

Reconhecimento de padrões faciais: Um estudo

Alex Lima Silva, Marcos Evandro Cintra
Universidade Federal
Rural do Semi-Árido

Departamento de Ciências Naturais
Mossoró, RN - 59625-900

Email: alexdemise@gmail.com, mecintra@gmail.com

Resumo—O reconhecimento facial tem sido utilizado em diversas áreas para identificação e autenticação de usuários. Um dos principais mercados está relacionado a segurança, porém há uma grande variedade de aplicações relacionadas ao uso pessoal, conveniência, aumento de produtividade, etc. O rosto humano possui um conjunto de padrões complexos e mutáveis. Para reconhecer esses padrões, são necessárias técnicas avançadas de reconhecimento de padrões capazes, não apenas de reconhecer, mas de se adaptar às mudanças constantes das faces das pessoas. Este documento apresenta um método de reconhecimento facial proposto a partir da análise comparativa de trabalhos encontrados na literatura.

I. INTRODUÇÃO

Biometria é a ciência que estabelece a identidade de um indivíduo baseada em seus atributos físicos, químicos ou comportamentais [1]. Possui inúmeras aplicações em diversas áreas, se destacando mais na área de segurança, como por exemplo sistemas de gerenciamento de identidade, cuja funcionalidade é autenticar a identidade de um indivíduo no contexto de uma aplicação.

O reconhecimento facial é uma técnica biométrica que consiste em identificar padrões em características faciais como formato da boca, do rosto, distância dos olhos, entre outros. Um humano é capaz de reconhecer uma pessoa familiar mesmo com muitos obstáculos com distância, sombras ou apenas a visão parcial do rosto. Uma máquina, no entanto, precisa realizar inúmeros processos para detectar e reconhecer um conjunto de padrões específicos para rotular uma face como conhecida ou desconhecida. Para isso, existem métodos capazes de detectar, extrair e classificar as características faciais, fornecendo um reconhecimento automático de pessoas.

II. RECONHECIMENTO FACIAL

A tecnologia biométrica oferece vantagens em relação a outros métodos tradicionais de identificação como senhas, documentos e *tokens*. Entre elas estão o fato de que os traços biométricos não podem ser perdidos ou esquecidos, são difíceis de serem copiados, compartilhados ou distribuídos. Os métodos requerem que a pessoa autenticada esteja presente na hora e lugar da autenticação, evitando que pessoas não intencionadas tenham acesso sem autorização.

A autenticação é o ato de estabelecer ou confirmar alguém, ou alguma coisa, como autêntico, isto é, que as alegações feitas por ou sobre a coisa é verdadeira [2]. Autenticação

biométrica é o uso da biometria para reconhecimento, identificação ou verificação, de um ou mais traços biométricos de um indivíduo com o objetivo de autenticar sua identidade. Os traços biométricos são os atributos analisados pelas técnicas de reconhecimento biométrico.

A tarefa de reconhecimento facial é composta por três processos distintos: Registro, verificação e identificação biométrica. Os processos se diferenciam pela forma de determinar a identidade de um indivíduo. Na Figura 1 são descritos os processos de registro, verificação e identificação biométrica.

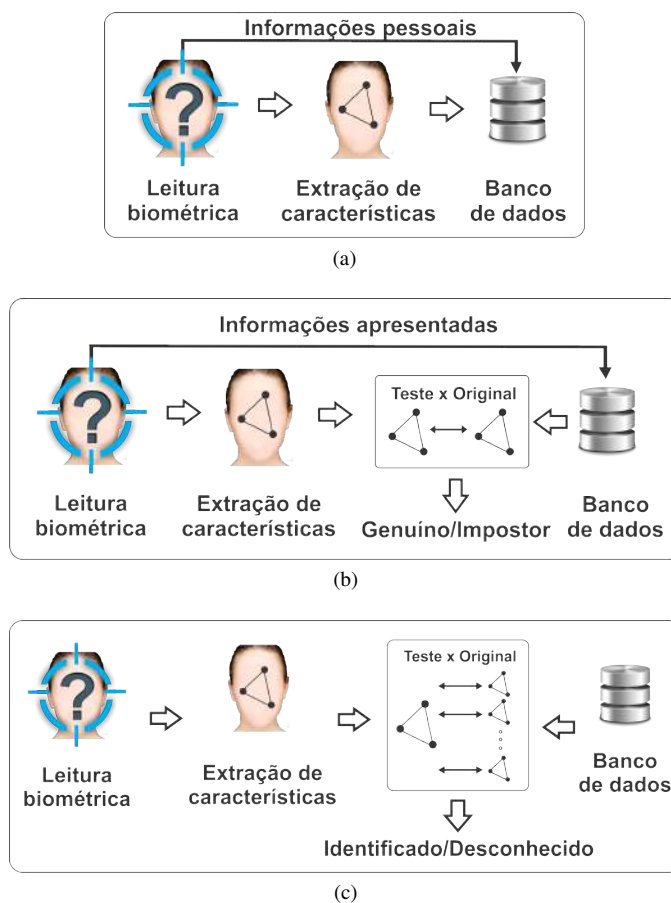


Figura 1: Registro biométrico (a), identificação biométrica (b) e verificação biométrica (c)

A Figura 1a descreve o processo de registro de dados

personais e biométricos de um indivíduo em um sistema de gerenciamento de identidade. O sistema realiza a leitura biométrica, extrai as características que devem ser utilizadas no reconhecimento e as armazena em um banco de dados, juntamente com os dados pessoais associados ao indivíduo.

As Figuras 1b e 1c apresentam o processo de reconhecimento biométrico, que pode ser realizado por meio de verificação ou identificação. A Figura 1b descreve o processo de verificação biométrica, no qual o sistema lê os dados pessoais, tais como nome de usuário, senha, número de identidade, e os biométricos apresentados. O sistema verifica se os dados biométricos apresentados contém o mesmo padrão que os dados biométricos previamente armazenados para o usuário com os mesmos dados pessoais. Caso a verificação seja positiva, o sistema reconhece o usuário como genuíno, caso contrário, o sistema o reconhece como um impostor.

A Figura 1c descreve o processo de identificação biométrica, no qual o sistema lê a biometria do indivíduo e a compara com as biometrias armazenadas, até que o mesmo seja identificado ou declarado desconhecido.

Reconhecimento facial oferece diversas vantagens sobre outras biometrias. Há tecnologias biométricas que dependem de uma participação ativa do usuário para que o mesmo seja reconhecido, como por exemplo, para o reconhecimento pela digital ou pela palma da mão é preciso que o usuário coloque a mão sobre o sensor para que seus dados sejam lidos. Já a identificação por retina requer que o usuário posicione o olho em frente ao sensor para que a imagem seja capturada. O uso de reconhecimento facial dispensa a necessidade de o usuário realizar uma ação para o reconhecimento acontecer. Isso oferece vantagens em aplicações como vigilância eletrônica.

A aquisição dos dados para métodos biométricos geralmente apresenta problemas. Técnicas de reconhecimento de mãos e dedos podem falhar, caso a epiderme do usuário esteja danificada no momento da leitura. Métodos de reconhecimento por íris ou retina requerem um equipamento especializado e são sensíveis ao movimento do corpo [3]. O reconhecimento por voz é suscetível à ruídos do ambiente. As assinaturas podem ser modificadas, esquecidas e falsificadas.

Já o reconhecimento facial dispensa equipamentos especializados, sendo realizado por meio de câmeras simples, permitindo a identificação de mais de um indivíduo ao mesmo tempo com apenas um equipamento, o que não acontece com outras tecnologias biométricas. Os algoritmos de reconhecimento facial e pré-processamento adequados das imagens podem compensar variações de escala, orientação, iluminação e expressões faciais.

III. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A. Banco de imagens

Na Tabela I são apresentadas informações sobre bancos de imagens de face disponíveis para acesso e que têm sido utilizados em trabalhos científicos. A coluna “Nome” apresenta o nome do referido banco de imagens de faces. A coluna “Amostra” indica o número de imagens contidas no banco e número de imagens por indivíduo. A coluna “Variações”

apresenta as variações contidas nas imagens de cada banco. As variações nas imagens são indicadas por:

- A** - As imagens foram obtidas em diferentes ambientes, variando o plano de fundo das imagens.
- E** - As imagens apresentam faces com expressões, tais como alegria, tristeza ou surpresa.
- I** - As imagens de face apresentam variação de intensidade e ângulo da iluminação.
- O** - As imagens apresentam algum tipo de obstrução no rosto do indivíduo, tais como óculos, cachecol ou chapéu.
- P** - As imagens apresentam o rosto do indivíduo em posições diferentes (cabeça inclinada para um dos lados, abaixada ou levantada).
- T** - As imagens foram obtidas com diferença de alguns dias ou meses, podendo apresentar características de envelhecimento como crescimento ou corte de cabelo e/ou barba.

Tabela I: Bancos de imagens de face

Nº	Nome	Amostras	Variações					
			A	E	O	I	P	T
1	CVL Database [4]	114/7		*				*
2	FacePix Database (ASU) [5]	30/181			*			*
3	FEI Face Database [6]	200/14		*	*			*
4	Indian Face Database	61/11		*				*
5	Labeled Faces in the Wild (LFW) [7]	13233/≥ 1	*	*	*	*	*	*
6	Psychological Image Collection at Stirling (PICS) [8]	687/1-18	*					*
7	The AR Face Database [9]	126/26		*	*	*		*
8	The Face Yale B [10]	10/576			*			*
9	The Face Yale [11]	15/11		*	*			
10	The Facial Recognition Technology (FERET) [12]	3737/10	*	*		*	*	*
11	The Japanese Female Facial Expression (JAFFE) [13]	10/7	*	*				*
12	The ORL Database of Faces [14]	40/10		*	*			*
13	The Sheffield Face Database [15]	20/26-54						*
14	UND Biometrics [16]	487/68	*	*	*	*	*	*
15	University of Essex Face Database [17]	395/20		*	*	*	*	*

A Tabela I apresenta uma lista, em ordem alfabética, de bancos de imagens de face e suas características. As imagens de faces de cada banco apresentam um conjunto de variações específico que possibilita avaliar o desempenho do algoritmo para cada tipo de aplicação. Em alguns bancos, o número de imagens pode variar entre os indivíduos, como no banco de imagens PICS, que possui entre 1 e 18 imagens para cada indivíduo.

B. Métodos de reconhecimento facial

Existem diferentes abordagens para realizar reconhecimento facial automático. Cada abordagem Métodos de reconhecimento facial em imagens podem ser classificados em três categorias principais:

- 1) Métodos holísticos
- 2) Métodos geométricos ou baseados em características
- 3) Métodos híbridos

A Figura 2 apresenta a classificação dos métodos de acordo com a abordagem seguida.

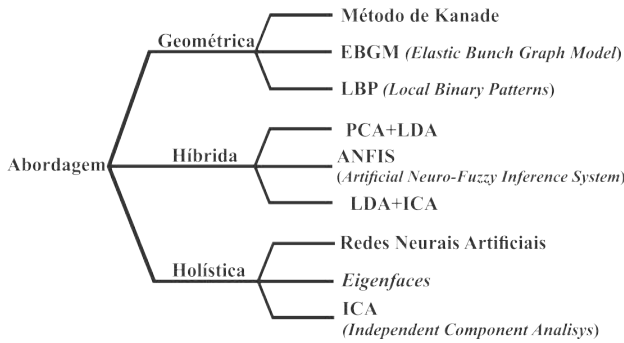


Figura 2: Classificação de técnicas biométricas

A Figura 2 lista as três principais abordagens seguidas pelos métodos de reconhecimento facial: geométrica, híbrida e holística.

- **Métodos geométricos ou baseados em características** processam a imagem de entrada para identificar, extrair e medir características faciais distintas, tais como os olhos, boca e nariz, bem como outras marcas de referência. Em seguida, calculam as relações geométricas entre os pontos faciais, reduzindo, assim, a imagem facial a um vetor de características geométricas [3]. O método de Kanade, filtro de Gabor e grupos de grafos elásticos são métodos clássicos de reconhecimento facial que seguem a abordagem geométrica.
- **Métodos híbridos** utilizam múltiplas técnicas combinadas de modo complementar, afim de obter um sistema de reconhecimento mais robusto e com maior acurácia que aquela apresentada pelas mesmas técnicas usadas individualmente.
- **Métodos holísticos** utilizam a imagem completa da face para extrair características globais, derivadas diretamente do valor dos *pixels*, que representem as variações entre as diferentes faces individuais. O reconhecimento é feito por meio de métricas, como a distância Euclidiana, distância de Manhattan ou distância de Mahalanobis, que determinam a similaridade entre as imagens dos indivíduos. *Eigenfaces*, redes neurais artificiais e ICA são métodos clássicos de reconhecimento facial que utilizam a abordagem holística.

C. Métodos holísticos

No trabalho de Delac et al. [18] é proposto um estudo comparativo entre os algoritmos PCA, duas arquiteturas do ICA e o algoritmo LDA, ambos aplicados ao problema de reconhecimento facial. O estudo utiliza o banco de faces FERET para treinamento e teste dos algoritmos selecionados. As métricas utilizadas foram a distância euclidiana, distância de Manhattan, distância cosseno e distância de Mahalanobis. Os resultados dos experimentos são apresentados na Tabela II.

A Tabela II apresenta o desempenho de cada algoritmo nas quatro métricas utilizadas em cada teste. Foram realizados 4 experimentos, um para cada tipo de variação presente nas imagens. Os experimentos consistiram em avaliar o desempenho

Tabela II: Desempenho do PCA, ICA1, ICA2 e LDA [18]

Algoritmo	Taxa de acurácia (%)			
	Métricas			
	Manhattan	Euclidiana	Mahalanobis	Cosseno
Expressões				
PCA	82.26	82.18	64.94	81.00
ICA1	81.00	81.51	64.94	80.92
ICA2	64.94	74.31	64.94	83.85
LDA	78.08	82.76	70.88	81.51
<i>Ranking</i>	2	3	4	1
Iluminação				
PCA	55.67	25.26	32.99	12.56
ICA1	18.04	17.53	32.99	12.89
ICA2	15.98	44.85	32.99	64.95
LDA	26.80	26.80	41.24	20.62
<i>Ranking</i>	2	4	3	1
Tempo 1				
PCA	36.29	33.52	25.62	33.52
ICA1	32.55	31.86	25.62	32.27
ICA2	28.81	31.99	25.62	44.66
LDA	34.76	32.96	27.70	33.38
<i>Ranking</i>	2	4	3	1
Tempo 2				
PCA	17.09	10.68	14.53	11.11
ICA1	8.97	7.69	14.53	8.97
ICA2	16.24	19.66	14.53	28.21
LDA	16.24	10.26	16.67	10.68
<i>Ranking</i>	2	4	3	1
<i>Ranking geral</i>	2	4	3	1

dos métodos em realizar o reconhecimento facial na presença de uma variação específica nas imagens.

As imagens utilizadas no teste de “*Expressões*” apresentam faces com variações de expressões faciais, tais como felicidade, tristeza ou surpresa. As imagens utilizadas no teste de “*Iluminação*” apresentam variações no ângulo e intensidade da iluminação. As imagens utilizadas no teste “*Tempo 1*”, foram obtidas todas no mesmo dia, enquanto que as imagens utilizadas no teste “*Tempo 2*” foram obtidas com diferença de 18 meses, em relação às imagens do teste “*Tempo 1*”. Estão em destaque os valores que apresentam as maiores taxas de acurácia de cada algoritmo em cada teste.

As linhas “*Ranking*” e “*Ranking geral*” indicam a ordem e com qual métrica os algoritmos obtiveram as maiores taxas de acurácia em cada teste e durante todo o experimento, respectivamente. Para estes testes, as maiores taxas de acurácia foram obtidas com o uso da métrica cosseno, juntamente com o algoritmo ICA2.

Com base nos resultados obtidos, pode se concluir que o algoritmo ICA2 possui maior taxa de acurácia que os demais algoritmos testados nestes experimentos. Os melhores resultados para o algoritmo ICA2 foram obtidos com a métrica cosseno.

No trabalho de Khaire e Naik [19] é proposta uma análise de desempenho entre os algoritmos PCA, ICA e LDA para reconhecimento facial. Para esta análise foram implementados os algoritmos PCA, LDA e 3 variações do algoritmo ICA: ICA arquitetura I, ICA arquitetura II e FastICA. Para os testes foram utilizadas 5 bases de faces: *ORL Database*, *Indian Face Database*, *University of Essex*, *FEI’s Brazilian Face Database* e *UMIST Face Database* (ver bancos de imagens 6,

9, 11, 10 e 5, respectivamente, na Tabela I). Foram utilizadas a distância euclidiana e a distância cosseno como métricas de comparação. Os critérios de avaliação escolhidos foram o tempo de execução, medido em milissegundos, e a acurácia. Os resultados dos testes são apresentados nas tabelas III, IV, V, VI e VII.

Com base nos resultados dos experimentos realizados com o banco de imagens ORL (ver banco de imagens 6, na Tabela I), apresentados na Tabela III, pode-se observar que o algoritmo LDA, utilizando a distância cosseno como métrica de classificação, apresenta a maior acurácia entre os algoritmos avaliados. O algoritmo PCA obteve o menor tempo de execução, em ambas as métricas, quando comparado aos demais algoritmos.

Tabela III: Experimento no banco de imagens ORL *Face Database* [19]

Bancos de imagem	PCA	LDA	ICA-I	ICA-II	FastICA
Distância Euclidiana					
Tempo de execução (ms)	0.4	0.5	7.1	6.2	14.2
Taxa de acurácia (%)	91.25	94.38	91.25	90.63	94.38
Distância Cosseno					
Tempo de execução (ms)	0.4	0.8	6.8	12.1	14.6
Taxa de acurácia (%)	90.63	96.25	90.63	88.75	94.96

Os resultados dos experimentos realizados com o banco *Indian Face Database*, apresentados na Tabela IV, mostram que o algoritmo PCA obteve o melhor desempenho entre os algoritmos avaliados, com a maior taxa de acurácia e o menor tempo de execução, utilizando a distância cosseno e a distância euclidiana, respectivamente, como métricas de classificação.

Tabela IV: Experimentos com o banco de imagens *Indian Face Database* [19]

Bancos de imagem	PCA	LDA	ICA-I	ICA-II	FastICA
Distância Euclidiana					
Tempo de execução (ms)	0.5	0.8	7.1	6.2	7.9
Taxa de acurácia (%)	74.17	86.25	71.67	74.17	73.33
Distância Cosseno					
Tempo de execução (ms)	0.7	0.9	7.0	7.3	8.0
Taxa de acurácia (%)	90.63	74.58	56.25	63.33	73.33

O resultado dos experimentos realizados com o banco de imagens *University of Essex*, apresentado na Tabela V, mostram que o algoritmo *FastICA* obteve uma taxa de 100% de acurácia no reconhecimento facial, utilizando a distância euclidiana, porém o algoritmo LDA obteve o melhor desempenho, com a taxa de 100% de acurácia e o menor tempo, em ambas as métricas testadas.

Tabela V: Experimentos com banco de imagens *University of Essex* [19]

Bancos de imagem	PCA	LDA	ICA-I	ICA-II	FastICA
Distância Euclidiana					
Tempo de execução (ms)	0.6	0.5	15.5	16.8	7.8
Taxa de acurácia (%)	88.54	100.00	88.45	88.54	100.00
Distância Cosseno					
Tempo de execução (ms)	0.7	0.5	15.7	15.5	7.9
Taxa de acurácia (%)	84.38	100.00	66.67	92.97	73.33

O resultado dos experimentos realizados com o banco *FEI Brazilian Face Database*, apresentado na Tabela VII, mostra que os algoritmos *FastICA* e LDA obtiveram a maior taxa de acurácia nos testes com a distância euclidiana. O LDA também obteve o menor tempo de execução, porém utilizando a distância cosseno.

Tabela VI: Experimentos com o banco de imagem *Brazilian Face Database* [19]

Bancos de imagem	PCA	LDA	ICA-I	ICA-II	FastICA
Distância Euclidiana					
Tempo de execução (ms)	0.4	0.4	15.8	15.7	3.2
Taxa de acurácia (%)	85.23	94.32	87.50	88.54	94.32
Distância Cosseno					
Tempo de execução (ms)	0.4	0.3	21.9	21.4	4.5
Taxa de acurácia (%)	72.73	53.41	54.55	70.41	93.75

O resultado dos experimentos com o banco de imagens *UMIST*, apresentado na Tabela VII, mostra que o algoritmo apresenta o melhor desempenho com a maior taxa de acurácia, utilizando a distância euclidiana, e ao menor tempo de execução em ambas as métricas.

Tabela VII: Experimentos com o banco de imagens *UMIST* [19]

Bancos de imagem	PCA	LDA	ICA-I	ICA-II	FastICA
Distância Euclidiana					
Tempo de execução (ms)	0.4	0.3	16.9	16.1	10.2
Taxa de acurácia (%)	95.80	98.32	95.80	94.96	94.12
Distância Cosseno					
Tempo de execução (ms)	0.4	0.3	16.2	16.1	10.3
Taxa de acurácia (%)	94.96	96.64	94.12	96.64	71.59

Com base nos dados apresentados pelos experimentos, pode-se concluir que o algoritmo LDA apresenta a maior acurácia, entre os algoritmos testados, na classificação das faces nas imagens dos bancos avaliados. Nos testes em que apresentou maior acurácia que os demais algoritmos, o LDA utilizou a distância euclidiana como métrica de classificação.

O trabalho de Rozario et al. [20] apresenta uma análise quantitativa entre os métodos PCA, ICA, LDA e SVM. Para os experimentos foram utilizadas três bases de imagens: *Sheffield Face Database*, *ORL Face Database* (ver bancos de imagens 6 e 5, na Tabela I) e um banco de faces desenvolvida por [20] composta por imagens de faces de pessoas de Bangladeche. A Tabela VIII apresenta os resultados obtidos.

Tabela VIII: Taxa de acurácia dos métodos aplicados em diferentes bases de imagens [20]

Database	ORL (%)	Sheffield (%)	Bangladeche (%)
PCA	90.33	92.43	91.03
ICA	91.12	92.88	91.33
LDA	95.43	96.87	96.24
SVM	98.55	99.02	98.89

Os resultados experimentais, apresentados na Tabela VIII, mostram que o algoritmo SVM demonstra maior acurácia em comparação com o PCA, LDA e o ICA, no reconhecimento de faces de variação de iluminação e pose contidos nas imagens dos bancos utilizados.

O sistema *DeepFace* desenvolvido por Taigman et al. [21] para reconhecer faces na rede social *Facebook*. Dentre suas contribuições, o trabalho apresenta a arquitetura de uma rede neural profunda (*Deep Neural Net* - DNN) que, a partir de um banco de imagens de faces, obtém uma representação facial capaz de proporcionar um reconhecimento de alta acurácia, comprovada por meio de comparação com outros métodos.

A arquitetura da DNN do *DeepFace* possui 9 camadas e foi treinada utilizando o algoritmo *back-propagation*. Para o treinamento e teste da rede foram utilizados 3 bancos de imagens de face: *Labeled Faces in the Wild dataset* (LFW), *The Social Face Classification (SFC) dataset* e *YouTube Faces (YTF) dataset*. O SFC foi utilizado apenas para testar as configurações da DNN, portanto seus resultados não foram comparados com os de outros algoritmos. O banco de imagens *YouTube Faces (YTF) dataset* é composto por imagens de vídeos obtidas do *YouTube*. Os resultados obtidos nos testes com o banco LFW são apresentados na Tabela IX.

Tabela IX: Comparação com o estado da arte no LFW dataset [21]

Método	Acurácia (%)
Joint Bayesian	92.42
Tom-vs-Pete	93.30
High-dim LBP	95.17
TL-Joint Bayesian	96.33
DeepFace	97.35

O *DeepFace* obteve a taxa de 97.37% de acurácia em testes no banco de faces LFW, ultrapassando os trabalhos de [22], [23], [24] e [25], que até o momento da publicação de [21], eram os trabalhos que haviam obtido os melhores resultados de classificação das imagens deste dataset.

D. Métodos geométricos

O trabalho de Zhang et al. [26] apresenta uma comparação entre três algoritmos de reconhecimento facial: PCA, LDA e Grupos de Grafos Elásticos Correspondentes (EBGM - *Elastic Bunch Graph Matching*). O estudo comparativo foi realizado utilizando os banco de imagens de faces FERET, ASU e UND (ver bancos de imagens 8, 12 e 13, na Tabela I). Os algoritmos foram implementados utilizando Matlab e executados em um HP Desktop com processador Intel Core i7-2600, 8 GB de memória RAM e Windows 7 64-bit. A Tabela X apresenta os resultados dos experimentos nos bancos de imagens ASU, FERET e UND.

A análise dos resultados mostra que tanto EBGM quanto o LDA apresentam melhor desempenho que o PCA nos testes realizados. O EBGM possui maior acurácia para os bancos de imagens FERET e ASU, embora, seu tempo de execução seja demasiado longo em comparação com os demais algoritmos nos testes com os bancos ASU e UND. Ao analisar a relação entre tempo de execução e taxa de acurácia, o algoritmo LDA apresenta o melhor desempenho entre as três técnicas avaliadas.

Tabela X: Experimentos com bancos de imagens ASU, FERET e UND [26]

Algoritmo	Banco de imagens ASU	
	Taxa de acurácia(%)	Tempo de execução(s)
PCA	66.67	1.638
LDA	84.44	1.891
EBGM	97.78	1.251
	Banco de imagens FERET	
	Taxa de acurácia(%)	Tempo de execução(s)
PCA	57.00	5.238
LDA	64.00	5.548
EBGM	76.00	3422.000
	Banco de imagens UND	
	Taxa de acurácia(%)	Tempo de execução(s)
PCA	63.53	2.252
LDA	71.76	1.828
EBGM	65.88	417.100

E. Métodos híbridos

O trabalho de Eleyan e Demirel [27] apresenta um estudo comparativo entre dois métodos clássicos, PCA e LDA, e dois métodos híbridos, PCA-NN e LDA-NN, de reconhecimento facial. Ambos os métodos híbridos possuem duas fases: uma fase de pré-processamento, que utiliza PCA ou LDA e a uma fase de classificação, que utiliza redes neurais. A rede neural foi desenvolvida com a arquitetura *Feedforward* e treinada com o algoritmo *back propagation*. O banco de imagens de faces ORL foi utilizado para a realização dos testes. A Tabela XI apresenta os resultados obtidos.

Tabela XI: Taxas de acurácia entre os métodos clássicos PCA e LDA e suas versões híbridas, PCA-NN e LDA-NN [27]

PCA (%)	PCA-NN (%)	LDA (%)	LDA-NN (%)
94	95	96	97

Os resultados dos experimentos dos algoritmos PCA e LDA, nas suas versões clássica e híbrida, apresentados na Tabela XI, mostram que o desempenho dos métodos híbridos PCA-NN e LDA-NN propostos possuem maior acurácia que os métodos clássicos PCA e LDA para nos testes realizados. O aumento de desempenho entre o PCA e o PCA-NN é maior que entre o LDA e o LDA-NN, embora o desempenho do LDA seja superior ao do PCA, mostrando que a versão do PCA-NN proposta pode apresentar uma acurácia até 8.98% acima da versão clássica.

F. Aplicações

O reconhecimento de faces possui aplicações nas mais diversas áreas como segurança, educação e automotiva. Embora a área que mais utilize reconhecimento facial seja segurança, como demonstrado por , estudos recentes mostram que existem outros campos de aplicação para reconhecimento de padrões faciais.

1) *Medicina*: O reconhecimento de padrões faciais permite auxiliar no diagnóstico de distúrbios genéticos que influenciam na formação craniofacial do portador, tais como síndrome de Down, Progeria, síndrome Angelman, entre outras. O estudo realizado por Ferry et al. [28] apresenta um avanço crítico na

aplicação de visão computacional e técnicas de aprendizagem de máquina para auxiliar no diagnóstico de distúrbios genéticos em crianças a partir de fotografias comuns da face.

O modelo compara as características extraídas de uma foto de rosto do paciente com os dados de características faciais causadas por 91 tipos de distúrbios genéticos, gerando uma lista de diagnósticos mais prováveis para aquele paciente.

O método utiliza *Active Appearance Model* (AAM) para calcular a média das faces para cada conjunto de imagens de pacientes de um determinado distúrbio genético. Em seguida, são gerados dois modelos de características: os vetores de características de aparência, baseados na escala de cinza de regiões da face; vetores de forma, baseados no formato do rosto e nas distâncias entre pontos faciais pré-determinados. Ambos conjuntos de vetores são utilizados para definir um espaço de características denominado Espaço Clínico de Fenótipo Facial (ECFF).

O método utiliza o algoritmo *k Nearest Neighbor* (kNN) para classificar a síndrome de um indivíduo. A lista de possíveis diagnósticos fornecida pela metodologia proposta obteve 99,5% de acurácia nos testes realizados. Em 93,1% dos casos, a síndrome presente do topo da lista é a correta.

O trabalho de Miller et al. [29] propõe um método computacional para, a partir de fotografias de rosto de pacientes, auxiliar no diagnóstico precoce de acromegalia. A acromegalia é uma doença, na qual a produção excessiva do hormônio do crescimento, causa o crescimento excessivo dos tecidos corporais. Entre os sintomas mais visíveis está a hipertrofia das mãos, pés e face.

O método proposto consiste na construção de modelos 3D, geradas a partir de imagens 2D, da face de indivíduos com acromegalia e de indivíduos sem acromegalia. Foram selecionados 24 imagens de indivíduos doentes e 25 imagens de indivíduos sãos. As imagens 3D foram geradas utilizando um *software* de modelagem desenvolvido por [30]. O *software* constrói uma 3D a partir de uma imagem 2D. Essa imagem 3D fornece um modelo estatístico morfológico que contém 99 parâmetros que caracterizam a face de um indivíduo.

Miller [29] utilizou um algoritmo SVM para classificar possíveis pacientes de acromegalia utilizando o modelo estatístico morfológico gerado pelo *software* de [30] como parâmetro. Os resultados obtidos foram comparados com o diagnóstico de 10 médicos especialistas. A Tabela XII apresenta os resultados obtidos.

Tabela XII: Diagnóstico médico e diagnóstico gerado por computador [29]

Diagnóstico	Sensibilidade(%)	Especificidade(%)	Acurácia (%)
Médicos			
Média	46	96	26
Pior	33	96	16
Melhor	83	100	90
Computador	71	100	86

O resultado dos experimentos, apresentado na Tabela XII, mostra que a média de erro médico foi de 74%, ou 36 pacientes diagnosticados de maneira errônea, enquanto o diagnóstico

gerado por computador errou o resultado de apenas 6 indivíduos, obtendo 90% de acurácia. A qualidade do diagnóstico apresentado, tanto pelos médicos quanto pelo computador, ressalta a importância do método desenvolvido no auxílio de diagnóstico de acromegalia.

O trabalho de Wang et al. [31] propõe um método para auxílio de diagnóstico de paralisia facial. A paralisia facial é uma doença neuromuscular que ocorre quando o nervo responsável pelos impulsos dos músculos faciais é lesionado, ocasionando perda, total ou parcial, de movimentos e expressões faciais, lacrimejamento e salivação excessivas e entortamento da boca.

O método proposto visa reconhecer movimentos faciais de pessoas com paralisia facial, a partir de imagens da face. Para isto, o autor construiu um banco com imagens de face de pacientes com paralisia facial contendo 57 imagens de pacientes, sendo 31 mulheres e 26 homens, entre 7 e 68 anos, apresentando 5 expressões faciais cada.

As imagens de face são mapeadas em 68 pontos pelo algoritmo *Active Shape Models* (ASM). Em seguida, com base nos pontos alocados, são selecionadas 8 regiões para extrair as características faciais utilizando *Local Binary Patterns* (LBP). As características extraídas pelo LBP são classificadas por um algoritmo SVM.

O método foi testado com o banco de imagens de faces paralisadas desenvolvido pelo autor da proposta [31], obtendo 96,29% de acurácia, comprovando a eficácia do método em reconhecer padrões de paralisia facial em portadores da doença.

IV. PROPOSTA

Este trabalho apresenta a proposta de um método híbrido de reconhecimento de faces composto por duas etapas que utilizam os algoritmos PCA e LDA. A escolha dos algoritmos foi baseada no desempenho dos mesmos, apresentado nos trabalhos contidos na revisão bibliográfica. Para avaliar o método proposto, foram realizados experimentos para medir seu desempenho e compará-lo com outros métodos.

Inicialmente, o algoritmo PCA é utilizado para extrair o menor número de características que melhor represente os indivíduos do conjunto de treinamento. A partir das características extraídas pelo PCA, o algoritmo LDA gera uma projeção linear que visa uma maior discriminação das classes, ou seja, dos indivíduos.

Dois conceitos são importantes no LDA: dispersão dentro da própria classe e dispersão entre classes. O primeiro conceito se refere às características intrapessoais e representa as variações de aparência na mesma pessoa devido à diferença na iluminação ambiente, à expressões faciais distintas ou à obstrução parcial do rosto. O segundo conceito representa a diferença na aparência relacionada à diferença de identidade [32]. O algoritmo LDA utiliza as características extraídas pelo PCA, para gerar um espaço de características, no qual distribui próximas as imagens pertencentes a uma mesma classe (indivíduo), e distante imagens pertencentes a classes diferentes. A distância euclidiana é utilizada como métrica de similaridade.

Para avaliar o método, foi selecionado o banco de imagens de faces ORL *Database of Faces* (ver banco de imagens 6, na Tabela I), por estar disponibilizado livremente e ter sido utilizado em diversos trabalhos como [19], [20] e [27], o que torna viável a comparação com outros métodos. Este banco possui 10 imagens de 40 indivíduos, 36 homens e 4 mulheres, apresentando variações na intensidade e no ângulo da iluminação, presença de expressões faciais (neutro, alegre e triste) e pose (cabeça inclinada para os lados, para cima ou para baixo).

Os experimentos foram feitos com amostragem *Leave One Out* (LOO). Para cada experimento, retira-se uma imagem de cada indivíduo para teste e o restante é utilizado no treinamento dos algoritmo. Após cada experimento, a imagem de teste é recolocada no conjunto de treinamento e outra é retirada para teste. O processo é repetido até que todas as imagens tenham sido testadas pelo método. A mostragem LOO é utilizada quando se dispõe de poucos dados para a avaliação de um método. Ela possibilita a análise de todo o conjunto de dados, dividindo-o em um conjunto de treinamento e um conjunto de teste, testando um dado por vez.

V. RESULTADOS

O método proposto foi comparado com as propostas de Lawrence et al. [33], Samaria e Harter [14], Khaire e Naik [19] e Eleyan e Demirel [27]. O resultado dos experimentos são apresentados na Tabela XIII. Os critérios para avaliação do desempenho são os tempos de execução e taxas de acurácia.

Tabela XIII: Resultados dos experimentos

Métodos	Taxa de acurácia (%)
CNN [33]	96.20
HMM [14]	87.00
LDA [19]	96.25
LDA-NN [27]	97.00
PCA [19]	91.25
Método proposto	
PCA-LDA	97.75

Com base nos dados apresentados na Tabela XIII, pode-se determinar que o método proposto apresenta maior taxa de acurácia que os demais métodos avaliados nesta análise comparativa, ressaltando a importância das técnicas utilizadas na proposta. O método apresenta a taxa de acurácia de 97.75%, reduzindo o erro no reconhecimento em 25% em relação ao método híbrido LDA-NN proposto por Eleyan e Demirel [27], e em 40% em relação a versão clássica do LDA apresentada por Khaire e Naik [19]. O método proposto neste trabalho classifica os indivíduos com tempo de execução médio de 0.7 segundos por imagem, verificado em um computador com Windows 7, processador Intel core 2 duo com 4 Gigabytes de memória RAM.

VI. CONCLUSÃO

Este trabalho apresenta a proposta de um método híbrido de reconhecimento automático de faces, desenvolvido a partir de um estudo comparativo de propostas encontradas na literatura.

A tecnologia de reconhecimento facial já está presente em diversos dispositivos, tais como celulares, câmeras de vigilância e *vídeo games*, como meio de melhorar a segurança e a interatividade entre os sistemas e seus usuários. Cada área de aplicação possui requisitos específicos que influenciam na escolha do método de reconhecimento facial. A análise apresentada no estudo comparativo possibilita indicar quais métodos podem ser recomendados para tipos específicos de aplicação baseada no desempenho dos mesmos em classificar repositórios de imagens de faces com diferentes características, considerando que tais características representem o domínio da aplicação.

O método proposto neste trabalho utiliza as técnicas PCA e LDA para realizar o reconhecimento de faces do repositório ORL *Database of Faces*. O resultado dos experimentos mostra que o método possui taxa de acurácia equiparável à outros métodos, apresentando uma solução superior àquela obtida pelas mesmas técnicas efetuadas isoladamente.

VII. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à CAPES pelo financiamento deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- [1] A. K. Jain, P. Flynn, and R. A. A., *Handbook of Biometrics*. <http://www.springer.com/us/book/9780387710402>: Springer US, 2008.
- [2] D. Bhattacharyya, R. Ranjan, F. A. Alisherov, and M. Choi, "Biometric authentication: A review," *International Journal of u- and e-Service, Science and Technology*, 2009.
- [3] R. Jafri and H. R. Arabnia, "A survey of face recognition techniques," *Journal of Information Processing Systems*, 2009.
- [4] F. Solina, P. Peer, B. Batagelj, S. Juvan, and J. Kovac, "Color-based face detection in the "15 seconds of fame" art installation," *Conference on Computer Vision / Computer Graphics Collaboration for Model-based Imaging, Rendering, image Analysis and Graphical special Effects*, 2003.
- [5] J. John A. Black, M. J. Astrauskas, S. Panchanathan, S. Chakraborty, and V. N. Balasubramanian, "Facepix database," Center for Cognitive Ubiquitous Computing (CUBiC), Arizona State University, Tech. Rep., 2011.
- [6] C. E. Thomaz, "Fei face database," Department of Electrical Engineering, Centro Universitario da FEI, São Bernardo do Campo, São Paulo, Brazil, Tech. Rep., 2006.
- [7] G. B. Huang, M. Ramesh, T. Berg, and E. Learned-Miller, "Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments," University of Massachusetts, Amherst, <http://vis-www.cs.umass.edu/lfw>, Tech. Rep. 07-49, October 2007.
- [8] P. Hancock, "Psychological image collection at stirling (pics)," University of Stirling, <http://pics.stir.ac.uk/>, Tech. Rep., 2008.
- [9] A. Martinez and R. Benavente, "The ar face database," Ohio State University, Ohio, Computer Vision Center, Tech. Rep., 1998. [Online]. Available: <http://www2.ece.ohio-state.edu/~aleix/ARdatabase.html>
- [10] A. Georgiades, P. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 643–660, 2001.
- [11] P. N. Bellhumer, J. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs fisherfaces - recognition using class specific linear projection," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Special Issue on Face Recognition*, ser. 7, vol. 17, University of Yale, Yale, 1997, pp. 711–720.
- [12] P. J. Phillips, H. P. J. Moon, and S. R. Rauss, "The feret evaluation methodology for face recognition algorithms," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000.
- [13] *Coding Facial Expressions with Gabor Wavelets*. Nara, Japão: IEEE Computer Society, 1998.

- [14] F. Samaria and A. Harter, "Parameterisation of a stochastic model for human face identification," *Proceedings of 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, 1994.
- [15] D. B. Graham and N. M. Allinson, "Characterizing virtual eigensignatures for general purpose face recognition," in *Face Recognition: From Theory to Applications*, ser. NATO ASI Series F, H. Wechsler, P. J. Phillips, F.-S. Bruce, V. F., and H. S. Huang, Eds., vol. Vol. 163, The University of Sheffield, Western Bank, Sheffield, 1998, pp. 446–456.
- [16] P. J. Flynn, "Und biometric database," Computer Science and Engineering, University of Notre Dame, Notre Dame, Tech. Rep., 2003.
- [17] L. Spacek, "University of essex face database," Computer Vision Science Research Projects, University of Essex, Tech. Rep., 2008.
- [18] K. Delac, M. Grgic, and S. Grgic, "Independent comparative study of pca, ica, and lda on the feret data set." *Int. J. Imaging Systems and Technology*, vol. 15, no. 5, pp. 252–260, 2005.
- [19] S. S. Khare and A. K. Naik, "Comparative study of popular statistical methods for facial recognition," *IJSET - International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology*, 2014.
- [20] L. J. Rozario, M. R. Haque, M. Z. Islam, and M. S. Uddin, "Quantitative analysis of pca, ica, lda and svm in face recognition," *International Journal of Computer, Control, Quantum and Information Engineering*, vol. 8, no. 9, pp. 1490 – 1493, 2014.
- [21] Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato, and L. Wolf, "Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification," in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, ser. CVPR '14. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2014.
- [22] X. Cao, D. Wipf, F. Wen, and G. Duan, "A practical transfer learning algorithm for face verification," in *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. <http://research.microsoft.com/apps/pubs/default.aspx?id=202192>: IEEE, 2013.
- [23] T. Berg and P. N. Belhumeur, "Tom-vs-pete classifiers and identity-preserving alignment for face verification," *ICCV*, 2012.
- [24] D. Chen, X. Cao, L. Wang, F. Wen, and J. S. 0001, "Bayesian face revisited: A joint formulation." in *ECCV (3)*, ser. Lecture Notes in Computer Science, A. W. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato, and C. Schmid, Eds., vol. 7574, <http://link.springer.com/chapter/10.1007566-579>.
- [25] D. Chen, X. Cao, F. Wen, and J. Sun, "Blessing of dimensionality: High-dimensional feature and its efficient compression for face verification." in *CVPR*. dl.acm.org/citation.cfm?id=2516255: IEEE, 2013, pp. 3025–3032.
- [26] C. Zhang, Z. Zhou, H. Sun, and F. Dong, "Comparison of three face recognition algorithms," in *International Conference on Systems and Informatics - ICSAI*, vol. Vol. 4, no. 4. Yantai, China: IEEE, August 2012, pp. 1896 – 1900.
- [27] A. Eleyan and H. Demirel, "Pca and lda based face recognition using feedforward neural network classifier," in *Proceedings of the 2006 International Conference on Multimedia Content Representation, Classification and Security*, ser. MRCS'06. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006, pp. 199–206.
- [28] Q. Ferry, J. Steinberg, C. Webber, D. R. FitzPatrick, C. P. Ponting, A. Zisserman, and C. Nellaker, "Diagnostically relevant facial gestalt information from ordinary photos," *eLife*, 2014.
- [29] R. E. Miller, E. G. Learned-Miller, P. Trainer, A. Paisley, and V. Blanz, "Early diagnosis of acromegaly: computers vs clinicians," *Clinical Endocrinology*, vol. 75, no. 5, pp. 223–231, 8 2011.
- [30] V. Blanz and T. Vetter, "A morphable model for the synthesis of 3d faces," in *SIGGRAPH'99*, 99.
- [31] T. Wang, J. Dong, X. Sun, S. Zhang, and S. Wang, "Automatic recognition of facial movement for paralyzed face," *Bio-Medical Materials and Engineering*, vol. 24, 2014.
- [32] L. F. B. Zencola and I. N. d. Silva, "Sistemas de reconhecimento facial," Master's thesis, Escola de Engenharia de São Carlos, 2013.
- [33] S. Lawrence, C. L. Giles, A. C. Tsoi, and A. D. Back, "Face recognition: a convolutional neural-network approach." *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 8, no. 1, pp. 98–113, 1997.