

## RECONHECIMENTO FACIAL BASEADO EM HOG E PCA: UMA COMPARAÇÃO QUANTO À INVARIÂNCIA À ILUMINAÇÃO

João Antonio Campos Panceri<sup>1</sup>, Luiz Alberto Pinto<sup>2</sup>, Flávio Garcia Pereira<sup>3</sup>, Daniel Cruz Cavalieri<sup>4</sup>, Karin Satie Komati<sup>5</sup>

**Resumo:** Sistemas automáticos de reconhecimento de faces possuem diversas possibilidades de aplicações, tais como sistemas de segurança, bancários e de busca por pessoas desaparecidas. No entanto, há ainda vários obstáculos, como o envelhecimento, o uso de óculos, chapéu, maquiagem, a variação de aparência e a variação de iluminação. Esta última é um dos maiores desafios dos sistemas de reconhecimento, pois pode ocultar quase todas as características da face. Assim, o presente trabalho propõe um estudo comparativo de um sistema de reconhecimento de faces usando três diferentes métodos: PCA, HOG e PCA+HOG, com o objetivo de avaliar qual deles possui taxa de acertos invariante à iluminação. Utilizou-se um banco de dados de livre acesso, ORL, para os testes.

**Palavras-chave:** Análise de Componentes Principais; Histograma de Gradientes Orientados; Reconhecimento de faces; Invariância à iluminação.

## FACIAL RECOGNITION BASED ON HOG AND PCA: AN INVARIANCE TO ILLUMINATION BASED COMPARISON

**Abstract:** Automatic face recognition systems have many potential applications, such as security systems, banking and searching for missing people. However, there are still several challenges, such as aging, use of glasses, hat, makeup, change of appearance and the variation of lighting. This last is one of the biggest challenges of the recognition systems because it can hide almost all the features of the face. Thus, this paper proposes a comparative study of a system for face recognition using three different methods: PCA, HOG, and PCA + HOG, in order to evaluate which one has the hit rate invariant to illumination. An open access database, ORL, was used for tests.

---

1 Instituto Federal do Espírito Santo – *campus* Serra. Email: joaopanceri@hotmail.com.

2 Instituto Federal do Espírito Santo – *campus* Serra.

3 Instituto Federal do Espírito Santo – *campus* Serra.

4 Instituto Federal do Espírito Santo – *campus* Serra.

5 Instituto Federal do Espírito Santo – *campus* Serra.

**Keywords:** Principal Component Analysis (PCA); Histogram of Oriented Gradients (HOG); Face recognition; Invariant to illumination.

## 1. INTRODUÇÃO

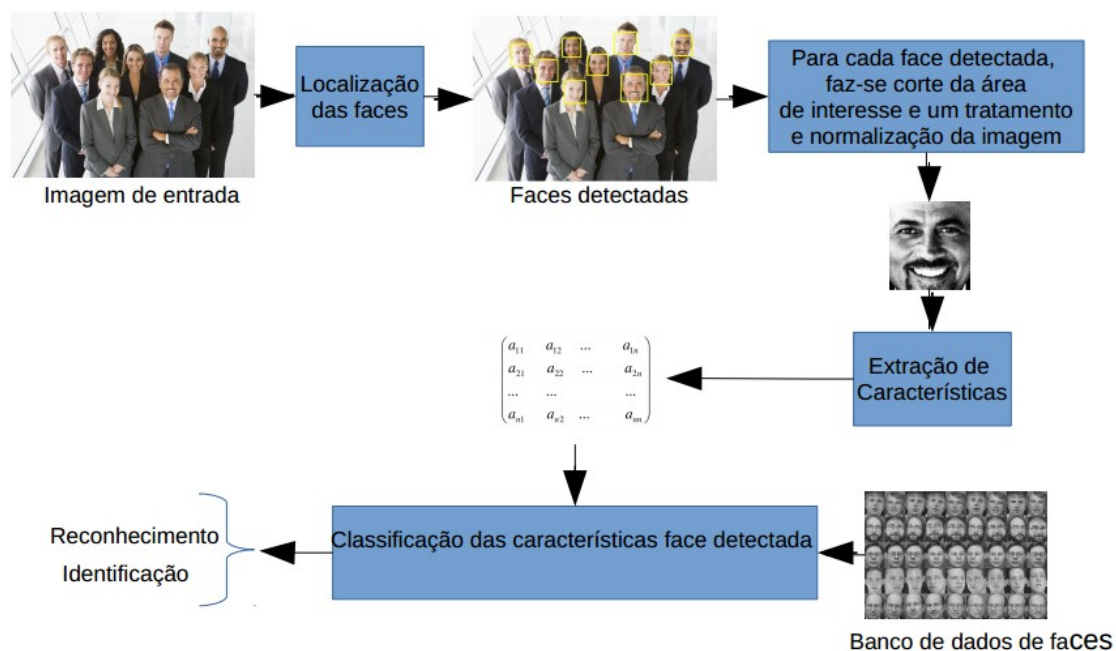
As estatísticas indicam que os índices de criminalidade no Brasil têm crescido. É crença comum entre as autoridades em segurança pública que a solução mais eficiente para a redução da criminalidade é a abordagem inteligente do combate ao crime. Nesse contexto, a utilização de ferramentas tecnológicas pode representar vantagens que determinam o resultado das ações policiais. A utilização da tecnologia em suas diversas formas pode permitir que as forças de segurança antecipem fatos e elaborem ações preventivas mais eficientes para o combate à criminalidade (SÃO PAULO, 2010).

Uma das ferramentas que potencialmente podem contribuir para ações de inteligência das polícias é a implantação de sistemas autônomos, baseados em informações biométricas, para identificação, em locais públicos, de indivíduos em conflito com a lei. Como abordagem principal, destaca-se o reconhecimento e a classificação de indivíduos utilizando características faciais como elementos discriminantes. Diversos trabalhos consideram a utilização de outras características para a identificação de indivíduos, tais como a análise de impressões digitais por imagens, sensores *laser* e infravermelho, a análise da estrutura da íris, o reconhecimento da forma de caminhar, a análise da forma da orelha e o reconhecimento de gestos (FIGUEREDO, 2011). Contudo, é importante mencionar que a impressão digital e a íris são informações que exigem a cooperação do indivíduo para serem obtidas, necessidade que pode ser evitada ao se utilizar o reconhecimento facial, o modo de caminhar, ou o reconhecimento de gestos específicos como elementos discriminantes.

O reconhecimento de faces não se limita a sistemas automáticos de vigilância e segurança e pode ser utilizado no tratamento e acompanhamento de idosos e pessoas com necessidades específicas, na autenticação de sistemas, no controle de acesso a ambientes, na interação homem/máquina e na busca por partes específicas de uma imagem em um banco de dados de imagens.

O processo de reconhecimento facial se inicia com a captura de uma imagem por uma câmera e, em seguida, a etapa de detecção de faces deve ser realizada. Para cada

face encontrada, faz-se um pré-processamento (correção da inclinação, corte da imagem, correção de iluminação dentre outros procedimentos) e então as características são extraídas, formando um vetor (ou matriz) de valores. Após isso, é possível fazer uma comparação com o banco de dados e ter como resultado o reconhecimento ou a identificação da face. O reconhecimento consiste em confirmar se uma imagem de face é conhecida pelo sistema, não sendo necessário realizar a ligação da face a um nome e sim atribuir-lhe uma classificação: conhecida ou desconhecida. A identificação, por sua vez, deve realizar o reconhecimento e associar uma identidade à face apresentada. A Figura 1 ilustra a ideia geral do processo de reconhecimento facial.



**Figura 1** – Processo de Reconhecimento de Faces.  
Fonte: Própria

Embora diversos trabalhos tenham sido publicados sobre o assunto, o problema de reconhecimento de faces ainda apresenta desafios (CARNEIRO, 2012), como a presença de artefatos como óculos, chapéu, cachecol e outros; questões inerentes à captura da imagem como a posição da face em relação à câmera (frontal, perfil, inferior ou superior a 45°); distância da câmera (que pode afetar a resolução da imagem);

condições de iluminação, presença de sombras, oclusão ou sobreposição de faces; variações nas expressões faciais (sorrisos, olhos fechados, “caretas” entre outros), que podem afetar tanto na detecção da face quanto na extração de características. Questões como envelhecimento, perda ou ganho de pesos também dificultam o processo de reconhecimento de faces.

Este trabalho propõe a comparação de três métodos de reconhecimento de faces: um método clássico, um método mais recente e uma mistura dos métodos anteriores, sobre uma base de dados de livre acesso, avaliando a taxa de acertos mediante variações na iluminação.

Para alcançar tal objetivo, na etapa de detecção de faces, utilizou-se a abordagem descrita por Viola e Jones (2004), devido à sua elevada taxa de acerto, baixa taxa de falsos positivos e baixo custo computacional. A tarefa de extração de características, neste trabalho, optou por um método clássico, *Eigenfaces* (ou PCA, do inglês *Principal Component Analysis*) (KIRBY, 1987), um método mais recente, o HOG (do inglês *Histogram of Oriented Gradients*) (TRIGGS e DALAL, 2005) (DÉNIZ et al, 2011) e uma combinação entre os dois.

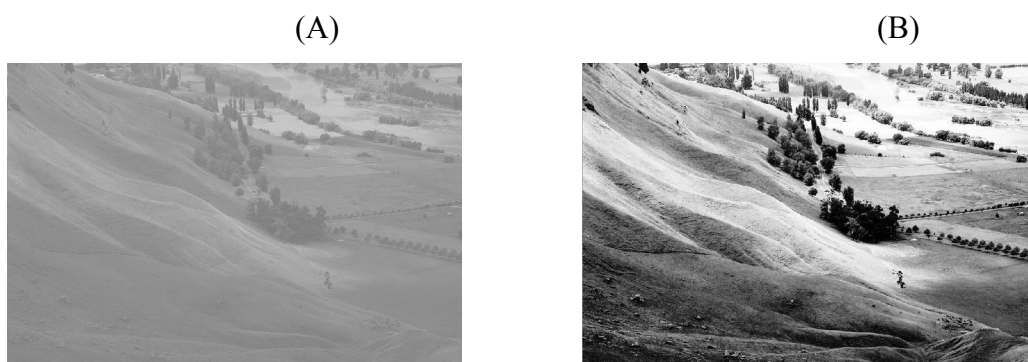
## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção, serão descritos, de maneira geral, os métodos utilizados neste trabalho: equalização de histogramas, PCA, HOG e PCA + HOG.

### 2.1 Equalização de Histogramas

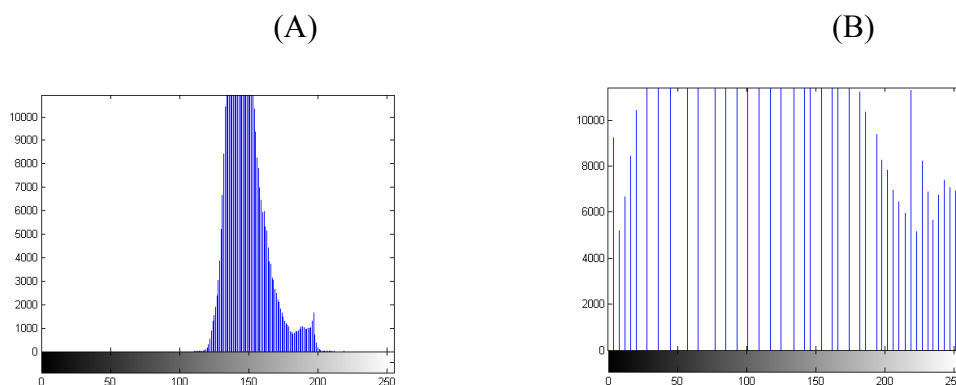
A equalização de histograma é uma técnica que se propõe a redistribuir os níveis de cinza dos pixels de uma imagem, de modo a obter uma distribuição uniforme, na qual o percentual de pixels de qualquer nível de cinza é praticamente o mesmo (MARQUES FILHO; VIEIRA NETO, 1999).

Quando uma imagem possui pouco contraste, pode-se tornar difícil interpretá-la, ou seja, retirar as informações desejadas, tal como a Figura 2(a) demonstra. Nestes casos, a gama dos valores dos tons de cinza estão muito próximos entre si, como representado na Figura 3(a), onde existe uma grande concentração em somente uma pequena faixa de valores de cinza.



**Figura 2** – Comparativo entre imagens sem (A) e com (B) equalização de histograma.  
Fonte: Modificada a partir de [marvinproject.sourceforge.net/images/pluginsOut/histogramEqualization/hawkes\underline{\ }bay\underline{\ }in.jpg](http://marvinproject.sourceforge.net/images/pluginsOut/histogramEqualization/hawkes\underline{\ }bay\underline{\ }in.jpg)

Como forma de realçar as pequenas diferenças presentes na imagem, pode-se recorrer ao método de equalização de histogramas, que tem como objetivo fazer o espalhamento dos tons de cinza em todo o histograma, como se pode observar na Figura 3(B). Com essa equalização, realçam-se os detalhes da imagem, como observado na Figura 2(B). No entanto, este método promove também o realce de ruídos que possam existir na imagem, podendo, assim, diminuir sua qualidade geral.



**Figura 3** – Comparativo entre imagens sem (A) e com (B) equalização de histograma  
Fonte: própria

Com o aumento do intervalo dinâmico entre os níveis de cinza, ocorre uma melhora no contraste em imagens adquiridas sob condições de iluminação não ideais, o que torna possível comparar cenas que foram adquiridas com iluminação diferente, o que será um fator muito importante para o objetivo de normalizar as imagens adquiridas.

## 2.2 PCA

A Análise dos Componentes Principais (PCA), também conhecida como *Eigenfaces* (KIRBY, 1987), é um método que tem por finalidade básica a análise dos dados utilizados visando sua redução, eliminação de sobreposições e a escolha das formas mais representativas de dados a partir de combinações lineares de variáveis originais (SILVA, 2009). A PCA é um dos métodos estatísticos de múltiplas variáveis mais simples e é considerada a transformação linear ótima, dentre as transformadas de imagens, sendo muito utilizada pela comunidade de reconhecimento de padrões. A PCA é bastante útil quando os vetores de características têm muitas dimensões e sua representação gráfica não é possível. Esse método de redução de dados foi desenvolvido por Pearson e Hotelling. A ideia de compressão ou de redução de dimensionalidade que permeia o uso de PCA se baseia na perspectiva de que projeções lineares sejam capazes de capturar o essencial da informação envolvida.

Os passos básicos para calcular as componentes principais são:

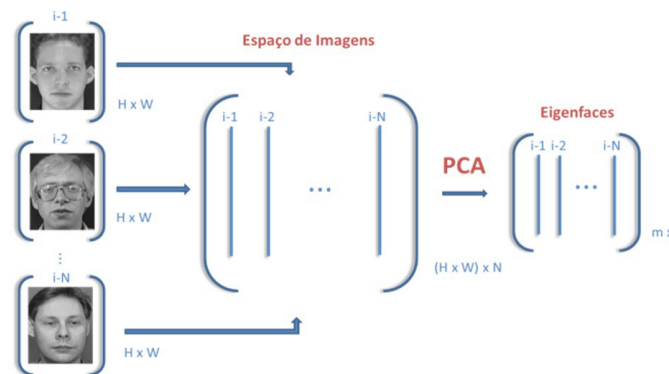
1. obter a matriz **M** que representa os dados;
2. calcular o valor médio destes dados;
3. calcular a matriz **A**, gerada a partir da subtração da média da matriz **M** de todos os seus dados;

4. calcular a matriz de covariância  $\mathbf{L}$ , a partir do produto entre a matriz  $\mathbf{A}$  e sua transposta;
5. calcular os autovalores e autovetores da matriz de covariância;
6. formar uma matriz diagonal a partir dos autovetores da matriz de covariância arranjados de modo que a primeira linha, o elemento  $(0,0)$ , seja o autovetor correspondente ao autovetor de maior valor, e assim sucessivamente até que a última linha corresponda ao menor autovalor. Essa matriz será chamada de matriz da Transformada de Hotelling;
7. no último passo, cada vetor de treinamento é projetado no espaço reduzido através da matriz da Transformada de Hotelling. O descritor PCA é calculado por uma combinação linear de autovetores com os vetores originais.

Imagens podem ser tratadas como padrões em um espaço linear, onde cada pixel representa um ponto nesse espaço  $n$ -dimensional. Sendo  $h$  o número de linhas de uma imagem e  $w$  o número de colunas, pode-se dizer que uma imagem é um padrão de  $h \times w$  características ou um vetor no espaço  $h \times w$  dimensional, o qual é chamado de “espaço de imagens”, representado por  $\mathbf{I}$ . Assim, dada uma imagem representada como uma matriz  $h \times w$ , pode-se construir sua representação como um vetor através de uma leitura coluna a coluna da imagem, colocando o valor de cada pixel da imagem em um vetor coluna  $\mathbf{x}$ .

Em reconhecimento de padrões, é sempre desejável dispor de uma representação compacta e de um bom poder de discriminação de classes de padrões. Para isso, a técnica PCA pode ser usada para se criar um descritor de características de dimensões reduzidas. A Figura 4 apresenta uma representação da técnica *Eigenfaces*.





**Figura 4** – Demonstração gráfica do Eigenfaces.

Fonte: Própria

### 2.3 HOG

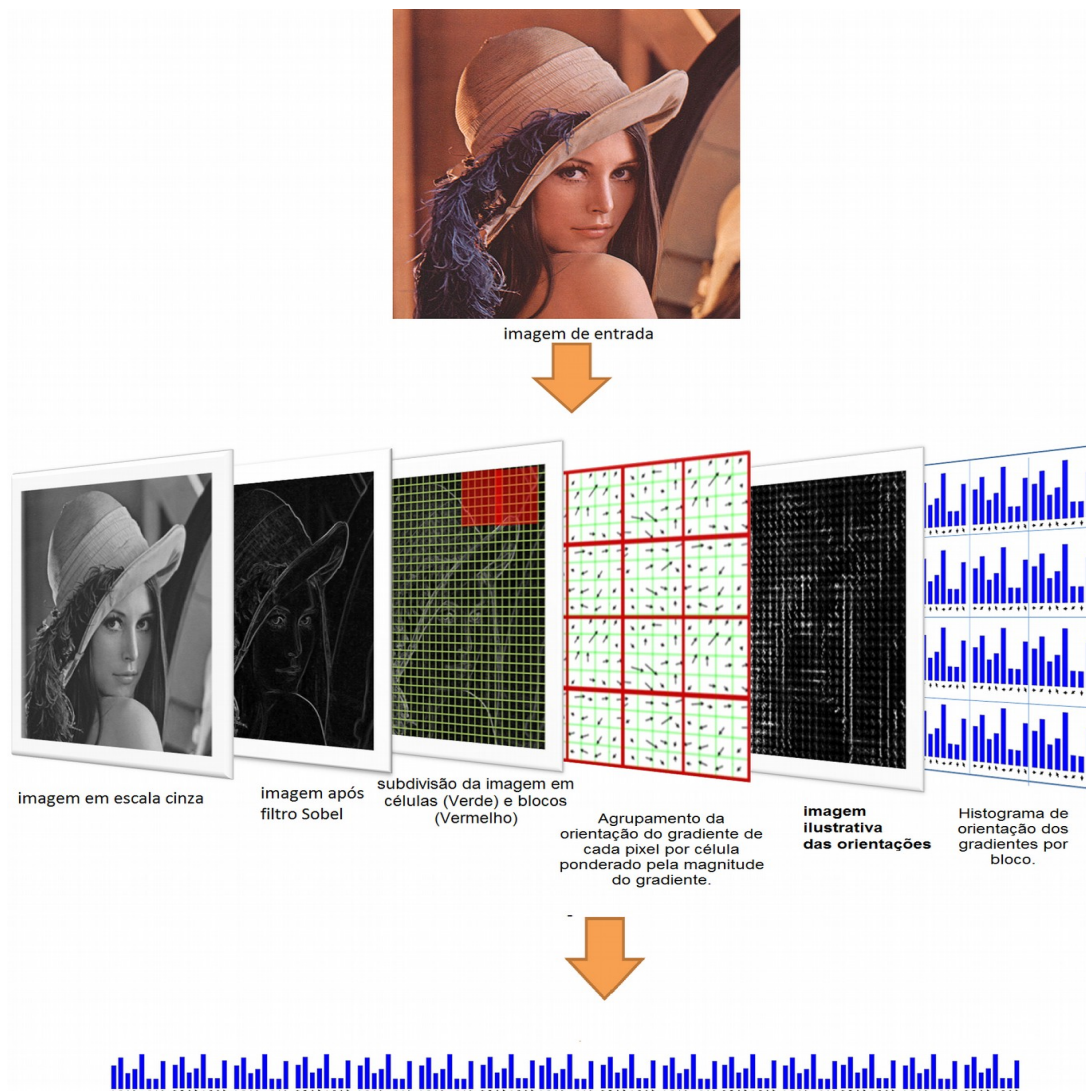
O método de extração de características de imagens HOG foi introduzido em 2005 pelos pesquisadores Dalal e Triggs (TRIGGS e DALAL, 2005) como parte de um algoritmo de detecção de pedestres em imagens. Este método tem como objetivo extrair informações referentes à orientação das arestas existentes em uma imagem, sendo estas arestas calculadas através de métodos de detecção de bordas como o Sobel. Uma visão geral do processo pode ser observada a partir da Figura 5.

Assumindo que as imagens que estarão no espaço de cor de tons de cinza e com as dimensões pré-definidas, o método está dividido em quatro fases: (1) cálculo da orientação e magnitude das arestas na imagem; (2) divisão da imagem em blocos e células; (3) cálculo do histograma de orientação dos gradientes por células, posteriormente agrupados em blocos; (4) por fim, a concatenação destes histogramas, formando assim o vetor descritor HOG (CRUZ; GUIMARÃES; SHIGEMORI, 2012). Estes histogramas serão concatenados, formando um único vetor, sendo este vetor o descritor HOG.

De maneira objetiva, na primeira fase, será feito o cálculo da orientação e da magnitude das arestas das imagens, ou, em outras palavras, será feito um ajuste das imagens de treinamento. Já na segunda fase, serão definidas duas estruturas, designadas por células e blocos. Estas células são janelas da imagem original, com dimensões de  $v$

$x \times v$  pixels. Um bloco é visto como uma junção de  $n \times n$  células, gerando um bloco com um total de  $n \times n \times v \times v$  pixels. É necessário que exista uma sobreposição de algumas células de bloco para bloco tanto na horizontal como na vertical.

Na terceira fase, a orientação dos gradientes de cada pixel da imagem deve ser alterado de forma que os valores estejam entre  $-90^\circ$  e  $90^\circ$ , com intervalo mínimo entre os ângulos igual a  $20^\circ$ , ou seja, a orientação de cada pixel terá um dos seguintes valores  $[-90^\circ, -70^\circ, -50^\circ, -30^\circ, -10^\circ, 10^\circ, 30^\circ, 50^\circ, 70^\circ, 90^\circ]$ . Após esse processo, a magnitude de cada pixel será usada como fator de ponderação para o cálculo da orientação média de cada célula. Finalmente, na quarta fase, utilizando os blocos, que são agrupamentos de células, é aplicada uma equalização por bloco, tornando o descritor menos invariante à iluminação e a sombras. Cada bloco agora pode ser representado por um histograma da orientação do gradiente de cada célula.



**Figura 5** – Representação gráfica do processo de extração de características HOG.  
 Fonte: Própria

### 3. O SISTEMA DE COMPARAÇÃO

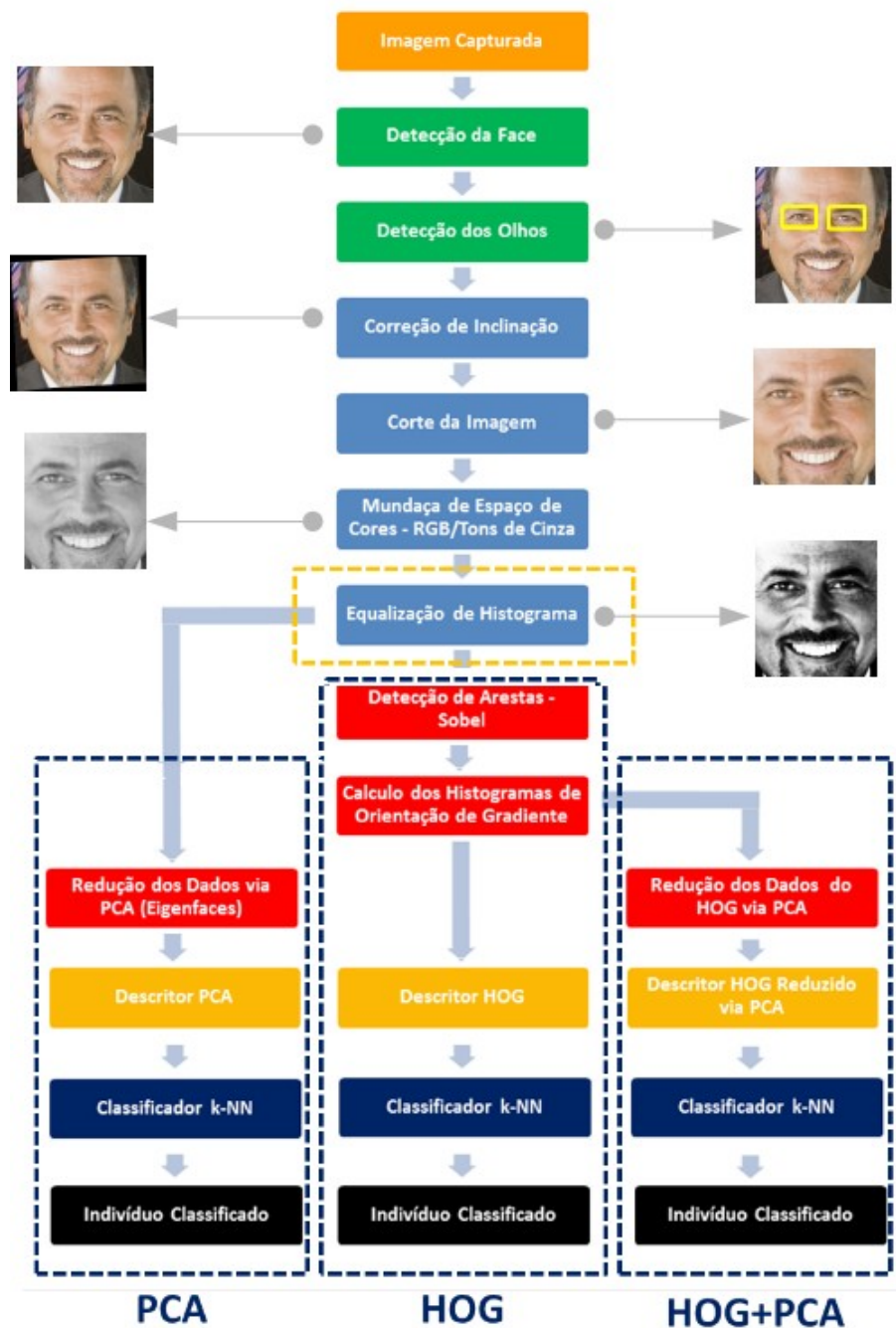
Nesta seção será abordado, de forma sequencial (*pipeline*), o sistema desenvolvido para o reconhecimento facial, desde a imagem de entrada até o reconhecimento da face. A Figura 6 mostra cada passo do sistema, onde as setas largas azul-claras indicam o fluxo do processo. Os processos inscritos nos retângulos

tracejados azuis indicam as três técnicas que serão utilizadas para a realização dos testes. A técnica PCA servirá como parâmetro de comparação de resultados em relação às técnicas desenvolvidas neste trabalho – HOG e HOG+PCA.

Os processos que não estão inscritos em retângulos tracejados são os mesmos, independentemente do método de extração de características. As setas finas cinzas associam a etapa e a imagens resultantes desta etapa. O primeiro tracejado em laranja indica a etapa de equalização de histograma.

Com a imagem da face capturada, o algoritmo de Viola-Jones, no qual as coordenadas dos olhos são obtidas, pode ser utilizado para a detecção de olhos. Com os valores referentes à posição do olho esquerdo e os valores referentes à posição do olho direito, é possível se obter a inclinação da face, corrigindo-a.

Tendo como base o ponto central entre os olhos, efetua-se um corte na imagem da face rotacionada. Outra importante normalização é o redimensionamento da imagem a partir das proporções 8:9 obtidas no corte feito anteriormente. Assim a imagem padrão que será utilizada neste trabalho será definida como 200 x 225 pixels. Essas dimensões foram obtidas de forma a englobar a face da melhor forma. Este processo de normalização de correção de inclinação e redimensionamento da imagem tem como objetivo gerar superposições das faces, possibilitando assim que as diferenças entre as diversas faces tenham um efeito maior no distanciamento entre as classes. A Figura 6 mostra o diagrama esquemático do sistema de comparação.



**Figura 6** – Diagrama esquemático do sistema de comparação.  
Fonte: Própria

Na literatura existem inúmeros classificadores para reconhecimento de padrões. Dentre os tipos mais comuns, destacam-se “k-Vizinhos Mais Próximos” (k-NN, do inglês *k-nearest neighbour*) (COVER; HART, 1967), Rede Neural Perceptron de Multicamadas com Backpropagation (MPL com Backpropagation) (PAIVA, 2010) e Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) (LORENA; CARVALHO, 2007). Esses três algoritmos são amplamente utilizados no aprendizado de máquinas. Estes classificadores representam diferentes paradigmas: k-NN faz parte do chamado *lazy learning*, pois não há um treinamento explícito, sendo cada classe de treinamento adicionada em uma lista, e, com o conhecimento da distância vetorial entre os k-elementos, a classificação é realizada. O SVM e a MLP com Backpropagation estão, respectivamente, no contexto de aprendizado estatístico e conexionista (OLIVEIRA, 2008). Neste trabalho, será empregado o classificador k-NN, devido a sua simplicidade tanto de programação quanto de processamento. Embora o k-NN tenha sido o mesmo procedimento com a mesma configuração, optou-se por indicá-los separadamente para evidenciar a divisão dos métodos.

#### 4. MATERIAIS E MÉTODOS

O objetivo deste trabalho é avaliar os efeitos da variação da iluminação e da equalização do histograma nas imagens de entrada nos três métodos PCA, HOG e HOG + PCA. Logo, para cada um dos três métodos citados, fizeram-se quatro experimentos:

1. sem variação de iluminação e sem equalização de histograma;
2. sem variação de iluminação e com equalização de histograma;
3. com variação de iluminação e sem equalização de histograma; e
4. com variação de iluminação e com equalização de histograma.

A variação na iluminação foi inserida às imagens de entrada da seguinte forma: em 50% das faces, aleatoriamente, tanto nas faces usadas para treinamento, quanto nas

faces usadas para teste. As faces modificadas foram multiplicadas por 0,7, simulando assim uma redução de 30% na luminosidade das faces, como pode ser observado na Figura 7.



**Figura 7** – Face original e face com redução de 30% de iluminação.  
Fonte: Face original retirada de:  
<http://i239.photobucket.com/albums/ff79/Psycotic00/Tats/MaleFace.jpg>

Para o Classificador k-NN, utilizou-se como parâmetro "k" o valor de 5, representando assim os 5 vizinhos mais próximos.

Para o teste, utilizou-se o ORL (ORL, 2002), um banco de dados fornecido gratuitamente pela AT&T *Laboratories Cambridge*. O ORL é composto por 400 imagens de 40 indivíduos masculinos e femininos com características ocidentais, onde, para cada conjunto de faces do indivíduo, estão incluídas algumas variações de expressões faciais e pose. A Figura 8 apresenta uma amostra do ORL, onde as linhas representam cada indivíduo e as colunas representam a variação facial deste indivíduo.



**Figura 8** – Banco de dados ORL.  
Fonte: Baseada em (ORL).

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

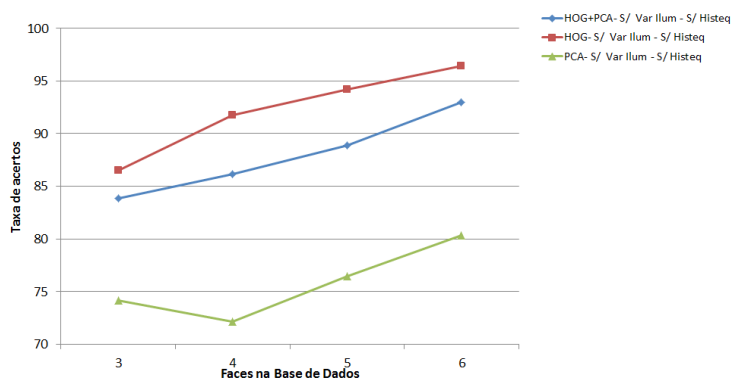
Nesta etapa, foram testadas 4 variações quanto à variação de iluminação e à equalização de histograma das imagens de entrada, para cada um dos três métodos: PCA, HOG e HOG+PCA, e variou-se a quantidade de faces realmente usadas para o experimento em questão. Aplicou-se um algoritmo para o sorteio de "n" faces que seriam usadas como base de dados e "m" faces utilizadas como teste. Para cada teste utilizaram-se diferentes valores de "n" e "m", onde o valor de "n" variou entre 3 e 6, com o valor de "m" fixado em 4 faces.

Os resultados serão apresentados em forma de gráficos. Cada gráfico apresenta três curvas (para cada método). O eixo "x" representa a quantidade de faces que foram efetivamente utilizadas na base de dados para o teste, e o eixo "y" representa as taxas de acertos:

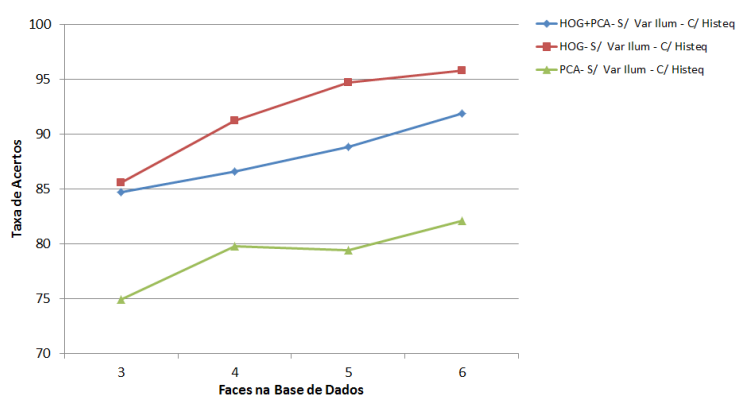
- o gráfico da Figura 9 mostra os resultados dos testes sem variação de iluminação e sem equalização de histograma;



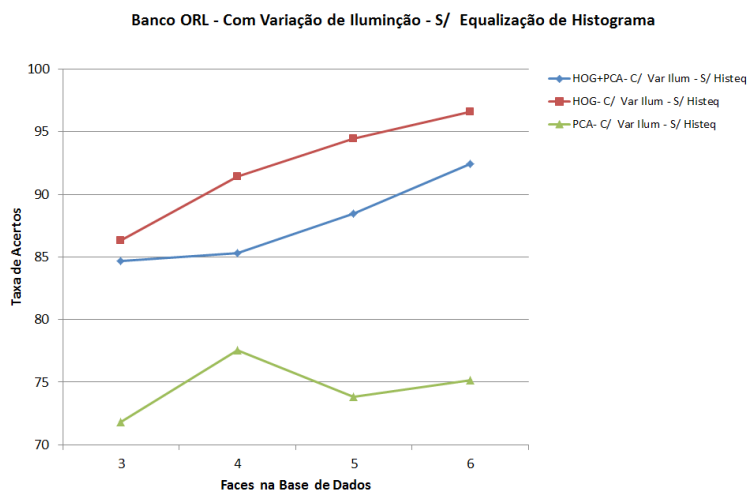
- o gráfico da Figura 10 mostra os resultados dos testes sem variação de iluminação e com equalização de histograma;
- o gráfico da Figura 11 mostra os resultados dos testes com variação de iluminação e sem equalização de histograma; e
- o gráfico da Figura 12 mostra os resultados dos testes com variação de iluminação e com equalização de histograma.



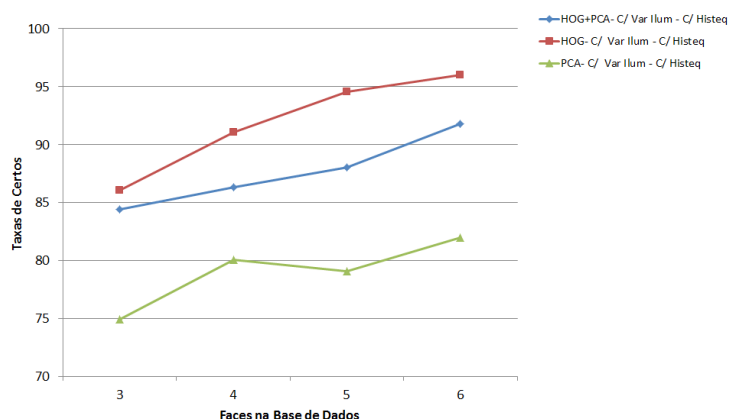
**Figura 9** – Resultados do teste sem variação de iluminação e sem equalização de histograma.



**Figura 10** – Resultados do teste sem variação de iluminação e com equalização de histograma.



**Figura 11** – Resultados do teste com variação de iluminação e sem equalização de histograma.



**Figura 12** – Resultados do teste com variação de iluminação e com equalização de histograma.

Em todos os gráficos, o HOG demonstrou melhor taxa de acertos, seguido do HOG+PCA e, por último, do PCA, independentemente da variação de iluminação ou da equalização de histograma.

A técnica PCA é extremamente sensível à variação da iluminação e responde melhor quando é feita a equalização de histograma nas imagens de entrada, pois as taxas de acerto melhoram. Quando não há equalização de histograma, os resultados das taxas de acerto pioram e as formas de suas curvas, com e sem variação de iluminação, são bem diferentes. Sem equalização e com imagens de entrada em diferentes iluminações,

claras e escuras, o resultado é pior do que quando todas as imagens apresentam nível similar de iluminação.

Todas as curvas da técnica HOG+PCA se mantêm similares, independentemente da variação de iluminação ou da equalização de histograma, e apresentam o melhor resultado quando é feita a equalização de histograma e não há variação de iluminação.

De maneira geral, a técnica de reconhecimento baseado em HOG apresentou-se bastante robusta, sem demonstrar diferenças significativas quanto à variação de iluminação e/ou equalização de histograma.

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho se propôs a compreender e atuar em um problema muito difundido na área de segurança, que é o reconhecimento de faces. O objetivo principal do trabalho foi o de verificar qual é a influência da variação de iluminação e da equalização de histograma nas imagens de entrada utilizando três diferentes técnicas: PCA, HOG e HOG+PCA. Desta forma, avaliou-se qual dos métodos tem a melhor taxa de acertos e apresenta a menor variação na taxa de acertos realizando-se variações comuns nas imagens.

Notadamente, o Histograma de Orientação de Gradiente possibilitou uma extração de características mais focada nos contornos da face e, com os testes realizados, mostrou-se que o método é mais robusto quando comparado com o método *Eigenface* (PCA simples).

O grande volume de dados gerados a partir do descritor HOG exigiu um grande poder de processamento computacional para um banco de dados extenso. Neste sentido, a aplicação da PCA se mostrou uma ferramenta poderosa, mesmo apresentando resultados inferiores quando utilizado em conjunto com a técnica HOG (PCA+HOG nos gráficos). No entanto, os benefícios da redução de dados mostram que a integração entre o HOG e a PCA pode ser uma alternativa quando a capacidade computacional se mostrar limitada. Ao contrário do que se esperava, a equalização do histograma não

acrescentou maior eficiência ao método HOG, apresentando melhora de resultados somente no método PCA simples, quando há ocorrência de variações na iluminação.

Mesmo com a capacidade de extração de características do HOG e do PCA, um fator que contribuiu positivamente para os resultados obtidos foi a etapa de normalização da imagem: a correção da inclinação e o corte da imagem, posicionando a face de maneira que os olhos estejam em posição pré-definida, gera superposições nas faces, acentuando assim as diferenças entre elas, otimizando a ação do classificador. O classificador k-NN (k-vizinhos mais próximos), apesar da simplicidade, cumpriu seu papel, contribuindo para o reconhecimento do processo de reconhecimento facial.

Finalmente, como trabalhos futuros, planeja-se implementar uma localização dos olhos mais eficiente, com a utilização da Transformada de Hough para a detecção de círculos (DUARTE, 2003), gerando assim um posicionamento normalizado da face mais preciso. Além disso, pode-se utilizar outras técnicas de extração de características, como a aplicação de técnicas como a Transformada de Wavelet (SHEN; BAI, 2006), combinando-as com a técnica baseada em HOG. Com relação aos classificadores utilizados, é interessante utilizar outros classificadores mais robustos, como o classificador SVM e/ou Redes Neurais, possibilitando assim um acréscimo considerável de eficiência ao processo de reconhecimento facial. Também pretende-se fazer testes com a base de dados completa e em outras bases de dados de reconhecimento facial de livre acesso.

## REFERÊNCIAS

CARNEIRO, Larissa Natalia das Virgens. **Reconhecimento de Face Invariante a Iluminação Baseado em uma Abordagem Supervisionada**. 2012. 122 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Mestrado em Ciência da Computação, Ouro Preto, UFOP, 2012. Disponível em: <[http://www.decom.ufop.br/pos/publicacao/exibir\\_dissertacao/12](http://www.decom.ufop.br/pos/publicacao/exibir_dissertacao/12)>. Acesso em: 02 jan. 2014.

COVER, T.; HART, P., Nearest neighbor pattern classification. **IEEE Transactions on Information Theory**, vol.13, no.1, p. 21-27, Janeiro, 1967.

CRUZ, J. E. C; GUIMARÃES, N. L. F.; SHIGEMORI, E. H. Um estudo da detecção automática de campos de futebol de imagens aéreas e orbitais utilizando SVM e descritores HOG. In: XII WORKSHOP DE COMPUTAÇÃO APLICADA – WORCAP 2012, São José dos Campos. **Anais...**, São José dos Campos: INPE, 2012. Disponível em: [http://mtcm18.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtcm18/2013/01.07.12.22/doc/worcap2012\\_submission\\_58%20-%20Juliano%20E.%20C.%20Cruz.pdf](http://mtcm18.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtcm18/2013/01.07.12.22/doc/worcap2012_submission_58%20-%20Juliano%20E.%20C.%20Cruz.pdf).

DÉNIZ, O.; BUENO, B.; SALIDO, J.; TORRE, F. de La. 2011. Face recognition using Histograms of Oriented Gradients. **Pattern Recognition Letter**. Vol. 32, n. 12, p. 1598-1603, setembro de 2011.

DUARTE, G. D. Uso da Transformada de Hough na Detecção de Círculos em Imagens Digitais. **Thema Revista Científica do Centro Federal de Educação Tecnológica**, p. 51-58, 2003.

FIGUEREDO, Marcos Batista. **Reconhecimento de faces aplicado ao problema de pessoas desaparecidas - Estudo de caso do Eigenface**. 2011. 107 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Mestrado em Modelagem Computacional e Tecnologia Industrial, Senai Cimatec, Salvador, 2011. Disponível em: [http://portais.fieb.org.br/portal\\_faculdades/images/portal/NRM/DissertacoesMCTI/dissertacao\\_de\\_marcos\\_batista.pdf](http://portais.fieb.org.br/portal_faculdades/images/portal/NRM/DissertacoesMCTI/dissertacao_de_marcos_batista.pdf). Acesso em: 02 jan. 2014.

KIRBY, L.; Sirovich, A. M. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. **Journal Opt. Soc. Am.**, v. 4, n. 3. p. 519-524, março 1987.

LORENA, A. C; CARVALHO, A. C. P. L. F. Uma Introdução às Support Vector Machines. **RITA – Revista de Informática Teórica**, v. 14, n. 2, p. 43-67, 2007

MARQUES FILHO, Ogê; VIEIRA NETO, Hugo. **Processamento Digital De Imagens**. Rio de Janeiro: Editora Brasport, 1999.

OLIVEIRA, D. F. **Dilema da diversidade-accurácia: um estudo empírico no contexto de multiclassificadores**. 2008. 91 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Mestrado em Sistemas e Computação. Natal: UFRN, 2008.

ORL. AT&T Laboratories. **THE ORL Database of faces**. 2002. Disponível em: <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>. Acesso em: 2 jan. 2014.

PAIVA, M. S. V. **Detecção de Faces Humanas em Imagens Coloridas Utilizando Redes Neurais**, São Paulo, 2010. 112 f. Dissertação (Mestrado) – Curso de Mestrado em Engenharia Elétrica. São Carlos: USP, 2010.

SÃO PAULO. SECRETARIA DE SEGURANÇA PÚBLICA. (Org.). **Dipol: Departamento de Inteligência da Polícia Civil: Ações de Segurança**. 2010. Disponível em: <[http://www.ssp.sp.gov.br/acoes/acoes\\_reforma-dipol.aspx](http://www.ssp.sp.gov.br/acoes/acoes_reforma-dipol.aspx)>. Acesso em: 2 jan. 2014.

SHEN, L.; BAI, L. 2006. A review on Gabor wavelets for face recognition. **Pattern Anal. Appl.** Vol. 9, n. 2, p. 273-292, setembro 2006.

SILVA, G. N. **Estudo da técnica PCA (Análise de Componentes Principais) e Auto-faces aplicadas ao reconhecimento de faces humanas**. Marília, 2009. TCC – Curso de Bacharelado em Ciência da Computação, FUNDAÇÃO DE ENSINO “EURÍPIDES SOARES DA ROCHA” CENTRO UNIVERSITÁRIO EURÍPIDES DE MARÍLIA – UNIVEM.

TRIGGS, B.; DALAL, N. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. **Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05)**, p. 886-893, 2005.

VIOLA, Paul; JONES, Michael. Robust Real-Time Face Detection. **International Journal Computer Vision**, Hingham, v. 57, n. 2, p.137-154, maio 2004.