

Um Estudo Comparativo de Soluções para o Reconhecimento de Faces

Leandro Soriano Marcolino, Moisés Lisboa, Raquel Lara
Departamento de Ciência da Computação - UFMG - Brasil

E-mail: {soriano, moises, raqlara}@dcc.ufmg.br

Resumo

Neste artigo é realizado uma comparação de diferentes algoritmos que realizam o reconhecimento de faces. É analisada tanto a taxa de acerto obtida quanto a taxa de falsos alarmes. Entre as soluções analisadas, são consideradas soluções comerciais e soluções gratuitas. São feitas análises em bancos de dados com várias imagens por pessoa e com apenas uma imagem por pessoa.

1. Introdução

O reconhecimento de faces tem recebido muita atenção recentemente. Com o avanço da pesquisa, já se tem tecnologias viáveis de serem utilizadas em aplicações no mundo real. Sistemas de reconhecimento de face, por exemplo, são utilizados pela Polícia Federal da Alemanha, pelo Serviço de Alfândega da Austrália, pela Rede de Justiça da Pensilvânia.

A variedade e a diversidade dos algoritmos de reconhecimento de faces, porém, é muito grande, tornando difícil escolher qual é o melhor algoritmo a ser utilizado em uma determinada situação. Além disso, com o avanço da tecnologia tem aparecido diversas soluções comerciais, o que torna necessário compreender o desempenho dessas soluções para decidir se vale a pena o investimento, ou se é melhor utilizar uma solução gratuita.

O objetivo deste trabalho, portanto, é avaliar algoritmos de reconhecimento de faces, incluindo tanto soluções gratuitas, como comerciais. Pretende-se comparar não só a taxa de acerto dos algoritmos, como também a taxa de alarmes falsos.

Este artigo possui a seguinte organização: na seção 2 serão apresentados alguns trabalhos relacionados. Na seção 3, será mostrada a metodologia utilizada. Os resultados obtidos serão apresentados na seção 4. Finalmente, na seção 5 será mostrada a conclusão e os trabalhos futuros.

2. Trabalhos Relacionados

2.1. Estado da arte

A síntese do estado da arte dos algoritmos de reconhecimento de face é encontrada em surveys como [12]. Nesse survey os algoritmos existentes foram classificados em três grupos de técnicas:

1. holísticos: nesses métodos, toda a face é utilizada como entrada para o sistema de reconhecimento. Normalmente, as faces são representadas em um espaço de características, com menos dimensões do que o espaço original das faces.
2. baseado em características: a idéia é extrair a posição relativa e outros parâmetros relevantes de características locais da face, como, por exemplo, olhos, boca, nariz e queixo, utilizando-as para fazer o reconhecimento. Localizar as características é crítico para se obter uma bom desempenho no reconhecimento facial.
3. híbridos: utiliza as idéias dos dois grupos acima, gerando um sistema de reconhecimento parecido com o humano, analisando tanto informações globais quanto características locais da face.

Diante desse rico cenário de soluções para o problema de reconhecimento de face, fez-se necessário a criação de um protocolo de avaliação de algoritmos como o Face Recognition Technology (FERET) [4]. Como muito do que é desenvolvido em soluções de reconhecimento facial não ocorre no meio acadêmico, mas sim no meio comercial, o FERET foi substituído pelo Face Recognition Vendor Tests (FRVT) [8]. Um dos motivos para essa mudança está relacionado à variedade de aplicações para as quais os algoritmos podem ser utilizados no mundo real, o que desperta interesses e gera investimentos por parte do setor privado.

O FRVT foi projetado pelo governo dos Estados Unidos para avaliar soluções comerciais e protótipos de tecnologia de reconhecimento. Ele tem o objetivo de direcionar o futuro das pesquisas das comunidades de reconhecimento de

faces e prover informações que demonstrem a potencialidade das técnicas de reconhecimento facial.

Os resultados dos FRVTs têm demonstrado a evolução da qualidade dos algoritmos. Por exemplo, no FRVT de 2006, pela primeira vez em uma avaliação biométrica, foram comparados o desempenho de máquinas e humanos no reconhecimento facial. Os testes analisaram a capacidade de pessoas e computadores reconhecerem faces com diferentes padrões de luminosidade. Os resultados mostraram que, para taxas de falso alarme pequenas, sete algoritmos obtiveram resultados comparáveis ou melhores que os obtidos com humanos. Além disso, três dos sete algoritmos obtiveram resultados iguais ou melhores que os humanos, para todos os valores de taxa de falso alarme medidos. Outro ponto que demonstra o crescimento da qualidade dos algoritmos é o interesse de grandes empresas, como a Google, em utilizar essas soluções de reconhecimento em suas novas aplicações (Picasa e Google Street View, por exemplo). A Google adquiriu a *Neven Vision*, empresa que apresentou um dos melhores resultados no FRVT 2006. Na maioria dos casos, os melhores resultados em termos de desempenho nos FRVTs foram obtidos por soluções comerciais.

2.2. Algoritmos estudados

Neste trabalho foi avaliada uma implementação do PCA. O PCA é um algoritmo holístico muito popular, proposto em [11]. Nesse método, um banco de dados de imagem é transformado em um conjunto de *eigenfaces*. Assim, é realizada uma projeção linear do espaço das imagens em um espaço de menor dimensão de características. Essa transformação do espaço é realizada utilizando *Principal Component Analysis* (PCA). Uma face no banco de dados pode ser representada como um somatório com pesos de todos os *eigenfaces*. De forma semelhante, ao entrar com uma nova face para ser reconhecida, ela também pode ser representada como um somatório com pesos de todos os *eigenfaces* presentes no banco de dados. À partir desses pesos, consegue-se identificar qual das imagens do banco de dados está mais próxima da imagem a ser reconhecida.

O LDA, proposto em [5], é outro método holístico popular que foi avaliado neste trabalho. Ele também se baseia na projeção linear do espaço das imagens em um espaço de menor dimensão de características. Porém, ao invés de utilizar *Principal Component Analysis*, é utilizado *Linear Discriminant Analysis* (LDA) para reduzir a dimensionalidade do espaço. Os autores afirmam que o método é mais eficiente do que o PCA quando ocorrem variações de iluminação e de expressão facial.

Dois soluções comerciais foram analisadas. Uma é o Verilook, desenvolvido pela Neurotechnology [1]. O Verilook utiliza características para auxiliar no reconhecimento através da tecnologia *reconhecimento de faces para PCs*,

projetada para permitir o desenvolvimento de aplicações de reconhecimento facial que possam ser integradas em sistemas biométricos. Na literatura, métodos baseados em características tem obtido bons resultados, como por exemplo, o método proposto em [7], que obteve um desempenho acima de 90% na classificação das faces utilizadas pelos autores.

Outro algoritmo comercial que foi analisado é o NeuroFaceDemo, produzido pela Handy Solution Software[3]. Segundo [6] a base teórica do algoritmo utiliza recirculação da rede neural em multi-camadas de percepção. A rede neural recebe um banco de imagens de treinamento. Para cada imagem desse conjunto, a rede reconstrói a imagem gerando uma imagem de saída que contém a mesma unidade de pixels da imagem de entrada, mas categorizados em camadas com os principais componentes de percepção predefinidos na análise de uma face. Quando a rede neural é testada, a reconstrução da imagem de teste é gerada e comparada com cada imagem reconstruída da rede. O desempenho do reconhecimento é medido pela distância euclidiana entre a imagem reconstruída de teste com todas as reconstruídas da rede.

3. Metodologia

Como mencionado, neste trabalho foram avaliados quatro algoritmos de reconhecimento de faces. O primeiro utiliza a técnica PCA, o segundo LDA. Ambos foram obtidos gratuitamente¹. O terceiro e o quarto são soluções comerciais, NeuroFaceDemo e Verilook, que utilizam redes neurais e extração de características, respectivamente.

Normalmente, para que os algoritmos de reconhecimento de faces tenham um bom desempenho, é necessário que o banco de dados possua mais de uma imagem para cada pessoa. Quando se tem apenas uma imagem por pessoa, os algoritmos costumam apresentar uma taxa de reconhecimento muito baixa. Mais detalhes sobre o problema de reconhecer faces com apenas uma imagem por pessoa no banco de dados podem ser encontrados em [10].

Neste trabalho, foram utilizados dois bancos de dados para se realizar a análise dos algoritmos: um com uma imagem por pessoa e outro com várias imagens por pessoa. As imagens foram retiradas do banco de dados ORL [2]. Devido às limitações da versão de demonstração das soluções comerciais, apenas o PCA e o LDA foram testados no banco com várias imagens por pessoa. Além disso, foi necessário simplificar o banco de dados com uma imagem por pessoa, diminuindo o número de pessoas presentes. Os bancos de dados foram divididos em três grupos, resultando na seguinte configuração:

¹ Foi utilizada a implementação do Alan Brooks do PCA e do LDA, disponível em <http://dailyburrito.com/projects/facerecog/FaceRecReport.html>

Banco com várias imagens de cada pessoa:

Grupo G: chamado de galeria, contém as imagens a serem carregadas em cada sistema avaliado. Utilizou-se 25 pessoas com 9 imagens diferentes de cada, totalizando 225 imagens.

Grupo Pg: banco de teste. Contém uma imagem de cada pessoa que está na galeria, mas essas imagens são diferentes das que estão no grupo G. Utilizou-se 25 imagens.

Grupo Pn: banco de teste de falso alarme. Contém 15 imagens para pessoas diferentes que não estão na galeria.

Banco com uma imagem de cada pessoa:

Grupo G: galeria com 13 imagens de pessoas diferentes.

Grupo Pg: contém uma imagem de cada pessoa que está na galeria, mas essas imagens são diferentes das que estão no grupo G. Utilizou-se 13 imagens.

Grupo Pn: contém 8 imagens de pessoas diferentes que não estão na galeria.

A métricas utilizadas na análise são as mesmas apresentadas em [9] e baseiam-se no FRVT 2002. Assim, para avaliar os algoritmos utilizou-se 3 tarefas:

• Tarefa 1:

Seja P_j uma query (pessoa pertencente a P_g , que se deseja identificar). Determinar se cada P_j corresponde a alguma pessoa da galeria G do sistema. A comparação gera uma pontuação S_{ij} , sendo i a posição ocupada pelas imagens no grupo G . Assim S_{ij} corresponde a pontuação obtida da comparação da query j com a pessoa i da galeria.

O desempenho deve ser medido de duas formas:

a) Taxa de detecção (Td) para P_j pertencente a P_g .

Seja, $rank(P_j) = 1$, a função em que a melhor pontuação S_{ij} (topo da lista de pontuações) corresponde a resposta correta.

$$Td(\tau, 1) = \frac{|\{P_j : rank(P_j) = 1, S_{ij} \geq \tau\}|}{|P_g|}$$

b) Taxa de falsa aceitação para a detecção(Tfd)

Ocorre quando um P_j , pertencente a P_n , recebe o melhor S_{ij} , maior ou igual ao limiar τ .

$$Tfd(\tau) = \frac{|\{P_j : max(S_{ij}) \geq \tau\}|}{|P_n|}$$

• Tarefa 2:

Também determinar se cada P_j corresponde a alguma pessoa da galeria G do sistema. Porém menos restritivo que a tarefa 1, pois a resposta certa pode estar em qualquer uma das m primeiras posições da lista de pontuações. Neste trabalho, utilizou-se as 5 primeiras posições.

O desempenho deve ser medido de duas formas:

a) Taxa de verificação (Tv) para P_j pertencente a P_g .

Seja $id(G_i)$ a função que diz a identificação da pessoa i da galeria e $id(P_j)$ a identificação da pessoa do grupo P_g .

$$Tv(\tau) = \frac{|\{P_j : S_{ij} \geq \tau, id(G_i) = id(P_j)\}|}{|P_g|}$$

b) Taxa de falsa aceitação para a verificação(Tfv)

Ocorre quando um P_j , pertencente a P_n , recebe o melhor S_{ij} , maior ou igual ao limiar τ . Conta-se a quantidade de S_{ij} acima do limiar para as m primeiras posições da lista de pontuações.

$$Tfv = \frac{|\{S_{ij} : S_{ij} \geq \tau\}|}{|P_n \times m|}$$

• Tarefa 3:

Seja P_j uma query. Pergunta-se se $id(P_j) = id(G_i)$ e está entre os n primeiros da lista de pontuações. Sendo

$$C(n) = |\{P_j : rank(P_j) \leq n\}|$$

Deve-se medir o desempenho através da Taxa de identificação (Ti):

$$Ti = \frac{C(n)}{|P_g|}$$

4. Resultados

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos para os quatro algoritmos avaliados. No caso dos algoritmos PCA, LDA e NeuroFaceDemo, quanto menor a pontuação, maior é a certeza de uma identificação correta. Portanto, na análise desses algoritmos foram utilizadas as fórmulas da Seção 3 adaptadas para esse sistema de pontuação.

4.1. Tarefa 1

Como mencionado na Seção 3, nesta tarefa deseja-se observar somente se a primeira pessoa da lista de pontuações é a resposta correta dentro de um determinado limiar. Na Figura 1 pode-se ver os resultados para os diferentes algoritmos. A pergunta a ser respondida nessa tarefa é se os sistemas testados são capazes de reconhecer a melhor opção de imagens para uma dada face.

Como pode ser observado, há um compromisso entre o reconhecimento de faces e os falsos alarmes. Para todos os algoritmos, quanto maior a taxa de detecção (Td), maior foi a taxa de falsa detecção (Tfd). Na Tabela 1 pode ser visto o melhor resultado de todos os algoritmos e a correspondente taxa de falsa detecção. Como pode ser observado, a melhor taxa de detecção possibilita a ocorrência de muitos falsos alarmes. O caso extremo é dado pelo comercial NeuroFaceDemo que obteve 100% de falso alarme para o limiar

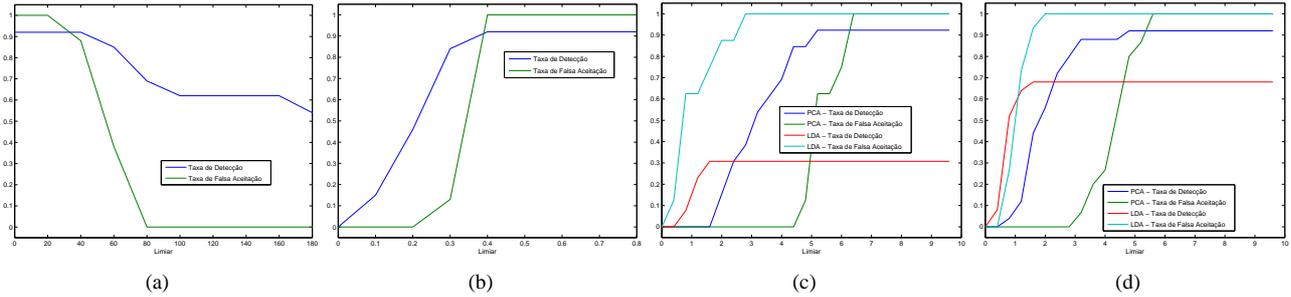


Figura 1. Resultados da tarefa 1 para os diferentes algoritmos, Verilook (a), Neuro (b), PCA e LDA no banco de dados simplificado (c), PCA e LDA no banco de dados completo (d).

Algoritmo	Td	Tfd
Verilook	92%	80%
Neuro	92%	100%
PCA - Uma Imagem	92%	63%
LDA - Uma Imagem	31%	75%
PCA - Várias Imagens	92%	80%
LDA - Várias Imagens	68%	93%

Tabela 1. Melhor taxa de verificação dos algoritmos e a correspondente taxa de falsa verificação na tarefa 1.

Algoritmo	$\frac{Td}{Tfd}$
Verilook	2,27
Neuro	6,46
PCA - Uma Imagem	6,7
LDA - Uma Imagem	0,4
PCA - Várias Imagens	13,2
LDA - Várias Imagens	1,9

Tabela 2. Melhor resultado $\frac{Td}{Tfd}$ dos algoritmos na tarefa 1.

que possibilitou melhor taxa de detecção. Na Tabela 2 pode ser visto o melhor resultado da fração $\frac{Td}{Tfd}$ para os algoritmos, onde foram ignoradas as frações indefinidas.

Analisando os resultados para o banco de dados com uma imagem por pessoa, pode-se observar que o Verilook, o NeuroFaceDemo e o PCA obtiveram a mesma taxa de detecção. Porém, o PCA teve uma taxa de falsa detecção menor do que os outros três algoritmos. O LDA teve o pior desempenho para esse caso. É interessante observar que, apesar do NeuroFaceDemo ter uma taxa de falsa detecção muito alta em sua melhor taxa de detecção, ele obteve um dos melhores compromissos entre detecção e falso alarme.

Dentre os não comerciais observamos que o PCA foi superior ao desempenho do LDA nessa tarefa, tanto no primeiro banco de dados quanto no segundo. É interessante observar que o desempenho do LDA variou significativamente ao se utilizar um banco de dados com várias imagens por pessoa, enquanto no PCA observou-se um aumento na taxa de falsa detecção ao se utilizar esse banco de dados. Apesar desse aumento, na Tabela 2 percebe-se que ao se utilizar várias imagens para cada pessoa o desempenho de ambos os algoritmos melhorou em relação ao compromisso $max(\frac{Td}{Tfd})$.

4.2. Tarefa 2

Como mencionado na seção 3, esta tarefa é menos restritiva do que a tarefa 1. Deseja-se observar a lista de pessoas do banco de dados que se aproximaram do *query*, ao invés de observar somente a primeira pessoa da lista. A pergunta a ser respondida nessa tarefa é se os sistemas testados são capazes de reconhecer uma dada face mesmo que ela não obtenha pontuação máxima. Na Figura 2 pode-se ver os resultados para os diferentes algoritmos.

Novamente, pode ser observado o compromisso entre o reconhecimento de faces e os falsos alarmes. Para todos os algoritmos, quanto maior a taxa de verificação (Tv), maior foi a taxa de falsa verificação (Tfv). Na Tabela 3 pode ser visto o melhor resultado de todos os algoritmos e a correspondente taxa de falsa verificação. Na Tabela 4 pode ser visto o melhor resultado da fração $\frac{Tv}{Tfv}$ para os algoritmos, onde foi ignorada as frações indefinidas.

Analisando os resultados para o banco de dados com uma imagem por pessoa, percebe-se que dessa vez o NeuroFaceDemo e o PCA obtiveram os melhores resultados, com uma taxa de verificação de 100%. Porém, o PCA obteve uma taxa de falsa verificação muito menor do que o NeuroFaceDemo. Apesar desse resultado, o Verilook obteve o melhor compromisso entre detecção e falso alarme. A taxa

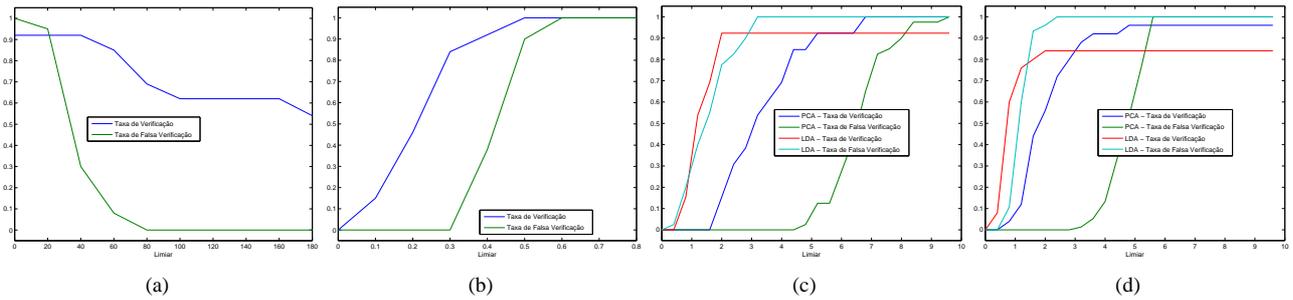


Figura 2. Resultados da tarefa 2 para os diferentes algoritmos, Verilook (a), Neuro (b), PCA e LDA no banco de dados simplificado (c), PCA e LDA no banco de dados completo (d).

Algoritmo	Tv	Tfv
Verilook	92%	100%
Neuro	100%	90%
PCA - Uma Imagem	100%	65%
LDA - Uma Imagem	92%	77%
PCA - Várias Imagens	96%	53%
LDA - Várias Imagens	84%	96%

Tabela 3. Melhor taxa de verificação dos algoritmos e a correspondente taxa de falsa verificação na tarefa 2.

Algoritmo	$\frac{Tv}{Tfv}$
Verilook	10,62
Neuro	2,42
PCA - Uma Imagem	6,77
LDA - Uma Imagem	0,27
PCA - Várias Imagens	13,2
LDA - Várias Imagens	1,12

Tabela 4. Melhor resultado $\frac{Tv}{Tfv}$ dos algoritmos na tarefa 2.

de verificação do VeriLook foi igual à de detecção, mostrando que as faces de teste são reconhecidas sempre na primeira posição da lista de resultados.

Dentre os não comerciais, novamente o PCA obteve um resultado melhor do que o LDA. É interessante notar que, ao contrário do esperado, ambos os algoritmos pioraram a taxa de verificação ao se utilizar mais de uma imagem por pessoa. Porém, em relação ao compromisso entre a taxa de verificação e a taxa de falsa verificação, ambos os algoritmos obtiveram um desempenho melhor ao se utilizar várias imagens por pessoa.

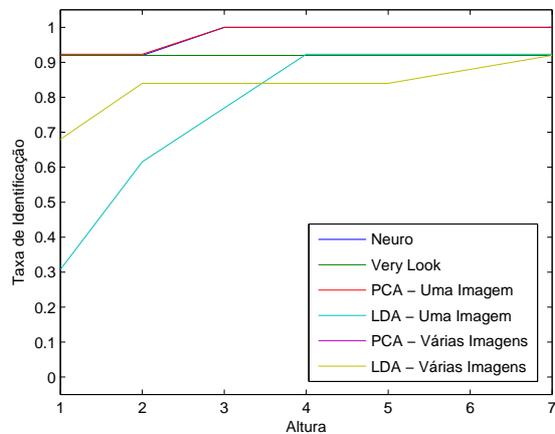


Figura 3. Resultados da tarefa 3. As curvas do PCA - Uma Imagem, PCA - Várias Imagens e Neuro são aproximadamente iguais.

4.3. Tarefa 3

Na tarefa 3, o objetivo é verificar se a pessoa que corresponde ao *query* foi reportada entre as n primeiras na lista de pontuação. A figura 3 apresenta os resultados obtidos nesta tarefa, enquanto na Tabela 5 podem ser vistos o melhor e o pior caso para todos os algoritmos.

É possível chegar à várias conclusões à partir desses resultados. Considerando os algoritmos que utilizaram o banco de dados com apenas uma imagem para cada pessoa, os resultados mostram que o PCA e o NeuroFace-Demo apresentaram as mais altas taxas de identificação, chegando a marca de 100%. O Verilook obteve uma taxa de identificação constante de aproximadamente 92% para todos os valores de n . Já o algoritmo LDA não obteve bons resultados para valores pequenos de n , apresentado uma

Algoritmo	Melhor caso	Pior Caso
VeryLook	92%	92%
Neuro	100%	92%
PCA - Uma Imagem	100%	92%
LDA - Uma Imagem	92%	31%
PCA - Várias Imagens	96%	92%
LDA - Várias Imagens	92%	68%

Tabela 5. Melhor e pior caso para a tarefa 3.

taxa de apenas 31% para $n = 1$. Entretanto, para valores de $n \geq 4$, o algoritmo apresenta taxas de identificação similares aos outros. Essa constatação é geral, ou seja, todos os algoritmos apresentam resultados próximos para valores de $n \geq 4$. Adicionalmente, para $n = 7$, a proximidade entre os resultados é ainda maior. Esse resultado era esperado, dado que quanto maior o valor de n , mais faces serão contabilizadas e, no limite, quando $n = |Pg|$, todas as faces em Pg serão contabilizadas e a taxa de identificação será igual a 1 para todos os algoritmos.

Para os algoritmos PCA e LDA, que utilizaram mais de uma imagem por pessoa, pode-se observar que o desempenho do PCA é muito superior ao do LDA. A menor taxa obtido pelo LDA é 68% e ele atinge uma taxa de identificação maior que 90% apenas para $n = 7$, enquanto o PCA permanece acima de 90% para todos os valores de n .

O LDA apresenta maior sensibilidade ao número de imagens utilizadas para cada pessoa, já que, para valores pequenos de n , a versão do algoritmo que utiliza mais de uma imagem obteve um resultado bem melhor que a versão que utilizou apenas uma imagem. Um ponto interessante é que os resultados para o LDA utilizando apenas uma imagem são melhores que os resultados para LDA utilizando várias imagens, para alguns valores de n (4, 5 e 6). Já o PCA parece ser menos sensível ao número de imagens utilizadas para cada pessoa, já que os resultados não mostram diferenças significativas entre as curvas correspondentes às duas variações do algoritmo.

5. Conclusão

Neste trabalho, foi realizado um estudo comparativo de duas soluções comerciais, Verilook e NeuroFaceDemo, e duas soluções gratuitas, PCA e LDA, para o reconhecimento de faces. Dois diferentes bancos de dados foram utilizados, um com uma imagem por pessoa, onde os quatro algoritmos foram testados, e outro com várias imagens por pessoa, onde foi testado o PCA e o LDA. As soluções foram analisadas em três diferentes tarefas, onde se observou tanto a detecção quanto os falsos alarmes.

É interessante observar que nas duas primeiras tarefas o PCA teve um desempenho superior às soluções comerci-

ais, enquanto na terceira tarefa obteve um melhor caso de 100% junto com o NeuroFaceDemo. Observou-se também que, apesar do LDA melhorar ao se utilizar várias imagens por pessoa na primeira tarefa, na segunda tarefa ele piorou o seu desempenho, ao contrário do esperado. Apesar do desempenho do LDA ter sido inferior aos outros algoritmos nas três tarefas, o banco de dados utilizado não testou variações de iluminação e de expressão facial, onde é esperado um melhor desempenho do LDA em relação às outras soluções.

Trabalhos futuros poderiam trabalhar com um banco de dados maior para testar os quatro algoritmos, além de utilizar o mesmo número de pessoas no banco de dados com uma imagem para cada pessoa e no banco de dados com mais de uma imagem para cada pessoa. Porém, é necessário adquirir a licença dos programas comerciais para poder executar essa análise. Também seria interessante utilizar um banco de dados com um número fixo de pessoas, e variar o número de imagens por pessoa progressivamente, para observar como isso afeta o desempenho dos algoritmos. Outra idéia interessante seria incluir algoritmos de reconhecimento de face com imagens 3D, como já ocorreu na edição FRVT 2006 [8].

Referências

- [1] Site oficial da neurotechnology. disponível em: <http://www.neurotecnologija.com/>, acessado em jun/2008.
- [2] Banco de dados de faces orl. disponível em: <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>, acessado em jun/08.
- [3] Site oficial da handy solution software. disponível em: <http://handysolution.com/facerec.html>, acessado em jun/2008.
- [4] Site sobre o protocolo de avaliação feret. disponível em: <http://www.frvt.org/FERET/default.htm>, acessado em jun/2008.
- [5] P. N. Belhumeur, J. Hespanha, and D. J. Kriegman. Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7):711–720, 1997.
- [6] D. Bryliuk and V. Starovoitov. Application of recirculation neural network and principal component analysis for face recognition. *The 2nd International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence*, pages 136–142, 2001.
- [7] P. Campadelli, R. Lanzarotti, and C. Savazzi. A feature-based face recognition system. *Image Analysis and Processing, 2003.Proceedings. 12th International Conference on*, pages 68–73, Sept. 2003.
- [8] P. J. Phillips, W. T. Scruggs, A. J. OToole, P. J. Flynn, K. W. Bowyer, C. L. Schott, and M. Sharpe. Frvt 2006 and ice 2006 large-scale results. *National Institute of Standards and Technology Gaithersburg, MD 20899*, 2007.

- [9] E. Stan Z. Li, Anil K. Jain. Handbook of face recognition, 2004.
- [10] X. Tan, S. Chen, Z.-H. Zhou, and F. Zhang. Face recognition from a single image per person: A survey. *Pattern Recogn.*, 39(9):1725–1745, 2006.
- [11] M. A. Turk and A. P. Pentland. Face recognition using eigenfaces. In *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 586–591, 1991.
- [12] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld. Face recognition: A literature survey. *ACM Comput. Surv.*, 35(4):399–458, 2003.