Análise de Métodos de Processamento de Imagens para Reconhecimento Facial utilizando Fisherfaces em Imagens sob Condições Desfavoráveis

Leone Jesus, Deivite Guimarães, Flávio Sapucaia, Fagner Pimentel, Josemar Rodrigues de Souza, Marco A C Simões, Diego Frias

[1]Núcleo de Arquitetura de Computadores e Sistemas Operacionais (ACSO) - Universidade do Estado da Bahia (UNEB), CEP 41.150-000, Salvador, Bahia, Brasil

Abstract. *The development of a system able to recognize faces is a complex task. Beside, there are factors as inappropriate lighting and noise on images that impair this process. Therefore, to eliminate or reduce the impacts of these interferences, to set one more step in the recognition process could be a solution. Thus, the purpose of this work is to evaluate and analyze the impacts that can be created by the technics Gaussian Filter, bilateral Filter and Histogram Equalization, in the recognition process using the Fisherfaces algorithm, on image sets under bad conditions.*

Resumo. *Desenvolver um sistema que possa reconhecer faces é uma tarefa complexa. Além disso, há fatores externos como iluminação inadequada e ruídos nas imagens que prejudicam esse processo. Para eliminar ou amenizar os impactos destas interferências, inserir mais uma etapa no processo de reconhecimento facial pode ser uma solução. O objetivo deste trabalho é avaliar e analisar os impactos que podem ser gerados pelas técnicas de Filtro Gaussiano, Filtro Bilateral e Equalização do Histograma, no processo de reconhecimento facial através do Fisherfaces, em conjuntos de imagens sob condições desfavoráveis.*

1. Introdução

Para um computador a capacidade de reconhecer faces é complexa, sendo ainda uma área muito pesquisada no campo da visão computacional. Faces são diferentes uma das outras, e aspectos como partes da face que variam com o tempo, acessórios, posição tridimensional e expressões faciais prejudicam o processo de reconhecimento pelo computador. Além disso, existem problemas como variações de iluminação, má qualidade e ruídos nas imagens das faces adquiridas em cenários cotidianos. Estas características fazem as imagens estarem sob condições desfavoráveis ao reconhecimento facial baseado em imagens bidimensionais (2D) [Er et al. 2002]. Visando solucionar alguns destes problemas, pesquisas e experimentos buscam métodos de processamento de imagens que podem auxiliar no processo de identificação de faces [Wang et al. 2012] [Pontes 2013].

Este trabalho tem como objetivo analisar os métodos de processamento de imagens: Filtro Gaussiano, Filtro Bilateral e Equalização do Histograma, levando em consideração seu uso para reconhecimento facial através do algoritmo de Fisherfaces, em conjuntos de imagens sob condições desfavoráveis. Assim, através dos resultados obtidos, mensurar o quão eficazes podem ser, de forma individual e combinados, para melhorar as condições das imagens.

Definir um método que torne o reconhecimento através do Fisherfaces mais preciso pode ser um fator motivador para o uso da técnica, considerando que dentre os métodos holísticos, o reconhecimento facial através do Fisherfaces (baseado na Análise Discriminante Linear - LDA) não é o mais famoso, sendo este o Eigenfaces (baseado na Análise de Componentes Pricinpais - PCA) [Belhumeur et al. 1996]. Em contrapartida o Fisherfaces possui características diferentes do Eigenfaces que visam otimizar o reconhecimento.

É demonstrado neste trabalho a capacidade do Fisherfaces para reconhecer faces sob ambientes descontrolados. Como as imagens para teste não foram capturadas visando o reconhecimento facial, podem haver faces com expressões e ângulos desfavoráveis, ruídos e má iluminação. O pré-processamento ocorrerá com a aplicação das técnicas sob a imagem da face destacada e transformada pra escala de cinza. O métodos para o pré-processamento são bem conhecidos por eliminar problemas, como os citados neste trabalho, e dar destaque a determinadas informações na imagem. Assim, torna-se um experimento relevante demonstrar, através da análise dos métodos individuais e combinados, o impacto no processo do reconhecimento.

2. Fisherfaces

Na linha de pesquisa que utiliza a abordagem holística, que é onde o Fisherfaces está inserido, todos os pixels da face, ou da imagem que contém a face, são utilizados como entrada do sistema de reconhecimento [Pereira 2008]. Assim, toda informação da imagem pode ser considerada nessa abordagem, que é referenciado em muitos trabalhos como eficaz, apesar de ter como desvantagem a alta dimensionalidade dos dados, o que aumenta o custo computacional. Para resolver esse problema podem ser utilizados métodos estatísticos de redução de dimensionalidade, como Análise de Componentes Principais (PCA) [Pearson 1901] [Feitosa et al. 1999] , Análise Discriminante de Fisher [Turk and Petland 1991] [Fisher 1936] ou Redes Neurais [Er et al. 2002] [Feitosa et al. 1999].

O método LDA, também é conhecido como Discriminante linear de Fisher (FLDA) [Belhumeur et al. 1996], vista uma alternativa ao uso do PCA, baseia-se em combinações lineares das variáveis independentes que dão uma espécie de pontuação do objeto observado, obtendo-se em seguida uma probabilidade daquele objeto pertencer a um dos grupos [Figueredo and Rodrigues de Souza 2013]. Assim, o conjunto de imagens de treino da face é construído por várias classes, onde cada uma representa uma identidade de uma pessoa, fazendo com que o problema do reconhecimento possa ser formulado de modo a determinar a que classe pertence uma determinada pessoa desconhecida.

O PCA é utilizado para comprimir uma imagem do rosto com perda mínima de dados, a fim de minimizar o tempo correspondente, porém, este não diferencia as informações discriminativas da imagem. O Fisherfaces resolve este problema utilizando o LDA, pois seu foco está não só na compressão da imagem, mas também na maximização da discriminação no processo. O reconhecimento de uma imagem de face se dá com a projeção nos N espaços dos vetores próprios criados e utilizando uma medida de semelhança, para efetuar a comparação com as outras imagens da face projetadas no mesmo espaço, utilizando um classificador específico ou a combinação de dois ou mais [Figueredo and Rodrigues de Souza 2013].

3. Processamento de Imagens

Dentre diversas formas de processamento de imagem temos os filtros de abstração de imagens que permitem simplificar o conteúdo visual, destacando apenas a informação essencial contida nas imagens e métodos para correção de iluminação, onde é feita uma redução da má influência da iluminação no reconhecimento facial. Neste trabalho serão utilizados 3 métodos de processamento de imagens: o filtro Gaussiano, o filtro Bilateral e a Equalização de Histograma, que são descritos nessa seção.

O Filtro Gaussiano utiliza uma função gaussiana para poder determinar a transformação da imagem, aplicando a cada pixel uma média ponderada dos valores existentes nos pixels vizinhos, realizando uma suavização na imagem (Figura 1). Essa redução de ruídos pode mudar o processo de reconhecimento facial através do Fisherfaces, já que é um processo que utiliza todos os pixels contidos em uma imagem, e ruídos não devem ser considerados [Haddad and Akansu 1991].

Figura 1. Aplicação do Filtro Gaussiano em imagem após normalização.

O principal objetivo do filtro bilateral é suavizar as zonas com menor contraste da imagem enquanto não afeta os limites de maior contraste, reduzindo o ruído presente na imagem enquanto preserva seus contornos (Figura 2). O filtro bilateral, considera dois pixels próximos um do outro se ocupam posições espacialmente próximas, como também, se de acordo com uma escala de cores e tonalidades, eles têm alguma similaridade [Tomasi 1998].

Figura 2. Aplicação do Filtro Bilateral em imagem após normalização.

O histograma de uma imagem é a informação da quantidade de vezes em que o tom de uma cor é repetida. A Equalização de Histograma utilizará a distribuição de frequência acumulativa da imagem original, para tentar reduzir a distribuição para a imagem resultante, fazendo a imagem transformada possuir o histograma aproximadamente uniforme e consequentemente um melhor contraste (Figura 3) [Ramírez-Gutiérrez et al. 2011].

Figura 3. Aplicação da Equalização de Histograma em imagem após normalização.

4. Trabalhos Relacionados

Assim como este trabalho, outras recentes pesquisas relacionadas a técnicas de pré- processamento para métodos de reconhecimento facial já foram realizadas. [Wang et al. 2012], compara os efeitos de 5 técnicas para correção de iluminação, incluindo a equalização de histograma, para o reconhecimento facial utilizando a combinação do PCA e LDA . Utilizando uma base de imagens de faces com diferentes níveis de iluminação, as técnicas alcançaram taxas de reconhecimento superiores a 80%. [Chen et al. 2006] também utiliza este tipo de bases de imagens e uma em ambiente externo. As imagens foram submetidas ao método de Variação Logarítmica Total, para reconhecimento com iluminação variável com PCA.

O trabalho de Pontes [Pontes 2013] teve como principal objetivo estudar o impacto do uso da abstração de imagens no processo de reconhecimento facial automático, assim como de um conjunto de tarefas de pré- processamento efetuadas sobre as imagens. Ele desenvolveu uma cadeia de pré-processamento, na qual a abstração de imagens se encontra incluída através de três filtros: Gaussiano, Bilateral e Kuwahara Anisotrópico, efetuando posteriormente o reconhecimento facial com três algoritmos: Eigenfaces, Fisherfaces e Local Binary Patterns Histograms (LBPH).

Diferente deste trabalho, [Pontes 2013] mostra um resultado comparativo entre os filtros sobre as imagens das faces com contraste normalizado e editadas de forma a eliminar detalhes ao fundo da imagem, destacando apenas os elementos essenciais da face, porém, com os métodos de edição utilizados, algumas informações úteis da face podem ser perdidas. Neste trabalho, também serão demonstrados os resultados da análise dos filtros e da normalização através da Equalização de Histograma, combinados e de forma individual, bem como seus resultados com ruídos presentes nas imagens das faces, o que pode aumentar a complexidade para a identificação. Porém, como descrito e demonstrado no próprio trabalho de [Pontes 2013], estas edições não causam um impacto significativo sobre o algoritmo de Fisherfaces, que será o único utilizado neste trabalho, e uma característica deste trabalho é o efeito que os métodos têm sobre este tipo de problema.

5. Implementação do Sistema

A implementação deste projeto foi escrita em C++ e seus recursos de Visão Computacional encontram-se implementados na biblioteca OpenCV.

Antes da etapa de identificação, a fase de treino deve ser realizada. Nesta, os conjuntos de imagens de faces são passados ao treino do Fisherfaces, onde ele estabelece uma base de conhecimento com informações que serão utilizadas para a comparação com

as faces de entrada para a realização da identificação. O sistema carrega o nome dessas imagens, junto com um número que representa a qual pessoa ela pertence, de um arquivo gerado na seleção dos conjuntos de testes.

A fase da detecção facial é realizada pelo método *Haar Cascade*, com base em um algoritmo de classificação em cascata proposto por [Viola and Jones 2001]. Este será usado para determinar a presença de uma face na imagem e, quando encontrar, executará sua segmentação do resto da imagem. A face destacada entra em um processo de normalização, onde é redimensionada e descolorida, para manter os padrões das imagens no banco de imagens. Além disso, neste projeto, ela será submetida a um dos métodos de processamento descritos neste trabalho, a fim de mensurar a influência destes nos resultados gerados na fase de reconhecimento.

Por fim será feita a identificação, onde a imagem da face será comparada com as demais imagens do banco de faces. Para isso o Fisherfaces cria uma representação de baixo nível da face, resultante da análise discriminante linear, sobre a projeção da imagem no sub-espaço de imagens criado com PCA [Feitosa et al. 1999]. Como resultado desta comparação, o método retorna um número que representa distância euclidiana entre a representação de baixo nível da imagem capturada e da mais parecida com ela no banco, e um número que representa esta imagem associada.

As imagens utilizadas neste projeto para a análise do reconhecimento são da biblioteca *Labeled Faces in the Wild deep funneled* [Huang et al. 2007], que é um banco de fotografias de faces projetado especificamente para o problema do reconhecimento facial, onde as imagens foram alinhadas de acordo com a posição da face. Este conjunto contém 13.232 imagens retiradas da internet, de 5.748 pessoas, cujas faces foram detectadas pelo método *Haar Cascade*. Deste conjunto de imagens, foram separados 2 tipos. Um tipo utiliza apenas os subconjuntos onde existem mais de 10 imagens da mesma pessoa, o outro tipo contém 20 imagens aleatórias de cada pessoa. Para o treino, 10 imagens de cada pessoa foram utilizadas, escolhidas aleatoriamente.

6. Resultados

A princípio está análise ocorreria apenas sobre o conjunto A (mais de 10 imagens por pessoa). Contudo, visto os resultados de reconhecimentos obtidos em demais projetos como [Figueredo and Rodrigues de Souza 2013] e [Pontes 2013] revelaram consequências mais positivas, resultantes de um conjunto menor de pessoas diversas, um novo conjunto foi elaborado. Logo, o Conjunto A foi pensado considerando o problema do reconhecimento do máximo de pessoas, independente da quantidade de imagens para a análise que cada pessoa tenha, como em um sistema para reconhecer pessoas em uma multidão. Já o Conjunto B (20 imagens por pessoa) foi elaborado posteriormente pensando em uma quantidade padronizada de imagens por subconjuntos com menos pessoas que o outro conjunto, onde o algoritmo atinge melhores resultados percentuais, seguindo o modelo de [Pontes 2013]. Apesar da distinção dos conjuntos, as consequências demonstradas entre estes mostraram-se proporcionais.

Antes da análise individual, pode ser feita uma análise sobre os métodos através de dois gŕaficos percentuais do Conjunto A (Figura 4) e Conjunto B (Figura 5). Estes demonstram, que diante de imagens sob condições naturais, o reconhecimento facial através do Fisherfaces alcança resultados baixos quando há muitas pessoas fazendo parte

do mesmo treino para serem reconhecidas, e mesmo no conjunto com uma quantidade menor de pessoas distintas, menos de um terço dos resultados alcançaram mais de 50% de acertos.

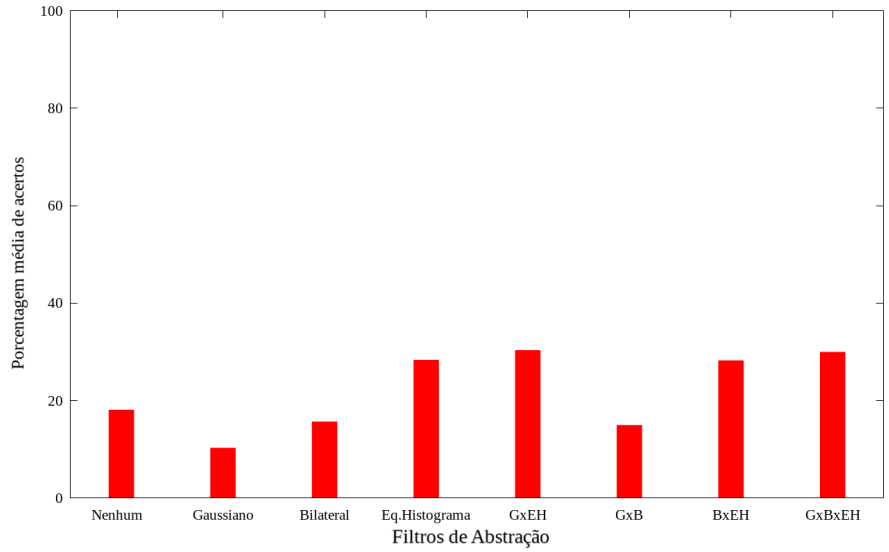

Figura 4. Percentual de acertos dos testes no Conjunto A

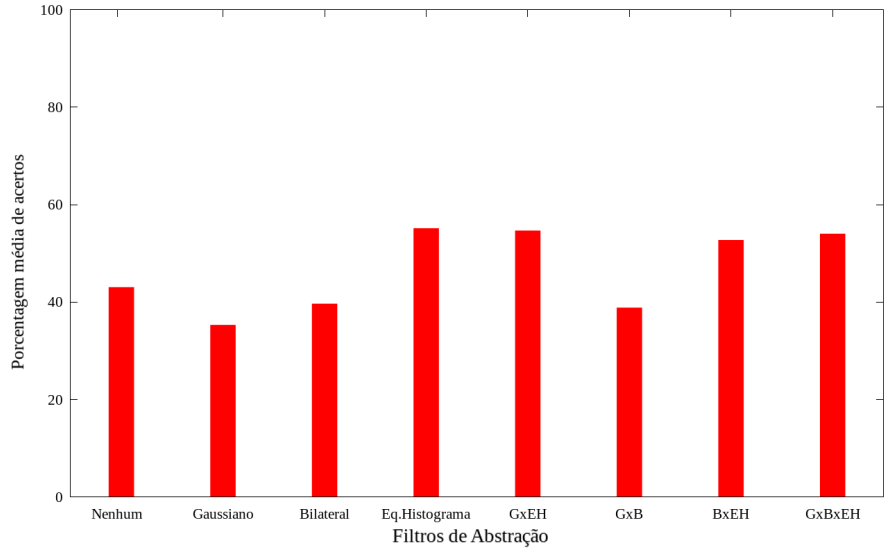

Figura 5. Percentual de acertos dos testes no Conjunto B

O reconhecimento facial através do algoritmo Fisherfaces apresenta uma taxa acima de 90% na quantidade de acertos [Belhumeur et al. 1996], quando as imagens das faces estão em condições controladas. Se levarmos em consideração os resultados obtidos e apresentados nos gráficos do Conjunto A (Figura 6) e Conjunto B (Figura 7), quando o ambiente varia muito, o caso é diferente. Apesar dos conjuntos de testes obterem quantidades distintas, ambos apresentam resultados inferiores a 45%, e em nenhum dos subconjuntos obtivemos 100% de acertos.

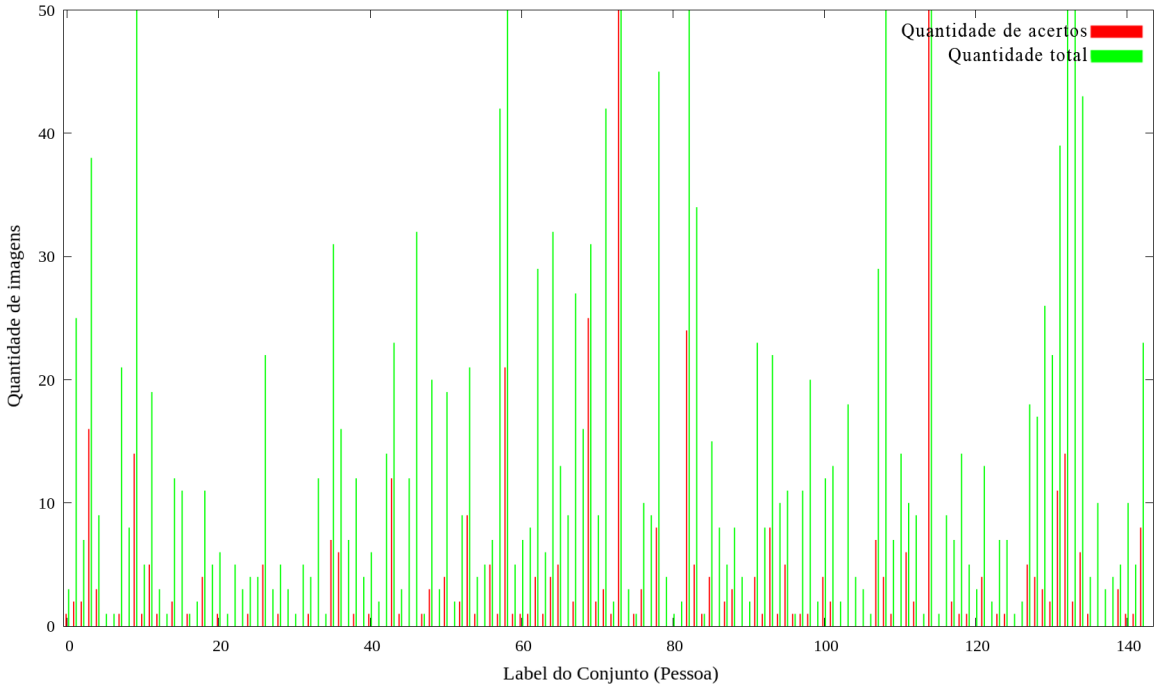

Figura 6. Resultados dos testes no Conjunto A sem o uso de filtros

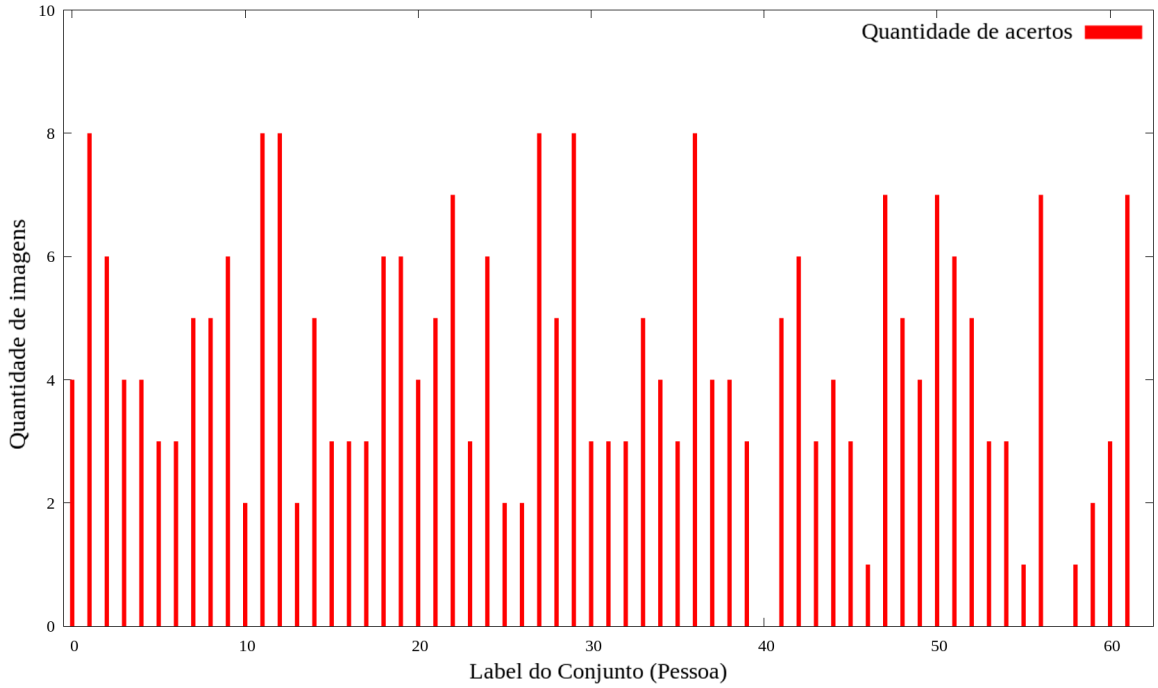

Figura 7. Resultados dos testes no Conjunto B sem o uso de filtros

No Conjunto B, onde há 10 imagens por pessoa, a quantidade máxima de acertos foi 8, e mais da metade destes subconjuntos estão abaixo de 5. No Conjunto A, 53 pessoas não foram identificadas, sendo 42 destas com menos de 10 imagens, as outras 11 também fazem parte do Conjunto B, e o algoritmo falhou ao identificá-las pela presença de 81 pessoas a mais no treino pro Conjunto A.

O filtro Gaussiano alterou de forma negativa o reconhecimento facial através do Fisherfaces. Durante a implementação, buscou-se regular a intensidade do filtro, pois quanto mais intenso era, piores eram os resultados obtidos. Então, o nível selecionado para a análise dos resultados foi onde o filtro mostrou-se perceptível através de testes empíricos. O Conjunto A alcançou uma taxa de 10.3% de acertos, o que representa menos de 300 acertos dentre as 2744 imagens. Os resultados para o Conjunto B foram baixos: 219 das 620 imagens forma identificadas, 35.3%. Em ambos os conjuntos haviam faces dentre as imagens que não eram identificadas pelo reconhecimento sem métodos. Estas passaram a ser, porém houve uma queda de cerca de 8% no percentual de identificações em ambos os casos.

Os efeitos do filtro Bilateral foram negativos para os dois conjuntos de imagens, tendo aproximadamente de 4% menos faces identificadas nos dois testes. Não há um impacto significante para o Conjunto B, mas apesar de ser um valor pequeno isso representa mais para o Conjunto A, pela sua quantidade de imagens. Foram reconhecidas 431 imagens, 15.7% do conjunto total. Como poucas imagens novas, com base no reconhecimento sem o filtro, foram identificadas, supõe-se que o impacto do filtro foi negativo pela perda de informações devido aos contrastes de cor elevados.

Um progresso significativo pode ser percebido com a aplicação da Equalização de Histograma. Do Conjunto A foram identificadas 778 imagens, 28.3% do total, sendo parte dessas de 22 subconjuntos onde nenhuma imagem era identificada. Mais de 55% das imagens do Conjunto B, 342 de 620, foram identificadas, onde não houve subconjunto sem reconhecimentos, mas não houve nenhum reconhecido por completo.

Analisando as combinações sob o Conjunto A, podemos perceber mais indícios que os filtros de abstração não causam tanto impacto no Fisherfaces e que a Equalização de Histograma é uma opção considerável em termos de melhoras. A combinação entre o filtro Bilateral e a Equalização alcançou quase os mesmos resultados que os efeitos das imagens apenas equalizadas, acertando apenas 3 imagens a menos. Quando combinada com o filtro Gaussiano, a equalização alcançou quase um terço da quantidade total de imagens, com 55 imagens a mais que apenas a equalização e 336 a mais que o reconhecimento sem o processamento dos métodos. Analisando sob o Conjunto B, a situação é mais equivalente, mas não segue os mesmos padrões do Conjunto A: da combinação entre Bilateral e Equalização, há menos de 1% de diferença e da combinação entre Gaussiano e Equalização, há cerca de 3% diferença que as taxas alcançadas pela aplicação do método de Equalização de Histograma sobre as imagens, sendo ambas negativas.

Tanto o Conjunto A, quanto o B obtiveram decréscimos na taxa de reconhecimento quando combinados o filtro Gaussiano com o filtro Bilateral. Seus resultados ficaram entre os alcançados entre os dois métodos. Se aproximando mais do filtro Bilateral, juntos eles obtiveram aproximadamente 4% menos que o alcançado sem o uso de métodos. Quando os três métodos são combinados os resultados são quase previsíveis se considerarmos os resultados anteriores: os resultados para o Conjunto A apontaram 30% de acerto total contra os 18% do total sem métodos e 45 imagens a mais que a Equalização pura. Os do Conjunto B foram 11% mais acertos que sem a utilização de métodos, e apenas sete imagens a menos que o método de Equalização (menos de 1% de diferença).

Examinando os dados, o que fica claro é o efeito positivo sobre os resultados

quando a Equalização de histograma é aplicada, os resultados são expressivos de forma positiva, considerando o nível de impacto que estes métodos têm demonstrado. Os filtros de abstração demonstram solucionar problemas específicos para o reconhecimento de determinadas imagens, entretanto prejudicam na identificação da maioria das faces, mesmo em imagens com o contraste normalizado.

O Conjunto B é similar ao tipo de imagens e quantidade utilizadas por [Pontes 2013]. Ele utiliza uma cadeia de processamento, incluindo Equalização de Histograma, antes da aplicação dos filtros de abstração. Ainda assim, para o Fisherfaces, as taxas de reconhecimento alcançadas foram similares ao combinar a equalização com o Filtro Gaussiano, e cerca de 3% de diferença entre a Equalização de Histograma pura e misturada com o Filtro Bilateral. Portanto, tempo gasto e o custo computacional em relação aos benefícios alcançados, são fatores a serem analisados antes de se utilizar os tipos de cadeia de pré-processamento utilizado por [Pontes 2013].

7. Conclusão

A capacidade do algoritmo de Fisherfaces em identificar rostos é uma realidade, porém quando estes estão em imagens onde as condições não cooperam, esta se torna uma tarefa complexa para o algoritmo. Sob a hipótese de que alterar estas imagens, de forma a realçar as informações mais importantes, pode melhorar o processo de reconhecimento, foram selecionadas soluções com ferramentas de código aberto, renomadas na área de processamento de imagens. A aplicação destas objetivava auxiliar na identificação de centenas de faces coletadas com o propósito de representar ambientes naturais, com fotos de pessoas capturadas de forma não planejada para serem reconhecidas por um algoritmo. Os métodos aplicados foram o filtro Bilateral, o filtro Gaussiano e a Equalização de Histograma, para analisar os resultados gerados por estas aplicações, realizando o reconhecimento facial através do algoritmo de Fisherfaces.

Quando os filtros de abstração foram aplicados de forma individual, imagens que não eram reconhecidas puderam ser, apesar da quantidade de faces que se tornaram não reconhecidas ter aumentado. Considerando o aumento nos resultados positivos associados a aplicação da Equalização de Histograma, pode-se perceber que a condição da iluminação é um fator crucial para a identificação, e que o método demonstrou-se útil para se obter mais chances de acerto. As combinações entre estes métodos não demonstraram impactos significativos: os resultados obtidos pelo filtro Gaussiano e Bilateral combinados intermediaram entre os resultados alcançados por estes individualmente, alcançando poucas identificações também; todas as combinações com a Equalização de Histograma alcançaram mais resultados positivos que o reconhecimento sem métodos, porém nenhum foi mais relevante que a normalização do contraste exclusivamente, mesmo quando os três foram combinados o efeito resultante foi similar.

Utilizar estes métodos para auxiliar o Fisherfaces pode ser recomendado para aspectos gerais, como a normalização de contraste, ou as soluções específicas atendidas pelos filtros de abstração, pois apesar dos impactos não serem tão significantes, seu custo computacional, mesmo com uma grande quantidade de imagens, é ínfimo se comparado ao custo do treino do algoritmo de Fisherfaces, que aumenta junto com o tempo e proporcionalmente à quantidade de imagens utilizadas.

Referências

Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., and Kriegman, D. J. (1996). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 19:711–720.

Chen, T., Yin, W., Zhou, X. S., Comaniciu, D., and Huang, T. S. (2006). Total variation models for variable lighting face recognition. *IEEE TRANSACTIONS OF PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE (PAMI*, 28:1519–1524.

Er, M. J., Wu, S., Lu, J., and Toh, H. L. (2002). Face recognition with radial basis function (rbf) neural networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 13:697–710.

Feitosa, R. Q., Thomaz, C. E., and Veiga, A. (1999). Comparing the performance of the discriminant analysis and rbf neural network for face recognition.

Figueredo, M. B. and Rodrigues de Souza, J. (2013). Face recognition model applied to the missing people problem. In *Information Systems and Technologies (CISTI), 2013 8th Iberian Conference on*, pages 1–3. IEEE.

Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals Eugen.*, 7:179–188.

Haddad, R. and Akansu, A. (1991). A class of fast gaussian binomial filters for speech and image processing. 39.

Huang, G. B., Ramesh, M., Berg, T., and Learned-miller, E. (2007). Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments. Technical Report 07-49, University of Massachusetts, Amherst.

Pearson, K. (1901). On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 2(6):559–572.

Pereira, J. F. (2008). Estratégia para reconhecer faces baseado em análise de componentes principais. Master's thesis, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

Pontes, P. T. (2013). Visage - impacto dos filtros de abstração no reconhecimento facial em imagens. Master's thesis, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Portugal.

Ramírez-Gutiérrez, K., Cruz-Pérez, D., and Pérez-Meana, H. (2011). A face recognition algorithm using eigenphases and histogram equalization. *International Journal of Computers*, 5:34–41.

Tomasi, C. (1998). Bilateral filtering for gray and color images. pages 839–846.

Turk, M. A. and Petland, A. P. (1991). Face recognition using eigenfaces. *IEEE Computer Society Conferece*.

Viola, P. and Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Computer Vision and Pattern Recognition. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference*, 1:I–511 – I–518.

Wang, S., LI, W., Wang, Y., Jiang, Y., Jiang, S., and Zhao, R. (2012). An improved difference of gaussian filter in face recognition. *Journal of Multimedia*, 7:429–433.