

RECONHECIMENTO FACIAL SOB OCLUSÃO E ILUMINAÇÃO COM UMA REPRESENTAÇÃO COMPACTA

EUCASSIO GONÇALVES LIMA JÚNIOR*, RICARDO DE ANDRADE LIRA RABÊLO†, CORNÉLIA JANAYNA PEREIRA PASSARINHO‡, LUÍS HENRIQUE SILVA VOGADO§

* *Universidade Federal do Piauí*
Teresina - PI - Brasil

eucassiojr@gmail.com, ricardoalr@ufpi.edu.br, janaynapassarinho@gmail.com,
lhvogado@gmail.com

Abstract— Face recognition is a challenge in image processing area, considering that the images are influenced by various factors such as head position, illumination, facial expression and occlusion. To this should be added the high dimensional computer representation of the face, which increases the complexity of the recognition. This paper presents an approach to facial recognition, characterized by robustness occlusion, illumination variation and low dimensionality of the feature vector. The approach is based on the Gabor filter and the combination of entropy to maintain the most representative image data in vector dimensionality characteristics lower than that using the original Gabor. The SVM is used as classifier on a set of experiments which were conducted to evaluate the approach presented on characteristics found in real environment scenarios, using the AR Face database. The proposed approach was evaluated in various scenarios: illumination changes, occlusion by sunglasses, change illumination occlusion by sunglasses, occlusion scarf, lighting variation occlusion scarf, twisted face and all the scenarios together. The results through experiments outperform approaches state of the art available in the literature in 3 of the 5 tests (lighting, occlusion by sunglasses and lighting occlusion scarf and adds other 2 tests: change of facial expression and all the scenarios together, getting 91.75% and 92.38% accuracy rate respectively, with Gabor and entropy.

Keywords— gabor filter, entropy, dimensionality reduction, occlusion, facial recognition.

Resumo— Reconhecimento facial é um desafio na área de processamento de imagens, considerando-se que as imagens sofrem influência de diversos fatores tais como: posição da cabeça, iluminação, expressão facial e oclusão. A esse fato, adiciona-se a alta dimensionalidade da representação computacional da face, que aumenta a complexidade do reconhecimento. Este trabalho apresenta uma abordagem para reconhecimento facial, caracterizando-se pela robustez a oclusão, variação de iluminação e pela baixa dimensionalidade do vetor de características. A abordagem baseia-se na combinação do filtro de gabor e entropia de forma a manter os dados mais representativos da imagem em um vetor de características de dimensionalidade menor do que aquele utilizando o Gabor original. O SVM é utilizado como classificador em um conjunto de experimentos que foram realizados para avaliar a abordagem apresentada sobre características encontradas em cenários de ambiente real, fazendo uso da base de imagem AR Face. A abordagem proposta foi avaliada em diversos cenários: variações de iluminação, oclusão por óculos de sol, variação de iluminação com oclusão por óculos de sol, oclusão por cachecol, variação de iluminação com oclusão por cachecol, mudança de expressão facial e todos os cenários juntos. Os resultados obtidos por meio dos experimentos superam as abordagens estado da arte disponíveis na literatura em 3 dos 5 testes (iluminação, iluminação com oclusão por óculos de sol e iluminação com oclusão por cachecol) e adiciona outros 2 testes: mudança de expressão facial e todos os cenários juntos, obtendo 91,75% e 92,38% de taxa de acerto respectivamente, com Gabor e entropia.

Palavras-chave— filtro de gabor, entropia, redução de dimensionalidade, oclusão, reconhecimento facial.

1 Introdução

O reconhecimento facial tornou-se, nos últimos anos, um campo de pesquisa promissor, surgindo como um dos mais estudados quanto ao processamento e análise de imagens (Srinivas et al., 2015). A principal motivação é a necessidade do desenvolvimento de aplicações dos mais diversificados tipos que permitem a identificação de pessoas para acesso a dados restritos, sistemas de controle de acesso e segurança, monitoramento de multidões, localização de fichas criminais, interatividade controlada por expressões faciais dentre outras (Srinivas et al., 2015).

O reconhecimento facial tem por objetivo primordial identificar uma pessoa baseada em imagens de sua face. Para isso, é necessário comparar a imagem com n amostras existentes em um banco de dados, tais como os encontrados

em grandes bancos de fotografias de passaportes, carteiras de motoristas e outros detalhados em (Phillips et al., 2000). Apesar dos avanços ocorridos nas últimas décadas fruto de intensas pesquisas, alguns desafios permanecem como problemas não resolvidos (Chellappa et al., 2012), resultantes principalmente de condições não controladas do ambiente, tais como oclusão, posicionamento, variações de expressões faciais e mudanças de iluminação.

A abordagem proposta tem por base o uso do filtro de gabor (Daugman, 1985) para a extração do vetor de características de uma imagem para em seguida ser aplicada a entropia, de forma a manter os dados mais representativos da imagem em um vetor de dimensionalidade menor. Por fim, essa representação computacional da imagem é fornecida como entrada ao SVM (*Support Vector Machines*) (Vapnik, 1995), responsável por efe-

tuar a classificação das imagens. Para a validação da abordagem proposta, comparou-se os resultados obtidos com outros de abordagens que possuem o mesmo objetivo de reconhecer faces com em ambiente com oclusão, são elas: SRC(Wright et al., 2009), LRC(Naseem et al., 2010), CESR(He et al., 2011), FSS(Lee et al., 2006), SGLasso(Yuan and Lin, 2006) e DCC(Lai et al., 2015). Este trabalho apresenta, como contribuição, o uso da entropia (Shannon, 1948) como ferramenta de redução da dimensionalidade do vetor de características.

A etapa final da abordagem de reconhecimento facial é a classificação, na qual um algoritmo de aprendizagem de máquina após a realização do treinamento define um modelo preciso de predição, que dada uma nova imagem é capaz de identificar o indivíduo. As demais seções deste artigo estão organizadas da seguinte forma: na Seção 2 é detalhado o referencial teórico exibindo uma visão geral sobre entropia, a Seção 3 formula o problema de reconhecimento facial e estabelece a solução a ser desenvolvida nesse trabalho. Os resultados dos experimentos efetuados são mostrados e discutidos na Seção 4. E por último, na Seção 5 são apresentadas as conclusões do artigo.

2 Referencial Teórico

Os métodos de projeção de imagem podem caracterizar a distribuição de dados ao longo de uma direção específica (Zhou and Geng, 2004). Entre as diversas técnicas, a projeção de variância é a mais invariante a mudanças de iluminação (Zhou and Geng, 2004) (Feng and Yuen, 1998), propiciando uma robustez maior em ambientes não controlados. Dessa forma, considerando que a função discreta $f(x, y)$ é a representação da intensidade de um pixel de uma imagem na posição (x, y) e que $f(x, y)$ está definida nos intervalos $[x_1, x_2]$ e $[y_1, y_2]$, a função de projeção da variação vertical da imagem é definida abaixo e de forma análoga obtemos a variação horizontal:

$$VPF_v(x) = \frac{1}{y_2 - y_1} \sum_{y=y_1}^{y_2} [f(x, y) - IPF_v(x)']^2, \quad (1)$$

onde $VPF_v(x)$ é a função de projeção da variância (*variance projection function*) sobre a vertical. $IPF_v(x)'$ é a média das função integral na vertical, detalhada a seguir:

$$IPF_v(x)' = \frac{1}{y_2 - y_1} \sum_{y=y_1}^{y_2} f(x, y), \quad (2)$$

A distribuição de informação da VPF é um modelo que pode ser adaptado para extrair características de imagens de forma robusta a iluminação.

Uma imagem é uma fonte de informação, tal qual um sinal unidimensional, portanto a imagem pode ser representada por meio de sua entropia. Assim, a dimensão da imagem pode ser significativamente reduzida, facilitando a extração de características e classificação. Para uma imagem $f(i, j)$ de tamanho $M \times N$, o valor da entropia de *Shannon* de uma imagem é definido como:

$$En = - \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij} \log P_{ij} \quad (3)$$

onde $P_{ij} = f(i, j) / \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j)$, e $f(i, j)$ é a intensidade da escala de cinza.

3 Abordagem proposta

A abordagem visa o reconhecimento facial utilizando o banco de filtro de Gabor para a extração do vetor de características, junto com a técnica de projeção local de variância *log energy entropy*. Ela divide-se em 5 componentes principais: aplicação do filtro de gabor, segmentação em blocos, uso da entropia, treinamento e classificação com o SVM. Os componentes propostos e suas interações são vistos na Figura 1 e são detalhados a seguir.

O filtro de gabor, tem sido usado amplamente em análise de padrões de aplicações (Liu and Wechsler, 2002). Dentre as mais importantes características da magnitude do filtro de gabor, está sua invariância a iluminação, rotação, escala, e translação. Além disso, ele é pouco afetado por distúrbios de fotografia, como mudanças de iluminação e ruído de imagem. Constitui-se assim, a etapa 1 da abordagem, sendo responsável pela representação inicial da imagem e geração da magnitude das respostas do banco de filtro de gabor.

Na etapa 2 é efetuado um processamento com o objetivo de preparar os dados para o processamento da entropia. Considerando que imagens de diferentes indivíduos possuem a mesma sequência de histograma e compartilham da mesma intensidade de entropia ou da *log energy entropy*, as duas imagens poderão ser identificadas incorretamente como pertencentes a mesma pessoa (Zhang and Chen, 2008). Uma abordagem alternativa para resolução desse problema é a segmentação da imagem da face em pequenos blocos não sobrepostos, pois todos os blocos de diferentes imagens de faces possuem distribuição diferente. Essa técnica de divisão é rápida, simples e não se baseia na detecção de importantes áreas da face como olhos, nariz e boca. A partir de então a abordagem passa a visualizar apenas os blocos individualmente ao invés da imagem toda, permitindo uma maior resistência a mudanças efetuadas em outras áreas.

Em seguida, tem-se a terceira etapa que consiste em utilizar a combinação da *Local Variance*

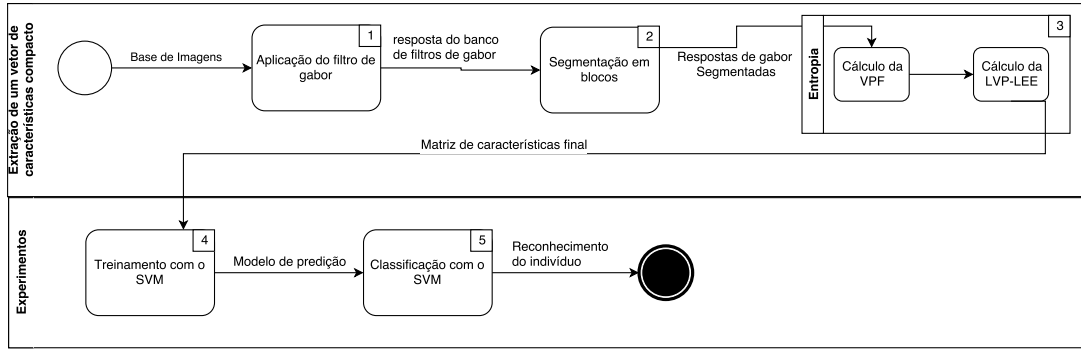


Figura 1: Fluxograma geral dos experimentos

Projection Log Energy Entropy Features apresentada em (Zhang and Chen, 2008) como redutor de dimensionalidade do vetor de características obtido a partir do filtro de Gabor.

A redução de dimensionalidade na extração de características tem dois motivos segundo Haghighat and Namjoo (2011). O primeiro motivo é a redução do tamanho do vetor de características, propiciando uma significativa diminuição no custo computacional gerado durante a classificação. Em segundo lugar, há uma maior robustez e confiabilidade por parte do classificador, pois são utilizadas no processo de identificação apenas as principais características da imagem. Em um vetor de características não processado, todos os dados possuem a mesma importância sendo tratados da mesma forma pelo classificador. Assim, dados sem grande representatividade para a imagem, poderiam assumir um papel fundamental para o classificador. Nessa etapa 3, temos a geração do vetor de características final compacto, representação da imagem original que é a dada como entrada da abordagem.

3.1 Experimentos

No experimento proposto, utiliza-se o filtro de Gabor com 5 frequências e 8 diferentes orientações ($v = 5, u = 8$), conforme trabalhos estado da arte Shen et al. (2007) e Haghighat and Namjoo (2011). O tamanho de cada filtro de Gabor é de 9×9 pixels.

A resposta do banco de filtros de Gabor para o resultado da convolução de uma imagem com o banco de filtros de Gabor parametrizado com cinco frequência e oito orientações produz quarenta novas imagens. A partir dessas imagens resultantes, pode-se, em sequência, aplicar alguma técnica para redução de dimensionalidade. Aqui, optou-se pela *Local Variance Projection Log Energy Entropy* (LVP-LEE) (Zhou and Geng, 2004) (Feng and Yuen, 1998). Para cada uma das quarenta imagens resultantes, aplicamos o método baseado na entropia, gerando dessa forma 80 novas imagens. Ao ser aplicada a LVP-LEE em cada resposta do banco de filtros

de Gabor, duas novas imagens são produzidas representando a entropia da projeção da variância sobre a horizontal e vertical.

Considerando uma imagem $I(x, y)$ com dimensões $M \times N$, a imagem da face é primeiramente dividida em L pequenos blocos não sobrepostos. O tamanho de cada bloco representado por $f(x, y)$ é dado por $M/\sqrt{L} \times N/\sqrt{L}$. Baseando-se nesse princípio e tomando o intervalo $[k_1, k_2]$ como as posições do bloco sobre a função f , pode-se aplicar a técnica da projeção da variância em cada um dos blocos pertencentes as linhas (U) e colunas definidas da seguinte forma:

$$U[i] = \frac{1}{k_2 - k_1} \sum_{k=k_1}^{k_2} [f(i, k) - g_v(i)]^2, 1 \leq i \leq M/\sqrt{L} \quad (4)$$

onde:

$$g_v(i)' = \frac{1}{y_2 - y_1} \sum_{y=y_1}^{y_2} f(i, y), \quad (5)$$

Em seguida, é calculada a *log energy entropy* para cada uma das linhas e colunas resultantes da Equação 4:

$$H_{RP} = - \sum_{i=1}^{M/\sqrt{L}} e_i \log(e_i) \quad (6)$$

onde

$$e_i = U[i] / \sum_{i=1}^{M/\sqrt{L}} U[i] \quad (7)$$

Para uma única imagem qualquer, são produzidos ao final $2L$ valores, representados na forma de duas imagens. Essas características são nomeadas como *vertical variance projection entropy vector* e *variance projection entropy vector* e após serem concatenadas em um só vetor estão aptas a serem utilizadas por um classificador de forma a reconhecer uma face.

Como ferramenta de apoio a execução do SVM como classificador, utilizou-se a biblioteca LIBSVM (Chang and Lin, 2011), com o *kernel* RBF (*Radial basis function*). Desse ponto, inicia-se o processo de treinamento e classificação das

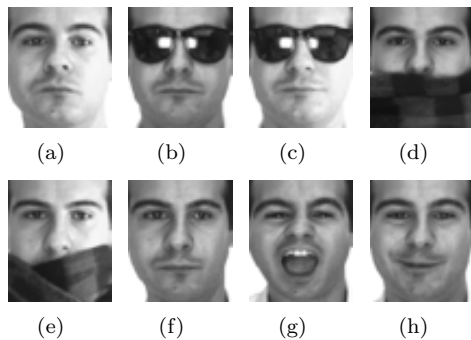


Figura 2: Faces extraídas da *Ar Face Database*

imagens com o SVM, conforme exposto nas etapas 4 e 5 da Figura 1.

4 Resultados e discussões

Esta seção apresenta detalhes da aplicação da abordagem na *AR Face Database* (Martinez, 1998) e os resultados obtidos. Constituída de mais de 4000 imagens coloridas de um total de 166 pessoas, a *AR Face Database* é uma importante base para verificação de acurácia em algoritmos de reconhecimento facial. Os experimentos de reconhecimento facial foram avaliados por meio da utilização da técnica do *10-fold cross-validation* para a medição da acurácia no reconhecimento dos indivíduos definidos na base de imagens.

Dentre as diversas técnicas de reconhecimento facial que também utilizam a *AR Face Database* para sua validação encontram-se as abordagens: SRC, LRC, CESR, FSS, SGLasso e DCC que representam o estado da arte e foram utilizadas para comparar com a abordagem proposta neste trabalho.

4.1 AR Face

Para a realização dos nossos experimentos, as imagens foram redimensionadas para 48×56 pixels, de forma a aproximar-se das dimensões utilizadas pelos demais algoritmos que são usados em comparação. A *AR Face* foi segmentada em 5 diferentes subconjuntos, de forma a agrupar características distintas nos testes efetuados. Imagens de faces com diferentes variações de expressão facial, iluminação e oclusão são agrupadas possibilitando uma experimentação mais robusta da abordagem proposta em diversos cenários. A seguir cada subconjunto é detalhado:

1. Variação apenas de iluminação: a imagem de uma face sofre efeitos bastante complexos a partir de variações de iluminação, dificultando a etapa de reconhecimento facial. Mudanças no sentido da iluminação causam alterações na localização e forma das sombras, bem como variações nos realces e contrastes. O subconjunto das imagens de 5 a 7 e 18

a 20 (Figura 2(a)) na *Ar Face* referentes a cada indivíduo compreendem apenas essa variação de iluminação. A Tabela 1 contém os valores referentes a acurácia dos algoritmos no reconhecimento facial dos indivíduos da *AR Face*. Os melhores resultados nos termos de acurácia são os obtidos por CC e DCC ($\approx 80\%$ e $\approx 71\%$ respectivamente). Eles representam um significativo avanço diante das demais abordagens, que alcançam o máximo de acerto de 48,74%. A abordagem proposta sobrepõe os outros métodos por percentual significativo de até 12,5%, obtendo 82,17% de acerto com o uso do Gabor com a entropia. Verifica-se assim que a invariância do filtro de Gabor a mudanças na iluminação é de fundamental importância para o resultado obtido na abordagem.

2. Oclusão por óculos de sol: um dos maiores desafios no reconhecimento facial é a oclusão parcial da face. Em um ambiente não controlado, a face de uma pessoa pode ser facilmente obstruída por acessórios como óculos, cachecol ou chapéu ou por obstáculos externos. O subconjunto formado pelas imagens de número 8 e 21 (Figura 2(b)) constituem uma oclusão frontal causada por um óculos de sol, possuindo cerca de 20% da área total obstruída. De acordo com a Tabela 1, observamos que DC e DCC apresentam os melhores percentuais, com 74,79% e 72,69% de acerto. A proposta de uso do Gabor e entropia não mostrou-se eficiente nesse teste. Tal fato deve-se a característica do classificador utilizado, o SVM, que necessita de um número maior de amostras por classes para que possa classificar corretamente os indivíduos, mostrando que 2 imagens são insuficientes para essa abordagem. Para compatibilizar os testes com os já realizados na literatura, adotou-se o mesmo particionamento da base de imagens, segregando as oclusões por cachecol, óculos de sol e óculos de sol com variação de iluminação, assim restringiu-se a 2 imagens por cada indivíduo nesse experimento.
3. Iluminação + óculos de sol: esse experimento combina o desafio gerado pela variação da iluminação presente no primeiro teste, com a oclusão do segundo. A Figura 2(c) é um exemplo extraído das imagens 9, 10, 22 e 23 que demonstram um acréscimo no grau de dificuldade no reconhecimento desse subconjunto, confirmado pelas taxas de acerto obtidas pelos algoritmos analisados. Os melhores resultados encontrados 23,95% (DC) e 22,48% (DCC) são bastante inferiores aos testes que apresentam apenas a variação de iluminação ou oclusão por óculos de sol, contudo a abor-

Abordagem	LRC	SRC	CESR	FSS	SGLasso	DC	CC	DCC	Gabor + Entropia
Iluminação	31.37	45.80	48.74	44.96	38.24	45.24	79.83	71.01	82,17
Oclusão por óculos de sol	25.21	28.99	68.49	28.99	21.85	74.79	3.78	72.69	0
Iluminação + óculos de sol	8.19	15.13	20.80	14.50	11.55	23.95	3.15	22.48	65,67
Oclusão por cachecol	94.96	95.38	96.64	95.38	93.28	97.06	68.49	97.06	83,50
Iluminação + Oclusão por cachecol	18.28	29.41	36.76	27.31	21.22	29.20	63.87	45.80	85,50
Mudança de expressão facial	x	x	x	x	x	x	x	x	91,75
Base completa	x	x	x	x	x	x	x	x	92,38

Tabela 1: Comparativo dos resultados do uso do Gabor e Entropia com demais abordagens da literatura

dagem proposta com Gabor e Entropia gera um acerto de 65,67%, evidenciando a evolução com relação às técnicas anteriormente propostas, quando há uma combinação de intensa variação de luz e oclusão.

- Oclusão por cachecol: com cerca de 45% de oclusão da face gerada pelo uso de um cachecol, esse subconjunto é composto pelas imagens 11 e 24 (Figura 2(d)) da ARFace. A oclusão criada ocorre em toda a parte inferior da imagem, assim considera-se que a imagem pode ser cortada em 50% da sua altura, obtendo uma nova imagem que será utilizada na classificação. Nesse experimento, todos os métodos empregados obtiveram taxas de acerto elevadas, sendo que 6 deles apresentaram valores superiores a 94%. Nossa abordagem, no entanto produz um valor de 83,50% justificando o uso, pela significativa redução no tamanho da imagem final utilizada nos testes, sugerindo que o nível de redução de dimensionalidade aplicado às imagens deve ser ajustado com relação ao tamanho da imagem.
- Iluminação + Oclusão por cachecol: adicionando-se a variação de iluminação à oclusão por cachecol nas imagens 12, 13, 25 e 26 (Figura 2(e)), propicia-se um cenário mais complexo para o reconhecimento facial. Para esses casos o Gabor com entropia alcança 85,50% de acerto, taxa acima dos 63,87% alcançados por DC.
- Mudança de expressão Facial: outro fator fundamental no reconhecimento de imagens é a robustez a mudanças na expressão facial. Tomando como testes o subconjunto formado pelas imagens de 1 a 4 e 14 a 17 (Figura 2(f)), segregamos as faces que representam expressões neutras, sorriso, raiva e susto, possibilitando a verificação em um ambiente mais próximo do mundo real. Os valores obtidos com Gabor e entropia, proposto nesse trabalho, destacam-se por alcançar 91,75% de acerto.
- Base completa: por fim, faz-se necessário a avaliação da abordagem proposta com todas as imagens da ARFace (Figura 2), a fim de conseguir a simulação de um ambiente não controlado, com as possíveis ocorrências encontradas no mundo real. Nesse contexto ob-

tivemos 92,38% de acerto para Gabor e entropia com a abordagem proposta.

4.2 Discussões

Os resultados obtidos pela abordagem proposta foram superiores em todos os experimentos que possuíam variação direta de iluminação, ressaltando assim a sua robustez a esse tipo de ruído. Vale ressaltar que nos testes os principais problemas decorrem do baixo número de imagens por indivíduo como no caso da oclusão por óculos de sol, na qual há apenas 2 imagens por pessoa ou pela reduzida dimensão das imagens como na oclusão por cachecol na qual a imagem é reduzida em 50% pela oclusão. Quanto aos 2 últimos testes, com mudança de expressão facial e com todas as imagens da ARface, obtém-se um contexto mais próximo ao encontrado no mundo real, com diversas variações para um mesmo rosto. Nesse aspecto, alcançou-se resultados superiores a 92% de acerto, caracterizando a robustez do uso do Gabor com a entropia, conforme proposto nesse trabalho.

Os testes foram efetuados com a AR Face, base muito empregada na literatura para testes de acurácia das abordagens de reconhecimento facial. Apesar de ser uma base criada em um ambiente controlado, ela adquire características encontradas em um ambiente não controlado, incluindo variação de iluminação, oclusão e expressões faciais, consolidando-se como uma base de referência.

5 Conclusões

Nesse artigo, foi apresentada uma abordagem para realização de reconhecimento facial, combinando o banco de filtro de gabor e a entropia em segmentos da imagem. Os índices de acerto superiores, na maior parte dos casos de teste, aos algoritmos no estado da arte comprovam a eficiência da utilização do Filtro de Gabor em conjunto com a entropia. Além disso, obteve-se um vetor de características compacto (devido ao uso da entropia como redutor de dimensionalidade) e robusto a variações de iluminação (caracterizado pela aplicação do filtro gabor) e a oclusões (decorrente da segmentação em blocos).

Os resultados obtidos referem-se aos experimentos nos quais as imagens estão posicionadas de forma frontal, variando iluminação e com oclu-

são. Segundo os resultados, na redução do vetor de características obteve-se um ganho considerável na acurácia de reconhecimento facial, devido a otimização da representação da imagem. Dentre as particularidades apresentadas pela abordagem proposta, vale ressaltar que a abordagem obtém melhores resultados quando aplicada a bases faciais que contêm um número significativo de imagens por indivíduo, com pouca variação entre elas. Essa limitação apresentada, pode ser reduzida em trabalhos futuros, aplicando-se outros tipos de classificadores. O principal aspecto a ser buscado em outro algoritmo de classificação é uma maior flexibilidade a amostras que possuam uma diferença expressiva dentro da mesma classe.

Agradecimentos

A Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado do Piauí (FAPEPI) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo incentivo ao desenvolvimento deste trabalho.

Referências

- Chang, C.-C. and Lin, C.-J. (2011). LIBSVM: A Library for Support Vector Machines, *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.* **2**(3): 27:1–27:27.
- Chellappa, R., Ni, J. and Patel, V. M. (2012). Remote identification of faces: Problems, prospects, and progress., *Pattern Recognition Letters* **33**(14): 1849–1859.
- Daugman, J. G. (1985). Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters, *JOSA A* **2**(7): 1160–1169.
- Feng, G.-C. and Yuen, P. C. (1998). Variance projection function and its application to eye detection for human face recognition, *Pattern Recognition Letters* **19**(9): 899–906.
- Haghighat, M. B. A. and Namjoo, E. (2011). Evaluating the informativity of features in dimensionality reduction methods, *2011 5th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*, IEEE, pp. 1–5.
- He, R., Zheng, W. S. and Hu, B. G. (2011). Maximum Correntropy Criterion for Robust Face Recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **33**(8): 1561–1576.
- Lai, Z. R., Dai, D. Q., Ren, C. X. and Huang, K. K. (2015). Discriminative and Compact Coding for Robust Face Recognition, *IEEE Transactions on Cybernetics* **45**(9): 1900–1912.
- Lee, H., Battle, A., Raina, R. and Ng, A. Y. (2006). Efficient sparse coding algorithms, *Advances in neural information processing systems*, pp. 801–808.
- Liu, C. and Wechsler, H. (2002). Gabor Feature Based Classification Using the Enhanced Fisher Linear Discriminant Model for Face Recognition, *Trans. Img. Proc.* **11**(4): 467–476.
- Martinez, A. M. (1998). The AR face database, *CVC Technical Report* **24**.
- Naseem, I., Togneri, R. and Bennamoun, M. (2010). Linear Regression for Face Recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **32**(11): 2106–2112.
- Phillips, P. J., Moon, H., Rizvi, S. A. and Rauss, P. J. (2000). The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **22**(10): 1090–1104.
- Shannon, C. (1948). A mathematical theory of communication, *Bell System Technical Journal, The* **27**(3): 379–423.
- Shen, L., Bai, L. and Fairhurst, M. C. (2007). Gabor wavelets and General Discriminant Analysis for face identification and verification., *Image Vision Comput.* **25**(5): 553–563.
- Srinivas, U., Suo, Y., Dao, M., Monga, V. and Tran, T. D. (2015). Structured sparse priors for image classification, *IEEE Transactions on Image Processing* **24**(6): 1763–1776.
- Vapnik, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer.
- Wright, J., Yang, A. Y., Ganesh, A., Sastry, S. S. and Ma, Y. (2009). Robust Face Recognition via Sparse Representation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **31**(2): 210–227.
- Yuan, M. and Lin, Y. (2006). Model selection and estimation in regression with grouped variables, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* **68**(1): 49–67.
- Zhang, J.-S. and Chen, C.-J. (2008). Local variance projection log energy entropy features for illumination robust face recognition, *International Symposium on Biometrics and Security Technologies, 2008. ISBAST 2008*, IEEE, pp. 1–5.
- Zhou, Z.-H. and Geng, X. (2004). Projection functions for eye detection, *Pattern recognition* **37**(5): 1049–1056.