Comparação de Algoritmos de Reconhecimento de Faces em Multidões

Anderson Rocha Tavares
arocha@dcc.ufmg.br
Eloízio Cesar Drummond Salgado
eloizio@dcc.ufmg.br
Universidade Federal de Minas Gerais
Departamento de Ciência da Computação
Av. Antônio Carlos, 6627, Pampulha, Belo Horizonte, MG, Brasil

Resumo

Este trabalho realiza a comparação de dois métodos de reconhecimento de face e análise de desempenho de um algoritmo de segmentação, simulando o cenário de detecção e reconhecimento de faces em fotos com muitas faces. É apresentada uma revisão da literatura, com levantamento do estado-da-arte em detecção e reconhecimento de faces. O resultado, em termos de eficiência e eficácia dos métodos testados, sofre análise crítica e o trabalho se conclui na análise da viabilidade técnica do uso dos algoritmos testados, caso fossem utilizados em um cenário real e as possibilidades de melhorias e trabalhos futuros.

1. Introdução

Uma importante área de Visão Computacional é a que envolve o Reconhecimento de Faces. Um Sistema de Reconhecimento de Faces é um sistema biométrico que consegue identificar uma pessoa, a partir de uma dada imagem ou vídeo de uma face desta pessoa. Sistemas biométricos capturam atributos inerentes a cada indivíduo em particular e que podem ser medidos [19]. No caso do Reconhecimento de Faces, esta identificação é feita através da comparação da imagem/vídeo de entrada com imagens presentes em Bancos de Dados da aplicação [35].

Tradicionalmente, o trabalho de reconhecimento de faces tem foco na detecção de características individuais como formato dos olhos, nariz, boca, contorno da cabeça e definição de um modelo pela posição, tamanho e relações entre essas características. Tal abordagem se provou difícil de derivar para múltiplos ângulos e apresentou fragilidades. Estudos sobre como os seres humanos reconhecem faces mostram que tal abordagem resulta em representação insuficiente para reconhecimento de uma face humana adulta. Mesmo assim, esta abordagem se mantém popular na literatura de visão computacional [1].

Nos dias de hoje, devido aos recentes ataques terroristas há uma grande necessidade de segurança em grandes centros públicos como aeroportos, estações de trem, metrô ou ônibus, feiras, estádios, entre outros. Uma área de Reconhecimento de Faces que auxilia na segurança destes locais é a de Reconhecimento de uma Única Face em Multidões.

2. Revisão Bibliográfica

O problema do reconhecimento de faces em multidões é uma extensão do problema de reconhecimento de faces. Este, por sua vez, envolve três etapas: (1) detecção e das faces, (2) extração de características, (3) identificação e/ou verificação. [37].

2.1. Detecção de Faces

Até a metade dos anos 90, a maior parte dos trabalhos sobre segmentação se concentrou na segmentação de apenas uma face em fundos simples ou complexos. As abordagens incluíam o uso de um modelo (template) de uma face inteira, modelos deformáveis baseados nas características, cor de pele e redes neurais [37]. Abordagens recentes podem detectar faces e suas poses em fundos confusos, como em [33].

Em especial, a abordagem apresentada por Paul Viola e Michael Jones é considerada o estado-da-arte em detecção de faces. Em sua primeira versão [33], foi proposto um algoritmo robusto e eficiente para detecção de faces, enquanto na segunda versão, um método de identificação que funciona independente da pose foi apresentado [32].

2.2. Problemas tradicionais do reconhecimento de faces

Existem alguns problemas que podem inviabilizar a obtenção de um resultado verdadeiro/exato de identificação. São eles:

- Identificação de uma única face em Multidões [5][21];
- Vídeos/Imagens de baixa qualidade [10];
- Problemas com Eigenfaces [4];
- Bancos de dados desatualizados (fotos muito antigas) ou com poucas informações [27];
- Dificuldades com a superfície da face, como iluminação irregular ou maquiagem, barba e/ou rugas;

Os softwares de Reconhecimento de Faces podem obter resultados muito bons quando as condições da imagem de entrada são boas (iluminação controlada, boa resolução da imagem, ângulo da face na imagem) e quando o Banco de Dados da aplicação possui várias informações importantes e não apenas uma única imagem para comparação. Em contrapartida, se uma imagem de entrada possui baixa resolução, o ângulo da face não é favorável e a iluminação é ruim o resultado do Reconhecimento Facial pode ser bem abaixo do esperado. No entanto, existem algumas soluções que podem amenizar estes tipos de problemas, mas que não os resolvem por inteiro, ainda.

Uma imagem de entrada para um programa de Reconhecimento Facial pode possuir inúmeras diferenças em relação áquela que está em seu Banco de Dados (Face Databases). Essas desigualdades podem incluir iluminação, pose da face, idade e cabelo. E portanto, para diminuir este tipos de problemas, os principais e públicos Face Databases do mundo de acordo com Ralph Gross [27] possuem várias informações adicionais para que a diferença entre a imagem de entrada e a utilizada na comparação não seja grande o bastante para que inviabilize o reconhecimento. Dessas informações inclui-se: obter não apenas uma foto, mas várias (entre dezenas, centenas e até milhares) de uma mesma pessoa até mesmo com acessórios (óculos escuros, panos, bonés, etc) e em diversas poses e expressões faciais e em diferentes iluminações e épocas. Mesmo em posse de todos esses artifícios ainda não se pode dizer que o reconhecimento será feito com sucesso. É importante manter o Banco de Dados sempre atualizado, pois as pessoas estão em constantes mudanças, principalmente os procurados da justiça.

Para imagens de baixa qualidade o problema ainda é complicado. Por outro lado, o estudo de Mike Burton et al [10] demonstrou que ao observar vídeos de baixa qualidade, as pessoas se focam no reconhecimento unicamente da face (outros aspectos como formato do corpo, roupas, etc não são levados em conta) e são muito boas em reconhecer alvos familiares e muito ruins quando os alvos não são familiares. E este estudo prevê que o próximo passo para a área de Reconhecimento de Faces e uma possível resolução deste problema é a automatização deste tipo de reconhecimento via familiaridade com os alvos.

2.3. Técnicas utilizadas no reconhecimento de faces

Existem alguns problemas que podem inviabilizar a obtenção de um resultado verdadeiro/exato de identificação. São eles:

Técnicas de reconhecimento de faces incluem:ú

- Técnicas Tradicionais que utilizam algoritmos que realizam cálculos entre pontos únicos de uma face[35][23][30], com ou sem uso de eigenfaces [34][1];
- Reconhecimento de Faces Tri-dimensional [35][24][36][8];
- Análise da Textura da Pele [35][36][6];
- Mesclagem de fotos de uma mesma pessoa [29][17].

2.3.1. Análise da Textura da Pele Análise da Textura da Pele é uma técnica recém desenvolvida que consegue obter uma parte da pele de uma face, a transforma em uma imagem e a quebra em blocos menores que podem identificar linhas, poros e a textura da pele. Dessa forma é possível diferenciar, através de cálculos matemáticos, diferentes peles, até mesmo de gêmeos idênticos [35][36][6]. Utilizar apenas essa técnica não garante um reconhecimento facial exato. Isso se deve a vários fatores como luminosidade, que pode variar em pequenos intervalos de tempo, e possíveis queimaduras na pele da face provenientes de acidentes ou alta exposição solar.**E**ntretanto, estudos comprovaram que ao combinar esta técnica com o reconhecimento de faces a exatidão na identificação melhora de 20 a 25%[6].

2.3.2. Eigenfaces A abordagem usando-se eigenfaces foi iniciada por Sirovich e Kirby [28]. Trata-se de um método de análise de componentes principais (principal component analysis) no qual um pequeno conjunto de imagens características são usadas para descrever a variação entre imagens faciais. Eigenfaces são um conjunto de vetores característicos (eigenvectors) da matriz de covariância de um conjunto de imagens faciais. Os vetores característicos podem ser interpretados como um conjunto de características (features) que juntos caracterizam a variação entre imagens faciais. Cada localização da imagem contribui com mais ou menos intensidade para cada vetor característico, de forma que é possível apresentar os vetores em forma de uma imagem de aparência fantasmagórica que é chamada

de eigenface [1]. Tal abordagem é interessante devido à simplicidade, velocidade e capacidade de aprendizado. Em sua tese, Atalay [1] apresenta resultados experimentais para demostrar a viabilidade deste método de reconhecimento de faces.

2.3.3. Modelos multi-resolução Outra abordagem interessante, apresentada por Burt [9] usa um sistema de sensores inteligentes baseados em casamento de modelos multi-resolução (multiresolution template matching). Esta estratégia de refinamento utiliza um computador especializado para calcular pirâmide multiresolução de imagens (multiresolution pyramid images) rapidamente e identifica pessoas em quase tempo-real.

2.3.4. Mesclagem de fotos A mesclagem de fotos é utilizada por Rob Jenkins e Mike Burton em seus trabalhos [6], mas técnicas similares são utilizadas desde 1987 como no trabalho de Sirovich e Kirby [28]. Em seu trabalho, Sirovich e Kirby estabelecem um paradigma para o reconhecimento de faces e apresentam uma representação compacta de uma face, chamada de eigenpicture. Essas são eigenfunções, ou funções próprias (eigenfunctions) da covariância média de um conjunto de faces. A compactação conseguida é demonstrada em termos da quantidade de informação necessária para armazenar a imagem de uma face e sua eigenpicture. Na época, uma imagem razoável de uma face continha 214 pixels, enquanto seriam necessários 40 números para representar a mescla das eigenpictures de uma face com faixa de erro de 3%. Então, a princípio, cada conjunto de faces poderia ser classificada armazenando-se um pequeno conjunto de números para cada face e um pequeno conjunto de figuras padrão, as eigenpictures.

Jenkins e Burton obtiveram resultados práticos interessantes com a técnica de mesclagem. Em seus testes, ao utilizar uma única foto para reconhecimento de faces a taxa de acerto era baixa, no entanto ao combinar/mesclar várias fotos de uma mesma pessoa e obter uma nova, chamada ”Morphed Photo”, os resultados eram impressionantes. Para comprovar sua teoria, os pesquisadores utilizaram o software (FaceVACS) de reconhecimento facial do site MyHeritage.com. No primeiro teste, com apenas uma foto, o FaceVACS obteve uma taxa de reconhecimento de 50%. Ao enviar uma ”Morphed Photo”, a taxa de reconhecimento foi de 100%. Esta nova técnica que é inovadora e que pode trazer grandes evoluções para a área de Visão Computacional ainda não é automatizada. As fotos são mescladas/combinadas manualmente e depois utilizadas como entrada para o programa de Reconhecimento Facial. O próximo passo desta técnica é envolver estes dois processos em apenas um sem que haja necessidade deste trabalho manual, pois atualmente esta técnica é inviável para reconhecimento de faces em multidões (o objetivo deste trabalho) em tempo hábil - em um aeroporto, por exemplo, esta identificação deve ser rápida - devido à dificuldade de mesclar/combinar as fotos manualmente de tal maneira que os pontos principais das imagens, como olhos e boca, estejam alinhados.

2.3.5. Reconhecimento tridimensional O reconhecimento tridimensional de faces é uma técnica relativamente recente e promissora, pois a alta demanda de aplicações biométricas pode não ser atendida pelos métodos de reconhecimento bidimensionais existentes [25]. Um dos primeiros artigos sobre reconhecimento tridimensional [11] aborda o problema encontrando o plano de simetria bilateral através da imagem de facial de profundidade(facial range image) e extrai o perfil da face ou usa o plano de simetria para compensar a pose e então compara a superfície obtida. Abordagens parecidas, baseadas em extração de perfis a partir de dados tridimensionais, são descritas em trabalhos posteriores, como em [22], [2] e [14].

Mesclagem de fotos: Um trabalho recente sobre o tema, apresentado em [26] utiliza a metaheurística Simulated Annealing combinada com a medida de interpenetração de superfície para reconhecimento 3D de faces. Os resultados apresentados são bastante relevantes, tendo sido obtidas taxas de 96,5% de acerto, com 0,1% de falsos positivos no maior banco de dados de faces 3D disponível, o FRGC v2. Segundo os autores, este é a maior pontuação já atingida para o banco de dados FRGC v2, em comparação a outros resultados publicados na literatura. Outro resultado interessante, obtido em [7], foi a identificação correta de gêmeos ”idênticos”, que eram dois dos autores do trabalho.

2.3.6. O problema da Face na Multidão Um problema de grande complexidade e com muitas aplicações práticas é o da face na multidão (face in the crowd). Tal problema consiste em identificar se alguma face de uma base de dados conhecida está presente em uma imagem. O problema da face na multidão possui muitos cenários, desde ambientes controlados até ambientes com pouco ou nenhum controle do fundo da imagem até o extremo com mudanças na aparência facial devido a fatores como idade e disfarces como chapéus e óculos [13].

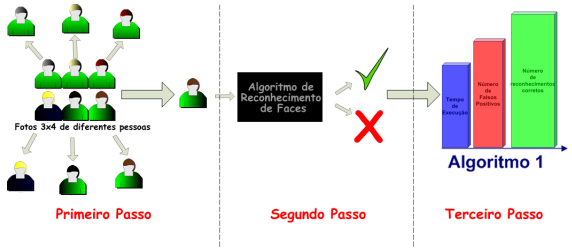
Uma das aplicações desse problema são os sistemas de vigilância. Um sistema de reconhecimento de faces na multidão poderia ser utilizado para identificar criminosos e malfeitores em lugares como aeroportos e estações de trem, por exemplo. Em 2001, foi utilizado um sistema de reconhecimento de faces em um evento de grande público, o Super Bowl (a final do campeonato da liga de Futebol Americano) sem avisar os espectadores que estariam sendo monitorados [15]. Aplicações de sistemas de vigilância e reconhecimento em locais e eventos públicos geram controvérsias devido a questões de privacidade.

Enquanto o problema de autenticação (authentication) é dito reconhecimento um-para-um (one-to-one), pois o alvo da autenticação é comparado contra um modelo armazenado que diz ser o seu, o problema da identificação é dito reconhecimento um-para-muitos (one-to-many), pois o alvo da identificação deve ser comparado com um banco de dados [7]. No primeiro caso, o alvo do reconhecimento geralmente é colaborativo, pois se presta a posicionar-se adequadamente para o sistema de reconhecimento, chegando ao cenário de ambiente controlado e facilitando o reconhecimento. No último caso, o alvo do reconhecimento pode não ser colaborativo ao utilizar disfarces e tentar ocultar sua face da câmera, se estiver ciente que está sendo monitorado. No nível atual da tecnologia, o problema de reconhecimento um-para-muitos com alvo não-colaborativo é praticamente sem solução. Ou seja, se uma pessoa não quiser ser reconhecida, ela conseguirá enganar qualquer sistema de reconhecimento atual [7].

3. Metodologia

Há muitas dificuldades associadas ao problema de Reconhecimento de Faces em Multidões. A proposta deste trabalho é analisar a eficácia e eficiência dos algoritmos já existentes de reconhecimento individual de faces aplicados a fotos com várias faces. O processo de reconhecimento, para cada algoritmo, será feito basicamente em 3 passos:

- **Primeiro Passo - Segmentação de Faces**: Separação das várias faces da imagem.
- **Segundo Passo - Reconhecimento de Faces**: Aplicação de um dos algoritmos de reconhecimento de faces nas diversas faces separadas pelo passo anterior.
- **Terceiro Passo**: Análise dos resultados obtidos.



Representação da Metodologia Adotada

3.1. Segmentação de Faces

A segmentação de faces utilizou o aplicativo **LuxandSDK** [18]. De acordo com seu manual, ele possui as seguintes características:

- Deteção de Múltiplas Faces.
- Capacidade de detecção de uma face em uma rotação de até 30 graus no plano e 10 graus fora dele.
- Tempo de detecção de 0,01 a 0,7 segundos em um Pentium IV 2,4 GHz e 1 GB de RAM.
- Deteção de até 40 características de faces: olhos, sobrancelhas, boca, nariz e contorno da face.

3.2. Reconhecimento de Faces

O reconhecimento de faces utilizou dois algoritmos da literatura: **Principal Component Analysis** (PCA) [31] e **Bayesian Intra/Extra personal Classifier** (BIC) [20].

Os testes foram realizados em um processador Intel Core Duo T2350 1.86 GHz 2MB L2 e 2,5 GB de RAM. No total, foram utilizadas 120 imagens do formato PGM (Portable Graymap) para cada algoritmo. Desse total, há várias imagens de uma mesma pessoa com aparências diferentes, com ou sem chapéu e expressões faciais diferentes.

Para cada uma imagem das 120, foi realizada uma comparação com todas as imagens, inclusive ela mesma, utilizando um algoritmo diferente. Foram utilizadas 4 métricas de classificação para as Matrizes de Distância sendo duas para o algoritmo **PCA** e outras duas para o **BIC**. Para o primeiro algoritmo, utilizou-se as métricas **Euclidiana** e **Cosseno de Mahalanobis**. Para o **BIC** utilizou-se o **MAP** e o **ML** como métricas de classificação.

Exemplo de imagem no formato PGM utilizada

3.2.1. Métricas de Classificação para as Matrizes de Distância Matriz de Distância é uma matriz que contém valores que representam a disparidade entre imagens. Quanto menor essa diferença maior é a igualdade das imagens. Estes valores dependem de diferentes métricas de classificação tais como: **Euclidiana**, **Cosseno de Mahalabobis (MahCosin)**, **Maximum a Posteriori (MAP)** e **Maximum likehood (ML)**.

- **Euclidiana**: Distância euclidiana entre pontos seguindo a fórmula abaixo.

$$D_{Euclidean}(u,v) = \sqrt{\sum_i (u_i - v_i)^2}$$

Fórmula da distância euclidiana

- **Cosseno de Mahalabobis (MahCosin)**: A imagem é convertida para o espaço de Mahalanobis. Logo em seguida, a variância da amostra ao longo de cada dimensão é unitária, contra 0 dos feature vectors. Por fim, a transformação é feita pela divisão dos componentes do vetor pelos seus respectivos desvios-padrão.

$$D_{MahCosine}(u,v) = -S_{MahCosine}(u,v)$$
$$S_{MahCosine}(u,v) = cos(\theta_{mn}) = \frac{|m||n|cos(\theta_{mn})}{|m||n|} = \frac{m \cdot n}{|m||n|}$$

Fórmula de MahCosin

- **Maximum a Posteriori (MAP)**: Os feature vectors são projetados em dois conjuntos Intra e Extrapessoais, e a probabilidade dele pertencer a cada subespaço é calculada utilizando estes dois conjuntos.
- **Maximum likehood (ML)**: Os feature vectors são projetados em dois conjuntos Intra e Extrapessoais, e a probabilidade dele pertencer a cada subespaço é calculada utilizando apenas o conjunto Intrapessoal.

3.3. Análise dos Resultados

A análise dos resultados dos dois primeiros passos foi feita da seguinte forma:

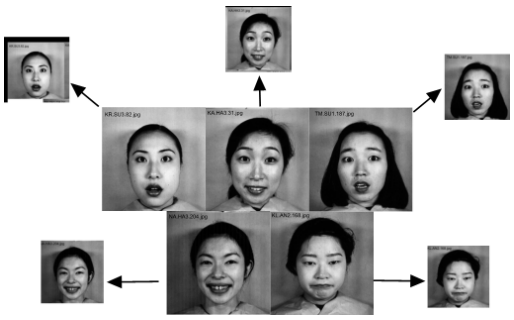
- **Análise do Primeiro Passo**: Teste de Eficácia e Tempo de Execução.
- **Análise do Segundo Passo**: Taxa de Acertos com base no segundo menor valor da Matriz de Distância (o primeiro é a distância entre imagens iguais) e Tempo de Execução.

4. Resultados e Discussão

4.1. Segmentação de Faces

Para a segmentação de faces, foram realizados testes com fotos contendo 5, 10, 12, 20 e 23 faces. As fotos com 5, 10 e 20 faces foram obtidas através da montagem de fotos frontais de faces originalmente isoladas, provenientes dos bancos de dados JAFFE [16], CSU [3] e ESSEX [12], respectivamente. As fotos com 12 e 23 faces são fotos reais, com variação de tamanho, pose e ocorrência de oclusões, obtidas na internet. Espera-se que o algoritmo obtenha uma taxa de acerto maior nas fotos montadas a partir das imagens frontais das faces, e que o tempo de execução seja proporcional ao número de faces da foto ou ao tamanho da imagem.

As figuras abaixo mostram os resultados da segmentação para as fotos de 5 e 12 faces.



Resultado da segmentação da foto de 5 faces, montadas a partir do banco de dados JAFFE.

Resultado da segmentação da foto de 12 faces.Um 'X' indica que a face não foi detectada e um '?' indica que ela foi detectada duas vezes, caracterizando um comportamento indesejado.

Para cada foto de entrada, o algoritmo de segmentação foi executado 5 vezes. Os resultados, em termos de eficiência e eficácia, são exibidos nos gráficos abaixo. Os tempos exibidos correspondem à média das 5 execuções.

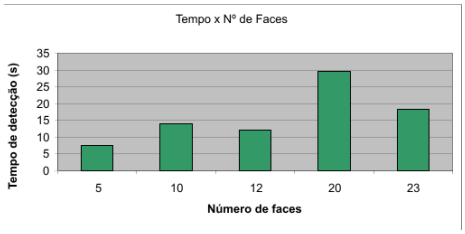


Gráfico do tempo de execução x número de faces na foto.

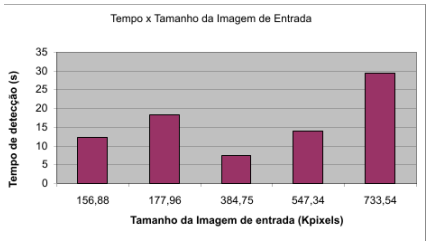


Gráfico do tempo de execução x tamanho da imagem de entrada.

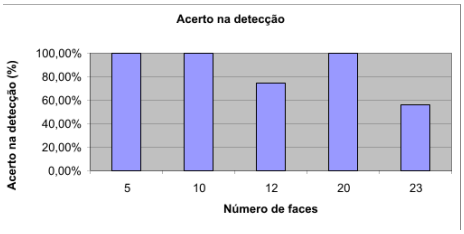


Gráfico do percentual de acerto da detecção de faces pelo número de faces da foto de entrada.

O tempo médio de detecção de uma face (tempo total de detecção / número de faces), calculando a média para todas as fotos de 0,69 segundos.

Através da análise dos gráficos, não foi possível obter uma relação do tempo de execução do algoritmo com o tamanho da imagem ou o número de faces presentes na mesma. Algumas fotos com número de faces maior, foram processadas mais rapidamente que fotos com menor número de faces. O mesmo comportamento foi encontrado para o tamanho das fotos.

Em relação à eficácia, o algoritmo detectou as faces com exatidão nas fotos geradas a partir de imagens frontais de faces. Nas fotos de situações reais, a taxa de acerto caiu, mas não houve nenhuma ocorrência de falsos positivos. O algoritmo de detecção encontrou dificuldades com fotos onde houve variação de tamanho e pose e ocorrência de oclusões, conforme esperado.

4.2. Reconhecimento de Faces

4.2.1. Taxa de Acertos Para o reconhecimento de faces, foram realizados testes com as 120 imagens **PGM**, oriundas da base de dados do CSU [3]. Em posse da matriz de distância para cada imagem, foi possível verificar o número de acertos de cada algoritmo. O segundo menor valor desta matriz foi considerado para a análise e caso a imagem referente a esta segunda menor distância for da mesma pessoa, é considerado um *match*. Caso contrário, considera-se um *falso positivo*.

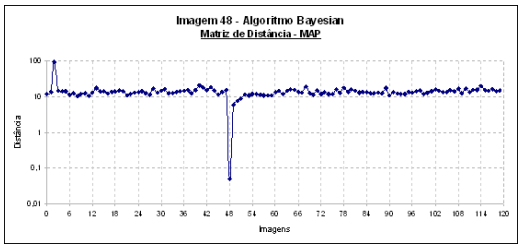


Gráfico da matriz de distância de um dos testes realizados com o algoritmo BIC em escala logarítmica.

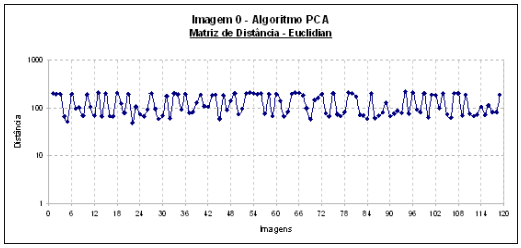


Gráfico da matriz de distância de um dos testes realizados com o algoritmo PCA em escala logarítmica

O primeiro gráfico representa um *match* do algoritmo **BIC**. A imagem com a segunda menor distância da imagem de entrada (**Imagem 48**), foi a de número 49 (**Imagem 49**) que corresponde à mesma pessoa. Estas imagens são exibidas a seguir:

Imagem 48

Imagem 49

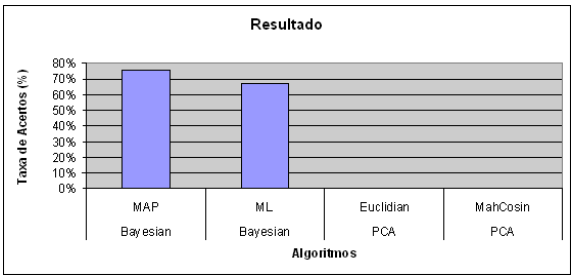
O segundo gráfico representa um *falso positivo* do algoritmo **PCA**. A imagem com a segunda menor distância (**Imagem 22**) não corresponde à mesma pessoa da imagem de entrada (**Imagem 0**). Estas imagens são exibidas a seguir:

Imagem 0

Imagem 22

O gráfico abaixo representa os resultados de 12 reconhecimentos de faces (amostragem de 10% do total de ima-

gens) de cada um dos algoritmos testados com suas respectivas métricas de classificação.



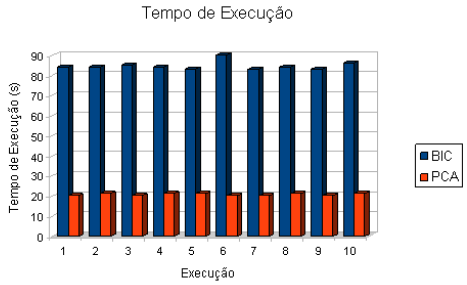
Resultados de 12 reconhecimentos de faces de cada algoritmo

O algoritmo **BIC** obteve resultados bem superiores ao **PCA**, obtendo taxa de acerto entre 60 e 80%. O **PCA** não obteve nenhum *match* independente da métrica de classificação utilizada.

4.2.2. Tempo de Execução O gráfico e a tabela abaixo exibem dados sobre o tempo de execução de cada um dos algoritmos testados.

BIC		PCA	
Execução	Tempo(s)	Execução	Tempo(s)
1	84	**1**	20
2	84	**2**	21
3	85	**3**	20
4	84	**4**	21
5	83	**5**	21
6	90	**6**	20
7	83	**7**	20
8	84	**8**	21
9	83	**9**	20
10	86	**10**	21
Média	**84,6**	**Média**	**20,5**
Desvio Padrão	**2,11869981**	**Desvio Padrão**	**0,52704628**

Tabela com os tempos de execução de cada algoritmo



Tempo total de 10 execuções de cada algoritmo

Com base nestes dados, o algoritmo **PCA** obteve resultado superior ao **BIC**. Sua execução foi em torno de 4 vezes mais rápida.

5. Conclusão

O detector de faces utilizado (a partir do LuxandSDK) apresentou boa deteção para faces em posição frontal e com rotação leve no plano de imagem, mas encontrou dificuldades com rotações para fora do plano e com ocorrência de oclusões e fotos de faces pequenas, ou seja, fotos de situações reais, de cenas não controladas. O tempo real de detecção encontrado para uma face (0,69 s) é consistente com o valor divulgado, mas é alto para aplicações de tempo real. Além disso, não foi possível encontrar uma relação direta entre o tempo de execução do algoritmo com o número de faces na foto ou o tamanho da imagem de entrada.

O algoritmo de reconhecimento baseado em PCA obteve boa eficácia para identificar fotos idênticas, resultado não obtido para imagens da mesma pessoa, mas diferentes das armazenadas. Isso é um requisito básico para identificação de faces em situações reais, onde a probabilidade da foto de consulta ser idêntica à armazenada é quase nula. O ponto positivo deste algoritmo foi o seu bom desempenho.

O algoritmo de reconhecimento baseado em BIC obteve uma boa taxa de acerto, mas obteve um desempenho que inviabiliza seu uso para o caso de fotos com muitas faces. Além disso, o classificador BIC não afirma serem idênticas duas fotos que o são. Isso se deve ao fato do algoritmo ser probabilístico, ao invés de determinístico como o PCA. O classificador BIC ainda depende de um banco de dados consistente e de treinamento prévio, para obter uma boa eficácia na deteção.

Os algoritmos escolhidos tanto para segmentação como para deteção, mostraram-se lentos, o que abre a possibilidade de trabalhos futuros. Na questão da eficácia, um algoritmo de segmentação mais robusto, como o de Viola-Jones [32] poderia ser implementado. Com relação à eficiência, o algoritmo Viola-Jones também ajudaria a resolver o problema no caso da segmentação, enquanto no reconhecimento isto é mais complicado. Uma alternativa, que a princípio não exigiria mudança no princípio de funcionamento dos algoritmos seria a paralelização.

Referências

[1] I. ATALAY. Face recognition using eigenfaces. *Istambul Techinal University; M.Sc. Thesis*, January 1996.

[2] C. Beumier. Automatic face authentication from 3d surface. *Proc. British Machine Vision Conf.*, pages 449–458, 1988.

[3] R. e. a. BEVERIDGE. The csu face identification evaluation system user's guide. May.

[4] T. D. BIE. Eigenproblems in pattern recognition. *Handbook of Computational Geometry for Pattern Recognition, Computer Vision, Neurocomputing and Robotics, E. Bayro-Corrochano (editor), Springer-Verlag, Heidelberg*, April 2004.

[5] BIO-MEDICINE. Finding a face in a crowd. http://news.biomedicine.org/biology-news-2/Finding-a-face-in-a-crowd-8950-1/, Acesso em 02 abril 2009.

[6] K. BONSOR. How facial recognition systems work, howstuffworks. Disponível em:

http://electronics.howstuffworks.com/facialrecognition.htm, Acesso em 11 abril 2009.

[7] A. M. Bronstein. Three-dimensional face recognition. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 64(1):5–30, 2005.

[8] M. M. BRONSTEIN. 3dface. Disponível em: http://www.cs.technion.ac.il/m̃bron/research_facerec.html, Acesso em 11 abril 2009.

[9] P. BURT. Smart sensing within a pyramid vision machine. *Proc. of IEEE*, 76(8):139–153, 1988.

[10] A. M. e. a. BURTON. Face recognition in poor-quality video: Evidence from security surveillance. *Psychological Science*, 10(3):243–248, May 1999.

[11] J. Y. Cartoux. Face authentication or recognition by profile extraction from range images. *Proc. Workshop on Interpretation of 3D Scenes*, 64(1):194–199, 1989.

[12] ESSEX. Essex facial database. http://cswww.essex.ac.uk/mv/allfaces/, Acesso em 05/05/2009.

[13] S. et al. Benchmark studies on face recognition. *Proceedings of International Workshop on Automatic Face and Gesture-Recognition (IWAFGR)*, 1995.

[14] G. Gordon. Face recognition from frontal and profile views. *Proc. Int'l Workshop on Face and Gesture Recognition*, pages 47–52, 1997.

[15] T. C. GREENE. Feds use biometrics against super bowl fans. Disponível em http://www.theregister.co.uk/2001/02/07/feds_use_biometrics_against_super/, Acesso em 13/04/2009.

[16] JAFFE. The japanese female facial expression database. http://www.kasrl.org/jaffe.html, Acesso em 03/05/2009.

[17] R. JENKINS. 100 *Science*, 435(319), 1985.

[18] Luxand. Luxand facesdk 1.8 face detection and recognition library - developer's guide. Disponível em http://www.luxand.com/facesdk/, Acesso em 13/05/2009.

[19] L. d. O. MARIN. Reconhecimento de faces. *Universidade de Santa Catarina*, 2003.

[20] B. Moghaddam. bayesian similarity measure for direct image matching. *ICPR*, 1996.

[21] Y. M. e. a. MUSTAFAH. Smart cameras enabling automated face recognition in the crowd for intelligent surveillance system.

[22] T. Nagamine. 3d facial image analysis for human identification. *Proc. ICPR*, pages 324–327, 1992.

[23] M. NIXON. Eye spacing measurement for facial recognition. *Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrument Engineers, SPIE*, 575(37):279–285, August 1985.

[24] J. e. a. PHILLIPS. Frvt 2006 and ice 2006 large-scale results. March 2007.

[25] P. J. Phillips. Frvt 2002: overview and summary. www.frvt.org.

[26] C. C. Queirolo. 3d face recognition using simulated annealing and the surface interpenetration measure. 2009.

[27] G. Ralph. *Face Databases, Handbook of Face Recognition, Stan Z. Li and Anil K. Jain, ed., Springer-Verlag, February 2005, 22 pages.*

[28] L. SIROVICH. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Journal of the Optical Society of America A*, 4, March 1987.

[29] S. Tracy. Composites help face recognition tech. discovery news. Disponível em: http://dsc.discovery.com/news/2008/01/24/face-recognition-tech.html, Acesso em 08 abril 2009.

[30] M. TURK. A random walk through eigenspace. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E84-D(12):1586–1595, December 1985.

[31] M. A. TURK. Face recognition using eigenfaces. *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June.

[32] P. VIOLA. Fast multi-view face detection.

[33] P. VIOLA. Robust real-time face detection.

[34] Wikipedia. Eigenface. Disponível em: http://en.wikipedia.org/wiki/Eigenface, Acesso em 10 abril 2009.

[35] Wikipedia. Facial recognition system. Disponível em: http://en.wikipedia.org/wiki/Facial_recognition_system, Acesso em 02 abril 2009.

[36] M. WILLIAMS. Better face-recognition software: Computers outperform humans at recognizing faces in recent tests. Technology Review. Disponível em: http://www.technologyreview.com/Infotech/18796/?a=f, Acesso em 09 abril 2009.

[37] W. e. a. ZHAO. Face recognition: A literature survey. *ACM Computing Surveys*, December.