baixa, visto que informações sobre a distribuição espacial dos dados da imagem não são consideradas.

Muitos dos descritores que seguem esta abordagem codificam as informações de cor em histograma global de cor (PENATTI; VALLE; TORRES, 2011).

Segundo Penatti, Valle e Torres (2011), a abordagem baseada em regiões fixas trabalha com partes da imagem divididas em tamanhos iguais, e extrai a informação de cor de cada célula separadamente. Assim, possui um número maior de informação espacial e suas características geralmente geram vetores pouco compactos. Podemos citar destas o histograma local de cor e *cell/color histogram*.

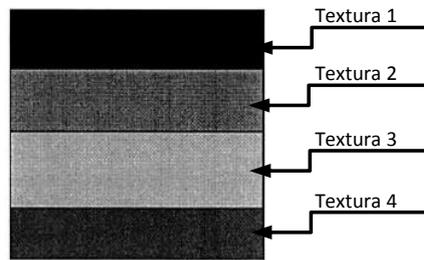
Ainda segundo Penatti (2009) e Penatti, Valle e Torres (2011), a abordagem baseada em segmentação divide uma imagem em regiões que podem variar em quantidade e tamanho de uma imagem para outra. Esta divisão é normalmente feita por um algoritmo de segmentação ou agrupamento de cores, o que introduz uma complexidade adicional durante o processo de extração das características. Outra forma de segmentação é a realização de uma classificação dos *pixels* de uma imagem antes de se realizar a extração do vetor de características. Características deste tipo podem apresentar mais eficácia na recuperação, embora quase sempre apresentem maior complexidade computacional. As características *color-based clustering* e *dominant-color* são exemplos de características de cor baseados em segmentação (PENATTI; VALLE; TORRES, 2011).

2.3.2 Textura

Uma abordagem natural para descrever imagens está em buscar características humanas de descrição e identificação dos objetos através de informações visuais. A textura contém informações sobre a distribuição espacial e a variação de luminosidade. Ela se apresenta como uma abordagem adequada para a descrição de regiões de uma imagem. Pode-se reconhecer facilmente características de textura em imagens de areia, folhagem, nuvens, pedras, etc.

Apesar do sistema visual humano apresentar facilidade no reconhecimento de texturas, é extremamente complexo desenvolver um conjunto de descritores que possa ser utilizado para análise de imagens em diferentes domínios de aplicação (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008). Esta dificuldade contribui para que não haja, na literatura, um consenso na definição exata dos métodos de análise de texturas. Haralick(1979), citado por Pedrini e Schwartz (2008), (p.287), conceitua textura da seguinte forma: “*uma textura pode ser descrita pela interação entre as primitivas tonais que a compõem, estas ocorrendo em diferente número e formas. Pixels contíguos que apresentam propriedades semelhantes formam cada uma das primitivas, dentre as quais podem ocorrer interações aleatórias com certo grau de dependência*”. De maneira geral, a textura pode ser entendida como um conjunto de variações de intensidades que formam certos padrões de repetição, conforme podemos observar na Figura 9, que foi classificada em quatro texturas diferentes.

Figura 9 – Imagem classificada em quatro texturas diferentes.

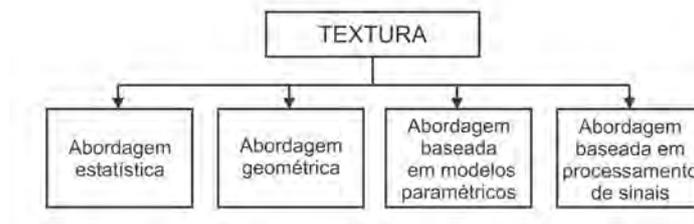


Fonte: (LIBERMAN, 1997)

Diferenciando-se da cor, a textura é uma propriedade difícil de se analisar se for considerado apenas o valor único de um *pixel*. Ela ocorre principalmente devido a variação de brilho entre *pixels* vizinhos.

Conforme a taxonomia textura descrita pelos autores Pedrini e Schwartz (2008); Tuceryan e Jain (1998); Penatti (2009) e Penatti, Valle e Torres (2011), a característica de textura está dividida em quatro principais abordagens descritas a seguir, conforme ilustra a Figura 10.

Figura 10 – Taxonomia da característica textura



Fonte: (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008)

Abordagem estatística

A característica textura baseada n abordagem estatística tenta representa-la através dos diferentes níveis de cinza dos *pixels* existentes em uma imagem. Sendo um *pixel* a primitiva mais simples que compõe uma imagem, a distribuição dos níveis de cinza dos *pixels* são caracterizadas por medidas (por exemplo média, variância, dentre outras) que dependem apenas da intensidade individual de cada *pixel*, o que as tornam sensíveis para distinção dos diferentes tons de cinza existentes em um quadro do vídeo (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Abordagem geométrica

Nesta abordagem, após a identificação das primitivas que compõem a textura,

duas classes de métodos são utilizadas para extração das características. A primeira utiliza medidas extraídas das primitivas para descrever a textura, enquanto a segunda cria regras para descrever a disposição espacial e relacionamento existente entre as primitivas. A vantagem de se utilizar a segunda classe de métodos denominados estruturais está no fato de que eles provêem uma boa descrição simbólica da textura, característica útil para síntese de texturas. Em imagens naturais, os métodos estruturais não apresentam boa adaptação pelo fato de apenas atuarem de maneira satisfatória em texturas regulares, e esse tipo é difícil de encontrar na natureza (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Abordagem baseada em modelos paramétricos

Na abordagem baseada em modelos paramétricos é construído um modelo para descrever e sintetizar texturas. Eles assumem que a intensidade em cada pixel na imagem depende apenas das intensidades dos *pixels* vizinhos (TUCERYAN; JAIN, 1998) e (PENATTI; VALLE; TORRES, 2011). Nesta abordagem, os elementos de textura podem ser modelados como cantos, linhas, transição horizontal ou vertical, entre outros. Descritores que seguem esta abordagem são bons para texturas bem definidas.

Abordagem baseada em processamento de sinais

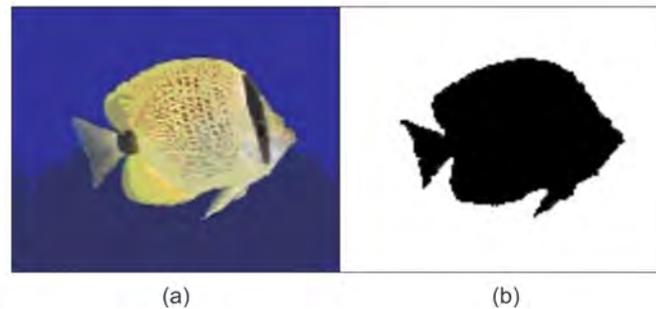
Esta abordagem realiza a caracterização de texturas por meio de filtragens de uma imagem (PENATTI, 2009), que podem ser de domínio espacial ou de frequência. Mais detalhes sobre esta abordagem podem ser encontrados em (TUCERYAN; JAIN, 1998).

Outras informações sobre a característica de textura podem ser obtidas nos trabalhos dos autores Penatti, Valle e Torres (2011), Penatti (2009), Tuceryan e Jain (1998), Gonzalez e Woods (2000) e Pedrini e Schwartz (2008).

2.3.3 Forma

A característica de forma está relacionada ao contorno dos objetos ou região, e/ou no conteúdo interno dos mesmos. Para que ela apresente resultados satisfatórios, sua descrição e a procura de objetos semelhantes devem ser insensíveis a rotações, translações, mudanças de escala, ponto de começo, entre outros (ZIBREIRA, 2000). A Figura 11 mostra um comparativo de imagem entre as características de textura (a) e forma (b).

Figura 11 – Características do objeto vistas sobre a característica textura (a) e sobre a característica forma (b)

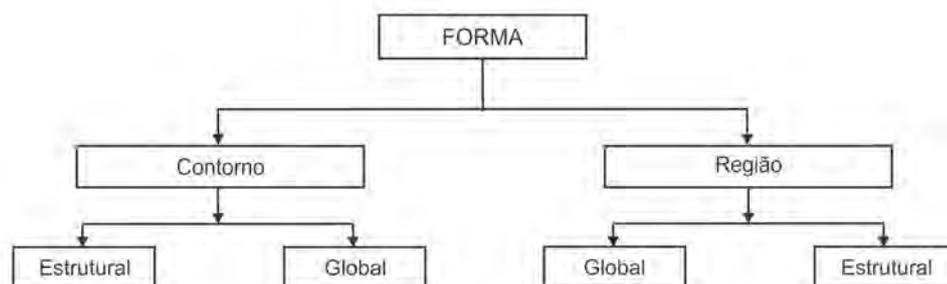


Fonte: (ZIBREIRA, 2000)

Mais informações sobre a característica de forma podem ser obtidas nos trabalhos dos autores Zhang e Lu (2004); Pedrini e Schwartz (2008); Penatti (2009) e Penatti, Valle e Torres (2011).

Os autores Zhang e Lu (2004) classificam a característica de forma em duas abordagens: a baseada em contorno e a baseada em região, como pode ser visto na Figura 12. Todas as duas possuem a divisão de análise global e análise estrutural (em segmentos). A abordagem baseada em contorno, apesar de ser a mais popular, possui fatores negativos, como no caso de uma imagem não possuir contorno ou quando o conteúdo da forma for mais interessante que o contorno da mesma.

Figura 12 – Taxonomia da característica forma



Fonte: (ZHANG; LU, 2004)

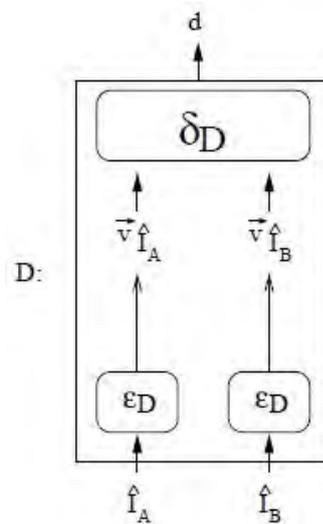
A abordagem baseada em região considera toda a informação da imagem, não somente o contorno, o que a torna mais robusta na recuperação do que a abordagem baseada em contorno. Ambas as abordagens ainda podem se subdividir em globais ou estruturais. Os descritores globais analisam a imagem como um todo, sem dividir a imagem em partes, já os estruturais dividem o contorno da região em segmentos e possibilitam a comparação parcial das formas. Estes sistemas são mais complexos e a escolha de qual considerar vai depender do tipo de aplicação, pois a abordagem estrutural possui complexidade com-

putacional maior do que a baseada em contorno, principalmente na função de cálculo de distância.

2.4 Descritores de imagem

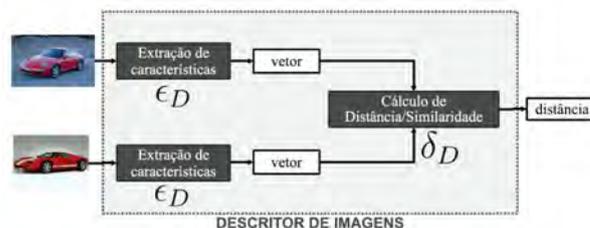
Na Figura 13 é ilustrado um descritor para o cálculo da similaridade entre duas imagens. A função ϵ_D extrai os vetores de características $\vec{v}_{\hat{I}_A}$ e $\vec{v}_{\hat{I}_B}$ das imagens \hat{I}_A e \hat{I}_B , respectivamente. Em seguida, a função de similaridade δ_D é utilizada para calcular o valor da similaridade d entre as duas imagens da consulta. A Figura 14 exemplifica o funcionamento de um descritor de imagem.

Figura 13 – Uso de um descritor



Fonte: (TORRES et al., 2005)

Figura 14 – Componentes de um descritor de imagens



Fonte: (PENATTI; VALLE; TORRES, 2011)

É comum sistemas de recuperação de imagem utilizarem a combinação de dois ou mais descritores para a extração de características de uma imagem. Torres et al. (2005) definem um descritor composto \hat{D} como um par (D, δ_D) , onde:

- a) $D = \{D_1, D_2, \dots, D_k\}$ é um conjunto de k descritores simples pré-definidos;

- b) δ_D é uma função de similaridade que combina os valores de similaridade obtidos de cada descritor $D_i \in D$, onde $i = 1, 2, \dots, k$.

2.5 Abordagens para descritores de imagens

A indexação para imagens disponíveis na Internet requer a descrição e armazenamento de bilhões de delas. Para estes casos, é importante para descrevê-la de forma mais compacta possível para o desenvolvimento de estratégias eficazes de indexação. Existe uma relação entre a precisão da descrição de imagem e o seu tamanho. Armazenar todas as informações nelas contidas de forma eficiente é impossível para uma coleção de grande porte. Por outro lado, o armazenamento de apenas alguns *bits* não é suficiente para a distinguir entre um grande número de imagens.

Douze et al. (2009) destacam que atualmente, dois tipos de abordagens são populares para a indexação de imagem em escala compatível com a *web*. A primeira usa descritores globais, por exemplo o Gist, descrito na subseção 2.5.2; e a segunda é baseada em *Bag of Features* (BOF).

Conforme é mostrado na Figura 15, os passos para a criação de um BOF consiste em selecionar o conjunto de ponto de interesse em uma imagem, mais comumente feito por um algoritmo de detecção de pontos. Posteriormente, os pontos detectados são descritos por um descritor de pontos de interesse. No terceiro passo é criado um vocabulário visual, onde cada descritor é associado a um *cluster*, que representa uma palavra visual do vocabulário. Por último, é calculado o histograma BOF contando as ocorrências de cada palavra para uma determinada imagem da base de imagens.

Figura 15 – Representação por *bag of feature*



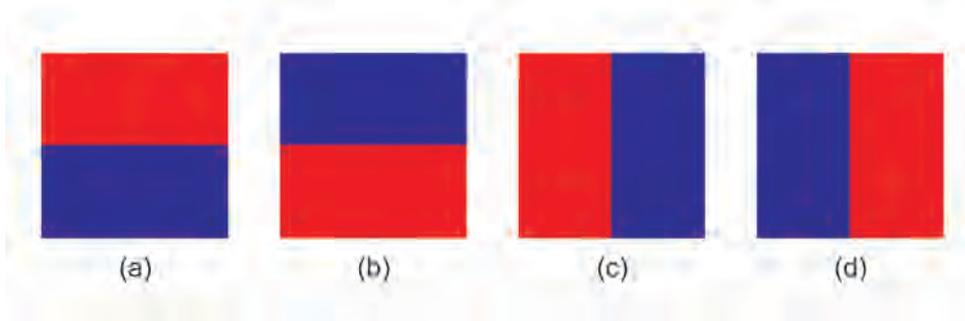
Fonte: (SILVA, 2011)

2.5.1 Descritores globais

Os descritores baseados na abordagem global analisam a distribuição de cores (e outras características) na imagem como um todo. Os algoritmos de extração de características que utilizam esta abordagem costumam ser simples e rápidos, visto que a imagem

é analisada sem considerar partes da imagem. Sua principal desvantagem é não conseguir diferir duas ou mais imagens com as mesmas quantidades de cores em disposições diferentes. Por exemplo, a Figura 16 apresenta quatro imagens (a), (b), (c) e (d). Pode-se observar que cada uma possui metade de sua cor vermelha e a outra metade na cor azul. Acontece que, apesar delas imagens possuírem as mesmas quantidades de cores, a disposição de cada cor as tornam diferentes uma das outras. No caso de uma pesquisa baseada em descritor global, a resposta dada pelo sistema não levaria em consideração a disposição das cores, visto que ele descreve a imagem como um todo.

Figura 16 – Exemplo de imagem para descritores global e local



Fonte: Elaborada pela autora

2.5.2 Descritor global Gist

Os seres humanos são capazes de reconhecer uma cena de romance independente de sua complexidade em um único olhar, mesmo quando essa imagem é desfocada. De acordo com Oliva e Torralba (2001), a estrutura de uma imagem pode ser estimada pela média das características globais desta, proporcionando um resumo estatístico das propriedades de layout, ou seja, a representação espacial da imagem. Experimentos comportamentais sobre a percepção sugerem uma visão alternativa de que não precisamos de perceber os objetos em uma cena para identificar sua categoria semântica e que a maioria das cenas do mundo real pode ser inferida a partir de sua distribuição espacial. Na Figura 17 por exemplo, a cena turva (a) tem a disposição espacial de uma rua com os carros, prédios e o céu. Na cena (b), quase 30% (trinta por cento) dos *pixels* da imagem correspondem a cena interior. A informação local disponível na imagem (a) é insuficiente para o reconhecimento de objetos, mas suficiente para identificar sua categoria semântica.

Figura 17 – Distribuição espacial em diferentes resoluções



Fonte: (OLIVA; TORRALBA, 2006)

Proposto por Oliva e Torralba (2001), o descritor global Gist representa os coeficientes mais relevantes da transformada de *Fourier*, sendo tais coeficientes suficientes para caracterizar uma imagem. Estudos comprovaram que o descritor global gist é eficiente para conjuntos de dados grande com pouca utilização da memória (DOUZE et al., 2009), característica importante quando trabalha-se com grandes volumes de imagens.

Os autores propõem um conjunto de dimensões perceptivas (naturalidade, abertura, rugosidade, expansão, robustez) que representam a estrutura espacial dominante de uma cena. Eles mostram que essas dimensões pode ser estimada de forma confiável usando informação espectral grosseira e localizada. Nesse descritor, a imagem é dividida em uma grade de 4 por 4, para o qual são extraídos histogramas de orientação (DOUZE et al., 2009).

A maioria dos trabalhos utilizando o descritor *Gist* redimensionam as imagens em um estágio preliminar, produzindo pequenas imagens quadradas, geralmente redimensionada por tamanhos de 32×32 a 128×128 *pixels*, como ocorre em Li et al. (2008). Estes tamanhos são escolhidos devido a baixa dimensionalidade do descritor, ou seja, ele não representa os detalhes de uma imagem. As imagens são redimensionadas para esse tamanho, independente da sua relação de aspecto. Os descritores *Gist* são geralmente comparados utilizando a norma euclidiana. Em seguida, a busca das imagens que consiste em calcular exaustivamente as distâncias entre a representação *Gist* de uma consulta e de um conjunto de descritores de *Gist* armazenados na base.

No trabalho de Douze et al. (2009) foi escolhido o tamanho 32×32 *pixels*, produzindo também um vetor de características de tamanho de dimensão de 960. Neste trabalho, conclui-se que os resultados obtidos com *Gist* são atraentes devido a sua eficiência ser muito maior e o *Gist* ter uma menor utilização de memória, o que permite ampliar sua aplicação para conjuntos de dados muito grandes. Neste trabalho os mesmos valores foram escolhidos.

2.6 Medidas de similaridade

As funções de distância nos descritores de imagens são as funções responsáveis pela comparação dos vetores de características. Os valores calculados são responsáveis pela ordenação das imagens retornadas em uma determinada consulta. As funções de distância geralmente devem satisfazer as propriedades de simetria, não negatividade e desigualdade triangular.

Sabe-se que o desempenho da pesquisa de similaridade em espaços métricos está relacionado a E/S e também a utilização de CPU. Por isto, deve-se limitar o número de cálculos de distância sempre que possível, evitando o acesso a conjuntos irrelevantes e também para minimizar o número de distâncias calculadas. Uma solução é usar distâncias já avaliadas entre alguns objetos, para determinar limites sobre distâncias entre outros objetos (ZEZULA et al., 2006).

Dentre as funções de similaridade existentes na literatura, o trabalho de Silva (2011)(p.56-57) utiliza a função euclidiana para cálculo da distância nas estruturas *M-Tree*, *Slim-Tree* e *D-Index*. A função euclidiana é uma métrica de similaridade que calcula a distância entre dois vetores de características percorrendo o vetor apenas uma única vez.

2.7 Busca por similaridade

O conceito de busca por similaridade baseada em distância consiste em encontrar objetos semelhantes a um objeto de busca de acordo com uma medida de distância de um domínio específico. Estes problemas podem ser formalizados pela noção matemática do espaço métrico, no qual os elementos de dados são considerados objetos de um espaço métrico onde apenas distâncias entre pares, entre os objetos podem ser determinadas Dohnal et al. (2003). Maiores detalhes sobre o processo de busca estão presentes na Seção 2.8.

A suposição comum é que os custos para construir e manter uma estrutura de índice são muito menos importantes em comparação com os necessários para executar uma consulta.

2.8 Indexação e busca

O processo de busca de uma informação é um processo presente em praticamente todas as áreas da computação. A operação de busca tem sido aplicada aos dados estruturados, ou seja, baseado em uma informação numérica ou alfabética, pesquisa-se um dado que seja exatamente igual ao armazenado. Os bancos de dados tradicionais, também co-

nhecidos como *Sistemas de Gerenciamento de Banco de Dados* (SGBD), são construídos em torno de conceito de pesquisas exatas, ou seja, suas pesquisas devem retornar todos os registros cuja palavra-chave seja exatamente igual a um de seus campos.

Com a evolução da informação e tecnologias de comunicação, as bases de dados tem se desenvolvido para o armazenamento de dados mais complexos como imagens, áudios e vídeos. Estes dados tendem a ser armazenados e posteriormente consultados, mas banco de dados tradicionais não são capazes de armazenar e recuperar tais dados, pelo fato de serem dados mais difíceis de serem manipulados e pelo alto custo computacional dessa manipulação. Neste contexto, a busca por similaridade, também conhecida como busca por proximidade, surge como uma técnica capaz de recuperar, além dos objetos que são similares, aqueles que estão próximos ao objeto de consulta (CHAVEZ et al., 2001).

A indexação de um espaço métrico significa fornecer um suporte eficiente para responder a consultas por similaridade, ou seja, consultas cujo objetivo é recuperar objetos de bases de imagens que são similares a um objeto de consulta, e onde a similaridade (ou não similaridade) entre os objetos é medida por uma métrica especificada por uma função de distância (CIACCIA; PATELLA; ZEZULA, 1997). Formalmente, um espaço métrico é um par, $M = (D, d)$, em que D é um domínio de valores de características, chamadas de chaves de indexação, e d é uma função de distância total com as seguintes propriedades:

- a) Simetria: $d(O_x, O_y) = d(O_y, O_x)$
- b) Não negatividade: $d(O_x, O_y) > 0 (O_x \neq O_y)$ and $d(O_x, O_x) = 0$
- c) Desigualdade triangular: $d(O_x, O_y) \leq d(O_x, O_z) + d(O_z, O_y)$

Segundo Ciaccia, Patella e Zezula (1997) existem basicamente dois tipos de consulta por similaridade:

- a) *Consulta por abrangência*: dado um objeto de consulta $Q \in D$ e uma *distância máxima de busca* $r(Q)$, a consulta por abrangência $(Q, r(Q))$ seleciona todos os objetos indexados O_j tal que $d(O_j, Q) \leq r(Q)$;
- b) *Consulta pelos k -vizinhos mais próximos*: dado um objeto de consulta $Q \in D$ e um inteiro $k \geq 1$, a consulta $NN(Q, k)$ seleciona os k objetos indexados que têm a menor distância de Q .

A similaridade entre os objetos é modelada uma função de distância que satisfaz a desigualdade triangular, e o conjunto de objetos é chamado um espaço métrico (CHAVEZ et al., 2001). Esta abordagem baseia-se na função de similaridade que é calculada por meio de um conjunto de vetores de características e que se tornam um ponto no espaço multidimensional (SILVA, 2011).

A busca por similaridade em espaços métricos têm aparecido em muitos campos, como estatística, geometria computacional, inteligência artificial, bancos de dados, bi-

ologia computacional, reconhecimento de padrões e mineração de dados. Em algumas aplicações o espaço métrico acaba por ser um tipo particular chamado “espaço vetorial” (CHAVEZ et al., 2001).

2.9 Estruturas métricas

As estruturas métricas armazenam objetos utilizando uma função de distância associada a eles. Segundo Silva (2011), elas podem ser divididas em estáticas, que não permitem inserção e remoção de elementos após a sua criação; e dinâmicas que são adequadas para a inserção e remoção de elementos após a criação do índice. No trabalho de Silva (2011) foram utilizadas as estruturas *M-Tree*, *Slim-Tree* e *D-Index*. Neste trabalho será analisada de forma mais profunda apenas a estrutura *D-Index*.

2.9.1 *D-Index*

A estrutura métrica *D-index* é uma estrutura de busca em espaços métricos que combina a técnica de agrupamento de elementos por distâncias baseados em *pivots*, utilizando destes como estratégia para acelerar a execução das buscas por similaridade. Essa estrutura é muito eficiente para busca de objetos muito próximos. Estima-se que os custos para manter uma estrutura de dados são muito menos importantes que os custos necessários para executar esta consulta (DOHNAL et al., 2003).

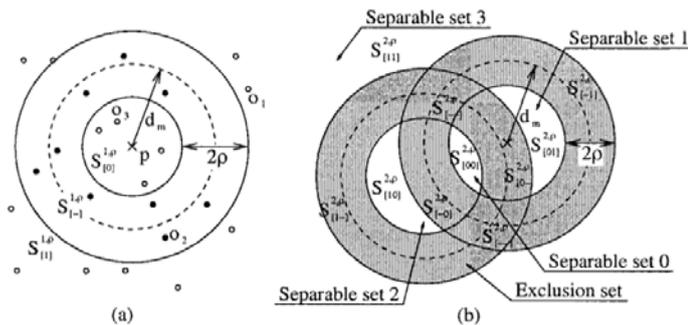
A organização desta estrutura armazena objetos de dados em *buckets* com acesso direto para evitar dependências das estruturas hierárquicas, o que resulta em uma inserção e exclusão de objetos de forma muito eficiente. Dentro da estrutura define-se um raio de abrangência e uma região para exclusão. As consultas acontecem em um espaço métrico, $M = (D, d)$, definido por raio de domínio de objetos (elementos, pontos), em que através de consultas por similaridade definidas por um raio de distância d são respondidas de forma eficiente. Uma consulta recupera todos os elementos dentro de um raio de abrangência d . (DOHNAL et al., 2003). A arquitetura de armazenamento da *D-Index* baseia-se numa matriz de duas dimensões de *buckets* utilizados para o armazenamento de objetos de dados, e trabalha com um elemento *pivot*.

A estrutura métrica D-Index é uma estrutura híbrida, pois ela combina elementos *pivots* combinados com uma estratégia de particionamento. Esse raio de abrangência da estrutura é dividido vários níveis, baseados em *hashing* de objetos cujos *buckets* são separados em forma destes níveis. Onde é executado uma função de particionamento por nível. O primeiro nível divide o conjunto de dados. O próximo nível é composto pelos objetos da zona de exclusão do nível anterior. Finalmente, o último nível é composto por dos elementos dos *buckets* de exclusão de toda a estrutura. O objetivo principal da

estrutura é minimizar a quantidade de acessos a disco, bem como o número de distância calculadas.

Um exemplo da função de partição, chamada *bps* pode ser visualizado na Figura 18. No primeiro nível, uma função *bps* é aplicada a todo o conjunto de imagens e uma lista de conjuntos separáveis é obtida. Cada conjunto forma um *bucket* que representa uma região do espaço métrico e organiza todos os objetos do domínio métricos dentro dele. Especificamente no primeiro nível, tem-se uma matriz unidimensional de *buckets*. O conjunto de exclusão é dividido ainda no nível seguinte, onde outra função *bps* é aplicada. Finalmente, a exclusão definida no último nível não continuará a ser particionada, formando o *bucket* total de exclusão da estrutura multi-nível (ZEZULA et al., 2006).

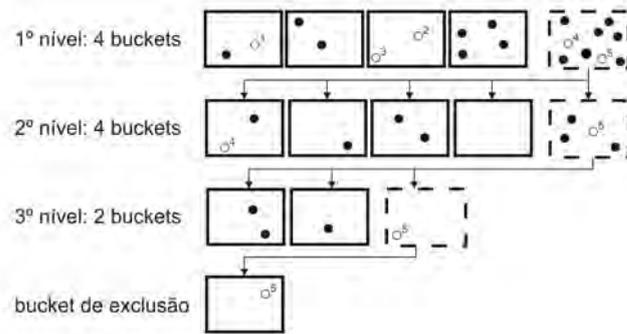
Figura 18 – Ilustração da estrutura *D-Index*



Fonte: (ZEZULA et al., 2006)

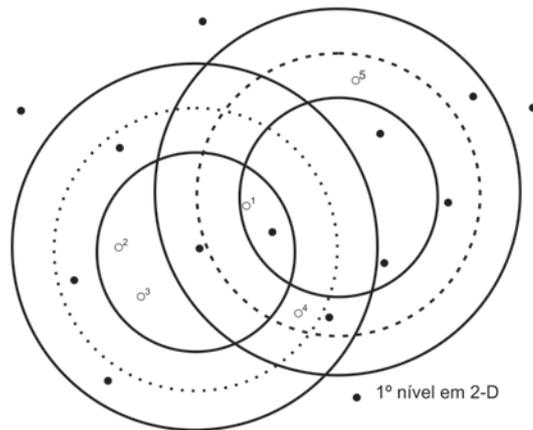
Na Figura 19, apresentada por Zezula et al. (2006), há um exemplo da estrutura *D-Index* com um número variável de *buckets* separáveis por nível. A estrutura consiste de três níveis. Os *buckets* de exclusão que são recursivamente reparticionados são mostrados como retângulos tracejados. O *bucket* de exclusão do terceiro nível forma o *bucket* de exclusão de toda a estrutura. Observa-se na Figura 19 que o objeto o_5 cai na região de exclusão várias vezes durante o processo de partição dos níveis, e finalmente é acomodado no *bucket* de exclusão global. O objeto o_4 também caiu no *bucket* de exclusão no primeiro nível, mas é inserido em um *bucket* separado no segundo nível. Na Figura 20 é exibido um particionamento correspondente ao primeiro nível da Figura 19.

Figura 19 – Exemplo de uma estrutura D-Index dividida em *buckets*



Fonte: (ZEZULA et al., 2006)

Figura 20 – Exemplo de particionamento aplicado ao primeiro nível



Fonte: (ZEZULA et al., 2006)

Na inserção do algoritmo D-Index, ele tenta inserir o objeto o_N em um *bucket* separado. Se o *bucket* for encontrado, o objeto será inserido nele. Se ele falhar em todos os níveis, o objeto será inserido no *bucket* de exclusão (conforme o algoritmo exibido na Figura 21).

Figura 21 – Algoritmo de inserção na D-Index

```

Insertion Algorithm
for  $i = 1$  to  $h$  do
  if  $\langle bps_i^{m_i, \rho}(o_N) \rangle < 2^{m_i}$  then
     $o_N \mapsto B_{i, \langle bps_i^{m_i, \rho}(o_N) \rangle}$ 
  exit
  endif
enddo
 $o_N \mapsto E_h$ 

```

Fonte: (ZEZULA et al., 2006)

Em qualquer caso, o algoritmo de inserção seleciona exatamente um *bucket* para armazenar o objeto, e outros *buckets* não são acessados. Quanto ao número de cálculos de distância, a estrutura D-Index precisa de $\sum_{i=1}^j m_i$ de cálculos de distância para armazenar um novo objeto, assumindo que é inserido dentro de um *bucket* separável sobre o nível de j -th.

Dada uma consulta $Q = R(\rho, r)$, onde q é uma métrica do domínio D , $r \leq \rho$ e $R(Q)$ representa a região de consulta, o algoritmo seguinte pode ser usado para executar a consulta em *D-Index*. A função $\langle bps_i^{mi,0}(\rho) \rangle$ sempre dá um valor menor que 2^{mi} , porque o parâmetro ρ é alterado para zero quando esta função é chamada. Consequentemente, exatamente um *bucket* separável para cada nível i é determinado. Os objetos do conjunto da resposta da consulta não podem estar em qualquer outro *bucket* separável em nível i , porque o raio r consulta não é maior do que ρ ($r \leq \rho$), e os *buckets* são separáveis até 2ρ .

No entanto, alguns objetos podem estar na zona de exclusão - o algoritmo descrito em Zezula et al. (2006) assume que os *buckets* de exclusão são sempre acessados. Por essa razão, todos os níveis são considerados, e o *bucket* global de exclusão E_h também é acessado. A execução deste algoritmo requer $(h + 1)$ acessos que ele representa que constitui o limite superior de um algoritmo mais sofisticado descrito em Dohnal et al. (2003). O algoritmo avançado também não é limitado pelo tamanho do raio de consulta, ou seja, $r \leq \rho$. Uma descrição ampla do algoritmo, bem como a sua extensão para consultas de vizinho mais próximo pode ser encontrado em Dohnal et al. (2003).

2.9.1.1 Critério de seleção dos *pivots*

Todos os algoritmos de busca de similaridade baseados em *pivots* usam um conjunto de pontos de referência para precomputar algumas distâncias entre eles, que são utilizados para eliminar objetos durante uma busca sem compará-los diretamente com a consulta. A maioria dos algoritmos propostos até agora selecionam esses pontos de referência de forma aleatória. Trabalhos têm demonstrado a importância da seleção destes pontos de forma inteligente para o índice desempenho, no entanto, selecionar de forma inteligente o *pivot* requer que se conheça de antemão o banco de dados completo para obtenção de bons resultados (BUSTOS; NAVARRO; CHÁVEZ, 2003).

No trabalho de Bustos, Pedreira e Brisaboa (2008) foi apresentado uma nova abordagem para a escolha de *pivots*, que combina boas propriedades de seleção com um algoritmo dinâmico, que seleciona de forma inteligente os *pivots* a medida que a base de dados cresce. Bustos, Navarro e Chávez (2003) apresentam três técnicas de seleção baseadas em critérios eficientes. Cada técnica tem um custo medido em número de cálculos de distância para a construção do índice. Quanto mais se trabalha na otimização de *pivots*, melhores resultados são obtidos.

- a) *Seleção aleatória de N grupos e k pivots*: N grupos de k pivots são escolhidos aleatoriamente entre os objetos de \mathbb{U} , e μ_D , que significa a maximização da média da distribuição de distâncias de D é calculado para cada um desses grupos. O que tem o valor máximo μ_D é selecionado. Uma vez que o valor de μ_D é estimado N vezes, o custo total de otimização é $2kAN$ cálculos de distância, onde $2kA$ é a distância necessária para estimar μ_D ;
- b) *Seleção Incremental*: Um p_1 é selecionado de uma amostra de N objetos de \mathbb{U} , de forma que este sozinho tem o valor máximo de μ_D . Depois um segundo pivô p_2 é escolhido de outra amostra de N objeto de \mathbb{U} , de forma que p_1, p_2 tem o máximo valor μ_D , considerando p_1 fixo. O terceiro p_3 é escolhido a partir de uma outra amostra de N objetos de \mathbb{U} , de tal forma que p_1, p_2, p_3 tem o valor máximo de μ_D , considerando p_1 e p_2 fixo. O processo é repetido até que k pivots tenham sido escolhidos. Nesta técnica apenas $2NA$ cálculos de distância são necessários para estimar μ_D quando um pivô é adicionado. Uma vez que o processo é repetido k vezes, o custo total de otimização é $2kAN$ cálculos de distância (BUSTOS; NAVARRO; CHÁVEZ, 2003);
- c) *Seleção Local Ótima*: nesta técnica, um grupo de pivots k é escolhido aleatoriamente entre os objetos de banco de dados. A matriz $M(r, j) = D_{pj}([a_r], [a'_r])$, $1 \leq r \leq A$, $1 \leq j \leq k$, é calculada usando pares de objetos A . Segue-se que $D_{pj}([a_r], [a'_r]) = \max_{1 \leq j \leq k} M(r, j)$ para cada r , e este pode ser usado para estimar μ_D . Além disso, ele deve ser mantido para cada linha de M o índice do pivô, onde o valor máximo é, o que será denotado r_{max} , e o valor máximo em segundo lugar, denotado r_{max2} . A contribuição de $contr$ do pivô p_j é a soma das linhas de A de quanto p_j ajuda a aumentar o valor de $D_{pj}([a_r], [a'_r])$, que é $M(r, r_{max}) - M(r, r_{max2})$ se $j = r_{max}$ para cada linha $contr = 0$ de outro modo. O pivô que contribui com o valor de μ_D é mínimo em relação aos outros pivots marcados como “vítimas”, e este é substituído, quando possível, por um melhor pivô selecionado a partir da amostra de X objetos do banco de dados. O processo é repetido N' vezes (BUSTOS; NAVARRO; CHÁVEZ, 2003).

2.10 Inteligência computacional

A inteligência computacional é uma área que busca, através de técnicas inspiradas na natureza, o desenvolvimento de sistemas inteligentes que imitam aspectos do comportamento humano, tais como o aprendizado, a percepção, o raciocínio e a adaptação.

Dentre as técnicas da inteligência computacional pode-se citar as **Redes Neurais**, inspirada em neurônios biológicos. Pela definição de Haykin (2001), *uma rede neural é um processador maciçamente paralelo distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural de armazenar conhecimento experimental e torná-lo*

disponível para o uso. Uma rede neural se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

- a) O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente, através de um processo de aprendizagem;
- b) Forças de conexão entre neurônios, conhecidos como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Uma outra técnica conhecida da inteligência computacional é a **Lógica Fuzzy**, conhecida também como lógica nebulosa, que trabalha em ambientes de imprecisão e incerteza. Seu objetivo é modelar o modo aproximado de raciocínio humano, desenvolvendo sistemas computacionais que sejam capazes de tomar decisões em ambientes incertos e imprecisos. Esta é uma das tecnologias mais bem sucedidas para o desenvolvimento de sistemas de controlar processos sofisticados. Conceitos aprofundados sobre ela podem ser vistos em Sandri e Corre (1999).

Usando técnicas de inteligência artificial, base de conhecimento e raciocínio inferencial, a técnica de **Sistemas Especialistas**, são sistemas computacionais destinados a solucionar problemas em um campo especializado do conhecimento humano (PACHECO, 1999).

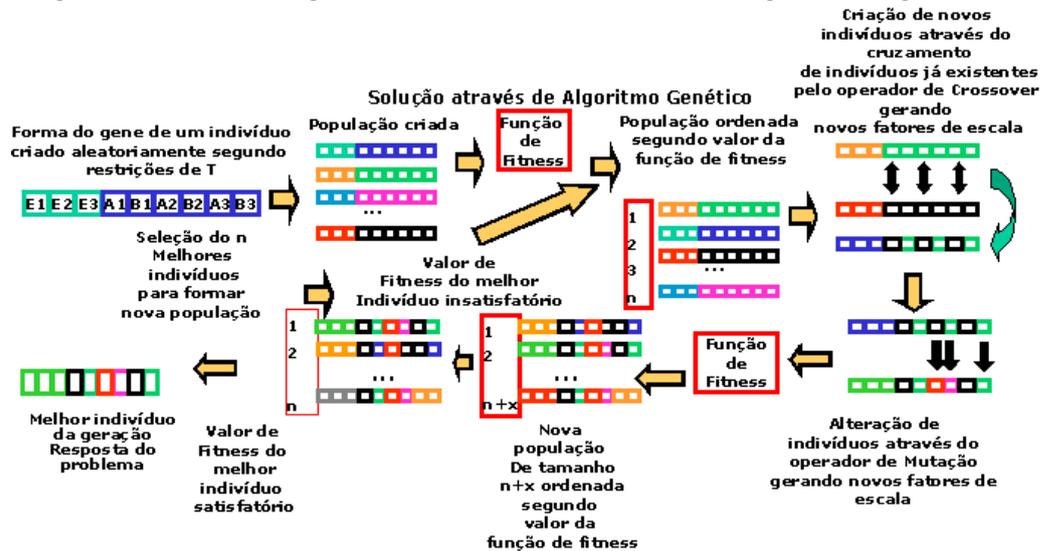
Já os **Algoritmos Genéticos**, do inglês *Genetic Algorithms* (GAs) utilizam algoritmos matemáticos inspirados nos mecanismos de evolução natural e recombinação genética, baseados no princípio darwiniano de reprodução e sobrevivência dos indivíduos mais aptos. Os GAs são uma técnica de busca e otimização altamente paralela. Como este trabalho é baseado nesta técnica, a seguir apresenta-se em detalhes os princípios desta técnica da inteligência computacional.

2.10.1 Algoritmos genéticos

Algoritmos genéticos são inspirados no princípio da seleção da teoria de Darwin que privilegia os indivíduos mais aptos com maior longevidade, e com maior probabilidade de reprodução. Quanto mais descendentes possui o indivíduo, maiores são as chances de seus códigos genéticos perpetuarem nas próximas gerações. Estes códigos genéticos constituem a identidade de cada indivíduo e são representados nos cromossomos. Tais princípios dos GAs são imitados na construção de algoritmos computacionais que buscam melhor solução para um determinado problema. Estas soluções otimizadas são buscadas através da evolução de população de soluções codificadas através de cromossomos artificiais. Nos algoritmos genéticos, um cromossomo é uma estrutura de dados que representa uma possível solução do espaço de busca do problema proposto. Os cromossomos são submetidos a um processo que envolve a avaliação (*fitness*), seleção, recombinação e mutação. Após vários ciclos de evolução, o resultado esperado é uma população de indivíduos mais ap-

tos, ou seja, um resultado otimizado para o problema em questão. A Figura 22 exibe o funcionamento geral de um algoritmo genético implementado a partir de uma população inicial gerada aleatoriamente.

Figura 22 – Visão geral de funcionamento do algoritmo genéticos



Fonte: (KUMAZAWA, 2003)

Segundo Pacheco (1999), os GAs podem ser caracterizado através dos seguintes componentes:

- a) **Problema a ser otimizado:** geralmente os problemas a serem tratados com a técnica de GAs possuem diversos parâmetros ou características que precisam ser combinadas em busca de uma melhor solução.
- b) **Representação das soluções do problema:** é a forma pela qual o problema será representado. Trata-se da definição da estrutura do cromossomo a ser manipulado pelo algoritmo. A representação do cromossomo depende do tipo do problema que será manipulado, e uma das formas mais fáceis é representá-lo na forma binária. Já a representação por números reais oferecem melhor desempenho. É importante observar que a representação escolhida deve ser capaz de representar todo o espaço de busca que se deseja investigar.
- c) **Decodificação do cromossomo:** consiste na construção da solução real do problema a partir do cromossomo. O processo de decodificação constrói a solução para que esta seja avaliada pelo problema.
- d) **Avaliação:** o objetivo da avaliação é fornecer uma medida de aptidão de cada indivíduo da população corrente que irá dirigir ao processo de busca. A avaliação é feita através de uma função que melhor representa o problema, também conhecida como função de *fitness*.
- e) **Seleção:** baseada no grau de aptidão dos indivíduos, a seleção é o processo no qual

são selecionados os indivíduos para a reprodução. Quanto mais apto o indivíduo maiores são as chances deste ser escolhido para a reprodução. Nos algoritmos genéticos, a seleção pode ser implementada por uma roleta na qual cada indivíduo possui uma fatia proporcional a sua aptidão relativa (PACHECO, 1999).

- f) **Operadores genéticos:** os operadores genéticos são os responsáveis por transformar a população através de sucessivas gerações. Após a aplicação deles, espera-se que os indivíduos da população convirjam para uma boa solução, não necessariamente a solução ótima. Isto acontece porque durante a seleção pode acontecer problemas como, por exemplo, um indivíduo apresentar um grau de aptidão bem maior que os demais, determinando uma convergência prematura do algoritmo (chamado de super indivíduo) ou quando os indivíduos possuem aptidões semelhantes, mas não idênticas, onde a intensidade da seleção poderá ser bem menor do que a desejada.

Nos operadores genéticos, os indivíduos são selecionados aos pares aleatoriamente da população (chamados de genitores). Baseado na aptidão, são combinados através do operador de recombinação e produzidos novos indivíduos a partir da troca do material genético, que são diferentes de seus pais, mas as características genéticas de cada novo indivíduo é formado dos genitores.

A Figura 23 exemplifica a formação os novos indivíduos D1 e D2.

A mutação é um operador responsável por alterar determinadas partes aleatórias do gene do indivíduo de forma a buscar uma melhoria no indivíduo gerado. O resultado desse operador pode ser positivo, caso o indivíduo gerado seja melhor que os indivíduos geradores dele; ou negativo, caso o indivíduo mutado seja inferior aos indivíduos geradores.

- g) **Inicialização da população:** A inicialização da população determina o processo de criação dos indivíduos para o primeiro ciclo do algoritmo (PACHECO, 1999). É comum a população inicial ser formada por indivíduos escolhidos aleatoriamente; quando se conhece previamente indivíduos com bons valores, pode-se inseri-los na população inicial. Este procedimento faz com que a evolução seja mais rápida. Uma outra técnica eficiente para encontrar boas soluções consiste em executar evoluções sucessivas, semeando-se a população inicial da evolução seguinte com as melhores soluções encontradas na anterior.
- h) **Parâmetros e Critérios de Parada:** Em um algoritmo genético existem cinco parâmetros que controlam o processo evolucionário:
- a) Tamanho da população: consiste no número de pontos do espaço a serem buscados;
 - b) Taxa de recombinação: também conhecida como *crossover*, refere-se a probabilidade de um indivíduo ser combinado com outro;
 - c) Taxa de mutação: é a probabilidade do conteúdo de uma posição (ou gene do

cromossomo) ser alterado. Em geral esta taxa de mutação é baixa - menor que 1% (um por cento) (PACHECO, 1999). Ela assegura a introdução de novos elementos na população, garantindo que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca nunca será zero;

- d) Número de gerações: compreende a quantidade total de ciclos de evolução de um algoritmo genético;
- e) Total de indivíduos: é o total de tentativas em um experimento, ou seja, é o tamanho da população multiplicado pelo número total de gerações.

Os parâmetros número total de gerações e total de indivíduos geralmente são empregados como critério de parada de um algoritmo genético. É importante destacar que nem sempre o melhor descendente encontrado será a melhor solução, pois alguns fatores podem fazer com que o algoritmo genético convirja para uma solução prematura, não chegando a solução ótima.

Figura 23 – Exemplo de formação de novos indivíduos

			ponto de corte aleatório
G1	1 1 0	0 0 0	0 0 0
G2	0 0 0	1 0 0	
D1	1 1 0	1 0 0	
D2	0 0 0	0 0 0	0 0 0

Fonte: (PACHECO, 1999)

2.11 Outros Trabalhos Relacionados

No trabalho de Silva (2011) já mencionado foi apresentado uma análise de estruturas métricas para recuperação de vídeos utilizando vocabulário visual, onde o autor utiliza a estrutura métrica D-Index para indexação e recuperação de vídeos.

Já no trabalho de Avalhais (2012) foram desenvolvidos dois métodos para otimizar consultas por similaridade e melhorar a eficiência de sistemas de recuperação de imagens baseados em conteúdo por meio de algoritmos genéticos.

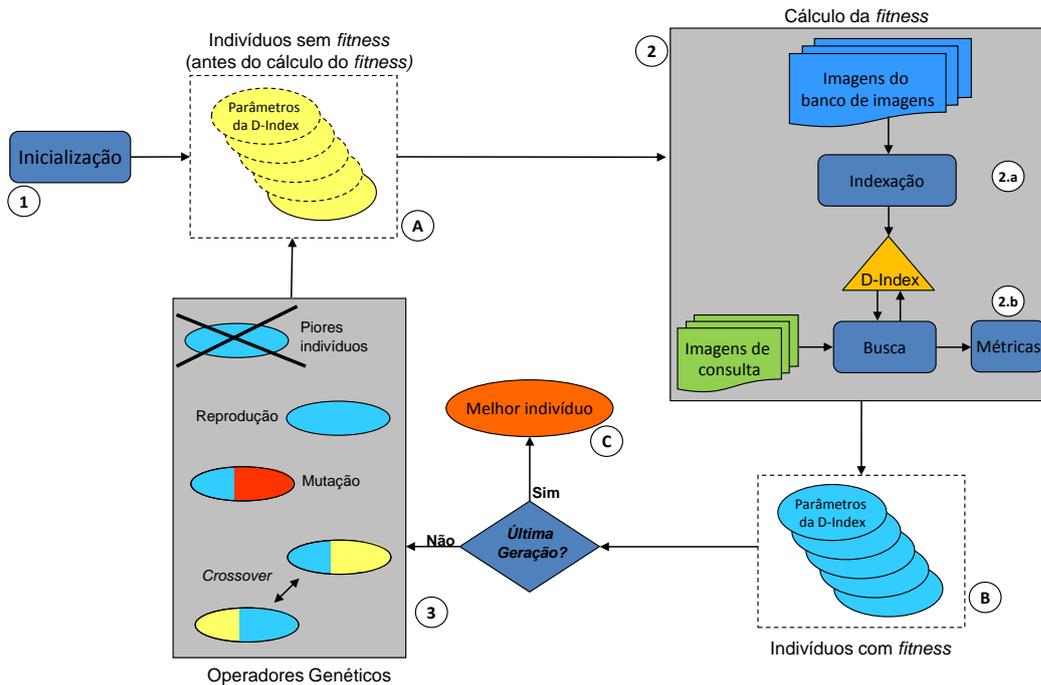
3 ALGORITMOS GENÉTICOS NO AJUSTE DE PARÂMETROS DA ESTRUTURA MÉTRICA D-INDEX

Este trabalho tem como proposta a utilização de algoritmos genéticos para aprendizagem dos parâmetros de configuração da D-Index com o objetivo de diminuir o número de cálculos de distância e da quantidade de acessos a disco, de forma a diminuir o tempo de indexação e recuperação de arquivos na estrutura D-Index. Neste capítulo, será apresentado o processo desenvolvido e sua utilização para a indexação e recuperação de imagens combinando os algoritmos genéticos e a D-Index.

Como foi apresentado no capítulo anterior, uma imagem possui várias características que podem viabilizar o processo de busca por elas. O processo inicia-se em sua extração de características. Posteriormente, elas são indexadas diretamente na estrutura métrica D-Index e podem ser recuperadas utilizando busca por similaridade.

O processo de busca apresentado neste trabalho inicia-se a partir de imagens de consultas selecionadas de uma coleção, elas são recuperadas baseadas em seu conteúdo completo, o que chamamos de descritor global, conforme foi definido no capítulo anterior. Após a seleção destas imagens de consulta, realizou-se o processo de extração de tais características globais, para então utilizar a estrutura D-Index combinada com a técnica de algoritmos genéticos para a recuperação de imagens iguais e similares da imagem de consulta. A Figura 24 ilustra a representação do problema a ser tratado pela estrutura métrica D-Index através da utilização da técnica de algoritmos genéticos.

Figura 24 – Método para encontrar os parâmetros ideais



Fonte: Elaborada pela autora

Este capítulo está organizado da seguinte forma: na Seção 3.1 é descrito todo o processo de escolha e preparação das imagens para aplicação do descritor Gist; a Seção 3.2 descreve o processo de extração das características das imagens; já a Seção 3.3 apresenta o processo de indexação das imagens na estrutura; na Seção 3.4 é abordado o processo de recuperação das imagens na estrutura. A Seção 3.5 apresenta a estrutura métrica D-Index para indexação e recuperação das imagens; na Seção 3.6 são discutidos a utilização dos algoritmos genéticos para definir o aprendizado dos parâmetros da D-Index. capítulo 3.

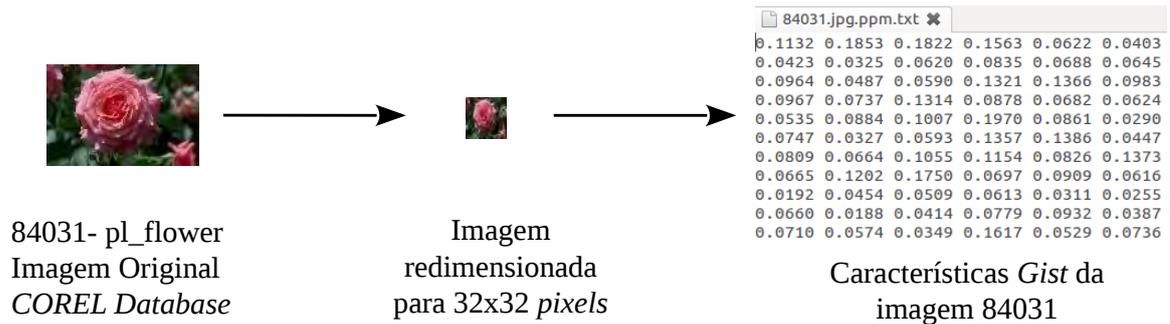
3.1 Preparação das imagens para o descritor Gist

As imagens selecionadas para compor a base de dados foram retiradas da galeria *Corel Photo Gallery*, disponível em Tao (2012), e classificadas manualmente em 80 grupos distintos. Tal base de dados já foi utilizada em trabalhos científicos por outros pesquisadores, como em Bian e Tao (2010), Tao, Li e Maybank (2007) e outros. Este banco de imagens é composto por 10800 imagens; neste trabalho foram utilizados o total de 7900, variando as categorias e quantidades de acordo com os conjuntos de testes. Mais detalhes sobre cada categoria serão fornecidos no capítulo 4.

Conforme descrito na Seção 2.5.2 do capítulo 2, é comum o redimensionamento de imagens para uma pequena imagem quadrada para se trabalhar com o descritor *Gist* (DOUZE et al., 2009; LI et al., 2008; HAYS; EFROS, 2008), que geralmente compreende

de 32×32 a 128×128 *pixels*, mas isso não coloca em risco a qualidade da descrição da imagem. Neste trabalho, o tamanho escolhido das imagens foi de 32×32 *pixels*. Após o redimensionamento da imagem para uma imagem quadrada de 32×32 *pixels* extraiu-se os descritores Gist. A Figura 25 exibe passo a passo o processo de extração do descritor Gist.

Figura 25 – Redimensionamento da imagem para 32×32 *pixels* e extração do descritor global *Gist*



Fonte: Elaborada pela autora

3.2 Extração dos descritores

Para a indexação das imagens em um estrutura métrica, é necessário, primeiramente, que se extraia do banco de imagens a descrição do conteúdo delas. Em um sistema de recuperação de imagens baseado em conteúdo visual, deve-se gerar algum tipo de descrição deste conteúdo (como por exemplo a utilização de descritores de cores) para que então esta informação seja manipulada e armazenada (SILVA, 2011). Assim, realiza-se a extração de características (globais e/ou locais) de cada uma das imagens a ser indexada na estrutura métrica.

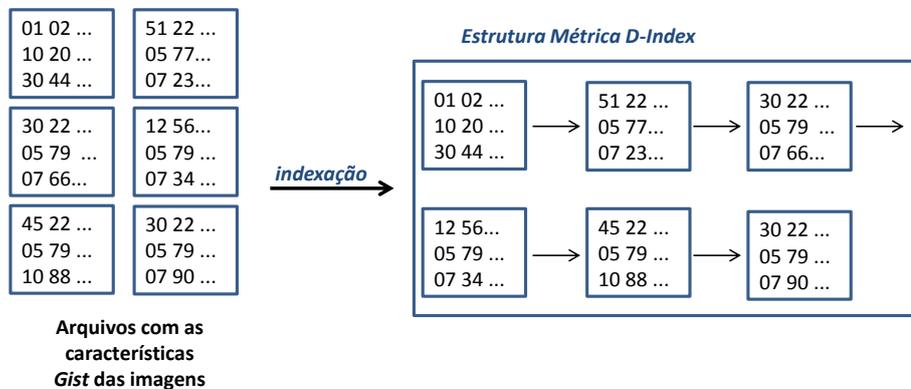
Neste trabalho, foi utilizado o descritor global *Gist* apresentado em (DOUZE et al., 2009; LI et al., 2008; HAYS; EFROS, 2008) e descrito na Seção 2.5.2. A extração do descritor *Gist* de cada imagem foi realizada no aplicativo *Lear Gist*, de Oliva e Torralba (2001). O aplicativo foi instalado na máquina preparada para o ambiente Linux, com sistema operacional Ubuntu 12.04. Após a extração do *Gist* das imagens, para cada uma foi criado um arquivo de texto com suas características. Tais arquivos são indexados e recuperados pelo algoritmo desenvolvido no momento da realização dos testes.

3.3 Indexação das imagens

Inicialmente, antes de indexar uma imagem na estrutura métrica D-Index é necessário que ela passe por um processo de redimensionamento e extração das características

do descritor *Gist*. Após a redimensionamento desta imagem para o tamanho de 32×32 *pixels*, e a geração do vetor de 960 dimensões com as características da imagem extraídas com o descritor *Gist*, este arquivo é diretamente indexado na estrutura métrica D-Index, conforme exemplifica a Figura 26.

Figura 26 – Processo de indexação da imagem

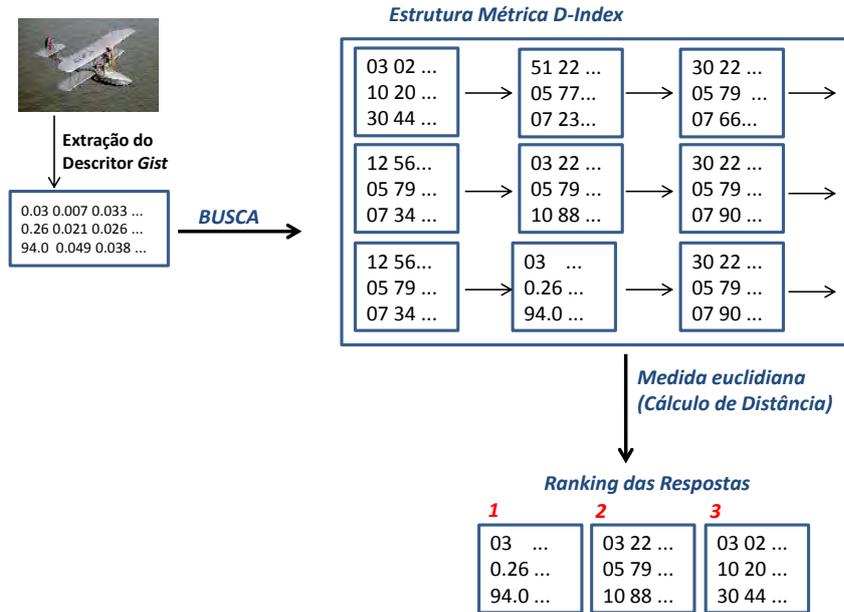


Fonte: Elaborada pela autora

3.4 Processo de recuperação de imagens

O processo de recuperação da imagem é realizado através de uma busca em que todas as imagens indexadas são retornadas. Existe uma classificação quanto a semelhança de tais imagens de consulta com aquelas retornadas fornecendo um *ranking* de classificação: quanto menor a classificação da imagem maior sua semelhança com a imagem de consulta e, quanto maior sua colocação no *ranking* das respostas, menor a semelhança entre a imagem de resposta e a de consulta. A Figura 27 ilustra o processo de recuperação de uma imagem.

Figura 27 – Processo de busca da imagem



Fonte: Elaborada pela autora

3.5 Utilização da estrutura métrica de indexação D-Index

A estrutura métrica D-Index foi adaptada do projeto de Silva (2011) para essa pesquisa. No capítulo de experimentos serão apresentados os resultados obtidos das buscas, bem como o número de acessos a disco e de cálculos de distância necessários para os conjuntos de testes realizadas.

3.6 Algoritmos genéticos para busca baseada em parâmetros

Os algoritmos genéticos derivados da inteligência computacional é uma técnica de busca e otimização inspirada no princípio darwiniano de seleção natural. O princípio de seleção dos algoritmos genéticos privilegia os indivíduos mais aptos com maior longevidade e, portanto, com maior probabilidade de reprodução. Tais princípios são imitados na construção de algoritmos computacionais que buscam melhor solução para um problema específico, através da evolução de populações codificadas de cromossomos artificiais. Um cromossomo em algoritmo genético é uma estrutura de dados que representa uma das possíveis soluções no espaço de busca do problema. Em algoritmos genéticos, com o passar das gerações os cromossomos considerados ruins tendem a desaparecer da população. Em geral, os parâmetros iniciais (população inicial) podem influenciar no resultado do problema.

Para definição dos parâmetros iniciais, foram escolhidos os padrões da biblioteca Smith (2012): a taxa de mutação sugerida é de 6%, e trata-se da possibilidade do conteúdo de um indivíduo ser alterado. Nos testes, ao aumentar a taxa de mutação para 18% observou-se que houve uma flutuação na pior solução encontrada, mas na melhor solução não houve nenhuma melhora. As melhores soluções dos testes foram geradas nas primeiras gerações dos algoritmos.

A recombinação é considerada a característica fundamental dos GAs (PACHECO, 1999). Neste trabalho, foi utilizado uma taxa de recombinação de 70%, ou seja existe 70% de chances de um indivíduo ser recombinado juntamente com outro para formar um novo indivíduo na próxima geração. Este novo indivíduo será diferente de seus genitores, mas eles são produzidos baseados no material genético de seus pais. Em um algoritmo genético, é comum que a taxa de aplicação da recombinação seja maior nas primeiras gerações, pois é quando a população se apresenta dispersar mais no espaço de busca da solução. Após a execução de várias gerações os indivíduos tendem a apresentar características e valores mais similares.

Para definição da população inicial foram escolhidos números aleatórios. Algumas soluções em algoritmos genéticos trabalham com o que chamamos de *população preliminar*, onde os melhores indivíduos são selecionados para a primeira geração do algoritmo. Neste trabalho não foram realizadas populações preliminares.

A escolha da quantidade de indivíduos e a quantidade de gerações é o que determina o critério de parada de um algoritmo genético. O número total de indivíduos é calculado baseado na quantidade de gerações multiplicado pela quantidade de indivíduos de cada geração. No problema deste trabalho, este valor encontrado refere-se às respostas, ou seja, os parâmetros ideais para a D-Index (Z). Então, o algoritmo genético executa X gerações e, em cada geração Y vezes indivíduos (parâmetros ideais) e o resultado teremos $X \times Y = Z$. Para avaliar estes indivíduos, foi utilizado como objeto o número de cálculos de distância e o número de acessos a disco para encontrar a melhor solução.

É importante destacar que, os valores retornados de número de cálculos de distância e o número de acessos a disco são os valores para localizar todas as consultas passadas no início da execução do algoritmo, que podem ser uma ou mais consultas.

3.6.1 Representação genotípica do indivíduo

Para o funcionamento do algoritmo genético no problema a ser tratado, foi necessário codificar os parâmetros da D-index para o funcionamento do algoritmo genético. O genótipo constitui todos os parâmetros da D-Index que são passados para o algoritmo genético no momento em que o GA irá calcular a população, ou seja, baseado nestes pa-

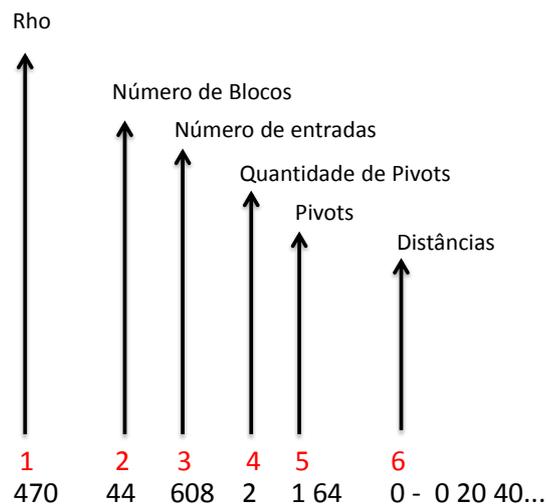
râmetros iniciais, o GA fará todo o processo de busca de melhores indivíduos, que são as possíveis soluções do experimento da pesquisa. A Tabela 1 ilustra a representação do genótipo de um indivíduo. A Figura 28 ilustra a representação da *string* do indivíduo e seus parâmetros de configuração.

Tabela 1 – Tabela com a representação do genótipo

Posição	Campo	Significado	Faixa de Valores válidos
1	Rho	Rho	1 a 999
2	numBlock	Número de blocos	1 a 100
3	numEntry	Número de entradas	1 a 100
4	qtdPivots	Quantidade de <i>Pivots</i>	0 a 512
5	Pivots	Quais são os <i>pivots</i>	0 a 512
6	Distância	Distância da imagem na estrutura	Número inteiro

Fonte: Fonte: Elaborada pela autora

Figura 28 – Representação do indivíduo



Fonte: Elaborada pela autora

4 ANÁLISE DA UTILIZAÇÃO DA ESTRUTURA D-INDEX NA INDEXAÇÃO E RECUPERAÇÃO DE IMAGENS

Neste capítulo serão apresentados os experimentos de indexação e recuperação de imagens realizados com a estrutura de indexação D-Index descritos anteriormente, com o objetivo de se obter uma avaliação desta estrutura combinada com a técnica de algoritmos genéticos. Como métricas qualitativas, foram utilizados o número de cálculos de distância e a número de acessos a disco para medir os resultados.

A indexação das imagens foi feita diretamente na estrutura D-Index, de Dohnal et al. (2003). Tal estrutura foi implementada e testada utilizando o descritor global de imagens Gist.

O capítulo está organizado da seguinte forma: a Seção 4.1 descreve os parâmetros de teste utilizados; a Seção 4.2 mostra as definições das bases de imagens; na Seção 4.3 são apresentadas algumas descrições e características das imagens selecionadas; a Seção 4.4 são descritos os testes realizados e o processo de indexação das imagens na estrutura métrica D-Index; a Seção 4.5 descreve todos os experimentos. Na Seção 4.6 foram avaliados resultados das consultas obtidas em função da quantidade de indivíduos de cada consulta; a Seção 4.7 faz uma análise qualitativa dos resultados obtidos. Finalizando o Capítulo 4, a Seção 4.8 faz uma análise global dos resultados obtidos.

4.1 Parâmetros de teste

Para realização dos experimentos, foi utilizado o banco de imagens COREL. Este banco de imagens é composto por 10.800 imagens, classificadas manualmente em 80 grupos distintos. Tais grupos já foram utilizados em avaliações de resultados de algoritmos nos trabalhos de Bian e Tao (2010); Tao, Li e Maybank (2007); Li et al. (2006); Tao et al. (2006) e Wang, Li e Wiederhold (2001). Todas as imagens utilizadas nos testes foram redimensionadas para o tamanho de 32×32 *pixels*, e após esta transformação, extraiu-se as características das imagens utilizando o descritor global Gist.

A implementação de todo o algoritmo para indexação e recuperação das imagens, bem como a estrutura de indexação D-Index e a biblioteca de algoritmos genéticos foram codificados utilizando na linguagem de programação Java, por meio da plataforma Net-Beans IDE 7.2. A biblioteca de algoritmos genéticos utilizada é *Opensource*, disponível em Smith (2012), na plataforma Windows 7.

Para a estrutura D-Index os parâmetros iniciais são inicialmente definidos de forma aleatória, como o *rho*, o número de blocos, número de entradas, quantidade de *pivots*, quais são os elementos *pivots* e a distância das imagens na estrutura. A partir da primeira

geração novas gerações surgem pelas combinações dos melhores indivíduos da geração anterior por meio de cruzamentos e mutações. A estrutura foi configurada para trabalhar com o número máximo de 512 *pivots*. Foi utilizada a norma euclidiana para cálculo da distância e as chaves possuem 960 dimensões (devido ao uso do descritor global Gist).

Em algoritmos genéticos para definir quem são os indivíduos mais apropriados para resolver o problema deve-se definir uma função de avaliação dos resultados, conhecida como *fitness*. Neste trabalho, o número de cálculos de distância e o número de acessos a disco foram usados na definição desta função de *fitness*.

4.2 Definição das bases de imagens e consultas

Para execução dos conjuntos de testes, foram definidas duas bases de imagens. Para o primeiro, segundo e terceiro conjuntos de testes, escolheu-se 1310 imagens, divididos em 4 categorias distintas. Foram selecionados para estas consultas dois grupos de consultas, chamadas de consultas X e Y', sendo as imagens deste último diferentes das imagens do primeiro grupo. As Figuras 29 e 30 exibem respectivamente as consultas X e Y em tamanho original com seus nomes e categorias descritos.

Figura 29 – Consultas X



Fonte: Elaborada pela autora

Figura 30 – Consultas Y



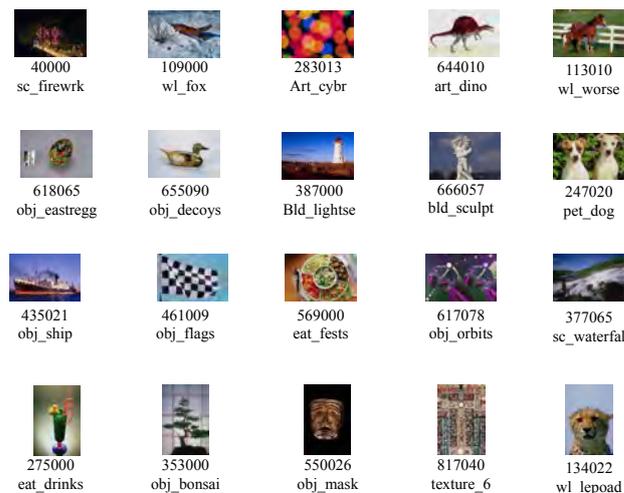
Fonte: Elaborada pela autora

Para os demais conjuntos de testes utilizou-se uma base com 7900 imagens, divididos em 79 categorias, com 100 imagens distintas cada. Para as perguntas, nestes conjuntos foram utilizadas 790 imagens de busca. Testes mostraram que, ao alterar as consultas dentro de uma mesma base, não influencia nos resultados totais de números de cálculos de distância.

4.3 Descrição das imagens

Como foi dito anteriormente, as imagens escolhidas foram classificadas manualmente segundo as categorias. Dentre algumas podemos citar: cachorros, ônibus, carros, mulheres, montanhas, texturas, antiguidades, bebidas, comidas, balões a gás, cavalos, leopardos, cachoeiras, entre outras. A Figura 31 ilustra algumas imagens utilizadas nos experimentos.

Figura 31 – Algumas imagens da base de imagens com seus respectivos nomes e categorias



Fonte: Elaborada pela autora

4.4 Descrição dos testes realizados

Para mensurar o número de cálculos a disco, as consultas foram realizadas em três diferentes grupos e duas diferentes bases de imagens. O primeiro grupo constituiu-se de 1310 imagens com 8 consultas, denominadas consultas X. O segundo grupo constituiu-se do mesmo banco de imagens com 8 diferentes consultas, chamadas de consultas Y.

Para medir o número de acessos a disco foi realizado um grupo de consultas com 790 imagens de pesquisa em uma banco de 7900 imagens. Neste grupo foi mensurado também o número de cálculos de distância.

Para o processo de indexação das imagens na estrutura não foi implementado nenhum critério de classificação de imagens na estrutura de acordo com sua semelhança.

Na abordagem implementada, após se obter o resultado da busca, todas as imagens contidas no banco de imagens são reorganizadas e classificadas seguindo o critério de semelhança: quanto mais relevante a imagem for, menor será sua posição na classificação. Depois desta classificação todas as imagens indexadas no banco de imagens são retornadas ao usuário.

4.5 Testes

Para os primeiros testes, foram usados os valores padrões de parâmetros de referência do algoritmo genético utilizados pelo Smith (2012). Também utilizou-se uma taxa de mutação do cromossomo de 6%, uma taxa de probabilidade de recombinação de 70% e *crossover* de dois pontos, num total de 10 gerações. Nesta etapa, foram escolhidos três diferentes quantidades de indivíduos: 30, 50 e 100.

Para os testes preliminares optou-se por não trabalhar com menos de 10 gerações e nem com uma quantidade menor que 30 indivíduos para não correr o risco de os indivíduos gerados não serem suficientes para encontrar indivíduos de boa qualidade, pois com populações pequenas nem sempre se consegue diversificá-la. Em todos os testes foi utilizado população aleatória. Os testes foram divididos em vários conjuntos, conforme pode ser visto na Tabela 2 que descreve o conjunto de testes em função do banco de imagens e na Tabela 3 que descreve o conjunto de testes em função dos parâmetros do algoritmo genético.

Tabela 2 – Tabela com a descrição dos conjuntos de testes em função do banco de imagens

Conjunto de testes	Total de Imagens	Qtde de categorias	Qtde homogênea de imagens	Base de consultas utilizada	Total de consultas
Primeiro Conjunto	1310	4	não	Consultas X	8
Segundo Conjunto	1310	4	não	Consultas X	8
Terceiro Conjunto	1310	4	não	Consultas Y	8
Quarto Conjunto	1310	4	não	Consultas Y	8
Quinto Conjunto	7900	79	sim	Consultas Z	790
Sexto Conjunto	7900	79	sim	Consultas Z	790

Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 3 – Tabela com a descrição dos conjuntos de testes em função dos parâmetros do algoritmo genético

Conjunto de testes	Número de gerações	Número de indivíduos	Taxa de mutação	Métrica avaliada função de <i>fitness</i>
Primeiro Conjunto	10	30, 50 e 100	6%	cálc. distância
Segundo Conjunto	10	30	18%	cálc. distância
Terceiro Conjunto	10	30	6%	cálc. distância
Quarto Conjunto	10	30	18%	cálc. distância
Quinto Conjunto	5 ou 10	30	6%	cálc. distância
Sexto Conjunto	5 ou 10	10	6%	acessos a disco

Fonte: Elaborada pela autora

Os testes foram divididos em conjuntos de acordo com os parâmetros utilizados, para posteriormente comparar os resultados entre eles, afim de obter o resultado qualitativo de cada teste.

4.5.1 *Primeiro conjunto de testes*

Para a execução do primeiro conjunto de testes, trabalhou-se com uma base de dados de 1310 imagens, divididas em 4 categorias, na qual cada categoria possuía uma quantidade diferente de imagens.

Para definir, em especial o número de gerações e a quantidade de indivíduos, escolheu-se variar mais o número de indivíduos ao número de gerações, com o objetivo de diversificar a população. Neste conjunto, a quantidade de indivíduos selecionados foi respectivamente 30, 50 e 100.

Os resultados obtidos das médias destas execuções podem ser vistos no Gráfico 1 para 30 indivíduos; Gráfico 2 para 50 indivíduos e Gráfico 3 para 100 indivíduos. Para melhor leitura dos valores obtidos, as Tabelas 4, 5 e 6 apresentam os valores usados nos desenhos dos gráficos.

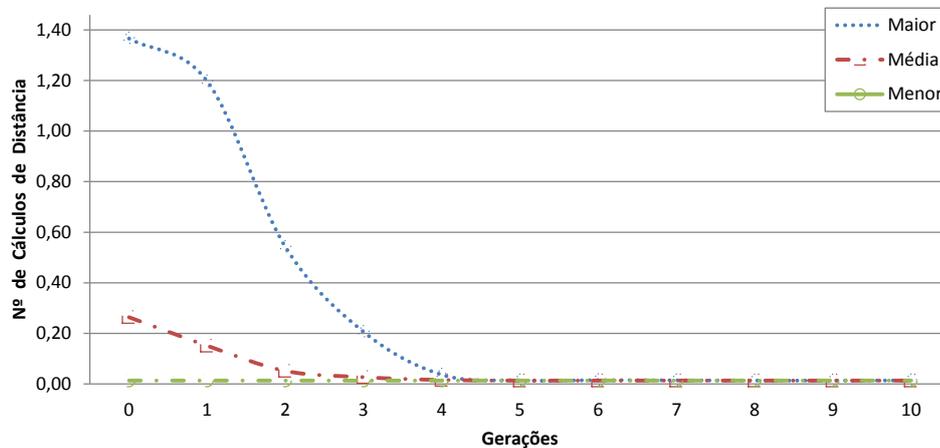
4.5.1.1 Resultados para execução de 30 indivíduos

Analisando o Gráfico 1, observa-se que a partir da quarta geração, o número de cálculos de distância teve uma variação mínima, ficando os maiores, menores e médias dos cálculos de distância muito próximos.

Para as execuções de 10 gerações e 30 indivíduos, observou-se em todos os conjuntos de testes que já na primeira geração o melhor indivíduo foi encontrado, e, a medida que gerações subsequentes foram executadas, os mesmos melhores indivíduos foram mantidos e selecionados para novos indivíduos. Os piores indivíduos foram desaparecendo da

população, conforme pode ser melhor visualizado na Tabela 4.

Gráfico 1 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 4 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos

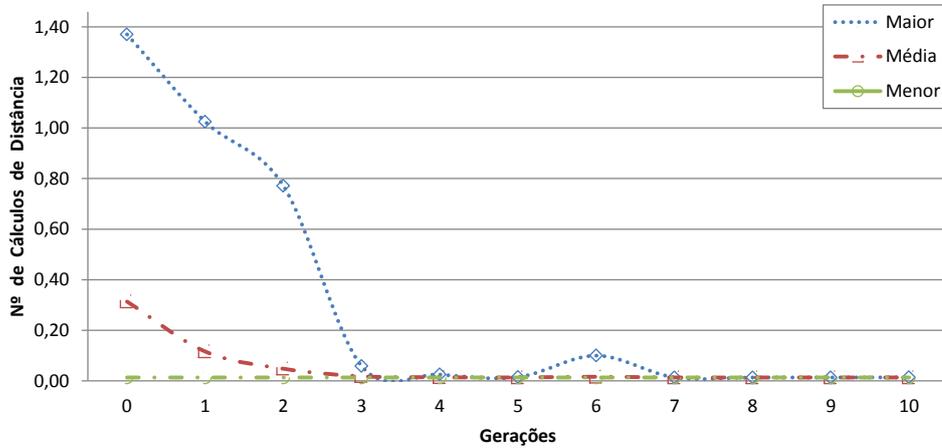
Geração	Maior	Média	Menor
0	1366272	263634,2	13116
1	1196544	150774,55	13116
2	541472	51180,7	13116
3	205544	26628,9	13116
4	36119	15381	13116
5	13632	13202	13116
6	14660	13201,8	13116
7	14144	13150,2	13116
8	13248	13120,4	13116
9	13136	13116,6	13116
10	13764	13137,6	13116

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.1.2 Resultados para execução de 50 indivíduos

Observa-se no Gráfico 2 que é a partir da terceira geração que o número de cálculos de distância possui menor variação, ficando os valores das médias e menores cálculos de distância próximos. A Tabela 5 apresenta de forma detalhada os valores obtidos da média das execuções deste teste. O melhor indivíduo também foi encontrado na primeira geração.

Gráfico 2 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 5 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 50 indivíduos

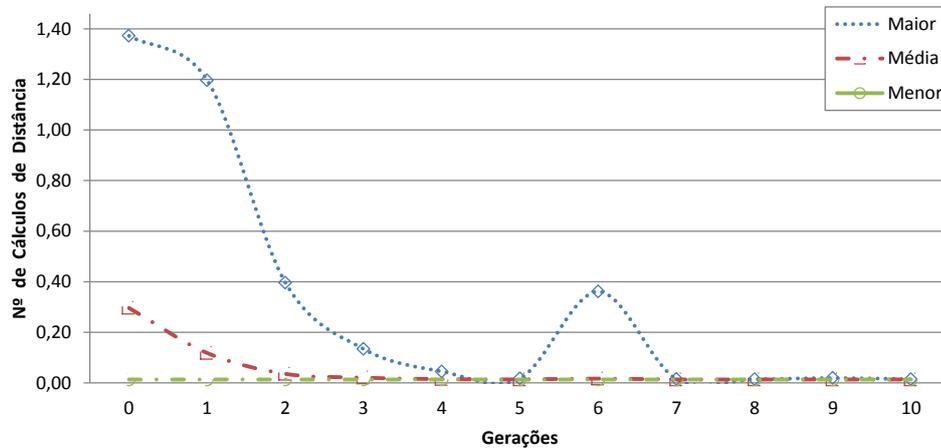
Geração	Maior	Média	Menor
0	1370352	313297,3	13116
1	1024752	115789,2	13116
2	770680	47733,1	13116
3	57928	17881,9	13116
4	24578	14113	13116
5	14458	13258,2	13116
6	99566	15965,3	13116
7	13190	13119	13116
8	13152	13116,7	13116
9	13220	13118	13116
10	13704	13129,2	13116

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.1.3 Resultados para execução de 100 indivíduos

O Gráfico 3 apresenta a média do número de cálculos de distância da média das execuções cuja quantidade de indivíduos foi igual a 100. Observa-se que a partir da quarta geração o número de cálculos de distância apresentou menor variação em relação às primeiras gerações. Neste experimento o melhor indivíduo também foi encontrado na primeira geração. A Tabela 6 apresenta de forma detalhada os valores totais de cálculos de distância deste experimento.

Gráfico 3 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 6 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 100 indivíduos

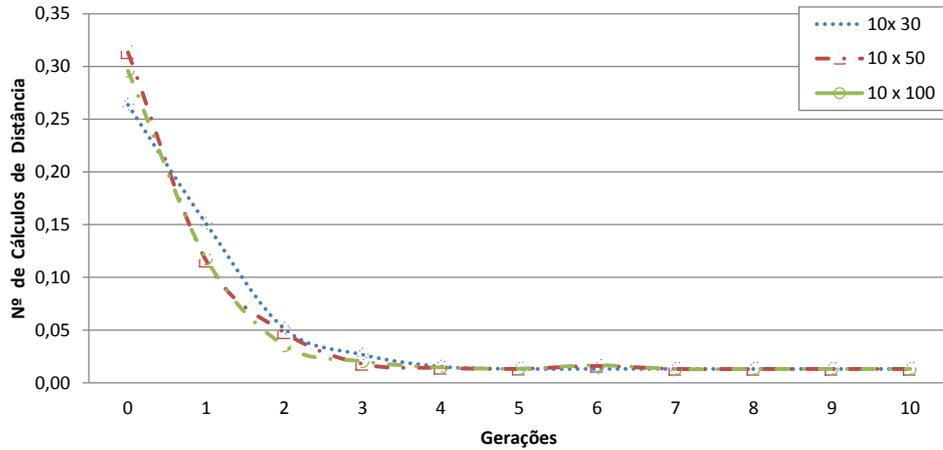
Geração	Maior	Média	Menor
0	1372592	295904,5	13116
1	1196528	117703,8	13116
2	395824	35309,4	13116
3	133528	20329,9	13116
4	44788	14569,4	13116
5	17432	13386,3	13116
6	360797	16607,2	13116
7	14312	13138,1	13116
8	14170	13142,2	13116
9	18825	13175,5	13116
10	14188	13157,5	13116

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.1.4 Conclusão sobre o primeiro conjunto de testes

Pode-se observar que entre resultados obtidos para as execuções com 30, 50 e 100 indivíduos não existe uma diferença significativa no número de cálculos de distância entre estes parâmetros (conforme pode ser visto no Gráfico 4, e os valores interpretados na Tabela 7). Analisando os cálculos de distância médios encontrados, nas três condições, por volta da quarta geração foi encontrado o melhor indivíduo. Por os testes feitos com 50 e 100 indivíduos não apresentarem resultados superiores aos testes realizados com 30 indivíduos. Por este motivo, para os próximos conjuntos de testes a quantidade de indivíduos será fixada em 30.

Gráfico 4 – Valores médios dos números dos cálculos de distância encontrados nas execuções de 10×30 , 10×50 e 10×100 (gerações \times indivíduos)



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 7 – Valores médios dos números dos cálculos de distância encontrados nas execuções de 10×30 , 10×50 e 10×100 (gerações \times indivíduos)

Geração	10×30	10×50	10×100
0	263634,2	313297,3	295904,5
1	150774,5	115789,2	117703,8
2	51180,7	47733,1	35309,4
3	26628,9	17881,9	20329,9
4	15381	14113	14569,4
5	13202	13258,2	13386,3
6	13201,8	15965,3	16607,2
7	13150,2	13119	13138,1
8	13120,4	13116,7	13142,2
9	13116,6	13118	13175,5
10	13137,6	13129,2	13157,5

Fonte: Elaborada pela autora

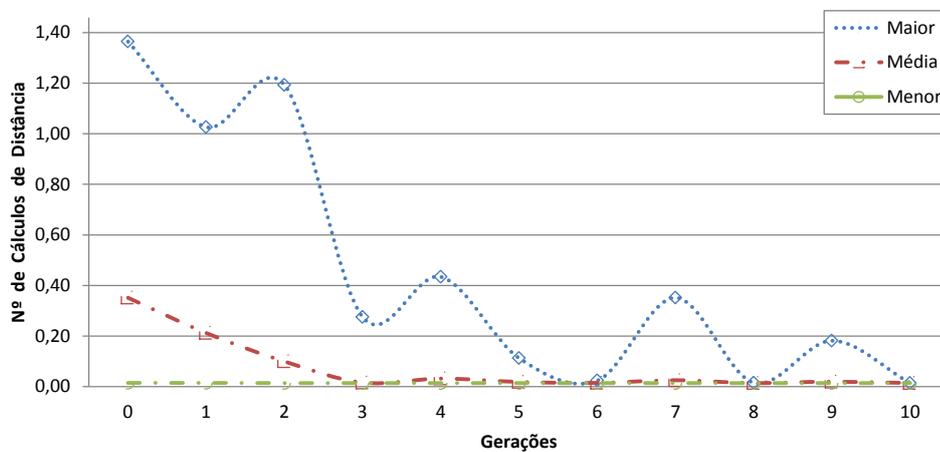
4.5.2 Segundo conjunto de testes

Para diversificar a população (PACHECO, 1999) e garantir que se consiga chegar a melhores parâmetros, no segundo conjunto de testes foi alterado o valor da taxa de mutação para 18% (na etapa anterior era 6%) e somente a quantidade de 30 indivíduos foi utilizada. Os demais parâmetros foram mantidos para comparação com os resultados do primeiro conjunto de testes.

4.5.2.1 Resultados para execução com taxa de mutação de 18%

Conforme mostra o Gráfico 5, observa-se variação no número de cálculos de distância até a quarta geração para taxa de mutação de 18%. A partir da quinta os valores máximos, médios e mínimos ficaram próximos uns dos outros. A Tabela 8 apresenta de forma detalhada os valores máximos, médios e mínimos dos cálculos de distância encontrados nestes testes.

Gráfico 5 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 8 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%

Geração	Maior	Média	Menor
0	1367028	291058,6	13152
1	1194616	172415,8	13152
2	414928	46580,7	13116
3	70206	18461,5	13116
4	40794	16679	13116
5	19966	13715,6	13116
6	17106	13266,6	13116
7	13152	13117,2	13116
8	13152	13117,2	13116
9	23261	13454,1	13116
10	13172	13117,8	13116

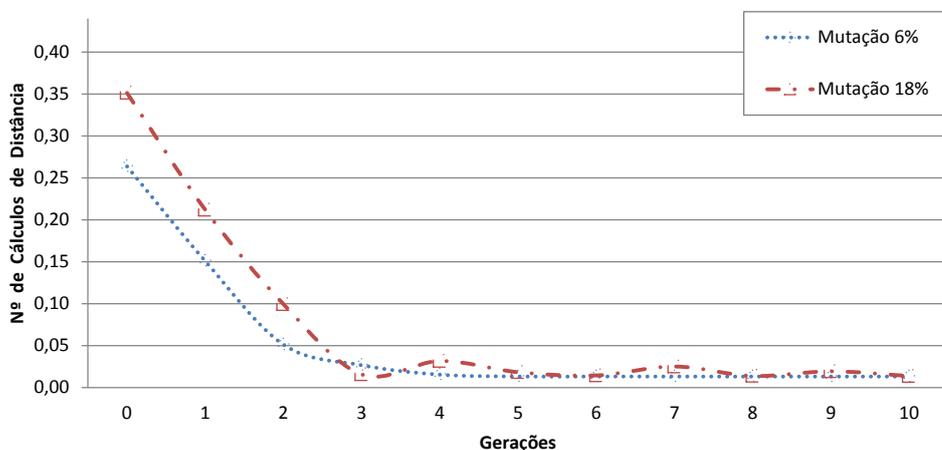
Fonte: Elaborada pela autora

4.5.2.2 Conclusão sobre o segundo conjunto de testes

Como podemos observar no Gráfico 6, ao comparar as médias das execuções do primeiro e segundo conjuntos, os testes cuja taxa de mutação foi igual a 6% apresentaram melhores resultados com menor número de gerações, conforme pode ser melhor visualizado na Tabela 9.

As execuções cuja taxa de mutação é igual a 18% iniciaram com um número de cálculos de distância 33% maior que a taxa de mutação de 6%. O cálculo de distância com taxa de mutação igual a 18% somente apresentaram os menores números de cálculos de distância por volta da oitava geração. É importante destacar que o único parâmetro diferente entre os testes realizados foi a taxa de mutação.

Gráfico 6 – Comparação das médias das execuções dos números de cálculos de distância de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 9 – Comparação das médias dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%

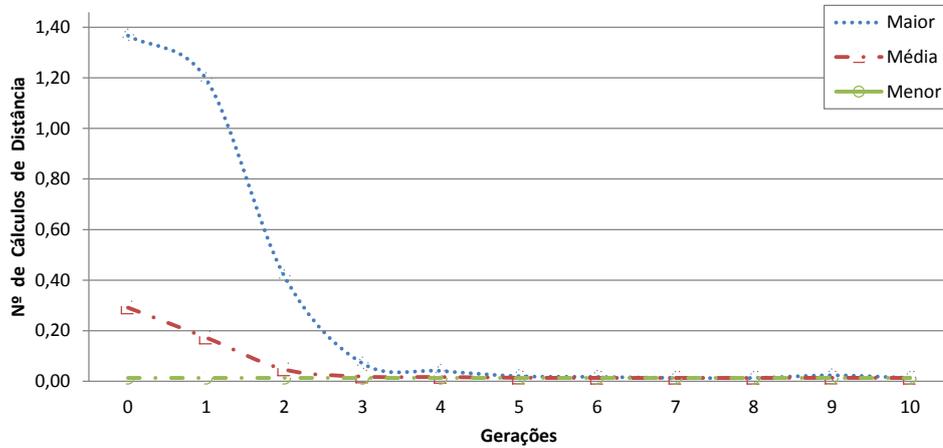
Geração	Mutação 6%	Mutação 18%
0	263634,2	351200,8
1	150774,5	211887,7
2	51180,7	99412,6
3	26628,9	15686,6
4	15381	31681,2
5	13202	18299,4
6	13201,8	14467,4
7	13150,2	25075,7
8	13120,4	13848
9	13116,6	19356,8
10	13137,6	13777,2

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.3 Terceiro conjunto de testes

Para o terceiro conjunto de testes, foram alteradas as consultas na base de imagens para as consultas Y, para observar o desempenho do algoritmo ao calcular as distâncias. Nestes testes, foram selecionadas 4 categorias de imagens e para categoria foram selecionadas duas consultas. Neste conjunto foi utilizado como taxa de mutação o valor de 6%. O Gráfico 7 apresenta os valores médios obtidos na execução destes testes. A Tabela 10 apresenta de forma detalhada os valores dos cálculos de distância para estes parâmetros. Analisando a Tabela 10 pode-se observar, que a partir da quinta geração a quantidade de cálculos de distância são valores próximos. Este fato também foi observado no primeiro conjunto de testes, com os mesmos parâmetros e consultas diferentes.0

Gráfico 7 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 10 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6%

Geração	Maior	Média	Menor
0	1367028	291058,6	13152
1	1194616	172415,8	13152
2	414928	46580,7	13116
3	70206	18461,5	13116
4	40794	16679	13116
5	19966	13715,6	13116
6	17106	13266,6	13116
7	13152	13117,2	13116
8	13152	13117,2	13116
9	23261	13454,1	13116
10	13172	13117,8	13116

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.3.1 Conclusão sobre o terceiro conjunto de testes

Ao comparar os resultados da Figura 7 obtida no terceiro conjunto de testes com a da Figura 1 obtida no primeiro conjunto de testes observa-se que os resultados são similares para consultas diferentes. É importante lembrar que os parâmetros utilizados no primeiro e terceiro conjuntos são os mesmos, variando apenas as consultas dos experimentos. Maiores detalhes podem ser vistos na Tabela 10.

4.5.4 Quarto conjunto de testes

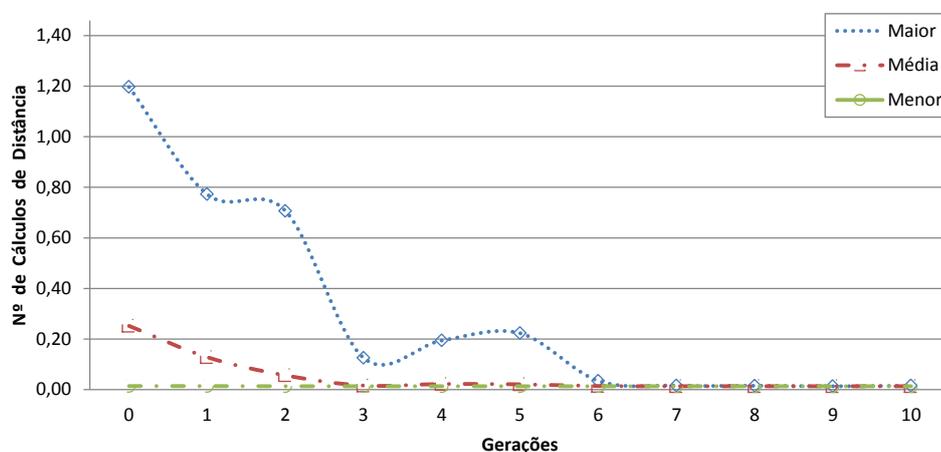
Na quarto conjunto de testes, trabalhou-se com as mesmas consultas da base de imagens do terceiro conjunto (consultas Y). Neste experimento o único parâmetro alterado foi a taxa de mutação, com o objetivo de posteriormente comparar o terceiro e quarto conjunto com o desempenho do primeiro e segundo conjuntos. O valor da taxa de mutação utilizada é de 18%.

O Gráfico 8 apresenta os valores médios obtidos na execução destes testes. A Tabela 11 apresenta de forma detalhada os valores dos cálculos de distância para estes parâmetros. Observa-se que a média dos máximos de cada geração apresentada no gráfico com taxa de 18% é 47% superior a média dos médios de cada geração.

Observa-se também que a partir da quarta geração o número de cálculos de distância são valores próximos, estendendo-se até a décima geração. Este fato também foi observado em todos os conjuntos de testes realizadas, com consultas e parâmetros diferentes: analisando os gráficos grandes mudanças nos indivíduos são percebidas até a terceira geração.

Como a técnica de algoritmos genéticos trabalha com seleção de melhores indivíduos, na primeira geração temos uma população aleatória e, a partir das gerações posteriores somente os melhores indivíduos são selecionados e recombinados para formar novos indivíduos com características genéticas de seus antecessores, justificando o motivo pelo qual não ocorrem mudanças bruscas melhores indivíduos.

Gráfico 8 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 11 – Valores dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 18%

Geração	Maior	Média	Menor
0	1196976	251775,4	13775
1	772352	128029,7	13775
2	706516	56169,7	13116
3	125055	15774	13116
4	194051	21909	13116
5	222816	20646,3	13116
6	34272	13997,1	13116
7	15462	13239,3	13116
8	15093	13181,9	13116
9	13116	13116	13116
10 0	15178	13184,7	13116

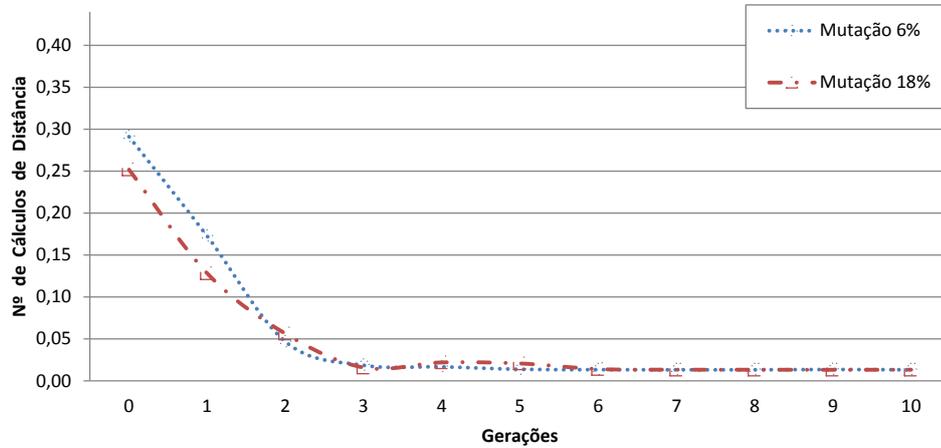
Fonte: Elaborada pela autora

4.5.4.1 Conclusão sobre o terceiro e quarto conjunto de testes

Ao variar a taxa de mutação e consultas com o objetivo de diversificar indivíduos, observa-se que, mesmo tendo uma variação destes indivíduos nas primeiras gerações, o algoritmo converge, por volta da quarta geração, para os melhores indivíduos, mantendo, até a última geração, o menor número de cálculos de distância encontrado nas gerações sucessoras às primeiras.

O Gráfico 9 traz um comparativo entre as execuções com diferentes taxas de mutações de 6% e 18%. A Tabela 12 traz maiores detalhes dos resultados das execuções do Gráfico 9. Nota-se que ao variar à taxa de mutação existe uma variação no número máximo de cálculos de distância, mas os valores médios e mínimos continuam bem próximos, não sendo estes valores alterados de forma considerável. Analisando as consultas X e Y, observa-se que os resultados encontrados em diferentes consultas não apresentam diferenças significativas.

Gráfico 9 – Comparação das médias dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 12 – Comparação dos valores das médias dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%

Geração	Mutaçao 6%	Mutaçao 18%
0	291058,6	251775,4
1	172415,8	128029,7
2	46580,7	56169,7
3	18461,5	15774
4	16679	21909
5	13715,6	20646,3
6	13266,6	13997,1
7	13117,2	13239,3
8	13117,2	13181,9
9	13454,1	13116
10	13117,8	13184,7

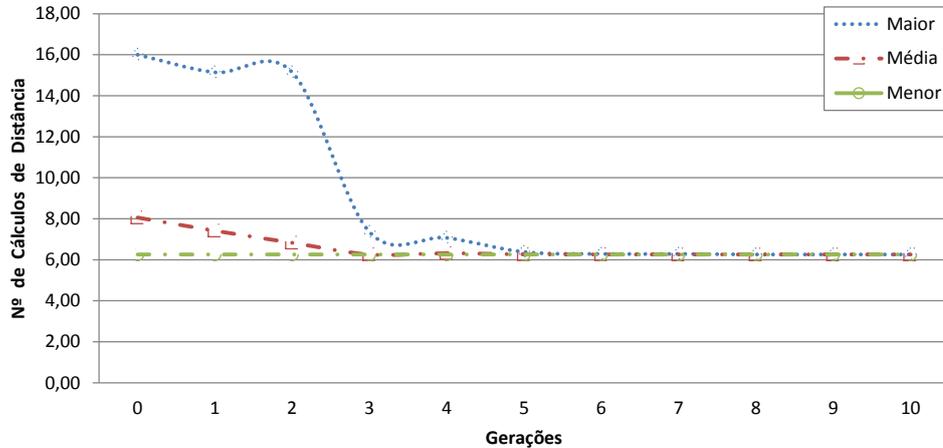
Fonte: Elaborada pela autora

4.5.5 Quinto conjunto de testes

Para os experimentos finais de números de cálculos de distância, foram utilizados 79 grupos distintos de imagens, onde cada grupo era composto por 100 imagens, totalizando assim 7.900 imagens. Para as consultas, foram escolhidas aleatoriamente 10% das imagens de cada grupo, fazendo um total de 790 consultas (consultas Z).

Os resultados máximos, médios e mínimos obtidos neste conjunto de testes são apresentados no Gráfico 10. A Tabela 13 detalha dos valores obtidos no Gráfico 10.

Gráfico 10 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 13 – Valores médios das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% - perguntas 790

Geração	Maior	Média	Menor
0	15999080	8056523	6258380
1	15139560	7415027,7	6258380
2	15139560	6826798,6	6258380
3	7353320	6260750	6258380
4	7068920	6317366,6	6258380
5	6380040	6264542	6258380
6	6285240	6259881	6258380
7	6285240	6259275,3	6258380
8	6258380	6258380	6258380
9	6258380	6258380	6258380
10	6258380	6258380	6258380

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.5.1 Conclusão do quinto conjunto de testes

Os testes deste conjunto demonstraram que aumentando o tamanho da base de imagens de 1310 imagens para 7900 imagens (cerca de seis vezes) e o número de consultas para 790 consultas (98 maior que a quantidade anterior), pode-se observar o mesmo comportamento do algoritmo. Nas primeiras gerações obtém-se um número elevado de cálculos de distância e este valor cai por volta da terceira geração e oscila pouco a partir daí. Este fato ocorre no início da execução do algoritmo, quando a população inicial é mais diversa, e esta diversidade vai reduzindo a medida em que as iterações são realizadas

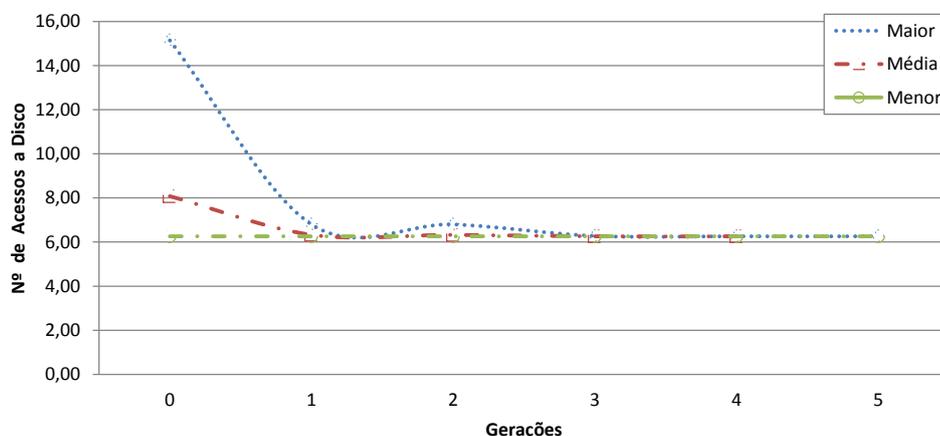
e os indivíduos mais aptos, ou seja, os indivíduos que apresentam os menores números de quantidade de cálculos de distância perpetuam nas gerações posteriores.

4.5.6 Sexto conjunto de testes

Para os experimentos de números de acessos a disco utilizou-se a base de imagens do quinto conjunto de testes: 79 categorias distintas de imagens, onde cada categoria é composta por 100 imagens, totalizando assim 7.900 imagens. Para as consultas, escolheu-se aleatoriamente 10% das imagens de cada grupo, totalizando de 790 consultas (Consultas Z). Testes anteriores mostraram que o melhor indivíduo surge nas primeiras gerações, mantendo este até o final e apenas descartando os piores indivíduos, não surgindo nenhum outro melhor indivíduo durante as iterações da execução do algoritmo genético. Por este motivo, neste conjunto de testes optou-se por trabalhar com a taxa de mutação de 6%, 5 ou 10 gerações e 10 indivíduos para analisar o comportamento do algoritmo.

O Gráfico 11 demonstra o resultado de uma execução do algoritmo com estes parâmetros. A Tabela 14 traz informações mais detalhadas dos resultados da execução deste teste. O comportamento deste teste não difere dos testes anteriores realizados para o número de cálculos de distâncias. Podemos notar que, mesmo com um número menor de indivíduos e gerações, a convergência deste algoritmo também acontece por volta da quarta geração.

Gráfico 11 – Média dos valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 5 Gerações e 10 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 14 – Valores das execuções dos números de acessos a disco da execução de 5 gerações de 10 indivíduos com taxa de mutação de 6% - perguntas 790

Geração	Maior	Média	Menor
0	15139560	8076565	6258380
1	6797160	6327900	6258380
2	6797160	6324037,7	6258380
3	6275760	6258380	6258380
4	6258380	6258380	6258380
5	6258380	6258380	6258380

Fonte: Elaborada pela autora

4.6 Avaliação dos resultados das consultas obtidos em função da quantidade de indivíduos de cada consulta

Após variar o número de indivíduos em até 100 indivíduos por geração e devido o aparecimento do melhor indivíduo da população desde a primeira geração nos testes realizados nos testes de vários cromossomos por geração, conclui-se que não são necessários mais do que 10 gerações e 30 indivíduos para se obter a melhor configuração de entrada da estrutura D-Index encontrada nestes experimentos, pois novos melhores indivíduos não são encontrados, e sim aumenta a presença destes melhores indivíduos encontrados nas primeiras gerações.

4.7 Análise qualitativa dos resultados

Na primeira execução da quinto conjunto de testes observa-se que os melhores indivíduos tiveram características comuns: o número de *pivots* foi de 2 a 3 *pivots*, onde os *pivots* selecionados foram os valores 1, 1 e 16 o número de entradas foi igual ou próximo a 934 entradas, o valor do *rho* foi em geral igual a 245 e o número de blocos igual a 35. Estes indivíduos apresentaram o valor de cálculos de distância igual a 6.258.380.

Na segunda execução alguns valores ficaram próximos aos valores da primeira execução: a quantidade de *pivots* foi um pouco maior, onde foram encontrados 6 *pivots*, selecionando 2, 512, 512, 4, 8 e 512. O número de entradas nesta execução mais encontrado foi de 891 entradas, o valor do *rho* que mais se destacou foi 195 e o número de blocos foi igual a 58. Os melhores indivíduos nesta execução tiveram como número de cálculos de distância igual a 6.275.760.

Na primeira e segunda execução observou-se que o número de entradas foi bem próximo, e o número de *pivots* não ultrapassou 6. Observa-se também que onde temos um número de entradas alto encontramos também o número de *rho* e a quantidade de *pivots* pequena. Um fator comum às três execuções é que a quantidade de *pivots* foi

relativamente pequena, utilizando no máximo 0,1% de suas imagens para *pivots*.

Na terceira execução os resultados encontrados para os melhores indivíduos se diferem da primeira e segunda execução: foram encontrados dois valores mais utilizados para a quantidade de *pivots*: 4 - 1 1 4 32 (ou 16) e 8 - 1 256 2 256 256 32 4 8. Uma outra observação é que os *rhos* mais encontrados foram 689 e 528, taxa superior a das demais execuções. Por outro lado, o número de entradas que era grande foi menor, com apenas 308 entradas.

Não se pode afirmar que tais resultados influenciaram diretamente na formação de um indivíduo de qualidade. Para isto, seria necessário uma análise estatística mais aprofundada dos experimentos.

4.8 Análise global dos resultados obtidos nos experimentos

O objetivo dos experimentos realizados foi utilizar algoritmos genéticos para encontrar os melhores parâmetros da estrutura métrica D-Index para indexar e recuperar imagens. Em relação aos valores encontrados em números de cálculos de distância, nota-se que em todos os experimentos o maior resultado inicial foi superior que o menor resultado encontrado, chegando em alguns experimentos mais que o dobro do menor resultado encontrado - o que já é considerado com um fator de qualidade o uso de algoritmos genéticos para resolver esta questão. Ao variar outros parâmetros como a taxa de mutação, o número de imagens, a quantidade de consultas, o número de gerações, a quantidade de indivíduos observa-se que se o pior resultado encontrado consegue flutuar, mas ao mesmo tempo esta flutuação do pior resultado não altera o menor resultado válido (o melhor indivíduo), não sendo incluídos novos melhores indivíduos nestes experimentos. A medida *GAP* foi utilizada para comparar os resultados de cada geração. Seu resultado é dado pela fórmula: $(\frac{Ls-Li}{Li}) * 100$, em que:

- Ls: Limite Superior - maior número de cálculos de distância encontrado na geração;
- Li: Limite Inferior - menor número de cálculos de distância encontrado na geração;

Na Tabela 15 é possível visualizar os valores de cada geração. Nota-se que nas primeiras gerações a diferença destes limites é enorme, chegando no pior caso a 155% maior que no melhor caso. É importante destacar que os primeiros indivíduos são aleatórios. A medida em que o algoritmo executa as gerações sucessivas e ele seleciona os melhores indivíduos e esta diferença vai diminuindo entre os limites, até chegar a zero, como ocorre na execução 01 vista na Tabela 15, por volta da oitava geração.

Tabela 15 – GAP das gerações encontradas com a média das execuções - perguntas 790

Gen	Execução 01		Execução 02*		Execução 03*	
	GAP	%GAP	GAP	%GAP	GAP	%GAP
0	9740700	155,6	9679080	154,2	5038620	80,5
1	8881180	141,9	1077560	17,2	2415820	38,6
2	8881180	141,9	243320	3,9	2415820	38,6
3	1094940	17,5	925880	14,8	406060	6,5
4	810540	13	0	0	22120	0,4
5	121660	1,9	-	-	-	-
6	26860	0,4	-	-	-	-
7	26860	0,4	-	-	-	-
8	0	0,0	-	-	-	-
9	0	0,0	-	-	-	-
10	0	0,0	-	-	-	-

Fonte: Elaborada pela autora

5 CONCLUSÕES

Devido a crescente quantidade de imagens disponíveis no momento é necessário que desenvolva sistemas eficientes para armazenamento e recuperação destes dados. Os sistemas de busca de imagens por conteúdo são boas soluções para atender a esta necessidade. Estes tipos de sistemas utilizam características visuais, como a cor, textura e forma para representar suas imagens, através de descritores de imagens, que são responsáveis por caracteriza-las em forma de vetores de características para poder então compará-las.

No trabalho foi abordado um processo de indexação e recuperação de imagens. Foi descrito que, primeiramente, antes da etapa de indexação da imagem, é necessário extrair as características das imagens, através de um descritor de imagens, neste caso foi utilizado o descritor global Gist. Neste processo, obtém-se um vetor de características da imagem, que posteriormente é indexado a estrutura métrica utilizada.

Na recuperação da imagem, realizada por meio de uma ou mais imagens de consulta, ela é indexada na estrutura e comparada através de uma função que mede a distância entre a(s) imagem(ens) de busca com as imagens indexadas na estrutura e as classificam de acordo com as suas semelhanças.

A estrutura métrica analisada no trabalho foi a D-Index (DOHNAL et al., 2003), combinada com o algoritmos genéticos para o ajuste de seus parâmetros. Algoritmos genéticos é uma técnica da inteligência computacional baseada no princípio da teoria de Darwin, onde os indivíduos mais aptos e com maior longevidade, possuem maior probabilidade de reprodução e de se perpetuarem nas próximas gerações. Tais princípios dos GAs são imitados na construção de algoritmos computacionais que buscam melhor solução para um determinado problema, através da evolução de população de soluções codificadas do problema para cromossomos artificiais. Após vários ciclos de evolução, espera-se um resultado otimizado para o problema em questão. O objetivo dos experimentos foi analisar o uso de algoritmos genéticos para aprendizagem dos parâmetros ideais da D-Index, visando minimizar o número de cálculos de distância e o número de acessos a disco.

Foram realizadas buscas na estrutura com diferentes quantidades de consultas, e também diferentes bases de imagens, conforme apresentado anteriormente. Foi possível avaliar que, em diferentes bancos de imagens, consultas e parâmetros os testes tiveram resultados similares, onde desde as primeiras gerações verificou-se a presença dos melhores indivíduos, ou seja, as melhores soluções.

Em relação ao número de cálculos de distância, quando se trabalha com uma taxa de mutação de 6% os resultados não tiveram tantos picos nos valores máximos obtidos, e mantiveram a curva dos máximos, médios e mínimos mais próximas do que nos testes com taxa de mutação de 18%. Quanto aos valores médios para o número de acessos a disco

e os cálculos de distância, foi constatado que, a comparação de valores iniciais e valores finais, a melhora nos resultados obtidos chegaram a ser superior a 50% em alguns casos, não sendo inferior a 20%.

Como contribuição principal do trabalho, vale destacar a validação da utilização de algoritmos genéticos para aprendizado dos parâmetros da D-Index, visando a minimização do número de cálculos de distância e do número de acessos a disco; o desenvolvimento de uma ferramenta para recuperação de imagens por uma ou mais imagens de consulta utilizando a estrutura métrica D-Index combinada com a técnica de algoritmos genéticos e a análise qualitativa do comportamento da estrutura métrica D-Index para indexação e recuperação de dados multidimensionais aplicados à indexação de imagens.

5.1 Trabalhos Futuros

Como possíveis trabalhos futuros, pode-se destacar:

- a) Analisar como as políticas de quantidade de *pivots* podem interferir nas soluções encontradas;
- b) Determinar a real influência dos parâmetros da D-Index na escolha dos melhores indivíduos dos algoritmos genéticos;
- c) Fazer uma análise estatística mais aprofundada dos resultados da análise qualitativa dos experimentos desta pesquisa;
- d) Analisar e comparar os resultados obtidos com os resultados em uma busca aleatória;
- e) Analisar os valores encontrados nas melhores soluções com valores fixos para os parâmetros da D-Index;
- f) Fazer uma análise dos resultados encontrados e determinar quais são as melhores soluções e quem são as imagens *pivots*.

REFERÊNCIAS

- AVALHAIS, L. P. S. TRANSFORMAÇÃO DE ESPAÇOS MÉTRICOS OTIMIZANDO A RECUPERAÇÃO DE IMAGENS POR CONTEÚDO E AVALIAÇÃO POR ANÁLISE VISUAL. 2012. Dissertação (Mestrado) — USP São Carlos.
- AVILA, S. E. F. de. UMA ABORDAGEM BASEADA EM CARACTERÍSTICAS DE COR PARA A ELABORAÇÃO AUTOMÁTICA E AVALIAÇÃO SUBJETIVA DE RESUMOS ESTATÍCOS DE VÍDEOS. Setembro 2008. Dissertação (Mestrado) — UFMG.
- BIAN, W.; TAO, D. Biased discriminant euclidean embedding for content-based image retrieval. *TRANS. IMG. PROC.*, IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, v. 19, n. 2, p. 545–554, fev. 2010. ISSN 1057-7149. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2009.2035223>>.
- BUSTOS, B.; NAVARRO, G.; CHÁVEZ, E. Pivot selection techniques for proximity searching in metric spaces. *PATTERN RECOGNITION LETTERS*, Elsevier Science, v. 24, n. 14, p. 2357–2366, 2003.
- BUSTOS, B.; PEDREIRA, O.; BRISABOIA, N. A dynamic pivot selection technique for similarity search. In: *PROC. 1ST INTERNATIONAL WORKSHOP ON SIMILARITY SEARCH AND APPLICATIONS (SISAP'08)*. [S.l.: s.n.], 2008. p. 105–112.
- CHAVEZ, E. et al. Searching in Metric Spaces. *ACM COMPUTING SURVEYS*, v. 33, n. 3, p. 273–321, set. 2001.
- CIACCIA, P.; PATELLA, M.; ZEZULA, P. M-tree: An Efficient Access Method for Similarity Search in Metric Spaces. In: *PROCEEDINGS OF THE 23RD INTERNATIONAL CONFERENCE ON VERY LARGE DATA BASES*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1997. (VLDB '97), p. 426–435. ISBN 1-55860-470-7. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?id=645923.671005>>.
- DOHNAL, V. et al. D-Index: Distance Searching Index for Metric Data Sets. *MULTIMEDIA TOOLS APPLICATION*, Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, USA, v. 21, p. 9–33, September 2003. ISSN 1380-7501. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1023/A:1025026030880>>.
- DOUZE, M. et al. Evaluation of GIST descriptors for web-scale image search. In: *PROCEEDINGS OF THE ACM INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE AND VIDEO RETRIEVAL*. New York, NY, USA: ACM, 2009. (CIVR '09), p. 19:1–19:8. ISBN 978-1-60558-480-5. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1646396.1646421>>.
- ERPEN, L. R. C. RECONHECIMENTO DE PADRÕES EM IMAGENS POR DESCRITORES DE FORMA. [S.l.]: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2004.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS. [S.l.: s.n.], 2000.
- HAYKIN, S. REDES NEURAIS - PRINCÍPIOS E PRÁTICA. BOOKMAN COMPANHIA ED, 2001. ISBN 9788573077186. Disponível em: <<http://books.google.com.br/books?id=lBp0X5qfyjUC>>.

HAYS, J.; EFROS, A. A. Scene completion using millions of photographs. COMMUN. ACM, ACM, New York, NY, USA, v. 51, n. 10, p. 87–94, out. 2008. ISSN 0001-0782. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1400181.1400202>>.

KUMAZAWA, A. ESTUDO SOBRE MISTURAS ESPECTRAIS USANDO ALGORITMO GENETICO. 2003. [Http://bcc.ime.usp.br/principal/tccs/2003/anselmo/iniciacao.html](http://bcc.ime.usp.br/principal/tccs/2003/anselmo/iniciacao.html).

LI, J. et al. Multitraining Support Vector Machine for Image Retrieval. TRANS. IMG. PROC., IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, v. 15, n. 11, p. 3597–3601, nov. 2006. ISSN 1057-7149. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TIP.2006.881938>>.

LI, X. et al. Modeling and Recognition of Landmark Image Collections Using Iconic Scene Graphs. In: PROCEEDINGS OF THE 10TH EUROPEAN CONFERENCE ON COMPUTER VISION: PART I. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. (ECCV '08), p. 427–440. ISBN 978-3-540-88681-5. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-88682-2_33>.

LIBERMAN, F. CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS POR TEXTURA USANDO REDES NEURAIS. [S.l.]: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1997.

OLIVA, A.; TORRALBA, A. Modeling the Shape of the Scene: A Holistic Representation of the Spatial Envelope. INT. J. COMPUT. VISION, Kluwer Academic Publishers, Hingham, MA, USA, v. 42, n. 3, p. 145–175, maio 2001. ISSN 0920-5691. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1023/A:1011139631724>>.

OLIVA, A.; TORRALBA, A. Chapter 2 Building the gist of a scene: the role of global image features in recognition. In: S. Martinez-Conde, S. M. L. M. J.-M. A.; TSE, P. (Ed.). VISUAL PERCEPTION FUNDAMENTALS OF AWARENESS: MULTI-SENSORY INTEGRATION AND HIGH-ORDER PERCEPTION. Elsevier, 2006, (Progress in Brain Research, v. 155, Part B). p. 23–36. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0079612306550022>>.

PACHECO, M. A. C. ALGORITMOS GENÉTICOS: PRINCÍPIOS E APLICAÇÕES. ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada, 1999.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. ANÁLISE DE IMAGENS DIGITAIS: PRINCÍPIOS, ALGORITMOS E APLICAÇÕES. [S.l.]: Thomson Learning, 2008. 528 pp. p. ISBN 978-85-221-0595-3.

PENATTI, O. A.; VALLE, E.; TORRES, R. d. S. Comparative study of global color and texture descriptors for web image retrieval. JOURNAL OF VISUAL COMMUNICATION AND IMAGE REPRESENTATION, v. 23, n. 2, p. 359–380, 2011. ISSN 1047-3203. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1047320311001465>>.

PENATTI, O. A. B. ESTUDO COMPARATIVO DE DESCRITORES PARA RECUPERAÇÃO DE IMAGENS POR CONTEÚDO WEB. 2009. Dissertação (Mestrado) — Instituto de Computação Unicamp.

SANDRI, S.; CORRE, C. LÓGICA NEBULOSA. INPE: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1999.

- SILVA, H. B. ANÁLISE DE ESTRUTURAS MÉTRICAS PARA RECUPERAÇÃO DE VÍDEO UTILIZANDO VOCABULÁRIO VISUAL. [S.l.]: Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, 2011.
- SMITH, J. JAVA GALIB, GENETIC ALGORITHM LIBRARY. mar 2012. [Http://sourceforge.net/projects/java-galib/](http://sourceforge.net/projects/java-galib/).
- SOUZA, J. A. d. RECONHECIMENTO DE PADRÕES USANDO INDEXAÇÃO RECURSIVA. 1999. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA.
- TAO, D. THE COREL DATABASE FOR CONTENT BASED IMAGE RETRIEVAL. mar 2012. <https://sites.google.com/site/dctresearch/Home/content-based-image-retrieval>.
- TAO, D.; LI, X.; MAYBANK, S. J. Negative Samples Analysis in Relevance Feedback. *IEEE TRANS. ON KNOWL. AND DATA ENG.*, IEEE Educational Activities Department, Piscataway, NJ, USA, v. 19, n. 4, p. 568–580, abr. 2007. ISSN 1041-4347. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TKDE.2007.1003>>.
- TAO, D. et al. Direct kernel biased discriminant analysis: a new content-based image retrieval relevance feedback algorithm. *TRANS. MULTI.*, IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, v. 8, n. 4, p. 716–727, ago. 2006. ISSN 1520-9210. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/TMM.2005.861375>>.
- TORRES, R. D. S.; FALCÃO, A. X. Content-Based Image Retrieval: Theory and Applications. *REVISTA DE INFORMÁTICA TEÓRICA E APLICADA*, v. 13, p. 161–185, 2006.
- TORRES, R. d. S. et al. A New Framework to Combine Descriptors for Content-based Image Retrieval. In: *PROCEEDINGS OF THE FOURTEENTH CONFERENCE ON INFORMATION AND KNOWLEDGE MANAGEMENT (CIKM05)*. Bremen, Germany: ACM Press, 2005. p. 335–336.
- TUCERYAN, M.; JAIN, A. K. Texture Analysis. *WORLD SCIENTIFIC PUBLISHING CO*, The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition), 1998.
- WANG, J. Z.; LI, J.; WIEDERHOLD, G. SIMPLIcity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries. *IEEE TRANS. PATTERN ANAL. MACH. INTELL.*, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, v. 23, n. 9, p. 947–963, set. 2001. ISSN 0162-8828. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/34.955109>>.
- ZEZULA, P. et al. SIMILARITY SEARCH - THE METRIC SPACE APPROACH. [S.l.]: Springer, 2006. 220 p.
- ZHANG, D.; LU, G. Review of shape representation and description techniques. *PATTERN RECOGNITION*, p. 1–19, 2004.
- ZIBREIRA, C. R. M. P. d. F. L. DESCRIÇÃO E PROCURA DE VÍDEO BASEADAS NA FORMA. 2000. Dissertação (Mestrado) — Universidade Técnica de Lisboa, http://www.img.lx.it.pt/publications/Theses/CarlaZibreira_MSc.pdf.

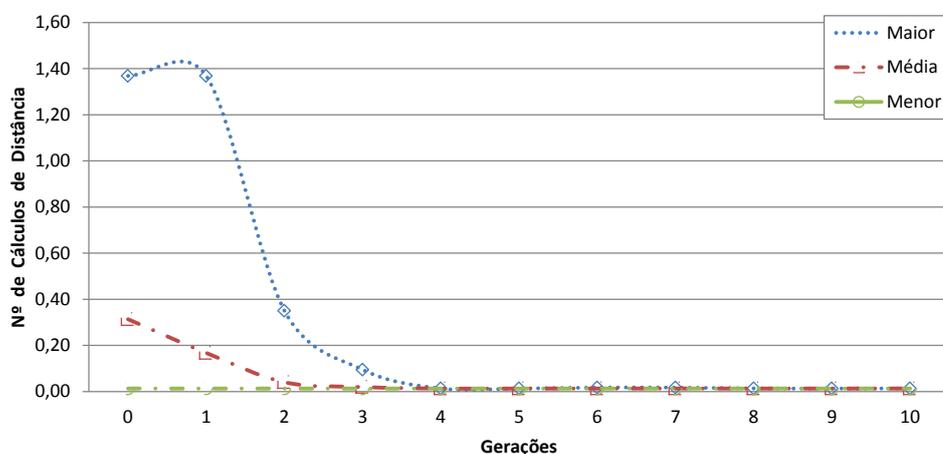
APÊNDICE A – PRIMEIRO APÊNDICE

Nos apêndices a seguir estão contidos os valores máximos, médios e mínimos de *fitness* encontrados nas principais execuções realizadas, que originaram os Gráficos e Tabelas descritos no Capítulo 4.

No Apêndice A estão contidos os resultados das execuções do primeiro conjunto de testes - Gráficos e Tabelas das execuções de 10×30 (gerações \times indivíduos), 10×50 e 10×100 , com taxa de mutação de 6%, realizados na base de imagens de 1310 imagens, e com as consultas X.

A seguir são mostrados os Gráficos 12, 13, 14 e 15 e suas respectivas Tabelas 16, 17, 18 e 19 referen-se aos testes realizados neste conjunto de testes referentes as execuções 10×30 .

Gráfico 12 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



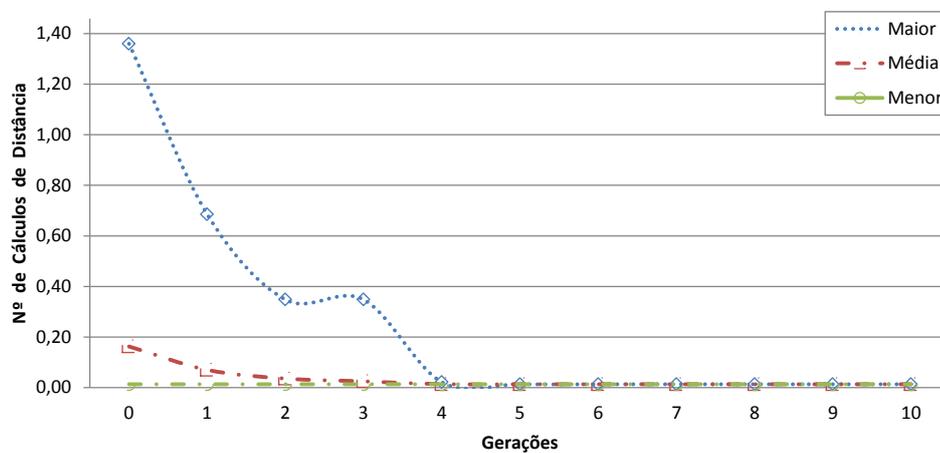
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 16 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1368368	313431,6	13116
1	1368368	167466,7	13116
2	350000	40482,9	13116
3	94832	19626,8	13116
4	13140	13116,8	13116
5	13116	13116	13116
6	17228	13253	13116
7	17228	13253	13116
8	13644	13133,6	13116
9	13196	13118,6	13116
10	13644	13133,6	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 13 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



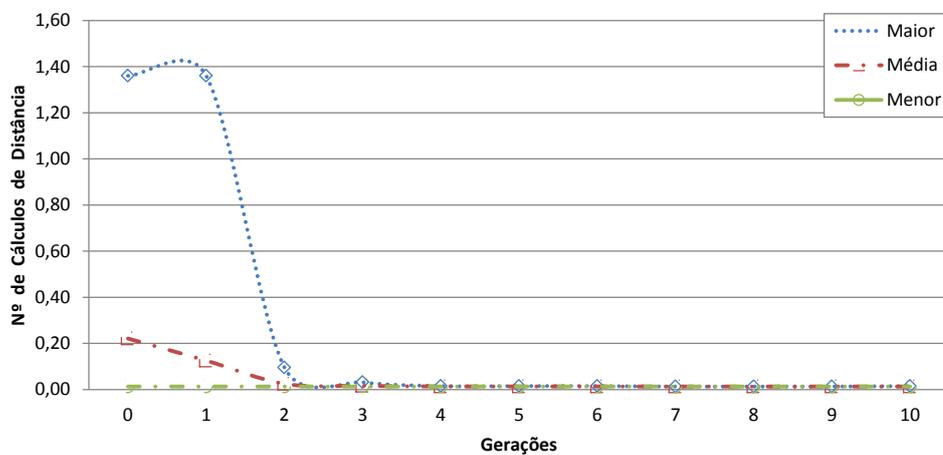
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 17 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	162441	13116
1	685296	70002,4	13116
2	347888	35510	13116
3	347888	24626,5	13116
4	21324	13389,6	13116
5	13116	13116	13116
6	13116	13116	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 14 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



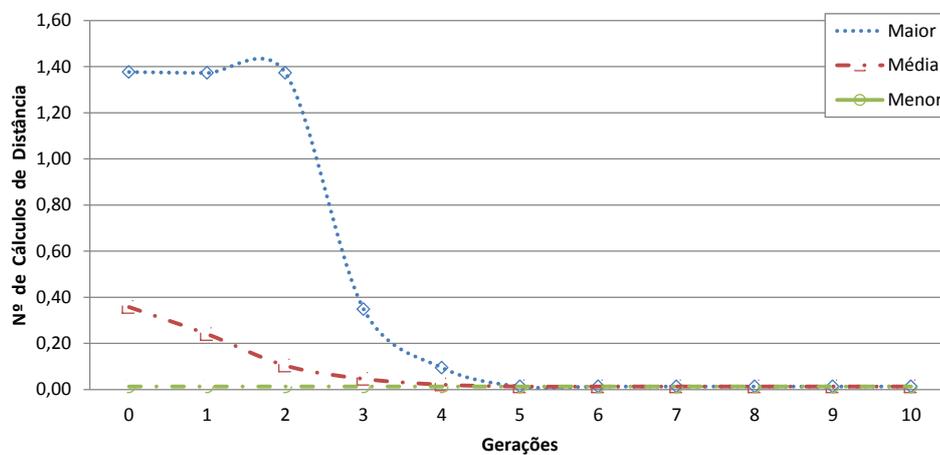
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 18 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	221054,6	13116
1	1360112	125487,5	13116
2	95600	24800	13116
3	31568	16057,8	13116
4	15180	13666,4	13116
5	15180	13460	13116
6	15180	13322,4	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	15180	13184,8	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 15 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

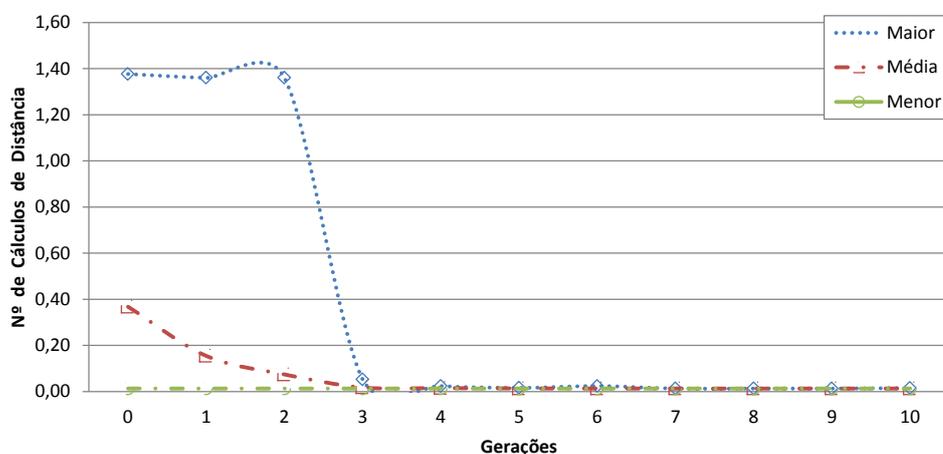
Tabela 19 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1376496	357609,4	13116
1	1372400	240141,4	13116
2	1372400	103929,8	13116
3	347888	46204,5	13116
4	94832	21351,3	13116
5	13116	13116	13116
6	13116	13116	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Os Gráficos 16, 17, 18 e 19 e suas respectivas Tabelas 20, 21, 22, 23 listados abaixo se referem aos testes realizados neste conjunto de testes referentes as execuções 10×50 .

Gráfico 16 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos



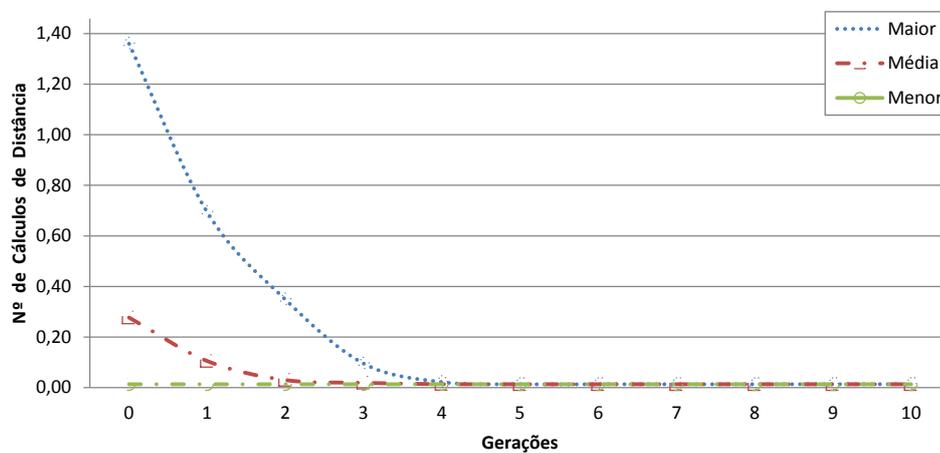
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 20 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1376496	367617,2	13116
1	1360112	154639,6	13116
2	1360112	74185,2	13116
3	52656	17629,8	13116
4	23976	15070,7	13116
5	15848	13626,6	13116
6	23976	13344	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	15180	13157,2	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 17 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos



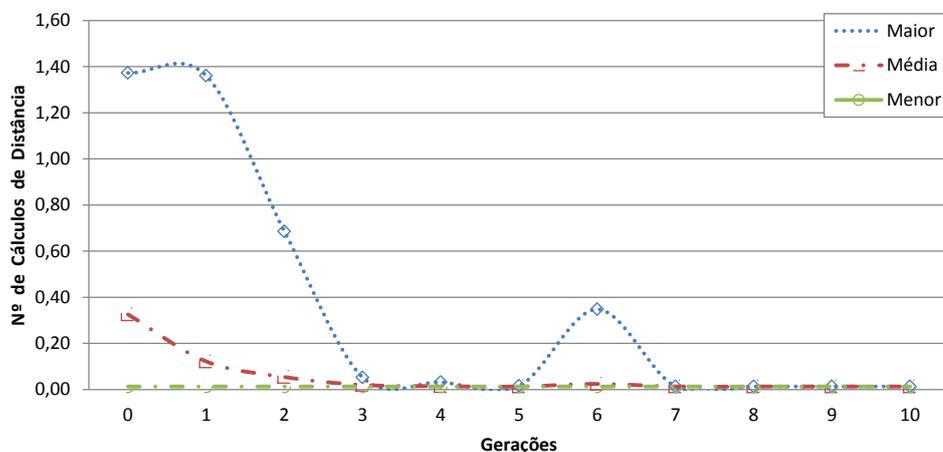
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 21 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	276910,1	13116
1	693488	104803,7	13116
2	347888	29737,8	13116
3	94832	18737,2	13116
4	21600	13531,8	13116
5	13116	13116	13116
6	13260	13125,6	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13260	13118,8	13116
10	13260	13124,6	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 18 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos



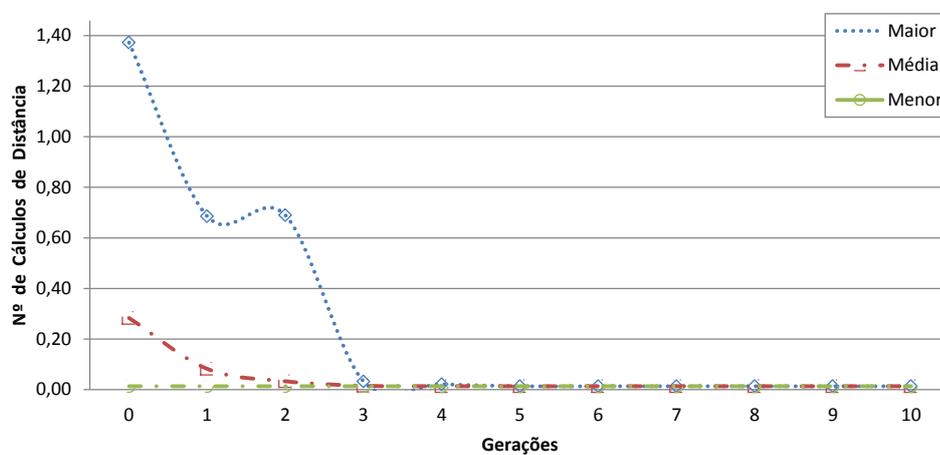
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 22 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1372400	325641,4	13116
1	1360112	121852,3	13116
2	685296	54267	13116
3	52656	20031,7	13116
4	31712	14439,7	13116
5	15752	13174,4	13116
6	347888	24275	13116
7	13388	13127,2	13116
8	13260	13118,8	13116
9	13388	13121,4	13116
10	13260	13118,8	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 19 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 50 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

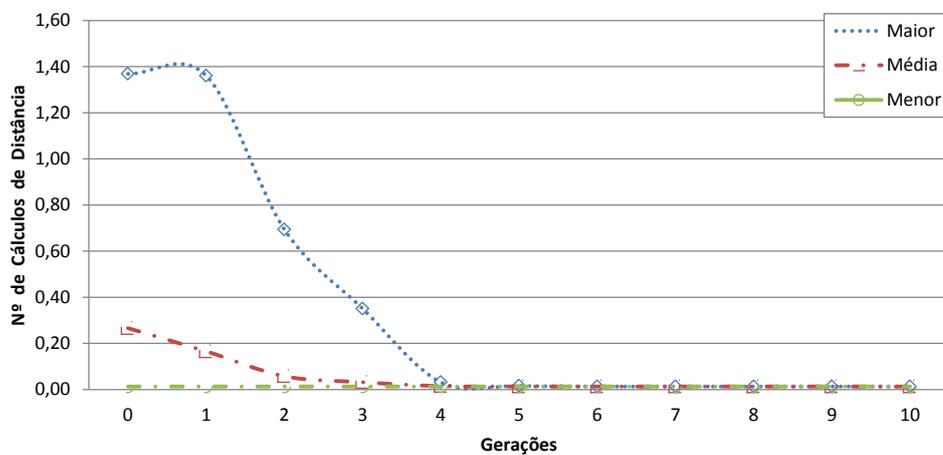
Tabela 23 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 50 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1372400	325641,4	13116
1	1360112	121852,3	13116
2	685296	54267	13116
3	52656	20031,7	13116
4	31712	14439,7	13116
5	15752	13174,4	13116
6	347888	24275	13116
7	13388	13127,2	13116
8	13260	13118,8	13116
9	13388	13121,4	13116
10	13260	13118,8	13116

Fonte: Elaborada pela autora

A seguir são mostrados os Gráficos 20, 21, 22 e 23 e suas respectivas Tabelas 24, 25, 26 e 27 referem-se aos testes realizados neste conjunto de testes referentes as execuções 10×100 .

Gráfico 20 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos



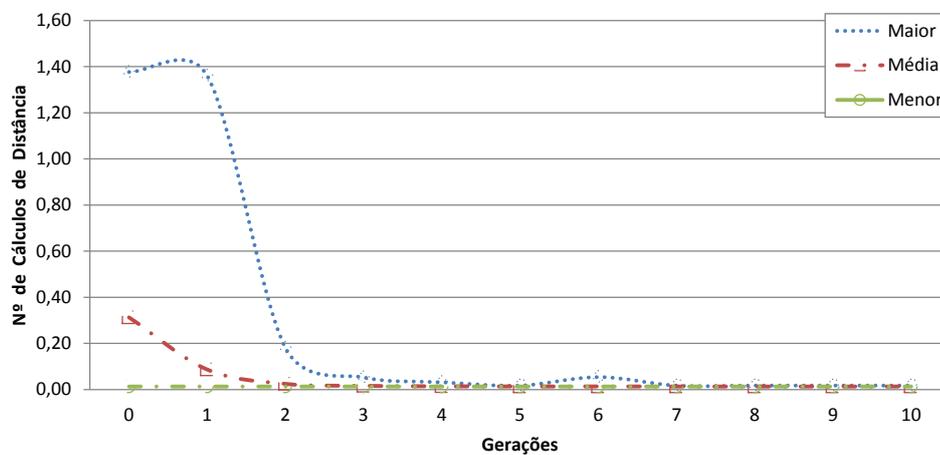
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 24 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1368560	266001,7	13116
1	1360112	165553,2	13116
2	693488	57757,8	13116
3	350448	31820,2	13116
4	31728	14846,8	13116
5	16296	13367,5	13116
6	13388	13121,7	13116
7	13116	13116	13116
8	13164	13116,9	13116
9	13388	13126,8	13116
10	13148	13116,3	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 21 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos



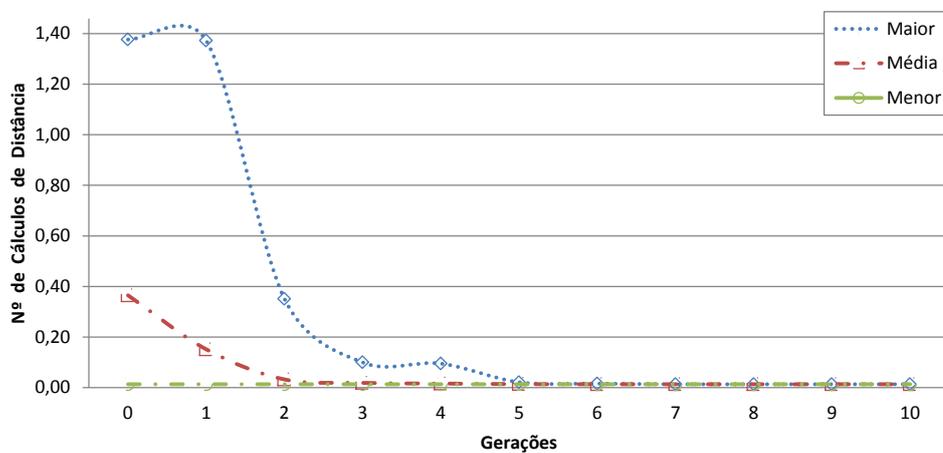
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 25 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1376496	312746	13116
1	1360112	86668,9	13116
2	180720	24689,2	13116
3	52656	16149,9	13116
4	31568	14279,4	13116
5	17228	13423,7	13116
6	53936	13576,3	13116
7	17228	13194,3	13116
8	17228	13219	13116
9	17228	13158,9	13116
10	17228	13280,4	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 22 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos



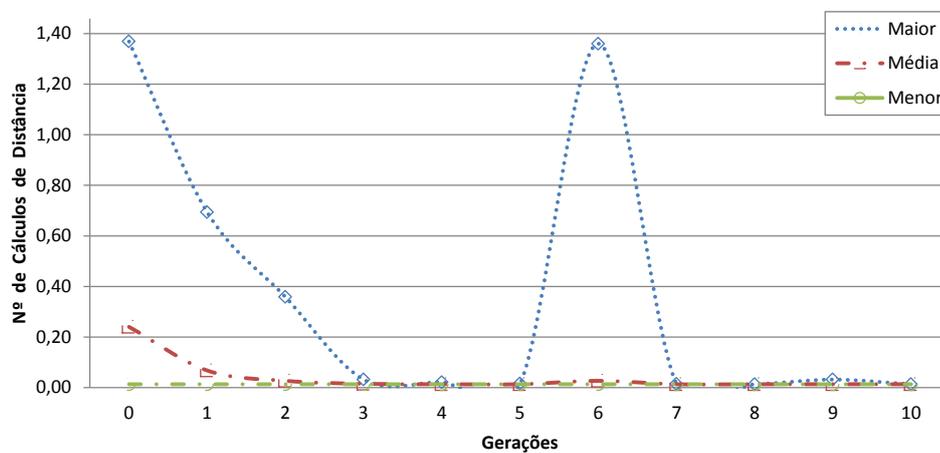
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 26 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1376496	364774,2	13116
1	1372400	151200,9	13116
2	350960	32126,84	13116
3	99440	18520,9	13116
4	94832	15820,5	13116
5	21024	13617,3	13116
6	15752	13142,3	13116
7	13260	13117,9	13116
8	13140	13116,4	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 23 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 100 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 27 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 100 indivíduos

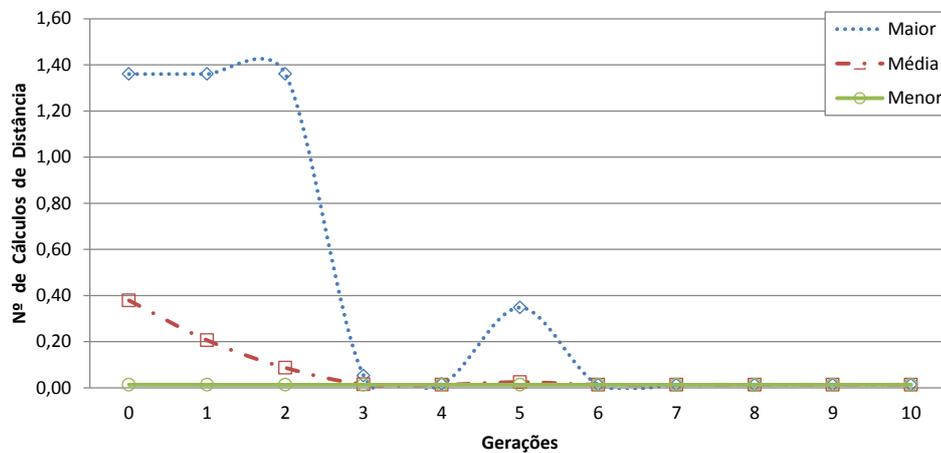
Geração	Maior	Média	Menor
0	1368816	240096,1319	13116
1	693488	67392,44444	13116
2	358128	26663,88	13116
3	31568	14828,8	13116
4	21024	13330,72	13116
5	15180	13136,64	13116
6	1360112	26588,68	13116
7	13644	13124,32	13116
8	13148	13116,32	13116
9	31568	13300,52	13116
10	13260	13117,44	13116

Fonte: Elaborada pela autora

APÊNDICE B – SEGUNDO APÊNDICE

Neste apêndice estão contidos os resultados das execuções do segundo conjunto de testes - Gráficos 24, 25, 26 e 27 e suas respectivas Tabelas: 28, 29, 30 e 31 com taxa de mutação de 18% - consultas X.

Gráfico 24 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



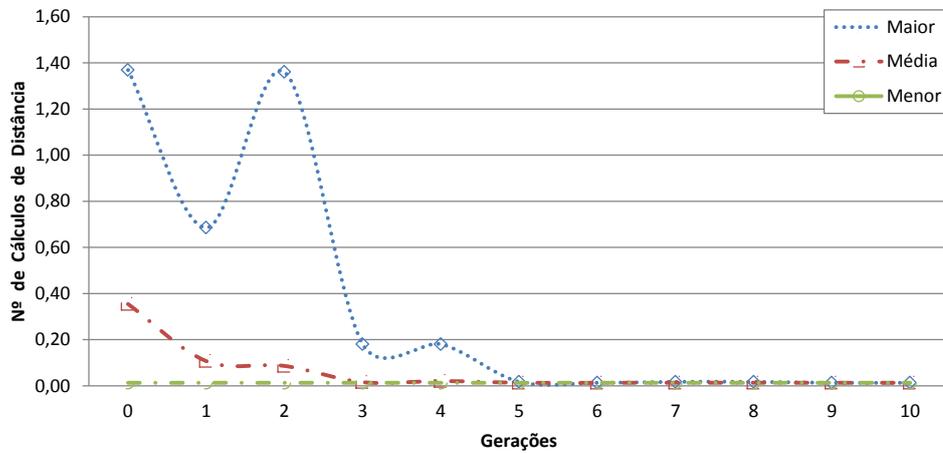
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 28 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	378568,4	13388
1	1360112	205904,2	13116
2	1360112	86769,4	13116
3	52656	15394,4	13116
4	16296	13646,5	13116
5	347888	24690	13116
6	13388	13134,1	13116
7	13388	13125	13116
8	13388	13125	13116
9	13388	13125	13116
10	13388	13125	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 25 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



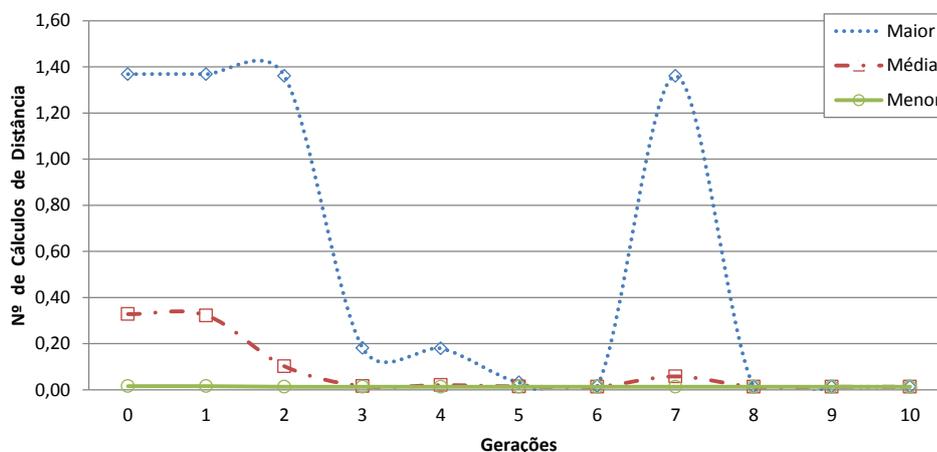
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 29 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1369328	354414	13116
1	685296	107178,7	13116
2	1360112	86175,2	13116
3	180464	15752	13116
4	180464	20645,4	13116
5	17228	13368,1	13116
6	13116	13116	13116
7	17228	13390,1	13116
8	17228	13399,2	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 26 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



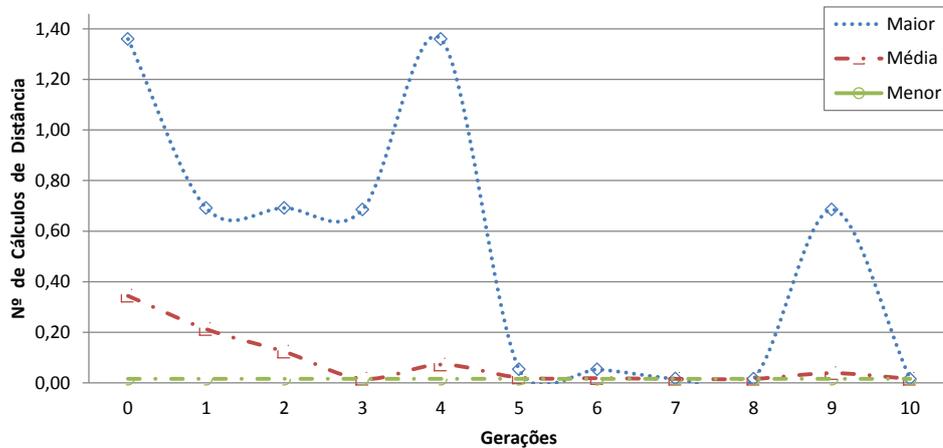
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 30 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1368432	328022	15752
1	1368432	322332,2667	15752
2	1360112	102002,8	13116
3	180720	15784	13116
4	179184	20408,93333	13116
5	31568	14434	13116
6	15752	13379,6	13116
7	1360112	58015,86667	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 27 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

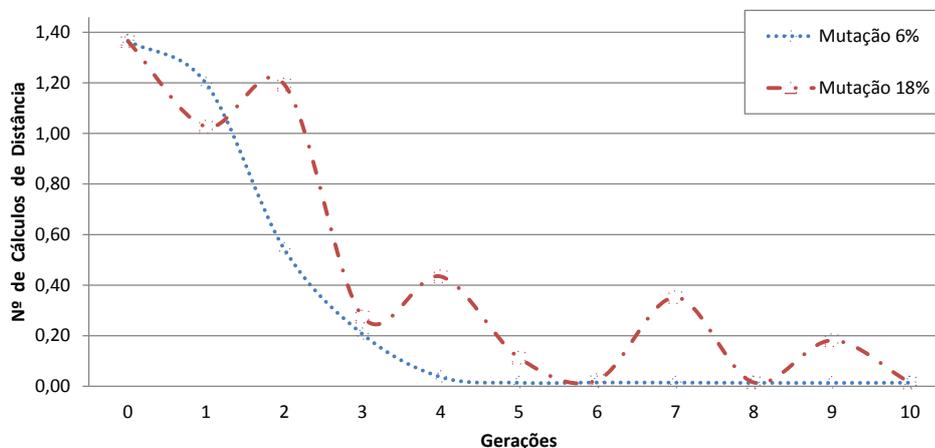
Tabela 31 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	343799,1	15752
1	691440	212135,7	15752
2	691440	122703,2	15752
3	685296	15816	15752
4	1360112	72024	15752
5	52976	20705,6	15752
6	52656	18240	15752
7	16296	15771,7	15752
8	15752	15752	15752
9	685296	38070,1	15752
10	15752	15752	15752

Fonte: Elaborada pela autora

Os Gráficos 28 e 29 exibem os comparativos da média dos valores máximos e média dos valores mínimos entre as taxas de mutação de 6% e 18% com suas respectivas Tabelas 32 e 33 dos conjuntos de testes realizados no primeiro e no segundo conjuntos de testes.

Gráfico 28 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%



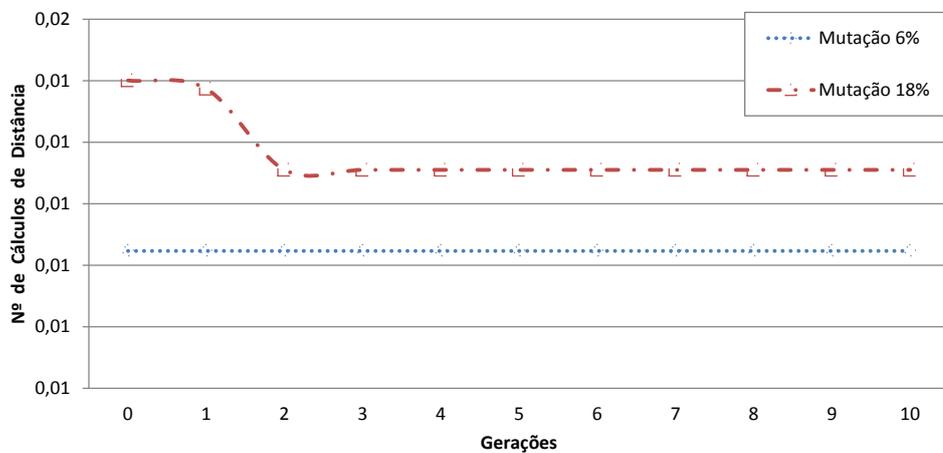
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 32 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%

Geraç�o	Mutaç�o 6%	Mutaç�o 18%
0	1366272	1364496
1	1196544	1026320
2	541472	1192944
3	205544	274784
4	36119	434014
5	13632	112415
6	14660	23728
7	14144	351756
8	13248	14871
9	13136	181229
10	13764	13843

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 29 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 33 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%

Geraçao	Mutaçao 6%	Mutaçao 18%
0	13116	14502
1	13116	14434
2	13116	13775
3	13116	13775
4	13116	13775
5	13116	13775
6	13116	13775
7	13116	13775
8	13116	13775
9	13116	13775
10	13116	13775

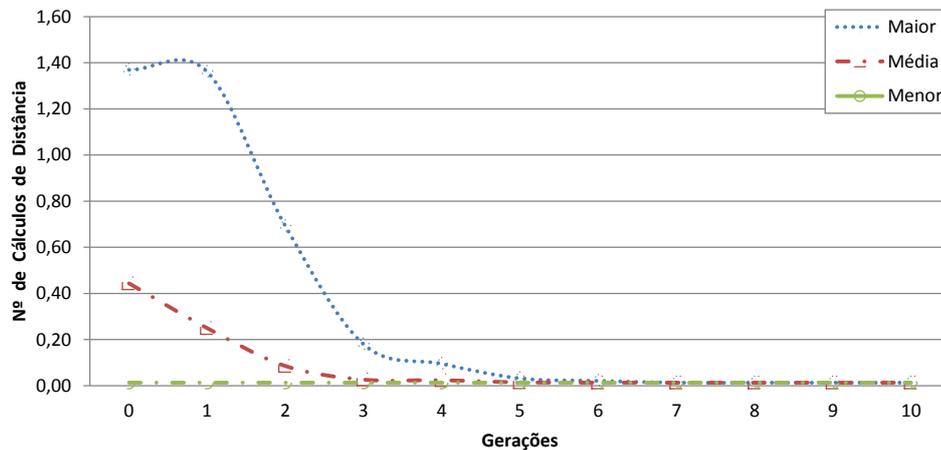
Fonte: Elaborada pela autora

APÊNDICE C – TERCEIRO APÊNDICE

No Apêndice C estão contidos os resultados das execuções do terceiro e quarto conjunto de testes - Gráficos e Tabelas das execuções de 10×30 (gerações \times indivíduos).

No terceiro conjunto de testes foi utilizada a taxa de mutação de 6%, realizados com a base de imagens de 1310 imagens, e com as consultas Y. Os Gráficos 30, 31, 32 e 33 são os valores encontrados neste conjunto de testes, juntamente com suas respectivas Tabelas 34, 35, 36 e 37. Para estes testes, foi utilizada as consultas Y com taxa de mutação de 6%.

Gráfico 30 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



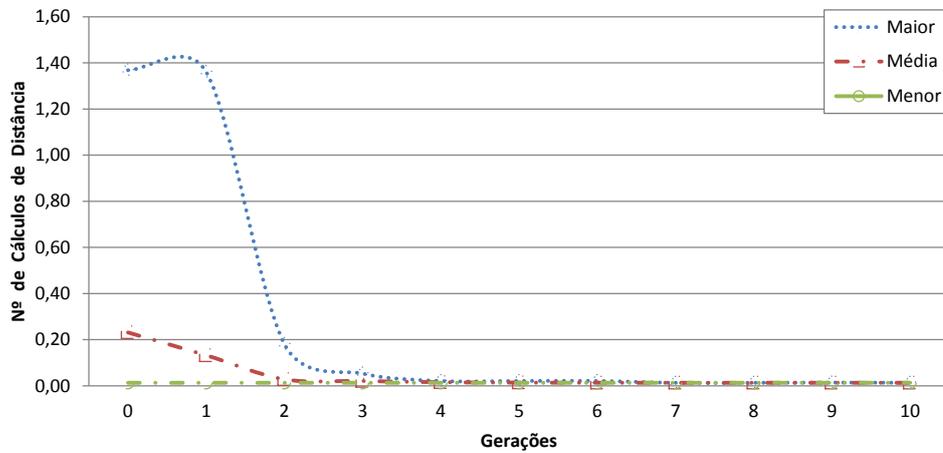
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 34 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1369328	443441,3	13116
1	1360112	249386,7	13116
2	691440	85261,3	13116
3	179184	26446	13116
4	94832	23712,8	13116
5	31568	14541,8	13116
6	21024	13380,6	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 31 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



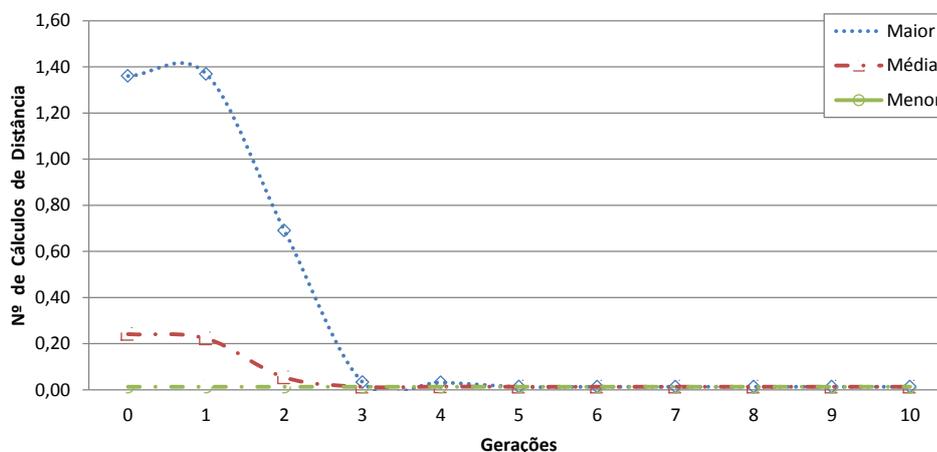
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 35 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1368320	231089,2	13116
1	1360112	132147,6	13116
2	180464	28107,8	13116
3	53168	21024	13116
4	21024	15488,4	13116
5	21024	13976,1	13116
6	21024	13448,9	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	14156	13150,6	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 32 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



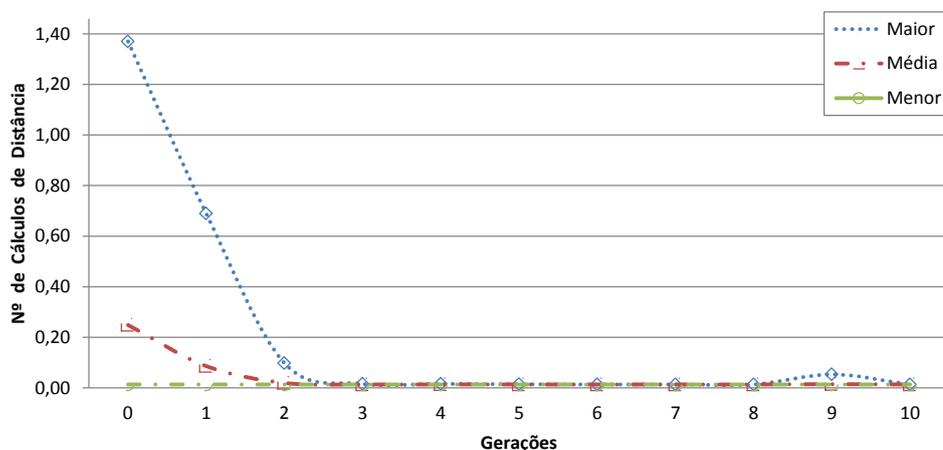
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 36 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	241319	13116
1	1368816	222306,9	13116
2	690416	53813,2	13116
3	32720	13116	13116
4	31568	14003,7	13116
5	13116	13116	13116
6	13116	13116	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13196	13118,6	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 33 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

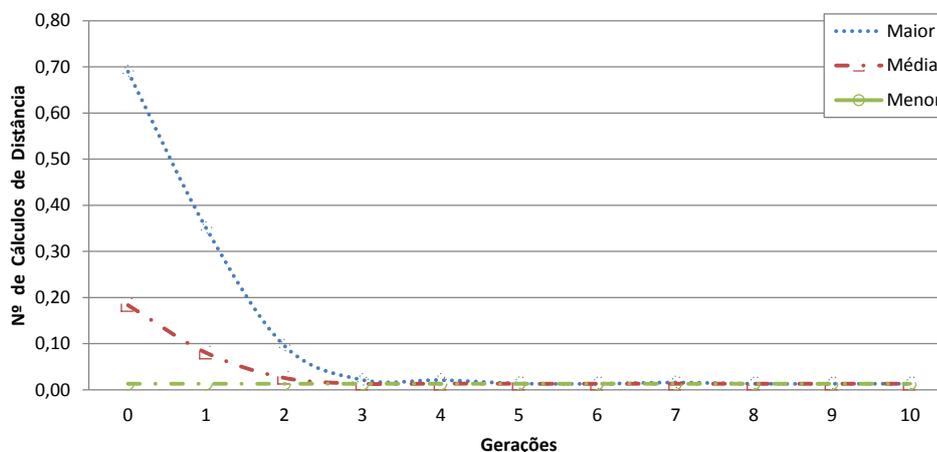
Tabela 37 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1370352	248384,8	13260
1	689424	85822,1	13260
2	97392	19140,4	13116
3	15752	13260	13116
4	15752	13511,3	13116
5	14156	13228,5	13116
6	13260	13120,8	13116
7	13260	13120,8	13116
8	13260	13120,8	13116
9	52656	14434	13116
10	13260	13120,8	13116

Fonte: Elaborada pela autora

A seguir são mostrados os Gráficos 34, 35, 36 e 37 são os valores encontrados no quarto conjunto de testes, juntamente com suas respectivas Tabelas 38, 39, 40 e 41. Para estes testes, foi utilizada as consultas Y com taxa de mutação de 18%.

Gráfico 34 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



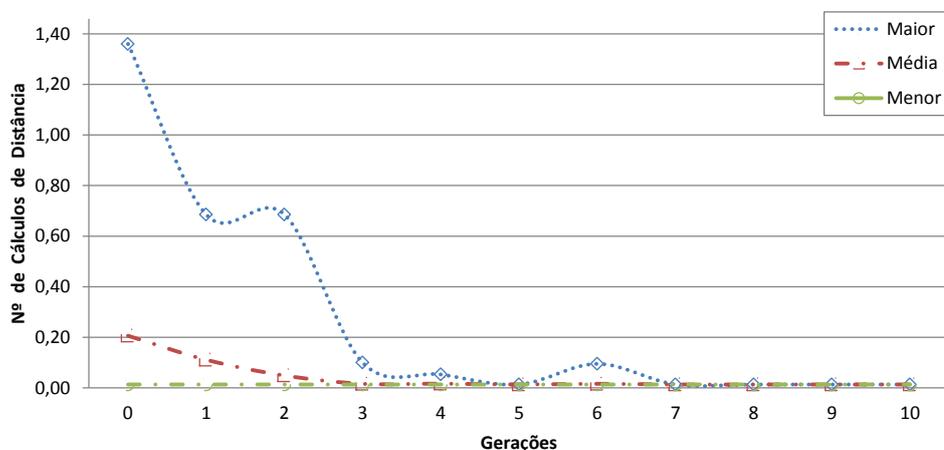
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 38 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	689648	183389,3	13116
1	350000	80106,7	13116
2	95360	25698,4	13116
3	21324	13204	13116
4	21024	13415,8	13116
5	13644	13135,2	13116
6	13116	13116	13116
7	15752	13208,6	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13116	13116	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 35 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



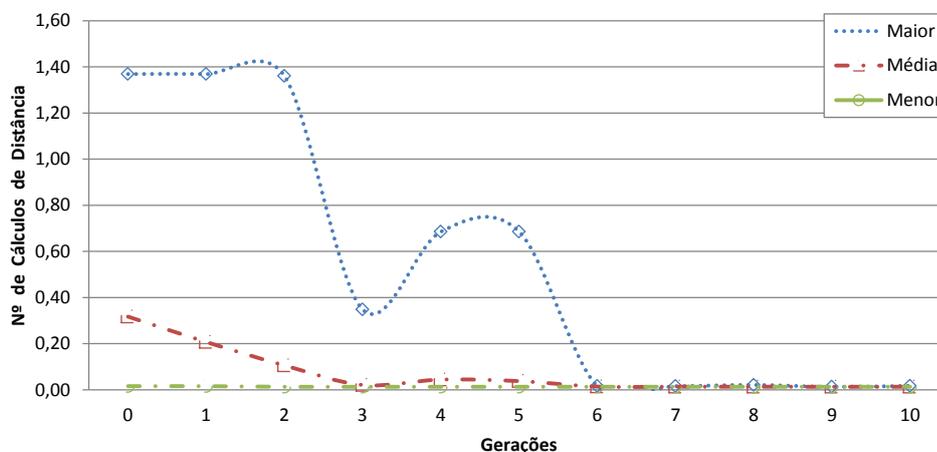
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 39 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1360112	205841,8	13116
1	685296	110801,9	13116
2	685296	48601,9	13116
3	99440	15752	13116
4	52656	16421,6	13116
5	13140	13118,4	13116
6	94832	15840,6	13116
7	13116	13116	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	13140	13116,8	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 36 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



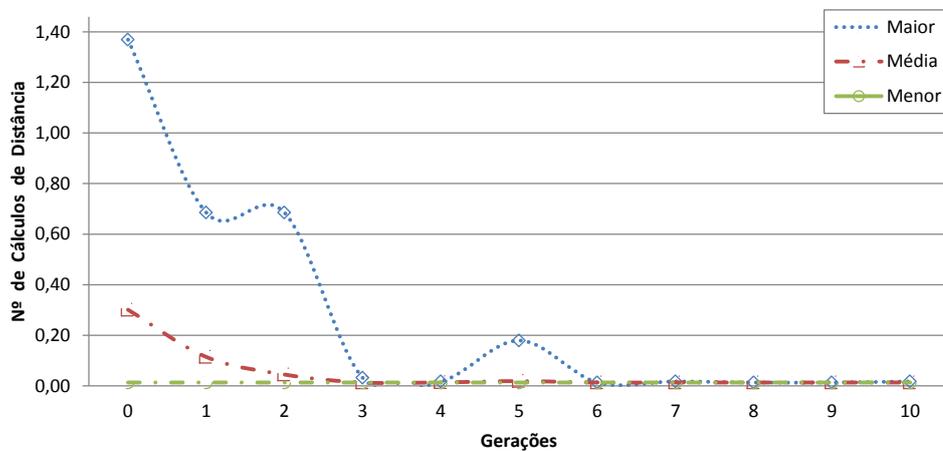
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 40 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1368816	317148,4	15752
1	1368816	207098,3	15752
2	1360112	105796,2	13116
3	347888	21024	13116
4	685296	44231,3	13116
5	685296	37680	13116
6	15752	13906,8	13116
7	15752	13379,6	13116
8	21024	13379,6	13116
9	13116	13116	13116
10	17228	13253	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 37 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



Fonte: Elaborada pela autora

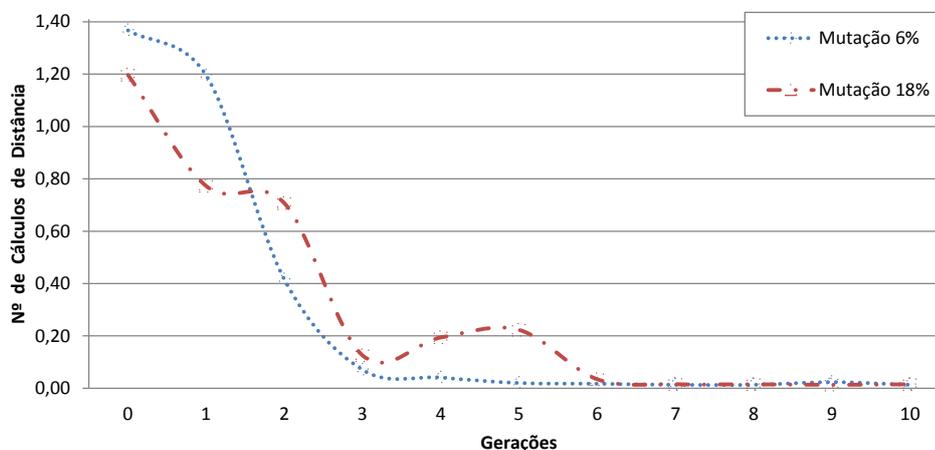
Tabela 41 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos para 10 gerações e 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	1369328	300722	13116
1	685296	114112,1	13116
2	685296	44582,4	13116
3	31568	13116	13116
4	17228	13567,4	13116
5	179184	18651,6	13116
6	13388	13125	13116
7	17228	13253	13116
8	13116	13116	13116
9	13116	13116	13116
10	17228	13253	13116

Fonte: Elaborada pela autora

Os Gráficos 38 e 39 exibem os comparativos da média dos valores máximos e média dos valores mínimos entre as taxas de mutação de 6% e 18% com suas respectivas Tabelas 42 e 43 dos conjuntos de testes realizados no terceiro e no quarto conjunto de testes.

Gráfico 38 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%



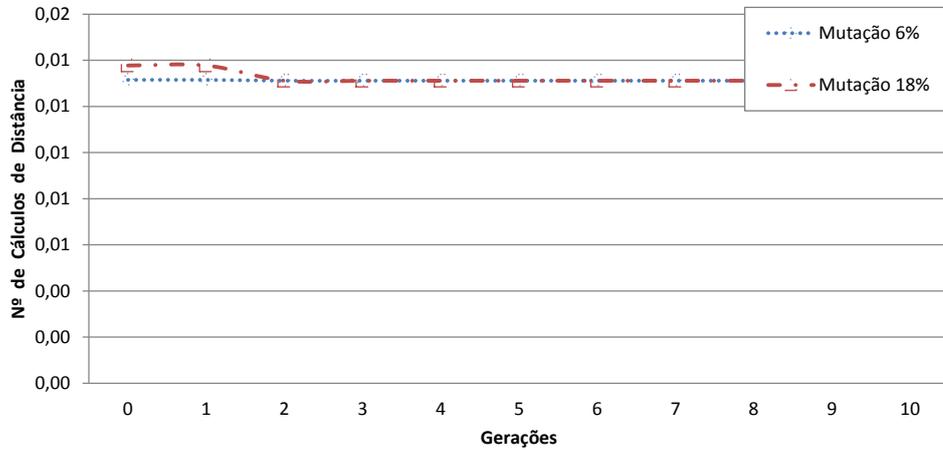
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 42 – Comparação da média dos valores máximos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%

Geração	Mutaçao 6%	Mutaçao 18%
0	1367028	1196976
1	1194616	772352
2	414928	706516
3	70206	125055
4	40794	194051
5	19966	222816
6	17106	34272
7	13152	15462
8	13152	15093
9	23261	13116
10	13172	15178

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 39 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 43 – Comparação da média dos valores mínimos dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações e 30 indivíduos com taxa de mutação de 6% e 18%

Geração	Mutaçao 6%	Mutaçao 18%
0	13152	13775
1	13152	13775
2	13116	13116
3	13116	13116
4	13116	13116
5	13116	13116
6	13116	13116
7	13116	13116
8	13116	13116
9	13116	13116
10	13116	13116

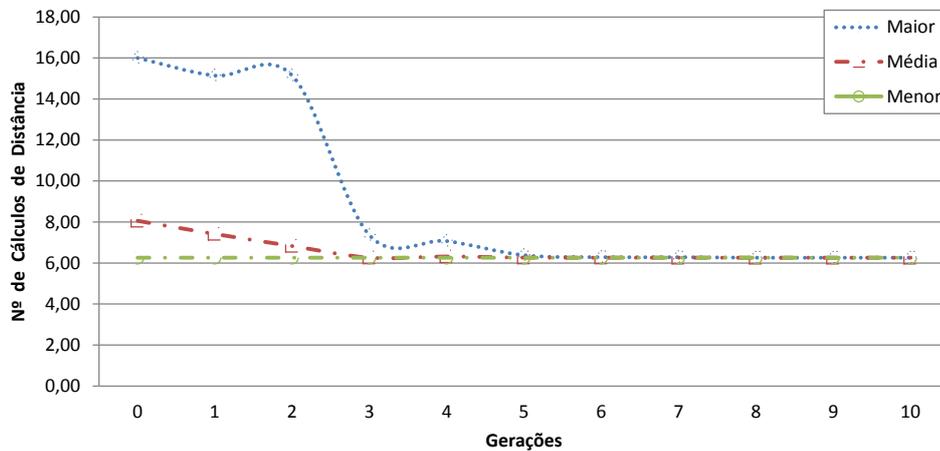
Fonte: Elaborada pela autora

APÊNDICE D – QUARTO APÊNDICE

No Apêndice D estão contidos os resultados das execuções do quinto conjunto de testes - Gráficos e Tabelas das execuções de 10×30 (gerações \times indivíduos), e também de 4×10 (execução interrompida), com taxa de mutação de 6%, realizados com a base de imagens de 7900 imagens, com as consultas Z.

A seguir são mostrados os Gráficos 40, 41 e 42 e suas respectivas Tabelas 44, 45 e 46 referentes aos testes realizados neste conjunto de testes.

Gráfico 40 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 10 Gerações e 30 indivíduos



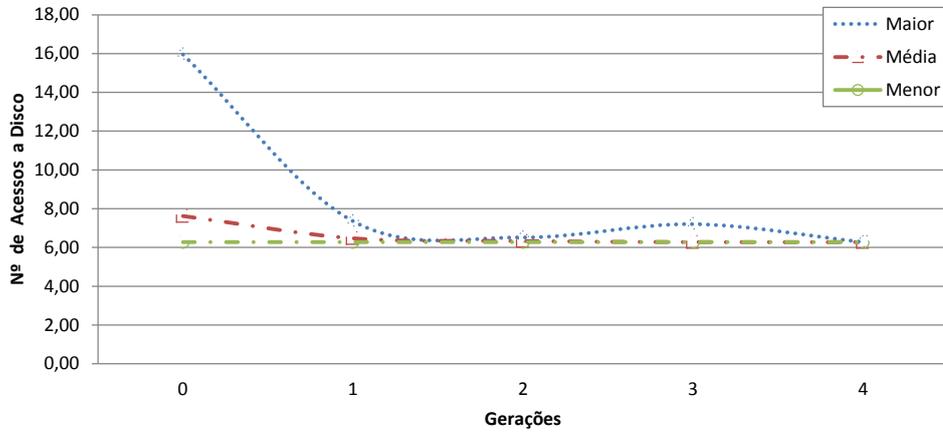
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 44 – Valores das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 10 gerações de 30 indivíduos

Geração	Maior	Média	Menor
0	15999080	8056523	6258380
1	15139560	7415027,7	6258380
2	15139560	6826798,6	6258380
3	7353320	6260750	6258380
4	7068920	6317366,6	6258380
5	6380040	6264542	6258380
6	6285240	6259881	6258380
7	6285240	6259275,3	6258380
8	6258380	6258380	6258380
9	6258380	6258380	6258380
10	6258380	6258380	6258380

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 41 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 4 Gerações e 30 indivíduos (execução interrompida)



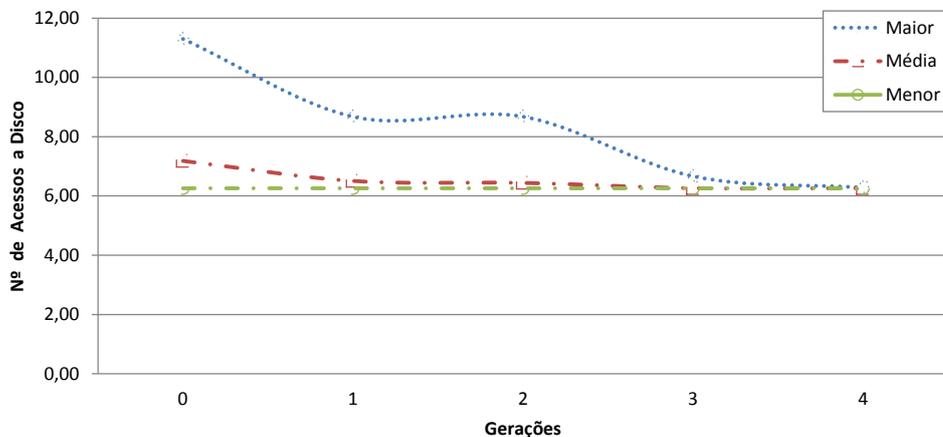
Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 45 – Valores das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 4 gerações de 30 indivíduos (execução interrompida)

Geração	Maior	Média	Menor
0	15954840	7619286,6	6275760
1	7353320	6471153,3	6275760
2	6519080	6329638	6275760
3	7201640	6275760	6275760
4	6275760	6275760	6275760

Fonte: Elaborada pela autora

Gráfico 42 – Valores máximos, médios e mínimos do número de cálculos de distância obtidos de 4 Gerações e 30 indivíduos (execução interrompida)



Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 46 – Valores das execuções dos números dos cálculos de distância da execução de 4 gerações de 30 indivíduos(execução interrompida)

Geração	Maior	Média	Menor
0	11297000	7182021,6	6258380
1	8674200	6506629,6	6258380
2	8674200	6441490,7	6258380
3	6664440	6261540	6258380
4	6280500	6263394,7	6258380

Fonte: Elaborada pela autora