

Reconhecimento de Pessoas por meio de Algoritmo Genético aplicado em medidas das Proporções Áureas da Face Humana

(Recognition of Human Faces through Genetic Algorithm applied in Reasons Áureas)

Walison Joel Barberá Alves 1,2

1-Faculdades Integradas Fafibe – Bebedouro – SP

fafibe@gmail.com

2-Universidade de São Paulo – São Carlos – SP

Abstract. There has been an emerging pursuit of automatic systems that provide the recognition of human faces. Seeing that, scientists have gathered different techniques in order to obtain more and more positive and concrete results.

This pursuit is not of academic concern only, but there is also legal and commercial interest in using systems that can recognize faces in places where it is difficult for humans to locate a person, that is when it is necessary to locate outlaws in crowded places.

That being so, this work aims at developing a system for the automatic recognition of human faces using proportions and applying an innovative technique that implements a Genetic Algorithm. This algorithm uses the number of facial golden proportion sections as its input, so it is possible to determine the existing proportions and consequently, to locate the desired face no matter the person's facial expression.

The results show that the golden ratio, which has been used since the earlier times by painters and sculptors, is present in human facial proportions and is a biometric measurement that enables to identify an individual even when facial expressions are worn.

Keywords: Biometrics, Golden Proportion, Genetics Algorithm, Identification.

Resumo. Na emergente busca por sistemas automáticos que realizem o reconhecimento de faces humanas, pesquisadores têm agrupado diferentes técnicas para obterem resultados que possam ser cada vez mais robustos e ágeis.

Essa preocupação não se restringe aos meios acadêmicos, também existe interesse legal e comercial em utilizar sistemas que reconheçam faces humanas como por exemplo, que locais em que seja difícil a identificação de pessoas pelos seres humanos.

Diante dessa constante preocupação, este trabalho teve como objetivo desenvolver um sistema de reconhecimento automático de faces, por intermédio de suas proporções, aplicando uma técnica inovadora, em que por meio de um Algoritmo Genético, que tem como entrada o número de segmentos áureos encontrados na face, é possível determinar as proporções existentes e, assim, encontrar a face desejada.

Os resultados demonstram que a Razão Áurea, utilizada desde a antiguidade por pintores e escultores, está presente nas proporções das faces humanas e que fornece um meio de medida biométrica que permite a identificação de um indivíduo, mesmo com expressões faciais.

Palavras-chave: Biometria, Proporção Áurea, Algoritmo Genético, Identificação.

1. Introdução

Na emergente busca por sistemas automáticos que realizem o reconhecimento de faces humanas, pesquisadores têm agrupado diferentes técnicas para obterem resultados que possam ser cada vez mais robustos e ágeis.

Essa preocupação não se restringe aos meios acadêmicos, também existe interesse legal e comercial em utilizar sistemas que reconheçam faces humanas como, por exemplo, que locais em que seja difícil a identificação de pessoas pelos seres humanos.

O reconhecimento de faces humanas é um problema bastante complexo para ser implementado de forma automática, devido a diversos fatores como: diferentes variações de orientação e tamanho da imagem, condições de iluminação do ambiente, diferenças na aparência, na expressão facial e na cor da pele, entre outros fatores que influenciam a extração de características [1].

Esse tipo de técnica exige algoritmos robustos para poderem reconhecer as faces em diferentes tipos de condições de iluminação, expressões faciais e outros empecilhos que dificultam o processo.

2. Sistemas Biométricos

De largo uso desde o início do século XX, foi definida como “a aplicação de teorias matemáticas e estatísticas em mensurações de características humanas” [2].

Mais recentemente a palavra Biometria tem sido usada para designar mensurações fisiológicas ou características do comportamento que podem ser utilizadas na identificação de uma pessoa a partir de características individuais como: veias da palma da mão, impressões digitais, reconhecimento da face, estrutura da retina, estrutura da íris e geometria da mão.

Teoricamente, qualquer característica humana, quer seja fisiológica ou comportamental pode ser usada como uma identificação pessoal quando satisfaz os requisitos de universalidade (todos os indivíduos possuem determinada característica), unicidade (fenômeno provado que não existem dois indivíduos com o mesmo padrão), imutabilidade (a característica estudada não muda com o tempo) e coletabilidade (característica que pode ser mensurada ou medida).

Os Dispositivos Biométricos são sensores que capturam e digitalizam a informação Biométrica. Para que a pessoa faça parte do sistema, inicialmente a informação é processada na etapa de Inscrição (ou Registro), por uma ou mais vezes, e armazenada na Base de Dados.

Na etapa de Verificação, a mesma pessoa deve fornecer sua informação Biométrica através dos mesmos Dispositivos Biométricos para que seja comparada com a armazenada na Base de Dados e, assim, possa fornecer o Resultado (identificação).

Na Figura 1 é possível ver um esquema básico dos Sistemas Biométricos:

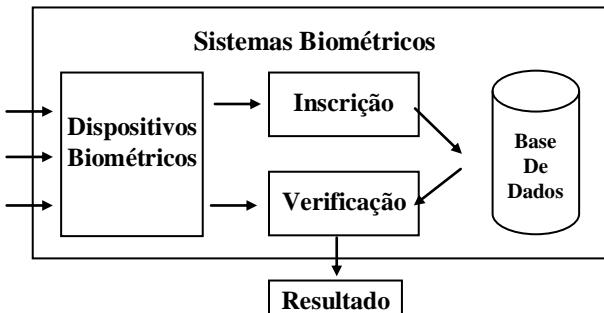


Figura 1: Funcionamento básico dos sistemas Biométricos

3. Algoritmo Genético

Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos de otimização e busca inspirados nos mecanismos de evolução dos seres vivos. Foram introduzidos por Holland [3] e popularizados por um dos seus alunos [4]. Os AGs possuem uma analogia direta com a teoria naturalista e fisiologista do inglês Darwin, pai da teoria da evolução das espécies, segundo a qual quanto melhor um indivíduo se adaptar ao seu meio ambiente, maior será sua chance de sobreviver e gerar descendentes [5].

A idéia básica de funcionamento dos algoritmos genéticos é a de tratar as possíveis soluções do problema como “indivíduos” de uma “população”, que irá “evoluir” a cada iteração ou “geração”. Para isso é necessário construir um modelo de evolução onde os indivíduos sejam soluções de um problema [6].

3.1 Definições em AG

- **Cromossomo:** cada indivíduo que representa uma possível solução é representado, de forma codificada, por uma seqüência de códigos agrupados.
- **População:** conjunto de cromossomos ou soluções do problema.
- **Avaliação de aptidão:** também conhecida como função de avaliação, tem o objetivo de proporcionar uma medida do grau de aptidão (*fitness*) de um indivíduo, a qual pode ser vista como uma nota dada a cada indivíduo para medir a qualidade quanto à solução ótima do problema.
- **Seleção:** o principal objetivo do operador de seleção é copiar boas soluções, eliminar soluções de baixa aptidão, quando o tamanho da população for constante [7].
- **Operadores Genéticos:** o princípio básico dos operadores genéticos é transformar a população através de sucessivas gerações, de forma a obter um resultado satisfatório no final do processo. Deste modo eles são extremamente necessários para que a população se diversifique e mantenha as características de adaptação adquiridas pelas gerações anteriores [8]. Os operadores genéticos mais utilizados são Cruzamento (*Crossover*) e Mutação.

- **Critérios de parada:** quando bem implementado, o processo geral de aplicação dos AGs tem como consequência a evolução dos indivíduos de sua população, passando para sucessivas gerações, fato que indica solução ótima ou, dependendo do problema, solução satisfatória.

Na Figura 2 é demonstrada a estrutura básica de um Algoritmo Genético:

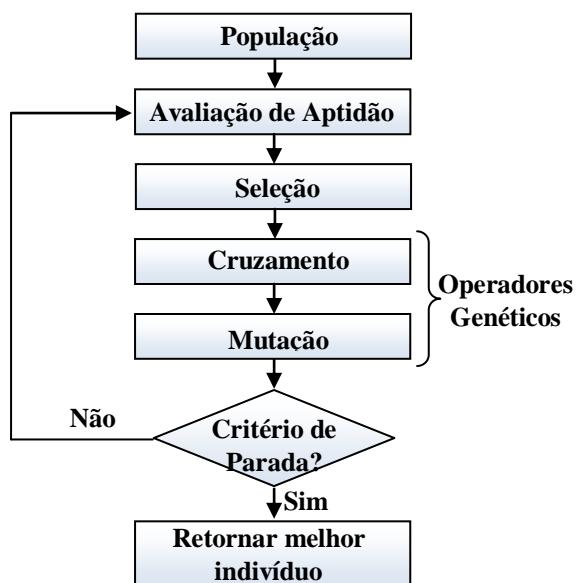


Figura 2: Estrutura básica de um AG [6]

4. Algoritmo G-Gold

Este trabalho propõe uma metodologia inovadora para a identificação de pessoas através de imagens frontais da face.

O método pré-processa as imagens para reduzir ruídos e detectar bordas tal que partes características como olhos, nariz, boca, sobrancelha e contorno do rosto permaneçam na imagem processada.

O algoritmo, denominado pelos autores de G-Gold, extrai então a quantidade de razões áureas existente em setores da face previamente estabelecidos e gera um cromossomo que através de técnicas de Algoritmo Genético realiza a evolução de cada indivíduo da base aproximando-o de sua classe por similaridade.

A Figura 3 mostra todas as etapas seguidas para a realização do trabalho.

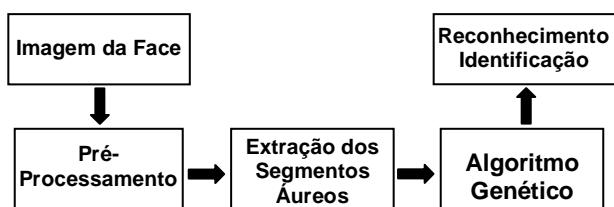


Figura 3: Etapas do algoritmo G-Gold

5. Materiais

Para executar as aplicações da metodologia proposta foi utilizado o Software Matlab na versão 7.0 em um notebook DELL, com Processador Intel Core 2 Duo 1.8 GHz, 2 GB de memória RAM, HD de 80 GB e sistema operacional Windows Vista Ultimate.

A base de imagens é composta por 119 indivíduos (65 homens e 54 mulheres) que representam quatro diferentes expressões faciais e três com variações de iluminação, totalizando 833 imagens de faces frontais adquiridas do banco AR [9]. A Figura 4 exemplifica um dos indivíduos da Base de imagens:



Figura 4: Imagens um indivíduo da Base de Imagens

6. Pré-processamento

O pré-processamento das imagens foi implementado da seguinte maneira: na imagem original (Figura 5) foi aplicado o filtro da mediana, empregado na eliminação de ruídos e preservação de contornos em imagens digitais (Figura 6). Na sequência foi utilizado o detector de bordas de Sobel, por obter um resultado bem satisfatório na detecção dos olhos, nariz, boca, sobrancelha e contorno da face (Figura 7).



Figura 5:
Imagen Original



Figura 6:
Filtro da Mediana

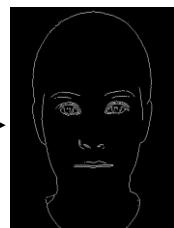


Figura 7:
Detector de Sobel

7. Número de Ouro e Segmentos Áureos

Número de Ouro é um número que aparece numa infinidade de elementos da natureza na forma de uma razão, sendo considerada por muitos como uma oferta de Deus ao mundo [10]. Também chamado de razão áurea ou seção áurea é simbolizada pela letra Φ (lê-se fi), inicial de Fídias, escultor grego que utilizou este número [11]. É o número obtido quando se divide (a) por (b):

$$\begin{aligned} (a+b) / a &= a / b = \Phi = 1,618034 \\ \Phi^2 &= 2,618034 \\ 1 / \Phi &= 0,618034 \end{aligned}$$

Esta proporção diz que a relação entre a soma de duas grandezas (a e b) dividido pela maior delas (a) é igual à razão entre uma (a) e a outra (b) e igual ao número de ouro (Φ) que equivale a 1,618. Portanto 1,618 é a razão entre os termos da proporção. É o único número positivo que satisfaz a relação $\Phi^2 = 1 + \Phi$.

A estrutura unidimensional corresponde ao segmento de reta com extremidade A e B, interceptado por um ponto S que divide em dois segmentos AS e SB. Os segmentos originados relacionam-se segundo a razão áurea [10], conforme a Figura 9.

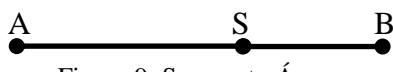


Figura 9: Segmento Áureo

Em outras palavras, isso significa que é possível obter um ponto S que permite encontrar um segmento áureo neste segmento AB, utilizando-se da seguinte razão:

$$\frac{\overline{AB}}{\overline{AS}} = \frac{\overline{AS}}{\overline{SB}} = \Phi$$

Nas Figuras 10 e 11 são mostrados alguns exemplos de segmentos áureos horizontais e verticais encontrados na face, considerando a razão entre os segmentos \overline{AS} e \overline{SB} .

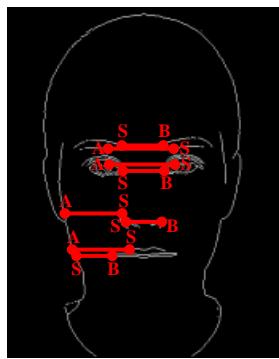


Figura 10: Segmentos Áureos Horizontais

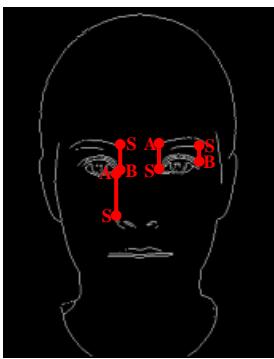


Figura 11: Segmentos Áureos Verticais

O processo de extração de características baseado no número de segmentos áureos encontrados na face tem por objetivo a construção da população inicial do algoritmo genético proposto.

7.1 Extração dos Segmentos Áureos

O algoritmo para extração dos segmentos áureos das imagens de faces humanas foi baseado no trabalho de [10] que demonstra a existência de segmentos áureos em algumas regiões da face. Apesar de também existirem retângulos e triângulos áureos nas proporções de uma face humana, nosso trabalho propõe apenas o uso de segmentos áureos verticais e horizontais. Nossas investigações poderão ser feitas, no futuro, envolvendo retângulos e triângulos áureos.

Na detecção de faces humanas em imagens digitais genéricas, [10] comprovou a existência de segmentos áureos horizontais na região da testa e cabelo, na região dos olhos, do nariz, da boca e queixo. Também foram comprovadas a existência de segmentos áureos verticais que envolvem o olho, o nariz e a boca simetricamente em relação ao eixo médio vertical da face que passa sobre o nariz.

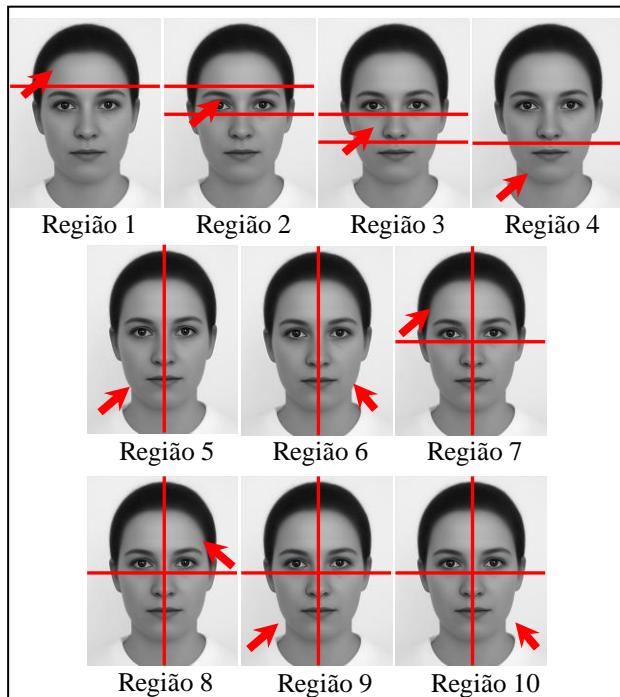


Figura 8: Definição das 10 regiões para extração dos segmentos áureos

Cada região desta foi considerada por apresentar características importantes para o reconhecimento. Assim:

- Região 1: Cabelo e contorno da cabeça na parte superior;
- Região 2: Olhos;
- Região 3: Nariz;
- Região 4: Boca e contorno da cabeça na parte inferior;
- Região 5: Lateral direita;
- Região 6: Lateral esquerda;
- Região 7: Quadrante superior direito;
- Região 8: Quadrante superior esquerdo;
- Região 9: Quadrante inferior direito;
- Região 10: Quadrante inferior esquerdo.

As regiões 1, 2, 3, 4 capturam características de segmentos áureos horizontais. As regiões 5 e 6 localizam características provenientes de segmentos áureos verticais. As regiões 7, 8, 9, 10 são usadas para localizar segmentos áureos em ambas as direções. A idéia é inspirada biologicamente, adotando-se um cromossomo para formação das características da face com proporcionalidade e simetria geradas através do número de ouro.

8. Codificação e População

Cada indivíduo é codificado por uma seqüência de dígitos binários, denominados cromossomos. Os cromossomos são divididos em genes; cada gene representará o número de segmentos áureos encontrados em cada região da face. A regra adotada para a representação de cada gene foi descrever em números binários o número de segmentos áureos encontrados em cada região da face (Figura 12).

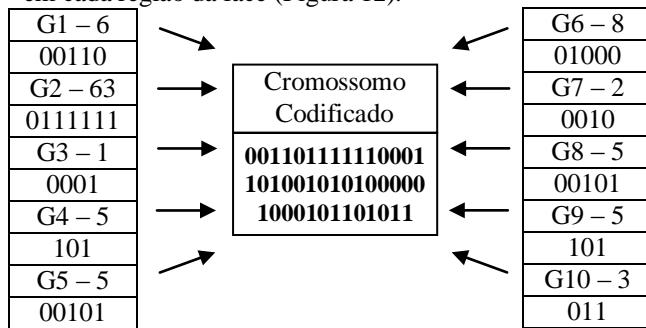


Figura 12: Codificação utilizada

O gene 1(G1) representa a região 1, que apresentou no exemplo utilizado 6 segmentos áureos, gerando a codificação 00110. Os demais genes seguem o mesmo método de codificação, formando juntos o cromossomo 001101111100011010010101000001000101101011.

9. Classificador

No banco de faces cada indivíduo é representado por sete imagens diferentes, sendo quatro com variações de expressões e três com variação de iluminação; portanto quando houver busca por determinada imagem (imagem *query*) o algoritmo deve encontrar essa imagem e as outras seis imagens do mesmo indivíduo, através de suas proporções (Figura 13).

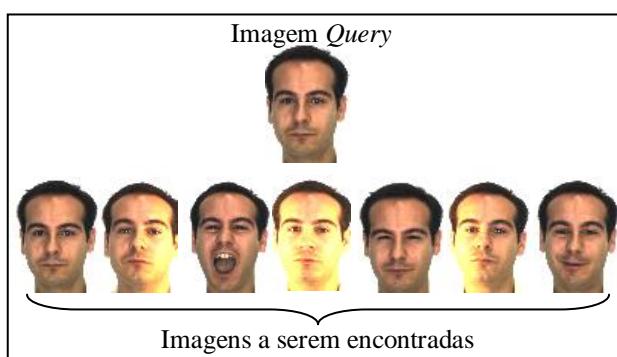


Figura 13: Objetivo do G-Gold

10. Resultados

A eficiência do algoritmo G-Gold foi avaliada através de vários testes e alterações, como por exemplo, nos pontos de “crossover” no AG e na taxa de mutação.

O cromossomo gerado através do número de segmentos áureos encontrados em cada região das 7 faces de cada classe das imagens da base, o resultado de similaridade entre cada imagem da base e as outras pode ser visto nas Tabelas 1 e 2.

As Tabelas 1 e 2 mostram a posição retornada para cada imagem de busca (Imagen Query) considerando-se a menor Distância Euclidiana (similaridade) antes e depois da aplicação do Algoritmo G-Gold. Por exemplo, na Tabela 1 comparando-se o cromossomo da imagem 1 com os outros cromossomos da Base, as imagens desta classe só aparecem nas posições 18, 267, 343, 471, 769 e 814 indicando uma baixíssima recuperação, ou melhor, muitas outras imagens são mais “similares” à imagem 1 do que as 6 outras da mesma classe. No entanto, após o AG, na Tabela 2 estas aparecem como as mais similares à imagem 1.

Após a aplicação do G-Gold as posições de recuperação das imagens similares, ou seja, da mesma classe, são significativamente melhoradas. Por exemplo, para cada imagem *query*, o resultado de recuperação das 7 imagens da mesma classe seria 100% se em cada linha da Tabela 2 as posições das imagens após o G-Gold fossem sempre (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7).

Imagen Query	Posição das imagens antes do G-Gold							
1	1	18	267	343	471	769	814	
2	1	172	238	516	568	687	818	
3	1	60	79	450	473	513	782	
4	1	154	384	405	477	547	772	
5	1	138	337	464	507	750	760	
6	1	337	99	703	767	373	392	
7	1	394	303	725	46	554	695	
8	1	14	339	345	449	482	714	
:	:	:	:	:	:	:	:	
833	1	51	56	147	299	437	815	

Tabela 2: Comparação das posições das imagens após o G-Gold

Imagen Query	Posição das imagens após o G-Gold							
1	1	2	3	4	5	6	7	
2	1	2	3	4	5	6	7	
3	1	2	4	5	6	7	21	
4	1	2	3	4	5	7	71	
5	1	2	3	4	5	6	7	
6	1	2	5	6	7	21	58	
7	1	2	3	4	5	7	56	
8	1	3	4	5	6	7	72	
:	:	:	:	:	:	:	:	
833	1	2	3	4	5	6	7	

Tabela 1: Comparação das posições das imagens antes do G-Gold

Para melhor analisar os resultados obtidos pelo algoritmo G-Gold foram montadas as Matrizes de Confusão, onde em cada linha é mostrada a percentagem de recuperação correta para cada imagem e a confusão entre classes, tendo assim através da média da diagonal principal da matriz a precisão de recuperação, ou de identificação correta dos indivíduos.

A média de recuperação antes foi de 24,2% e após a aplicação do Algoritmo G-Gold houve uma considerável melhora, atingindo 83,1% de recuperações corretas.

Para avaliar graficamente a eficiência da metodologia foram construídas as curvas de *Recall x Precision*. A Figura 14 mostra este resultado considerando-se a busca da imagem *query* para todas as outras imagens do banco, antes e depois da aplicação do AG no cromossomo gerado:

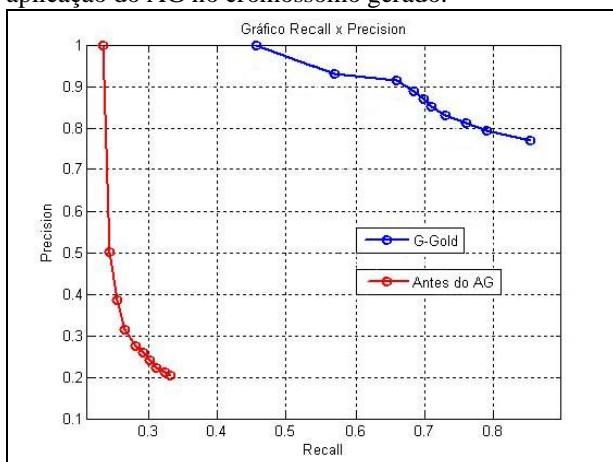


Figura 14: Recall x Precision - Antes do AG e G-Gold

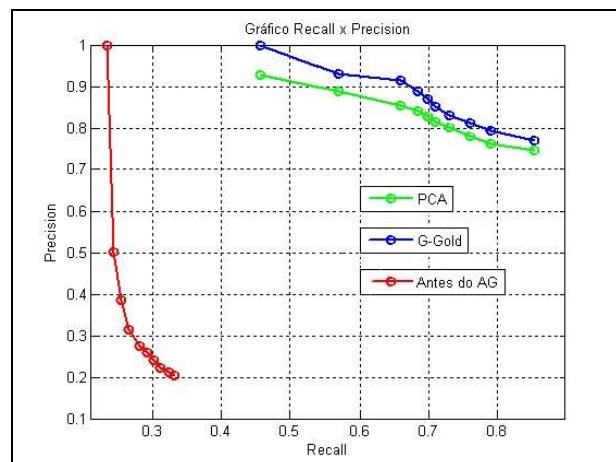


Figura 15: Recall x Precision - Antes do AG, G-Gold e PCA

Para validar a eficiência do algoritmo G-Gold, seus resultados são comparados à identificação através de *Principal Component Analysis* (PCA), uma metodologia amplamente utilizada na área de reconhecimento de faces, como mostram os trabalhos de Yang (2000), Lee (2005) e Andrade (2003).

Como o PCA é bastante sensível à iluminação nas imagens por tratar a informação diretamente do valor do pixel, o método G-Gold superou PCA. Utilizando-se a Distância Euclidiana, como métrica de similaridade na técnica PCA a precisão foi de 80,5% e com G-Gold a recuperação média foi de 83,1%. A Figura 15 mostra as curvas de Recall x Precision com os resultados obtidos. A vantagem do algoritmo G-Gold pode ser observada diretamente no gráfico, demonstrando que o método proposto é robusto para identificar pessoas através da face com gestos e variação de iluminação.

11. Conclusões

As faces humanas são proporcionais e o número de ouro ou razão áurea, utilizada há muitos séculos por pintores e escultores está presente como característica constituinte destas proporções.

A quantidade de proporções áureas detectáveis em imagens digitais de faces humanas pode variar de pessoa para pessoa, mas este número mantém-se aproximadamente constante entre imagens da mesma pessoa independente de gestos faciais ou variação da iluminação. Inspirada biologicamente, a metodologia proposta nesta dissertação denominada de G-Gold, gerou cromossomos característicos com genes que representou o número de razões áureas existentes em cada uma das dez regiões pré-definidas da face. A definição dessas regiões procurou manter locais com importância para o reconhecimento como os olhos, o nariz, a boca, as sobrancelhas e o contorno do rosto. Através de técnicas evolutivas de Algoritmos Genéticos o G-Gold gerou recuperação das imagens em uma base com variação nos gestos faciais e variação na iluminação das imagens. Os resultados obtidos em uma população de 119 indivíduos ou classes com 7 imagens por classe demonstraram a robustez do G-Gold.

Os resultados obtidos nesta Base de 833 imagens demonstraram que o G-Gold é superior ao PCA em situações mais próximas da realidade, onde a iluminação da face é mais difícil de ser controlada.

Com base nos resultados apresentados é possível concluir que esse artigo originou contribuições para as áreas de Computação Evolutiva em Visão Computacional, mostrando uma nova abordagem para a identificação de pessoas.

Referências

- [1] SUNG, K.-K.; POGGIO, T. (1998). "Example-Based Learning for View-Based Human Face Detection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.20, no.1, pp.39-51.
- [2] DANTAS, G. F. L. (2003). Sistemas Biométricos de Identificação pela Imagem Facial. In www.logicengenharia.com.br/mcamara/alunos/Biometria.pdf. Acesso em: 14 nov. 2006.
- [3] HOLLAND, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor.
- [4] GOLDBERG, D.E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Learning*. Addison-Wesley, USA.
- [5] MILARÉ, C. R. (2003). Extração de conhecimento de redes neurais artificiais utilizando sistemas de aprendizado simbólico e algoritmos genéticos. Tese (Doutorado). Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo, 2003.
- [6] POZO, A.; CAVALHEIRO, A. F.; ISHIDA, C.; SPINOSA, E.; RODRIGUES, E. M. (2005). Computação Evolutiva. Grupo de Pesquisas em Computação Evolutiva. Departamento de Informática. Universidade Federal do Paraná.
- [7] DEB, K. (2001). *Multi-Objective Using Evolutionary Algorithms*. John Wiley & Sons, Ltd, 2001.
- [8] SILVA, E.S. (2001). Otimização de Estruturas de Concreto Armado Utilizando Algoritmos Genéticos. Dissertação (Mestrado). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- [9] MARTINEZ, A. M.; BENAVENTE, R. *The AR Face Database*, CVC Technical Report no. 24, June 1998.
- [10] PRADO, J. L. (2004). Investigação Biométrica em Imagens Digitais para Detecção de Faces Humanas através de Proporção Divina. Dissertação (Mestrado). Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo.
- [11] BARISON, M. B. (2005). Proporção Áurea em Desenho Geométrico e Arquitetura. *Geométrica* vol.1 n.4^a.