

CENTRO UNIVERSITÁRIO DINÂMICA DAS CATARATAS

THIAGO CORREA LIMA DA SILVA

**ESTUDO E IMPLEMENTAÇÃO DE UM SISTEMA DE
RECONHECIMENTO DE FACES EM VÍDEO COM OS
ALGORÍTIMOS *EIGENFACES* E *FISHERFACES* NA
LINGUAGEM JAVA**

FOZ DO IGUAÇU

2018

THIAGO CORREA LIMA DA SILVA

ESTUDO E IMPLEMENTAÇÃO DE UM SISTEMA DE
RECONHECIMENTO DE FACES EM VÍDEO COM OS ALGORÍTIMOS
EIGENFACES E *FISHERFACES* NA LINGUAGEM JAVA

Trabalho de conclusão de curso apresentado como
requisito obrigatório para obtenção do título de Ba-
charel em Ciência da Computação do Centro Univer-
sitário Dinâmica das Cataratas.

Orientador: Alessandra Bussador

FOZ DO IGUAÇU

2018

SUMÁRIO

| | | |
|--------------|--|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 4 |
| 1.1 | BREVE HISTÓRIA | 4 |
| 1.2 | PROBLEMÁTICA | 5 |
| 1.2.1 | DETECÇÃO E AQUISIÇÃO DA FACE | 5 |
| 1.2.2 | TREINAMENTO E RECONHECIMENTO DA FACE | 7 |
| 1.3 | OBJETIVOS | 9 |
| 1.3.1 | ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO | 9 |
| 1.3.2 | JUSTIFICATIVA | 10 |
| | | |
| 2 | REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 14 |
| 2.1 | AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS E VÍDEO . | 14 |
| 2.1.1 | IMAGEM E VÍDEO DIGITAL | 14 |
| 2.1.2 | FORMATO PNG | 16 |
| 2.1.3 | AQUISIÇÃO DE IMAGEM E VÍDEO | 17 |
| 2.1.4 | PROCESSAMENTO | 17 |
| 2.1.4.1 | TRANSFORMAÇÃO MONOCROMÁTICA | 17 |
| 2.1.4.2 | ESCALONAMENTO | 17 |
| 2.1.4.3 | EQUALIZAÇÃO | 17 |
| 2.1.4.4 | SEGMENTAÇÃO | 17 |
| 2.1.4.5 | ILUMINAÇÃO | 17 |
| 2.1.5 | ARMAZENAMENTO | 17 |
| 2.1.6 | EXIBIÇÃO | 17 |
| 2.2 | DETECÇÃO DE FACES COM ELEMENTOS HAAR | 17 |
| 2.2.1 | ELEMENTOS HAAR (<i>HAAR FEATURES</i>) | 17 |
| 2.2.2 | ALGORÍTIMO VIOLA-JONES (<i>HAAR CASCADES CLAS-</i> <i>SIFIER</i>) | 17 |
| 2.3 | RECONHECIMENTO DE FACES COM ANÁLISE DE COM- PONENTE PRINCIPAL (ACP) | 17 |
| 2.3.1 | ANÁLISE DE COMPONENTE PRINCIPAL (ACP) | 17 |
| 2.3.2 | ACP PARA <i>EIGENFACES</i> | 17 |
| 2.3.3 | TREINAMENTO | 17 |
| 2.3.4 | RECONHECIMENTO | 17 |
| 2.4 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 17 |

| | |
|-----------------------|----|
| REFERÊNCIAS | 18 |
|-----------------------|----|

1 INTRODUÇÃO

O reconhecimento de face é um dos campos de pesquisa mais interessantes e importantes nas ultimas duas décadas (CHAO, 2011). Grandes empresas estão na corrida para ver quem desenvolve o melhor algoritmo de reconhecimento de faces, e apenas à pouco tempo, duas delas (Google e Baidu) conseguiram taxas de erros abaixo das apresentadas por seres humanos (que se acera aos 8%) (PORTAL, 2017).

As possibilidades de uso de um sistema de reconhecimento de faces são vastas (desde o uso comercial como empresas que querem identificar seus clientes e oferecer um serviço personalizado ao uso da polícia para o combate criminal e forense). Chega a ser um assunto polêmico em alguns círculos pois podem inferir em invasão de privacidade e privação da liberdade como a conhecemos.

As pesquisas sobre o assunto envolvem conhecimentos de disciplinas como neurociência, psicologia, computação visual, reconhecimento de padrões, processamento de imagens, matemática avançada (CHAO, 2011), por isso apresenta um grande problema computacional. Além do problema de manipulação de imagens, de identificação e reconhecimento das faces, deve-se considerar problemas de persistência destas, a questão de treinamento das faces, velocidade de verificação, de extração de dados de imagens e vídeos (tarefa em que a linguagem Java não tem boa fama) e desempenho em geral. Não houve um grupo de desenvolvedores ou indivíduos capaz de encerrar esse assunto.

1.1 BREVE HISTÓRIA

O reconhecimento automático de faces é um conceito relativamente novo. Desenvolvido na década de 60, o primeiro sistema semi-automático requeria que um administrador do sistema localizasse pontos da imagem como olhos, boca, nariz, etc, e depois um algoritmos comparava as distâncias entre estes pontos em diferentes fotos para dar um resultado de comparação (SCIENCE; (NSTC), 2009). Nos anos 80, algoritmos simples foram criados para automatizar este processo. Em 1988, Kirby e Sirovich aplicaram Análise de Componente Principal, uma técnica padrão de álgebra linear, para o problema de reconhecimento de face. Este foi considerado um marco pois mostrou que menos que 100 valores são requeridos para codificar uma imagem de uma face normalizada e bem posicionada (SCIENCE; (NSTC), 2009). Em 1991, Turk e Pentland descobriu o erro residual das comparações feitas com a técnica *eigenfaces* poderiam ser usadas para detectar faces em uma imagem - uma descoberta que permitiu detecção em tempo-real. Apesar desta abordagem ser imitado a posição da face, qualidade da imagem e fatores de ambiente, ela criou um significante interesse no desenvolvimento de tecnologias automáticas para reconhecimento (SCIENCE; (NSTC), 2009). A tecnologia capturou a atenção da mídia

e do público em janeiro de 2001 no evento *SuperBowl*, que capturou rostos das imagens das câmeras de vigilância e comparou com fotos digitais "3x4" de uma base de dados apresentando rostos similares (SCIENCE; (NSTC), 2009).

Hoje, o reconhecimento de faces está sendo usado no combate à fraude de passaportes e cédulas de identidades onde a foto é padronizada com ambiente controlado, aplicativos de celulares e redes sociais para entretenimento, enquanto que grandes governos e organizações patrocinam, incentivam e desafiam empresas para conseguir o algoritmo ideal de reconhecimento (INTRONA, 2010).

1.2 PROBLEMÁTICA

A face é um objeto 3D que é iluminada por uma grande variedade de fontes de luz e envolvida por um fundo com “dados arbitrários” (inclusive outras faces). Portanto, a aparência que uma face possui quando projetada para um modelo 2D pode variar tremendamente. Na verdade, problemas de iluminação e de segmentação “*foreground-background*” tem sido questões pertinentes no campo da computação gráfica e visual como um todo (JEBARA, 1995). Sendo assim o primeiro problema a enfrentar seria a aquisição de imagem e suas condições.

1.2.1 DETECÇÃO E AQUISIÇÃO DA FACE

Em geral, em uma imagem retirada de vídeo um digital de nível amador, o módulo de identificação da face deve encontrar condições luminosas descontroladas, alta variação de poses, maquiagem, mudanças nos pelos faciais, adoecimento, envelhecimento, oclusões da face por interferência, roupa ou cabelo, enfim, uma incontável gama de variáveis (JEBARA, 1995). De fato, há diversos desafios e fatores chaves que podem significativamente impactar a performance da identificação e reconhecimento da face e os pontos de verificação (*matching scores*).

Na Figura 1, lista-se exemplos de alguns destes desafios em imagens, respectivamente:

- (a) Variação de iluminação;
- (b) Variação de poses ou pontos de visão;
- (c) Envelhecimento;
- (d) Expressões faciais e estilo da face (pelos faciais ou maquiagem);
- (e) Oclusão.

A aquisição de faces em vídeos (diz-se *tracking* ou rastreamento) segue a mesma lógica e tem os mesmo problemas de aquisições de faces estáticas. O rastreamento nada



FIGURA 1 – Exemplos de Variação

FONTE: *The Researchgate.net*

mais é do que a detecção contínua da face em *frames* advindos de um vídeo, com um forte problema adicional de que deve-se manter a usabilidade do sistema em um computador contemporâneo de baixa a média performance. Em outras palavras, o processamento envolvido deve ser eficiente o bastante considerando o tempo de execução do vídeo (*frames* por segundo) e do sistema e tempo de armazenamento e consulta de dados.

A performance da detecção da face é uma questão-chave no processo de reconhecimento, porém considerada bem para poses de faces frontais, deste a década de 90. A detecção de faces pode ser considerada um caso específico da área de detecção de objetos, alcançando confiáveis (ELECTRICAL; IEEE, 1997).

Em um trabalho feito em 2003 por (KIM JOON HYUNG SHIM, 2003) na Universidade de Stanford - Califórnia, utilizaram a técnica *EigenFaces* para detecção, acrescido de algoritmo de identificação de gênero de sexo, com um *Pentium 3* de 700 Mhz e menos

de 500 megas de memória, alcançaram resultados que superam 93% de taxa de sucesso nas condições mais adversas, considerando iluminação e escala (numero grande de faces em uma imagem). Outros *benchmarks* mais recentes (2015) apresentam resultados que superam os 97.2% (YANG PING LUO, 2015).

O problema com estas técnicas relativamente antigas, é que também reconhecem fotos de fotos, ou desenhos de faces como legítimas faces, por vezes até com pontuação bastante para uma verificação de sucesso com uma face real. Outro problema é estas técnicas não funcionam num angulo de perfil, ou de qualquer outro ângulo que não seja o frontal.

Novas técnicas de detecção não-frontais estão sendo implementadas, bem como as de modelagem sub-espacial 3D e comparações com reconhecimento de padrões baseados em aprendizado de máquinas e redes neurais, são fundamentos para os sistemas de reconhecimento de face avançados, capazes de reconhecer não só a face, mas também a estrutura cranial do alvo (BARBU NATHAN LAY, 2015).

Após a face ser identificada e localizada na imagem, para que sirva ao processo de reconhecimento, deve-se recortar esta face da imagem e performar algumas operações gráficas sobre a mesma. Nesta fase são consideradas atividades de corte da face na região localizada, escalamento e correção de rotação, transformar em preto e branco, normalizar a imagem para minimizar as condições de ambiente da foto, deixando a face pronta para a próxima fase do processo: o treinamento.

1.2.2 TREINAMENTO E RECONHECIMENTO DA FACE

Esta fase consiste em manipular a face recortada da imagem ou *frame* e já normalizada e tratada de forma a extrair informações e características desta para que se possa salvar de alguma forma e relacionar estas características com a pessoa ou alvo. Nesta fase é importante aquistar fotos da mesma face mostrando diferentes expressões faciais e situações de luminosidade e posição.

A forma que isso pode ser feito depende totalmente do algoritmo de reconhecimento envolvido. Há várias técnicas e algoritmos de reconhecimento, como (WóJCIK KONRAD GROMASZEK, 2016):

- reconhecimento baseado em redes neurais;
- reconhecimento baseado em processamento 3D;
- reconhecimento baseado em descritores de face;
- reconhecimento baseado em reconstrução;
- reconhecimentos tradicionais ou clássicos, dentre outros;

Este trabalho se focará em dois dos algoritmos clássicos, famosos por serem pioneiros e objetos de muito estudo, testes e documentação: *EngenFaces* e *FisherFaces*. Os algoritmos convencionais podem ser divididos em duas categorias: caracterização holística ou linear, sendo que *EngenFaces* e *FisherFaces* fazem parte da primeira, que fazem parte de outra subdivisão de métodos de projeção linear chamada Análise de Componentes Principais - ACP (ou no inglês, Principal Component Analysis – PCA) (WóJCIK KONRAD GROMASZEK, 2016).

Basicamente, o método ACP consiste em tratar a imagem de uma forma uniforme, coletar características da mesma transformando-as em valores numéricos e disponibilizá-las em um plano cartesiano, que pode ter mais de três dimensões. Este processo visa destacar discrepâncias da face, ou seja, padrões de mudança de constaste, de relevo ou sombreamentos, ou diferença de cores. A transformação destes valores manipulados de volta em imagens, cria os chamados *EngenFaces* (Fases de fantasmas, em Alemão), pois como mostra a Figura 2, é devido a sua estranha aparência (DAVISON, 2013).

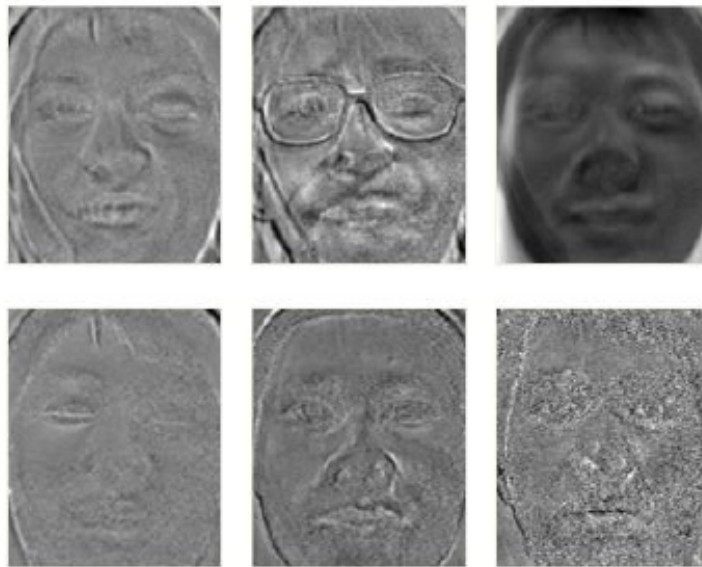


FIGURA 2 – Exemplos de EngenFaces

FONTE: (DAVISON, 2013)

A ideia é quem uma imagem de treinamento pode ser decomposta em uma soma multiplas *eigenfaces* medidas e disponibilizadas em uma sequencia especial.

Uma maneira mais simples de representar o relacionamento entre *eigenfaces* e imagens das faces é quem estas faces são disponibilizadas em um espaço multidimensional, ou um plano cartesiado "n" dimensões onde os eixos do plano são as *eigenfaces* (DAVISON, 2013) como ilustra a Figura 3.

Tendo a face (ou faces) relacionada com o alvo, representado em valores e disponibilizada em um plano cartesiano de “n” dimensões, resta a verificação ou reconhecimento da face contra outra.

Para o reconhecimento da face propriamente dito, o mesmo processo do treinamento deve ser repetido e a face representada e disponibilizada no mesmo plano cartesiano das faces treinadas (DAVISON, 2013). A distância entre as duas faces representadas no plano cartesiano é medida, e basicamente, quando menor a distância, maior é a taxa de reconhecimento. Ou seja, uma distância zero entre as duas faces representadas no plano seria uma correspondência perfeita. A Figura 3 abaixo ilustra esta descrição:

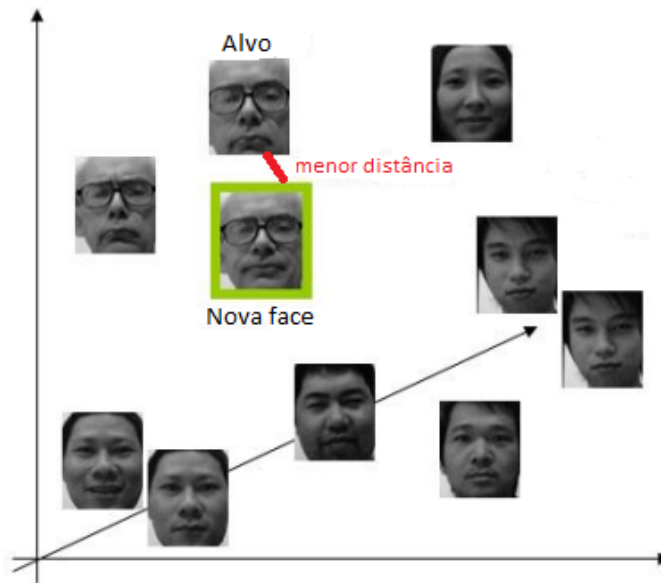


FIGURA 3 – Exemplos de EigenFaces
FONTE: Adaptado de (DAVISON, 2013)

Este plano cartesiano, na prática, pode ser um arquivo binário ou texto, comumente chamado de "*bundle*".

1.3 OBJETIVOS

Este projeto propõe a implementação de um Sistema de Reconhecimento de Faces em Vídeo utilizando dois dos primeiros algoritmos desenvolvidos para este fim: *FisherFaces* e *EigenFaces*.

O algoritmo *EigenFaces* será implementado seguindo as instruções e exemplos de código de (DAVISON, 2013). Quanto ao algoritmo *FishFaces*, será usada a implementação da biblioteca OpenCV. Haverá uma tentativa de fazer com que os dois algoritmos funcionem juntos para que se use os pontos fortes de cada um, eliminando os fracos, e se possível melhorar a taxa de reconhecimento.

1.3.1 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O desenvolvimento do sistema, basicamente, se fará na exploração das seguintes fases:

- Análise das bibliotecas e suas versões para melhor escolha;
- Preparação do ambiente;
- Implementação da interface e manipulação de imagens (e vídeos) utilizando componentes Java e as bibliotecas gráficas (para recorte de frames e imagens, aplicação de filtros, mineração de dados da imagem, manipulação de cores, iluminação, normalização, etc);
- Implementação do algoritmo EigenFaces;
- Detecção de face em imagens tiradas com câmera;
- Treinamento / reconhecimento de face na imagem;
- Incrementar a implementação feita acima para o treinamento e reconhecimento em vídeo tirado da câmera em tempo real;
- Integrar os algoritmos de outras implementações;
- Performar uma bateria de testes, e comparar resultados.

O objetivo final é estruturar todas esta pesquisa e o respaldo técnico que desses algoritmos, contemplar problemas tecnológicos da linguagem JAVA e de ambiente de desenvolvimento e a partir disso criar um sistema de reconhecimento de faces em vídeo, analisando seus resultados e disponibilizar a pesquisa e anotações para fins didáticos, finalmente disponibilizando todo o trabalho e o código aberto ao público desenvolvedor e acadêmico.

1.3.2 JUSTIFICATIVA

O reconhecimento de faces é umas das tecnologias mais estudadas e complexas de hoje em dia. As maiores empresas e governos do planeta estão na corrida para se acercarem aos 100% de acerto em seus reconhecimentos e governos e organizações como FBI e NSA investem e desafiam os produtores desta tecnologia (SCIENCE; (NSTC), 2009).

Eis na Tabela 1 algumas das empresas quem produzem tecnologias de reconhecimento de ponta:

TABELA 1 – Empresas que produzem tecnologias de reconhecimento de faces

| Empresas | Local | website |
|--|-----------------------------|---|
| Acsys Biometrics Corp. | Burlington, Canada | http://www.acsysbiometrics.com |
| Animetrics, Inc. | Conway, NH | http://www.animetrics.com |
| Asia Software Ltd. | Almaty, Kazakhstan | http://www.asia-soft.com/frs/en/main |
| Aurora Computer Services Ltd. | Northampton, United Kingdom | http://www.facerec.com |
| Bioscrypt [Acquired by L-1 Identity Solutions in 2008; Bioscrypt acquired A4 Vision in 2007] | Toronto, Canada | http://www.bioscrypt.com |
| C-VIS Computer Vision und Automation GmbH [Acquired by Cross Match Technologies] | Palm Beach Gardens, FL | http://www.crossmatch.com |
| Carnegie Mellon University | Pittsburgh, PA | http://www.ri.cmu.edu/labs/lab_51.html |
| Cognitec Systems GmbH | Dresden, Germany | http://www.cognitec-systems.de |
| Cybula Ltd. | York, United Kingdom | http://www.cybula.com |
| Diamond Information Systems (DIS) | Beijing, China | http://www.disllc.net |
| FaceKey Corp. | San Antonio, TX | http://www.facekey.com |
| Neurotechnology [Formerly Neurotechnologija] | Vilnius, Lithuania | http://www.neurotechnology.com |
| Neven Vision [Acquired by Google in 2006; Formerly Eyematic Interfaces, Inc.] | Mountain View, CA | http://www.google.com/corporate |
| New Jersey Institute of Technology (NJIT) | Newark, NJ | http://www.cs.njit.edu/liu/facial_recognition_VPlab/index.html |
| Nivis, LLC | Atlanta, GA | http://www.nivis.com |
| Old Dominion University | Norfolk, VA | http://www.lions.odu.edu/org/vlsi/demo/vips.htm |
| OmniPerception Ltd. | Surrey, United Kingdom | http://www.omniperception.com |
| Omron | Kyoto, Japan | http://www.omron.com/r_d/coretech/vision |
| Panvista Limited | Sunderland, United Kingdom | http://www.panvista.co.uk |

FONTE: Adaptado de (SCIENCE; (NSTC), 2009)

As pioneiras estão avançando exponencialmente no assuntos e gigantes como a Google e a Baidu já conseguem taxas de erros menores que humanos, com rapidez de

verificação sem precedentes, como mostra a Figura 4.

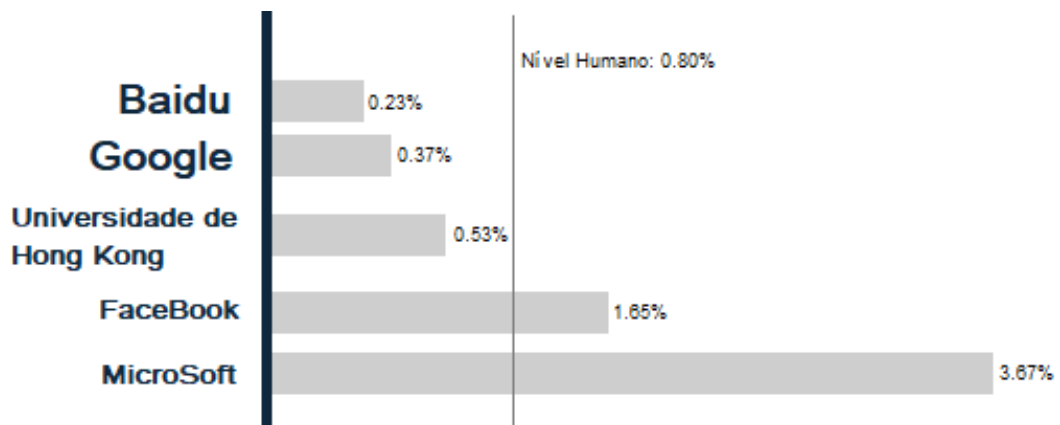


FIGURA 4 – Comparação de sistemas de reconhecimento de faces em percentagem (%) de erros

FONTE: Adaptado de (PORTAL, 2017)

A Figura 4 mostra que a tecnologia da gigante chinesa Baidu está liderando a corrida com apenas 0.23% de taxa de erro, contra 0.37% da empresa americana Google (PORTAL, 2017). Ambas já conseguiram ultrapassar as taxas alcançadas por seres humanos, que como mostra a Figura 4, atinge a taxa de 0.8% de erros. Como mostra (PORTAL, 2017), os humanos em geral não são uma fonte 100% precisa para reconhecimento de faces. Humanos podem facilmente confundir pessoas, ou não reconhecê-las pela idade ou por mudança de aparência ou estilo, ou até esquecê-las.

No final de 2016, a Baidu implantou seu sistema em sua histórica “Cidade de Água”, substituindo totalmente o sistema de cartões e *tickets* com 99% de sucesso (VERGE.COM, 2016), e já estão no processo de implantação em outros parques temáticos. Policiais chi-

neses estão usando óculos de reconhecimento que verificam instantaneamente as faces de turistas e procurados. Com os armazenamentos e reconhecimentos dominando aplicativos de celulares e redes sociais, e a polícia com grande interesse forense no assunto, e outras infinitas possibilidades, obviamente esta tecnologia fará parte do dia a dia do nosso futuro, sendo assim é necessário estudá-la, entendê-la e desenvolvê-la.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Vários trabalhos serviram como fonte de conhecimento e suporte para o entendimento e desenvolvimento deste tema. Alguns foram considerados mais importantes por abordar detalhadamente o problema de reconhecimento, outros foram buscados para se entender melhor, ou ter outra visão sobre algum detalhes específico do problema.

Trabalhos de autores como (SILVA, 2009) ajudaram a estruturar e organizar o tema por abordar tópicos similares e por possuir riqueza de detalhes no assunto de análise de componentes apresentando uma implementação em *MatLab* (um *software* interativo voltado para o cálculo numérico).

O trabalho de (BALAN, 2009) foi utilizado para se aprofundar no tema de imagens digitais, assim como (GONZALEZ, 2010) que também esclareceu o funcionamento de escalonamento, normalização e mono cromatização de imagens. O autor Dr. Andrew Davison em seus trabalhos, dentre os quais, (DAVISON, 2013) se destacou pela ótima didática facilitando o entendimento de Análise de Componentes e sua relação com *Eigen-Faces*, disponibilizando ainda exemplos de implementação em *JAVA*.

Os trabalhos (SMITH, 2002) e (KITANI,) foram estudados como tutoriais do processo de ACP e será usado posteriormente como guias de implementação do algoritmo.

Nas próximas seções serão explanados os conteúdos destes e de outros trabalhos disponibilizados em uma ordem didática.

2.1 AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DE IMAGENS E VÍDEO

Com a abrangência dos sistemas de comunicação, com difusão de conhecimentos informações pelos diversos meios, captar, armazenar e processar imagens se tornou necessidade fundamental. Para o reconhecimento de faces em vídeo, o sucesso deste processo é pré-requisito para o funcionamento dos algoritmos.

As sessões a seguir contemplam fundamentos básicos sobre imagem, vídeo, a alguns de seus processamentos necessários para a aplicação dos algoritmos de detecção e reconhecimento de faces.

2.1.1 IMAGEM E VÍDEO DIGITAL

A imagem digital são valores numéricos disponibilizados em uma matriz bidimensional. Basicamente existem dois tipos de imagens: os chamados *rasters* ou *bitmaps*, e vetorizadas. A primeira são representações de cada ponto da imagem com alguma cor usadas geralmente em fotografias, enquanto que o segundo é produzido por plotadores

que recebem os pontos e as distâncias entre eles como parâmetros, considerando retas, curvas, polígonos e etc, sendo assim não perdem sua qualidade quando redimensionados.

Converter uma imagem para o formato digital significa transferir os elementos que a compõem para elementos representativos de cada pequeno fragmento original. O menor elemento da imagem, o *pixel*, é identificado segundo sua intensidade de nível de cinza e as cores correspondentes. Identificados, estes elementos são armazenados por códigos que podem ser reconhecidos pelo dispositivo de visualização e apresentados novamente por um dispositivo de visualização, como um monitor de vídeo ou impressora (BALAN, 2009).

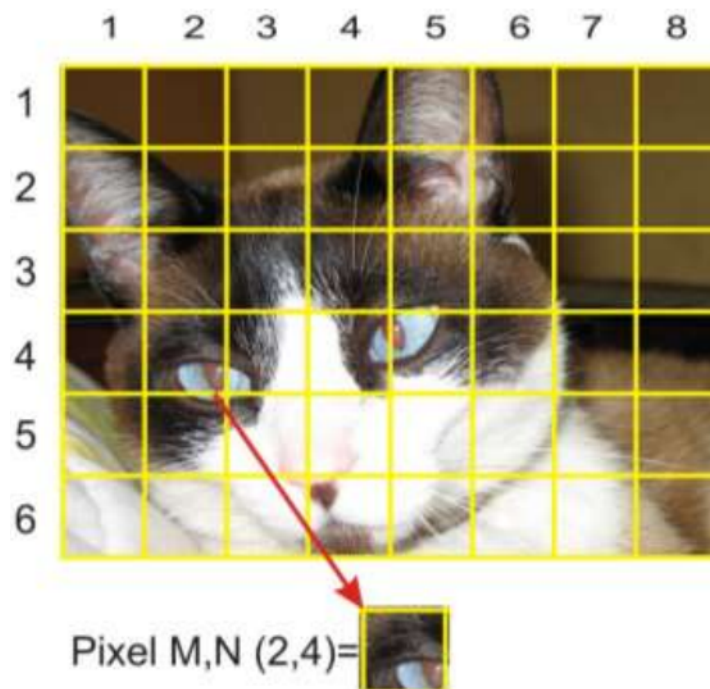


FIGURA 5 – Exemplo de imagem representada como uma matriz (M,N) de pixels, com destaque para o pixel (2,4).

FONTE: (BALAN, 2009)

Uma imagem analógica que é a (representação real da cena, para ser convertida para o formato do processamento computacional deve sofrer uma separação espacial (amostragem) e em amplitude (quantização) (BALAN, 2009).

A amostragem é a divisão do plano x,y em uma grade (ou matriz bi dimensional) onde x e y serão números inteiros. Os pontos da matriz de são denominados *pixels* (*PICTure Elements*), como ilustra a Figura 5. Cada pixel representa uma parte da cena real, desta forma a resolução espacial da imagem é proporcional aos valores de M e N correspondentes na matriz (exemplo Fig.22). Em geral a malha de amostragem, o formato dos pixels (x,y), é retangular, mas pode também ser triangular ou mais complexa. Os valores de cada ponto da matriz, coluna x linha (xy), que identifica um único pixel (M,N0, devem ser escolhidos de forma a respeitar a relação qualidade da imagem x espaço de armazenamento, em função da aplicação para a qual a imagem se destina. Para uma

imagem digital com 256 níveis de cinza o número de bytes ocupados para armazenar a imagem é o produto da linha vezes a coluna da matriz (BALAN, 2009).

Matematicamente, toda imagem monocromática (preto e branco) é um função $f(x,y)$ da intensidade luminosa, em qualquer parte das coordenadas (x,y) , proporcional ao brilho (tons de cinza) da imagem em um determinado ponto. A figura mostra uma imagem e como representamos os eixos x e y no plano cartesiano (GONZALEZ, 2010).

A função $f(x,y)$ é a multiplicação da iluminância $i(x,y)$ (que é a quantidade de luz que incide sobre o objeto) pela refletância $r(x,y)$ (que é fração de luz incidente que o objeto vai refletir ao ponto (x,y)).

Sendo assim, podemos dizer que (GONZALEZ, 2010):

$$f(x,y) = i(x,y) * r(x,y),$$

onde $0 < i(x,y)$ e $0 < r(x,y) < 1$.

2.1.2 FORMATO PNG

O PNG (*Portable Network Graphics* ou "*PNG is Not Giff*") é um formato de representação de imagens do tipo *rasters*. foi desenhado para substituir o formato GIF e o TIFF em certa extensão. O PNG tem 3 vantagens principais: suporta canal alfa (transparência) de forma eficiente, tem a maior gama de profundidade de cores alta compressão que pode ser regulável. Além disso, o formato é livre enquanto os outros possuem patentes (ROELOFS,).

O trabalho da compressão é justamente retirar essas informações redundantes para diminuir o peso do arquivo. Por exemplo, vamos imaginar um pixel qualquer de uma imagem. Possivelmente, a cor ou o valor desse pixel será igual a de vários outros elementos dentro da mesma imagem. Quando a imagem é comprimida, em vez de ela possuir vários pixels iguais e repetidos, ela guarda apenas um valor desse pixel, que é reproduzido para os outros semelhantes, economizando tempo de carregamento (FARIAS, 2017). Outras técnicas mais complexas também são utilizadas.

Este formato leve e de fácil manipulação foi escolhido neste trabalho para a representação de imagens digitais quando for necessário.

2.1.3 AQUISIÇÃO DE IMAGEM E VÍDEO

2.1.4 PROCESSAMENTO

2.1.4.1 TRANSFORMAÇÃO MONOCROMÁTICA

2.1.4.2 ESCALONAMENTO

2.1.4.3 EQUALIZAÇÃO

2.1.4.4 SEGMENTAÇÃO

2.1.4.5 ILUMINAÇÃO

2.1.5 ARMAZENAMENTO

2.1.6 EXIBIÇÃO

2.2 DETECÇÃO DE FACES COM ELEMENTOS HAAR

Comprimentos de o

2.2.1 ELEMENTOS HAAR (*HAAR FEATURES*)

2.2.2 ALGORÍTIMO VIOLA-JONES (*HAAR CASCADES CLASSIFIER*)

2.3 RECONHECIMENTO DE FACES COM ANÁLISE DE COMPONENTE PRINCIPAL (ACP)

2.3.1 ANÁLISE DE COMPONENTE PRINCIPAL (ACP)

2.3.2 ACP PARA *EIGENFACES*

2.3.3 TREINAMENTO

2.3.4 RECONHECIMENTO

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

REFERÊNCIAS

- BALAN, W. C. A imagem digital. **Espaço para apoio didático do Curso de Comunicação social - Radialismo**, 2009. Disponível em: <<http://willians.pro.br/textos/>>. Acesso em: 05.2018.
- BARBU NATHAN LAY, G. G. A. Face detection with a 3d model. 2015. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/2bbf/047993f08a608ce4ca22720d374d4cf76f98.pdf>>.
- CHAO, W.-L. **Face Recognition**. Dissertação (Mestrado) — National Taiwan University, GICE, Taiwan, Maio 2011.
- DAVISON, D. A. In: _____. **Java Prog. Techniques for Games**. Vienna: Universidade Prince of Songkla, Tailândia, 2013. Disponível em: <<http://fivedots.coe.psu.ac.th/~ad/index.html>>.
- ELECTRICAL, I. of; IEEE, E. E. Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets. **Proceedings of the IEEE (Volume: 85, Issue: 9, Sep 1997)**, 1997. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/628712/>>.
- FARIAS, F. Como compactar imagens sem perder qualidade e aumentar a velocidade de seu site. **Resultados Digitais**, 2017. Disponível em: <<https://resultadosdigitais.com.br/blog/compactar-imagens-sem-perder-qualidade/>>. Acesso em: 05.2018.
- GONZALEZ, R. C. W. R. C. In: _____. **Processamento Digital de Imagens 3ªed**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.
- INTRONA, H. N. L. D. Facial recognition technology - a survey of polycy and implementation issues. 2010. Disponível em: <https://www.nyu.edu/projects/nissenbaum/papers/facial_recognition_report.pdf>.
- JEBARA, T. S. **3D Pode Estimation and Normalization for Face Recognition**. Dissertação (Mestrado) — McGill University, Columbia University, Montréal, Québec - Canada, 1995. Disponível em: <<http://www.cs.columbia.edu/~jebara/htmlpapers/UTHESES/node7.html>>.
- KIM JOON HYUNG SHIM, J. Y. I. **Final Project - Face Detection Project**. Dissertação (Mestrado) — Stanford University, Stanford, California, 2003. Disponível em: <https://web.stanford.edu/class/ee368/Project_03/Project/reports/ee368group02.pdf>.
- KITANI, C. E. T. E. C. Um tutorial sobre análise de componentes principais para o reconhecimento automático de faces. **Departamento de Engenharia Elétrica**, Centro Universitário da FEI. Disponível em: <http://fei.edu.br/~cet/Tutorial_ReconhecimentoFaces.pdf>. Acesso em: 05.2018.
- PORTAL, S. T. S. Face recognition software comparison as recognition. **Digital Economy Compass 2017**, 2017. Disponível em: <https://www.slideshare.net/statista_com/statista-digital-economy-compass-2017>.
- ROELOFS, G. A basic introduction to png features. **PNG LIB**. Disponível em: <<http://www.libpng.org/pub/png/pngintro.html>>. Acesso em: 05.2018.

SCIENCE, N.; (NSTC), T. C. Face recognition. **National Science and Technology Consil (NSTC)**, National Science and Technology Consil (NSTC), p. 92–99, 2009. Disponível em: <https://www.fbi.gov/file-repository/about-us-cjis-fingerprints_biometrics-biometric-center-of->. Acesso em: 04.2018.

SILVA, G. N. da. **Estudo das Técnicas PCA (Análise de Componentes Principais) e Auto-faces Aplicadas ao Reconhecimento de Faces Humanas**. Dissertação (Mestrado) — Centro Universitário Eurípides Soares - UNIVEM, Marília, 2009.

SMITH, L. I. A tutorial on principal components analysis. 2002. Disponível em: <http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf>. Acesso em: 05.2018.

VERGE.COM, T. • baidu swaps tickets for facial recognition in historic chinese 'water town'. novembro 2016. Disponível em: <<https://www.theverge.com/2016/11/17/13663084/baidu-facial-recognition-park-wuzhen>>.

WÓJCIK KONRAD GROMASZEK, M. J. W. Face recognition: Issues, methods and alternative applications. 2016. Disponível em: <<https://www.intechopen.com/books/face-recognition-semisupervised-classification-subspace-projection-and-evaluation-methods/face-recognition-issues-methods-and-alternative-applications>>.

YANG PING LUO, C. C. L. X. T. S. Wider face: A face recognition benchmark. 2015. Disponível em: <<https://arxiv.org/pdf/1511.06523.pdf>>.

