

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO ACADÊMICO DE INFORMÁTICA
TECNOLOGIA EM ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE SISTEMAS**

**CARINA CRISTINA ROSA
FELIPE BUENO**

**IDENTIFICAÇÃO DE EMOÇÕES MEDIANTE EXPRESSÕES FACIAIS
EM IMAGENS DE WEBCAM UTILIZANDO TÉCNICAS DE
APRENDIZAGEM DE MÁQUINA EM AMBIENTE WEB**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

PONTA GROSSA

2013

CARINA CRISTINA ROSA

FELIPE BUENO

**IDENTIFICAÇÃO DE EMOÇÕES MEDIANTE EXPRESSÕES FACIAIS
EM IMAGENS DE WEBCAM UTILIZANDO TÉCNICAS DE
APRENDIZAGEM DE MÁQUINA EM AMBIENTE WEB**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito parcial à obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas, do departamento acadêmico de Informática, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientadora: Thalita Scharr Rodrigues

Co-Orientador: Wellton Costa de Oliveira

PONTA GROSSA

2013



Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Ponta Grossa

Diretoria de Graduação e Educação Profissional



TERMO DE APROVAÇÃO

IDENTIFICAÇÃO DE EMOÇÕES MEDIANTE EXPRESSÕES FACIAIS EM
IMAGENS DE WEBCAM UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZAGEM DE
MÁQUINA EM AMBIENTE WEB
por

CARINA CRISTINA ROSA
FELIPE BUENO

Este Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) foi apresentado em 26 de março de 2013 como requisito parcial para a obtenção do título de Tecnólogo em Análise e Desenvolvimento de Sistemas. Os candidatos foram arguidos pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

Thalita Scharr Rodrigues
Profa. Orientadora

Wellton Costa de Oliveira
Membro titular

Simone de Almeida
Membro titular

Helyane Bronoski Borges
Responsável pelos Trabalhos
de Conclusão de Curso

Simone de Almeida
Coordenador do Curso
UTFPR - Campus Ponta Grossa

Dedicamos este trabalho aos nossos pais
que sempre estiveram presentes na
nossa vida ajudando-nos a crescer e
dando-nos subsídios para que
pudéssemos obter conhecimento.

AGRADECIMENTOS

CARINA CRISTINA ROSA

A Deus, pois sem Ele, nada seria possível e não estaríamos aqui reunidos, desfrutando, juntos, destes momentos que nos são tão importantes.

A Professora Thalita e Professor Wellton, pela contribuição com seus conhecimentos e sugestões na orientação desse TCC.

Ao meu Namorado e Marido Thiago, pelo amor, pela compreensão por estar ao meu lado nos momentos bons e ruins e por sempre me dar forças para lutar por meus objetivos. Te Amo Muito!!

À minha família, ela inteira, pelo acompanhamento e apoio, pela compreensão de que um universitário em fim de curso não tem tempo nem para respirar. Também as conversas e o interesse, as dúvidas e os estímulos.

Ao meu pai, agradeço a você por tudo que hoje sou... Só eu sei o quanto está sendo difícil essa vida sem você... sem ter o meu porto seguro. Não culpo Deus por tê-lo levado, se isso aconteceu foi porque estava merecendo o seu descanso e a paz. Descanso de uma vida cheia de preocupações e muito trabalho. Sim, porque foi isso que vi a vida inteira. Você trabalhando e, mesmo assim, preocupado se estávamos tendo a vida que queríamos. Sempre me deu tudo de melhor.. você foi e sempre será o melhor pai do mundo. Queria muito ter dito isso olhando nos seus olhos, mas nunca tive coragem. Sei que deve estar vendo eu digitar esse texto, por isso direi: EU TE AMO!

À minha mãe pela confiança e amor sincero, a quem está sempre comigo e em meu coração.

Aos meus colegas da universidade, que me acompanharam por estes anos. Citar nomes, aqui, me levaria a uma obrigatória omissão ou esquecimento, portanto fica a mensagem: obrigado por terem crescido comigo.

A todos que direta ou indiretamente contribuíram para a conclusão desta pesquisa.

A mim mesma, pela iniciativa e dedicação!!!!

AGRADECIMENTOS

FELIPE BUENO

A Deus, pelo dom da vida, pelo seu amor infinito, sem Ele nada sou, pela força de seu Espírito que me move quando já não consigo.

A Professora Thalita e Professor Wellton, pela contribuição com seus conhecimentos e sugestões na orientação desse TCC.

Aos meus pais, pelo acompanhamento e apoio, por me ensinarem a sempre seguir com humildade onde quer que eu esteja, pela compreensão de que um universitário em fim de curso não tem tempo nem para respirar.

À minha namorada, por compreender a minha ausência na maior parte desse tempo, e por sempre me dar forças e aguentar quando eu começava a falar sobre o tema do TCC. Te Amo Muito!!

Aos meus colegas da universidade, que me acompanharam por estes anos. Citar nomes, aqui, me levaria a uma obrigatória omissão ou esquecimento, portanto fica a mensagem: obrigado por terem crescido comigo.

A todos que direta ou indiretamente contribuíram para a conclusão desta pesquisa.

A mim mesmo, pela iniciativa e dedicação!!!!

RESUMO

ROSA, Carina Cristina, BUENO, Felipe. **IDENTIFICAÇÃO DE EMOÇÕES MEDIANTE EXPRESSÕES FACIAIS EM IMAGENS DE WEBCAM UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA EM AMBIENTE WEB.** 2013. 54 f. Trabalho de Conclusão de Curso de Tecnologia em Análise e Desenvolvimento de Sistemas - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Ponta Grossa, 2013.

Por meio de diversas pesquisas realizadas na literatura relacionadas com reconhecimento de expressões faciais, percebeu-se a ausência de aplicações no contexto web, ou seja, com uma interface para o usuário final sendo exibida em um navegador comum, com acesso a webcam. O presente trabalho propõe uma solução utilizando a internet para realizar esta tarefa. O trabalho é inicializado com a revisão bibliográfica referente a emoções, reconhecimentos de padrões e análise de trabalhos correlatos. Posteriormente é estudada a metodologia de desenvolvimento. Após a execução das tarefas anteriores, é desenvolvidos os módulos do sistema, bem como a definição do esquema de treinamento da PCA (Análise de Componentes Principais) e a aquisição de imagens para tal tarefa. Com a base de dados CAFE e utilizando o processamento de equalização de histograma juntamente com o filtro Sobel, definidos na biblioteca JavaCV, obteve-se uma taxa de reconhecimento de 100% para a emoção alegria.

Palavras-chave: Análise de Componentes Principais. Processamento de Imagens. Reconhecimento de Padrões. JavaCV.

ABSTRACT

ROSA, Carina Cristina, BUENO, Felipe. **IDENTIFICATION OF EMOTIONS THROUGH FACIAL EXPRESSIONS IN WEBCAM IMAGES USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES IN WEB ENVIRONMENT**. 2013. 54 f. Work Completion Course Technology Analysis and Systems Development - Federal Technological University of Paraná. Ponta Grossa, 2013.

Through various researches in the literature related to facial expressions recognition, it was noticed the lack of web context applications, in other words, with an end-user interface running on a common web browser with access to webcam. This work proposes a solution using the internet to accomplish this task. The work will start with a literature review concerning emotions, pattern recognition and analysis of related works. After that will be studied development methodology. After performing the previous tasks will be developed system modules, as well as the definition of the training scheme of PCA (Principal Component Analysis) and image acquisition for such a task. With CAFE database and using the histogram equalization processing with the Sobel filter as defined in JavaCV library, obtained a joy emotion recognition rate of 100%.

Keywords: Principal Component Analysis. Image Processing. Pattern Recognition. JavaCV.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1- Teoria de Cannon-Bard e James–Lange.....	20
FIGURA 2 – Amygdala.....	21
FIGURA 3 – (A) Partes do Cérebro e (B) Funcionamento da Amygdala.....	21
FIGURA 4 - Técnicas de extração de emoções. (a) técnicas fisiológicas, (b) expressões faciais.....	22
FIGURA 5 - Categorização de Hjelmås E Low (2001)	23
FIGURA 6 – Representação geral Para o processo de classificação	24
FIGURA 7 – Imagens com Filtro Sobel aplicado.....	24
FIGURA 7 – Equalização de Histograma	23
FIGURA 8 - Correção Gama	26
FIGURA 9 - Filtro gaussiano com diferentes desvio padrão.	27
FIGURA 10 – Esquema da Aplicação de <i>Pca</i>	28
FIGURA 11 – Imagens de Mulheres Japonesas com emoções de nojo, feliz e surpresa.	29
FIGURA 12 – imagens do bando de dados faces com emoções de felicidade, nojo e medo.	29
FIGURA 13 - Taxa de sucesso na inferência emocional.....	30
FIGURA 14 – Atividades Realizadas para o reconhecimento da emoção.	33
FIGURA 15 – Classe adaptada Javacv (Facedetection.Java).....	36
FIGURA 16 – Filtro de sobel implementado.	37
FIGURA 17 - Aplicação dos filtros correção gama, dog e equalização de histograma.....	37
FIGURA 18 – EXEMPLO DA BIBLIOTECA JAVACV.....	38
FIGURA 19 - Eigendecomposite	38
FIGURA 20 - Base de dados cafe	39
FIGURA 21 - Base de dados jaffe	39
FIGURA 22 - Base de dados funcionários Frísia.....	40
FIGURA 23 - Base de dados Faces	41
FIGURA 24 – Interface do sistema.....	42

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Sete emoções básicas por paul ekman.	16
TABELA 2 - Primeiro experimento (percentual de acerto, por base e por pré-processamento).....	43
TABELA 3 – Matriz de donfusão dafe (1 ^o Experimento).....	43
TABELA 4 – Matriz de confusão jaffe (1 ^o experimento).....	44
TABELA 5 – Matriz de confusão faces (1 ^o experimento).....	44
TABELA 6 - Segundo experimento (percentual de acerto, por base e por pré-processamento).....	43
TABELA 7 – Matriz de confusão jaffe-cafe (2 ^o experimento).....	45
TABELA 8 - Terceiro experimento (percentual de acerto, por base e por pré-processamento).....	46
TABELA 9– Matriz de confusão cafe (3 ^o experimento).....	47
TABELA 10– Matriz de confusão cafe (3 ^o experimento).....	47
TABELA 11– Matriz de confusão faces (3 ^o experimento).....	47
TABELA 12 - Quarto Experimento (Percentual De Acerto, Por Base E Por Pré-Processamento)	48
TABELA 13– Matriz de confusão faces-jaffe (4 ^o experimento).....	48
TABELA 14– Matriz de confusão faces-cafe (4 ^o experimento).....	49
TABELA 15– Matriz de confusão jaffe – cafe (4 ^o experimento).....	49
TABELA 16– Matriz de confusão jaffe – cafe - faces (4 ^o experimento)	50
TABELA 17 - Quarto experimento (percentual de acerto, por base e por pré-processamento).....	51
TABELA 18– Matriz de confusão jaffe - faces (5 ^o experimento).....	51
TABELA 19– Matriz de confusão faces - cafe (5 ^o experimento).....	51
TABELA 20– Matriz de confusão jaffe - cafe (5 ^o experimento).....	52
TABELA 21 – Matriz de confusão jaffe – cafe - faces (5 ^o experimento)	52

LISTA DE ABREVIACOES E SIGLAS

CAFE	<i>California Facial Expressions</i>
DoG	<i>Difference of Gaussians</i>
FACS	<i>Facial Action Coding System</i>
FCP	<i>Facial Characteristic Point</i>
JAFFE	<i>Japanese Female Facial Expression</i>
OpenCV	<i>Open Source Computer Vision</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PDI	Processamento Digital de Imagens
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
UAs	Unidades de Ao
XML	eXtensible Markup Language

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 OBJETIVOS	13
1.1.1 Objetivo Geral	13
1.1.2 Objetivos Específicos	14
1.2 JUSTIFICATIVA	14
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO.....	14
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	16
2.1 EMOÇÕES	16
2.1.1 O Cérebro e a Resposta Afetiva.....	18
2.2 FORMAS DE IDENTIFICAÇÃO DE EMOÇÕES	20
2.3 RECONHECIMENTO DE PADRÕES.....	21
2.3.1 Aplicação de Técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI)	22
2.3.2 Equalização de Histograma e Filtro Sobel.....	23
2.3.3 Correção Gama e Diferenças Gaussianas	24
2.3.4 PCA (Principal Component Analysis)	26
2.4 TRABALHOS CORRELATOS	27
2.4.1 Bancos de imagens: JAFFE e FACES	29
3. MATERIAL E MÉTODOS	33
4. EXPERIMENTOS, RESULTADOS E DISCUSSÕES	40
4.1 PRIMEIRO EXPERIMENTO.....	41
4.3 TERCEIRO EXPERIMENTO.....	44
4.4 QUARTO EXPERIMENTO	46
4.4 QUINTO EXPERIMENTO	48
5. CONCLUSÃO.....	51
6 TRABALHOS FUTUROS	53
REFERÊNCIAS.....	54

1 INTRODUÇÃO

Segundo Alves (2008, p.1) "Uma emoção é um estado mental e fisiológico associada a uma ampla variedade de sentimentos, pensamentos e comportamentos". Juntamente com olhar a expressão facial é uma das formas que os seres humanos utilizam para expressar suas emoções, interagindo assim com as outras pessoas (PESTANA, 2005). Para Picard (1997), computação afetiva é o estudo das emoções em diversos sistemas de informação.

Segundo Sandmann e Senaga (2002), os seres humanos utilizam o reconhecimento facial para identificar quais são os ânimos de uma pessoa, definindo assim o tipo de interação apropriada. Tal tarefa é consideravelmente fácil para o cérebro humano, porém para um computador não. Uma solução para essa situação é utilizar modelos matemáticos que representem a tarefa cerebral de aprendizado.

Oliveira (2008) utilizou árvore de decisão em conjunto com a metodologia FACS (Sistema Psicológico de codificação Facial) (EKMAN et al, 2002), na qual "...classifica todos os movimentos musculares faciais, denominados de Unidades de Ação (AU).."(OLIVEIRA, 2008, pg 44) .

O presente trabalho tem como objetivo identificar expressões faciais a partir de imagens da internet por meio de webcam, utilizando a técnica de Análise de Componentes Principais.

1.1 OBJETIVOS

Para melhor delineamento do trabalho, foram definidos os seguintes objetivos:

1.1.1 Objetivo Geral

Identificar emoções em imagens capturas por meio de uma webcam em ambiente web;

1.1.2 Objetivos Específicos

- Coletar imagens de voluntários por meio de *webcam*;
- Realizar o pré – processamento nas imagens;
- Aplicar técnicas de aprendizado de máquina utilizando Análise de Componentes Principais para identificação das principais emoções;
- Realizar o treinamento com bases de imagens faciais disponíveis na internet;
- Realizar experimentos com imagens adquiridas de faces de voluntários;
- Retornar as emoções reconhecidas.

1.2 JUSTIFICATIVA

Durante pesquisas realizadas na literatura relacionadas com reconhecimento de expressões faciais, verificou-se a ausência de aplicações desse tipo em ambiente web, ou seja, com uma interface para o usuário final sendo exibida em um navegador comum com acesso a webcam.

Partindo deste pressuposto, o presente trabalho propõe uma solução utilizando a internet para realizar esta tarefa.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está dividido em cinco capítulos. No primeiro são descritos os objetivos e a motivação do mesmo.

O segundo capítulo apresenta a fundamentação teórica, onde são encontradas informações relacionadas ao conceito de emoção, resposta afetiva e das técnicas computacionais que foram utilizadas.

No terceiro capítulo aborda-se a metodologia do projeto, apresentando informações sobre os processamentos das imagens adquiridas, extração das emoções utilizando Análise de Componentes Principais, bases utilizadas para treinamento do algoritmo, entre outras.

No quarto capítulo são encontrados os resultados obtidos com o desenvolvimento deste trabalho, discutindo-se as taxas de acerto e erro do algoritmo utilizado.

E por fim, o quinto capítulo apresenta a conclusão do trabalho e indicações para trabalhos futuros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo aborda conceitos relacionados a Emoções, Processamento Digital de Imagem e Aprendizado de Máquina.

2.1 EMOÇÕES


De acordo com a literatura, o estudo de expressões faciais é antigo, desde a era egípcia já tinha-se curiosidade em entender as emoções humanas (AMARO, 2000). Entretanto, o estudo introdutório de caráter evolutivo ocorreu com Darwin em 1872, com a publicação de seu livro “*The expressions of the emotions in man and Animals*”. Para Darwin, algumas emoções dos seres humanos são herdadas de seus antepassados. Isso explicaria, por exemplo, o motivo pelo qual as pessoas tenderiam a mostrar os dentes quando sentem raiva.

Conforme Jaques e Vicari (2005), Darwin e Ekman possuem a mesma ideologia, ou seja, para Darwin as emoções podem ser encontradas em diferentes culturas, enquanto que para Ekman existe um conjunto de expressões faciais que são universais. A partir disso surgem as teorias das emoções básicas.







Ekman (2003) identificou as sete emoções básicas: tristeza, raiva, surpresa, medo, nojo, neutro e alegria, sendo que segundo o autor, são congênitas. Em cada emoção, Ekman apontou as alterações dos movimentos musculares, como também os elementos faciais (sobrancelhas, olhos, boca), que podem ser visualizados na Tabela 1 abaixo.

Tabela 1 – Sete emoções básicas por Paul Ekman.

(continua)

EXPRESSÃO	DESCRIÇÃO
	1- ALEGRIA Sobrancelhas relaxadas, boca aberta e sorriso.

**Tabela 1 – Sete emoções básicas por Paul Ekman.
(conclusão)**

	EXPRESSÃO	DESCRIÇÃO
	2- TRISTEZA	Olhos caídos, perda de foco, lábios para baixo.
	3- RAIVA	Sobrancelhas contraídas, lábios pressionados, abertos, mostrando os dentes.
	4- NOJO	Sobrancelhas e olhos relaxados, canto do lábio contraído.
	5- MEDO	Sobrancelhas levantadas, esticadas, lábios e olhos tensos.
	6- SURPRESA	Sobrancelhas levantadas, lábios abertos.
	7- NEUTRO	Sobrancelhas, normais, lábios e músculos relaxados

Fonte: EKMAN, PAUL. *Emotion Revealed: Recognizing faces and feelings to improve communication and emotional life.* [S.l]: Times Books, 2003.

Adaptador pelos autores.

Segundo Oliveira (2011) as linhas de pesquisa de Teoria Cognitiva e da Teoria de James-Lang tentam estabelecer padrões de respostas emocionais e sua importância no comportamento humano.

Para Broekens e Degroot (2004) analisam a teoria de James Lang, a qual diz que a emoção é a interpretação das reações corporais que são provocadas por um evento, ou seja, uma pessoa observa algo que muda os seu comportamento, causando palpitações, angústia, falta de ar. O cérebro reconhece os sintomas e gera a emoção. Já a teoria Cognitiva de Cannon-Bard afirma o inverso, ou seja, há o estímulo sensorial, de modo que a pessoa percebe o estímulo, o cérebro o processa e apresenta a emoção resultante. A diferença entre as teorias supracitadas é apresentada na Figura 1.

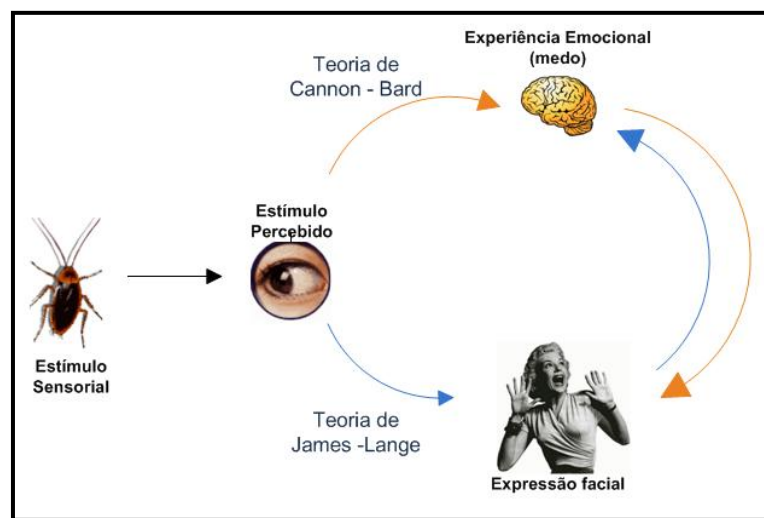


Figura 1 - Teoria de Cannon-Bard e James-Lange
Fonte: BEAR et al., (2007) Adaptado pelos autores

2.1.1 O Cérebro e a Resposta Afetiva

O termo “Resposta Afetiva” é utilizado para determinar qual emoção é gerada em um indivíduo quando ele visualiza uma imagem específica (HOFFMANN; KELLEN, 1981). Enquanto não existe um consenso entre os pesquisadores sobre a emoção, a neurociência tem pesquisado sobre a participação do cérebro no processo da resposta afetiva.

Analisando pelo lado da neurociência, Ledoux (1996) diz que a parte funcional do cérebro responsável por identificação de perigo é a Amygdala, estrutura em forma de amêndoa, situada acima do tronco cerebral (Figura 2). Ela é essencial para a auto-preservação, responsável em deixar a pessoa em situação de alerta, exemplificando: fugir ou lutar.

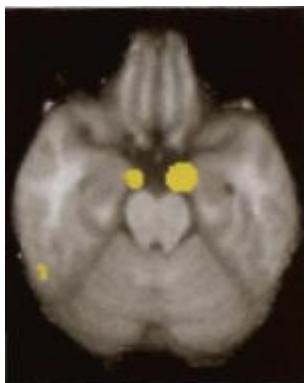


Figura 2 – Amygdala
Fonte: BEAR et al., (2007, P.575)

Segundo Ledoux (1995), a Amygdala funciona da seguinte forma: uma pessoa recebe o estímulo ou dados sensoriais (ouvido, olhos, pele), o córtex sensorial interpreta o que foi recebido, o tálamo decide para onde os dados recebidos serão enviados, o hipocampo armazena e busca memórias passadas, a Amygdala, decodifica emoções e determina possíveis ameaças. Esse processo pode ser visualizado na Figura 3(B) e as áreas do cérebro, na Figura 3 (A).

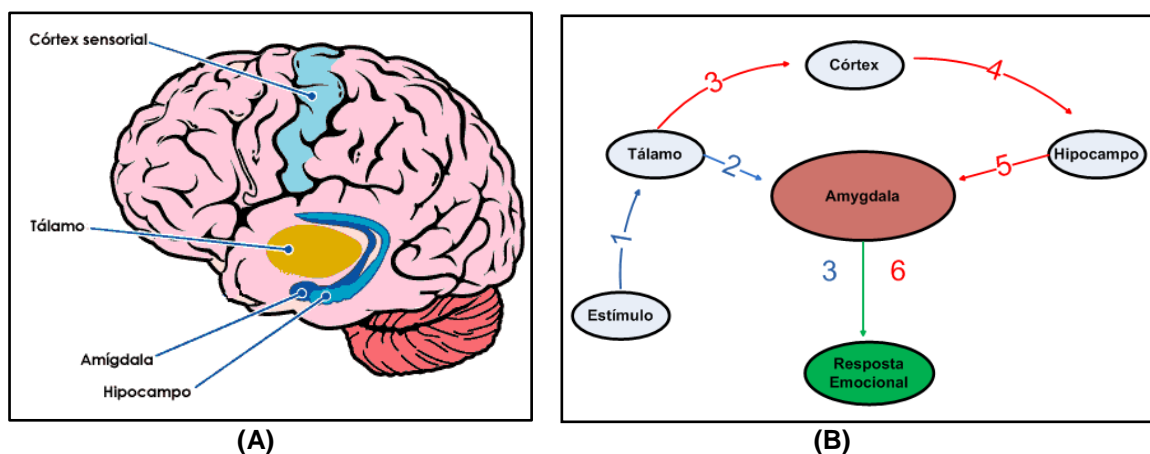


Figura 3 – (A) partes do Cérebro e (B) Funcionamento da Amygdala
Fonte: BEAR, M.; et al., Neuroscience: exploring the brain. 3 ed.[S.I.]: Lippincott Williams e Wilkins, 2006. Adaptado pelos autores.

Como descrito anteriormente, o tálamo decidirá qual caminho o dado recebido irá utilizar para chegar à outra parte do cérebro. Há o caminho curto (caminhos 1, 2 e 3 na Figura 3 (b)) e o caminho longo (caminho 1-3-4-5-6 na Figura 3 (B)). O caminho curto pode ser exemplificado quando as pessoas escutam uma porta batendo: esses dados irão para o tálamo, se o tálamo não consegue interpretar se o sinal é de

perigo ou não, envia a informação para a amígdala. Após análise do sinal, a amígdala recebe os impulsos neurais e a pessoa irá ficar nervosa/com medo.

Já no caminho longo, o dado do estímulo vai do tálamo para o córtex, em seguida para o hipocampo e por último para a amígdala. Utilizando o mesmo exemplo do caminho curto (porta batendo), o dado vai para o córtex e o mesmo analisa que pode existir mais de uma interpretação possível, conseqüentemente enviando a informação para o hipocampo. O hipocampo tenta buscar fatos relacionados a acontecimentos semelhantes já vividos, então, determina que a batida da porta pode ter sido causada por um vento ou coisa parecida. Sendo assim, o hipocampo envia uma mensagem para a amígdala, que por sua vez, faz com que a pessoa se tranquilize.

2.2 FORMAS DE IDENTIFICAÇÃO DE EMOÇÕES

Pesquisadores tentam estabelecer padrões para identificar emoções, segundo Soares (2011), há três métodos de mensurar emoções: o neurofisiológico, o cognitivo e a expressão facial, porém será abordado somente o neurofisiológico (Figura 4 (A)) e expressões faciais ((Figura 4 (B)). Esses métodos podem ser vistos na Figura 4.

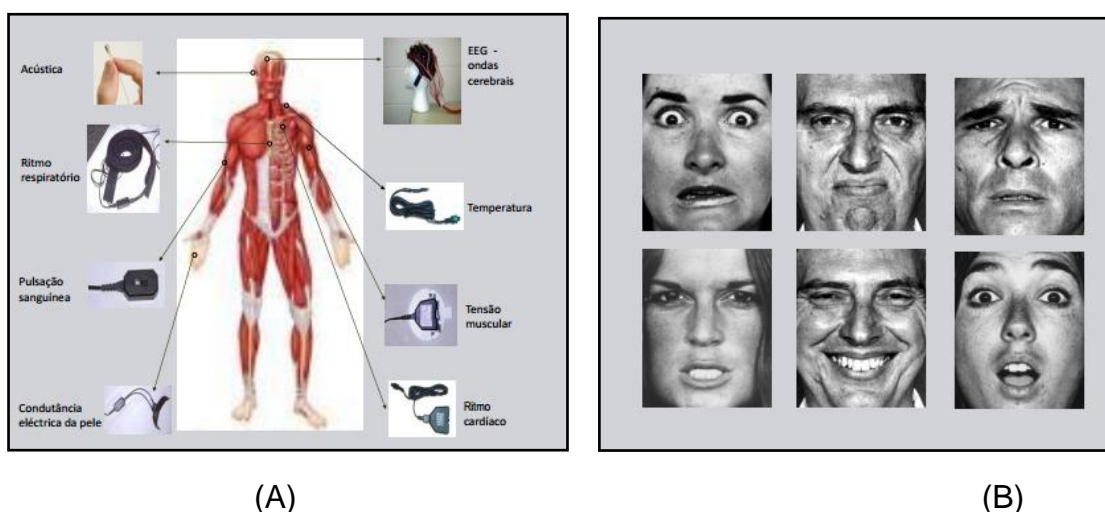


Figura 4 - Técnicas de extração de emoções. (A) Técnicas Fisiológicas, (B) Expressões Faciais
Fonte: Soares et al., (2011). Adaptado pelos autores.

Como se pode analisar na Figura 4 (a) há oito métodos para reconhecer as emoções, PR meio do som, ritmo respiratório, pulsação sanguínea, condutância

elétrica da pele, por ondas cerebrais, temperatura, tensão muscular e ritmo respiratório.

Como já descrito na seção Emoções, Paul Ekman utilizou como método de estudo expressões faciais de diferentes culturas para determinação das emoções básicas.

2.3 RECONHECIMENTO DE PADRÕES

Conforme Hjelmas e Low (2001) existem vários métodos de reconhecimento de padrões, sendo que neste trabalho são utilizados métodos focados em abordagens baseadas em imagens. Essas abordagens podem ser divididas em: *Linear Subspace Methods*, Redes Neurais e Abordagens Estatísticas. Esses métodos podem ser visualizados na Figura 5.

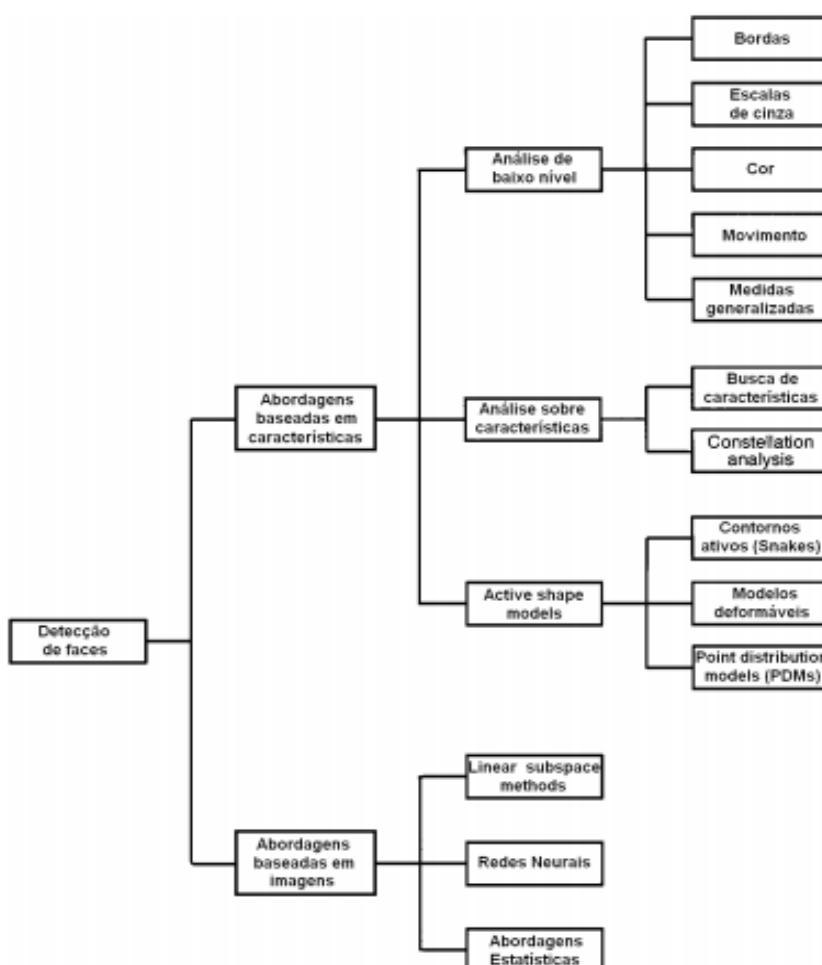


Figura 5 - Categorização de Hjelmas e Low (2001)

Fonte : Hjelmas e Low (2001)

Para Andrade Neto (1997):

Como em todo procedimento de reconhecimento de padrões, às várias abordagens de reconhecimento de face precisam aprender a caracterizar a face humana. Isto se realiza na etapa da construção do sistema, chamada de treinamento ou modelagem, onde são apresentados exemplos faciais ao modelo.

Em relação às técnicas de Reconhecimento de Padrões, a seguir são comentados conceitos relacionados a Processamento Digital de Imagens.

2.3.1 Aplicação de Técnicas de Processamento Digital de Imagens (PDI)

Para Queiroz e Gomes (2001), o ser humano possui uma evidente capacidade de reconhecimento de padrões, porém ele é restrito em processar um enorme volume de informação presente em uma imagem. Há diversos motivos para que o olho humano não consiga interpretar estas informações como, por exemplo, degradações e distorções.

O objetivo principal do processamento de imagem é facilitar a extração de informações das imagens, portanto verifica-se assim que o processamento digital se torna obrigatório durante o processo de interpretação de imagens.

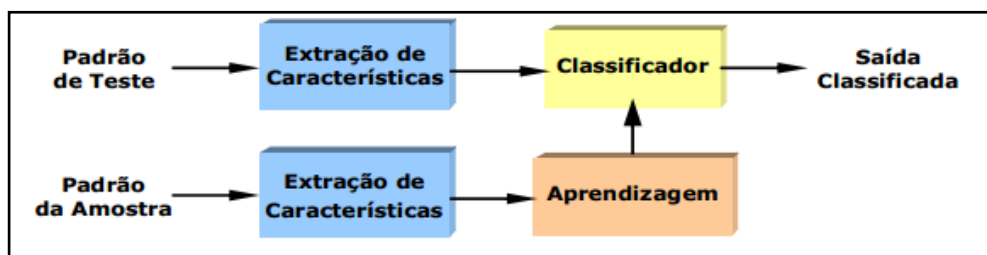


Figura 6 – Representação geral para o processo de classificação

Fonte: Queiroz e Gomes (2001, p.26)

Ainda para Queiroz e Gomes (2001)

“As técnicas de reconhecimento de padrões podem ser divididas em 2 tipos principais: classificação baseada em aprendizagem supervisionada e não-supervisionada. Por sua vez, os algoritmos de classificação supervisionada subdividem-se em paramétricos e não-paramétricos. O classificador paramétrico é treinado com uma grande quantidade de amostras rotuladas (conjunto de treinamento, padrões cujas classes se conhecem a priori) para que possa estimar os parâmetros estatísticos de cada classe de padrão (e.g. média, variância). Exemplos de classificadores supervisionados são os de distância mínima e o de máxima verossimilhança. Na classificação não

paramétrica, os parâmetros estimados do conjunto de treinamento não são levados em consideração. Um exemplo de classificador não paramétrico é o dos K-vizinhos mais próximos. Na classificação não supervisionada, o classificador particiona o conjunto de dados de entrada a partir de algum critério de similaridade, resultando em um conjunto de clusters ou grupos, cada um dos quais normalmente associado a uma classe. Na área de reconhecimento de objetos, destacam-se os algoritmos e técnicas baseadas em redes neurais (com variantes tanto para classificação supervisionada como para classificação não-supervisionada)". (QUEIROZ e GOMES, 2001, p.27).

2.3.2 Equalização de Histograma e Filtro Sobel

A etapa de pré-processamento modifica e prepara os valores dos *pixels* de uma imagem para que as operações seguintes alcancem melhores resultados. Uma das mais simples e mais importantes técnicas de realce é a **equalização do histograma**. O histograma representa as frequências relativas de ocorrência de vários níveis digitais de uma imagem (JAI, 1989). Nesse contexto, a equalização do histograma serve para uniformizar os valores dos níveis digitais de tal forma que se obtenha uma imagem com maior qualidade.

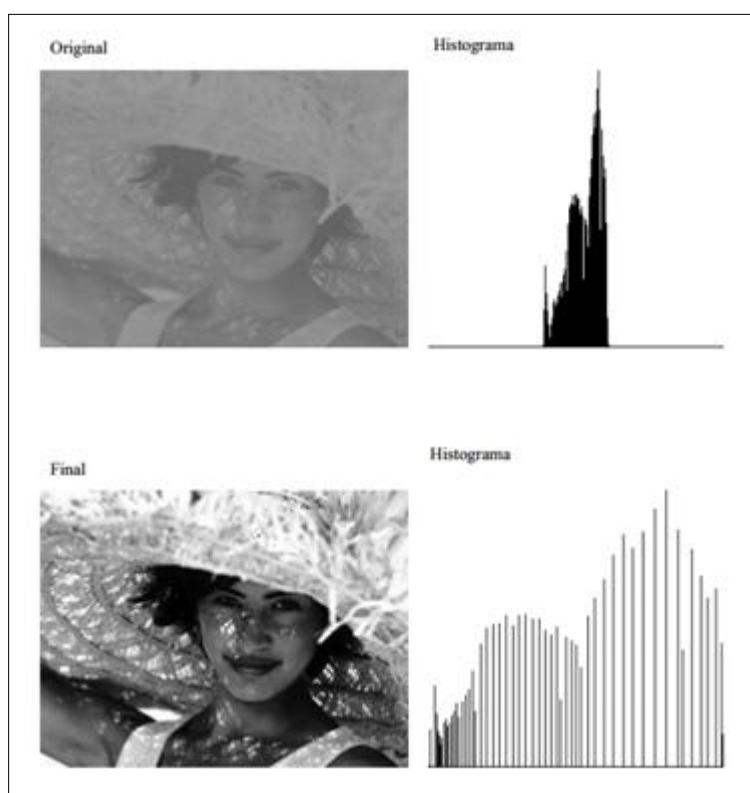


Figura 7 – Equalização de Histograma
Fonte: GATTASS, (2009 P.15)

Conforme Facon (2005), a detecção de bordas é um processo muito utilizado, sendo que a borda é uma mudança brusca do nível de coloração entre duas regiões consideradas homogêneas. Sua detecção é importante para que haja diferenciação entre duas regiões numa imagem, para posterior análise. O autor também aborda o **operador de Sobel** sendo um detector de bordas utilizado para obter descontinuidades na coloração da imagem, ou seja, ele permite a determinação de seus contornos. Sobel utiliza duas matrizes com valores que representam a possível variação da coloração para detectar se o ponto faz parte ou não de algum contorno. A Figura 8 apresenta algumas imagens resultantes da aplicação do método Sobel.

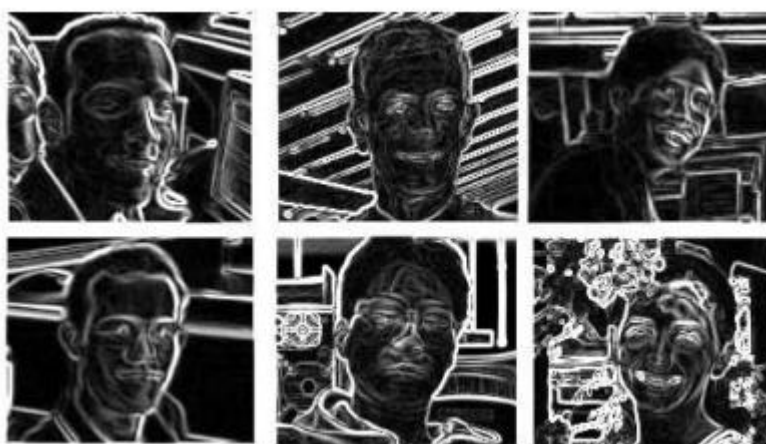


Figura 8 – Imagens com filtro Sobel aplicado
Fonte: MA (2007, p.20)

2.3.3 Correção Gama e Diferenças Gaussianas

Para Gattass (2009), a finalidade da correção gama e tirar a Luminosidade da foto. Ele substitui o valor da luminosidade de cada pixel por outro. Pode-se analisar a transformação na Figura 8, onde em (a) a imagem está sem a correção e em (b) com a correção gama.

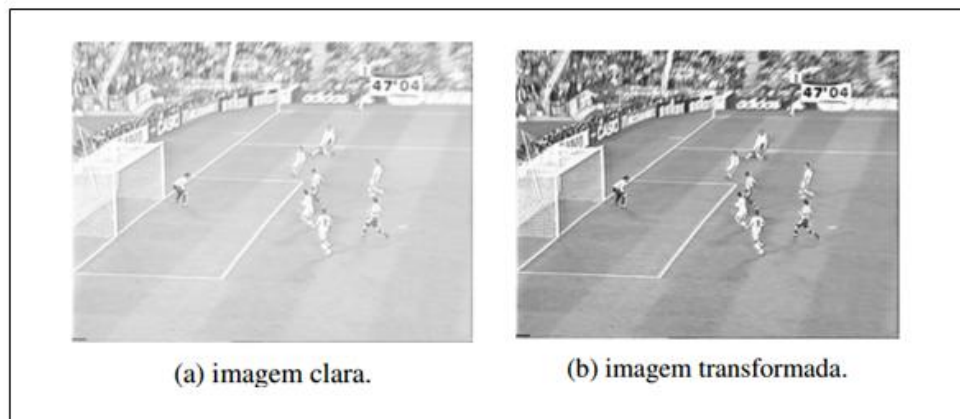


Figura 9 - Correção gama
Fonte: GATTASS, (2009 P.15)

Segundo Araujo (2010) o objetivo da Correção gama é aumentar a faixa dinâmica de regiões escuras e diminuir de regiões mais claras, ou seja, diminuir o efeito sombra das imagens, mesmo com essa diminuição os gradientes das sombras permanecem “estes efeitos são gerados por componentes de baixa frequência. Por outro lado, componentes de alta frequência, como o ruído, também são indesejáveis” (ARAUJO, 2010 p. 26). Com isso é utilizado o filtro de diferenças gaussianas, conhecido como DoG (*Difference of Gaussians*) ou filtro de passa-faixa (suavização de imagens). “A gaussiana com desvio padrão menor é responsável por filtrar os detalhes de alta frequência, enquanto a gaussiana com desvio padrão maior é responsável por filtrar os detalhes de baixa frequência.” (ARAUJO, 2010 p. 27) pode-se analisar o funcionamento do filtro na Figura 9. O filtro gaussiano faz uma suavização delicada preservando os contornos.

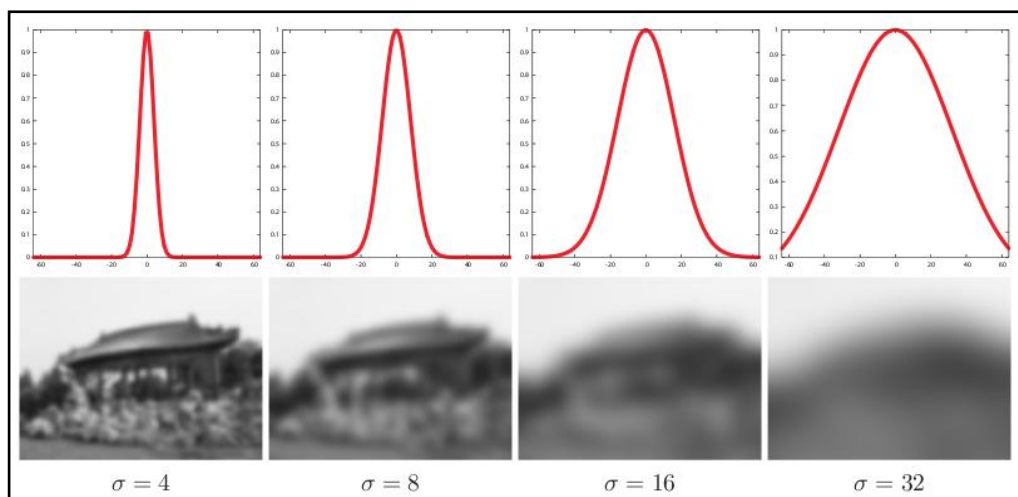


Figura 10 - Filtro gaussiano com diferentes valores de desvio padrão

Fonte: ALVES (2013, p.1)

Após o pré-processamento de imagens, podem ser aplicadas diversas técnicas para o reconhecimento de padrões, conforme visto anteriormente. A seguir são apresentadas informações sobre Análise Principal de Componentes, indicada pela sigla original (PCA) no presente trabalho.

2.3.4 PCA (Principal Component Analysis)

Conforme Bouroche (1982), a análise de componentes principais tem por objetivo descrever os dados contidos em um quadro de indivíduos/variáveis numéricas: p variáveis serão medidas com n indivíduos. Esta é considerada um método fatorial, pois a redução do número de variáveis não se faz por uma simples seleção de algumas variáveis, mas pela construção de novas variáveis sintéticas, obtidas pela combinação linear das variáveis iniciais, por meio dos fatores.

Conforme Regazzi (2001), para determinar os componentes principais, primeiramente é calculada a matriz de variância-covariância (Σ), ou a matriz de correlação (R). A seguir, são encontrados os autovalores e os autovetores e, por fim, são escritas as combinações lineares. Essas combinações serão as novas variáveis (componentes principais), de modo que cada componente é uma combinação linear de todas as variáveis originais, sendo que as mesmas são independentes entre si. A Figura 10 apresenta o processo descrito anteriormente.

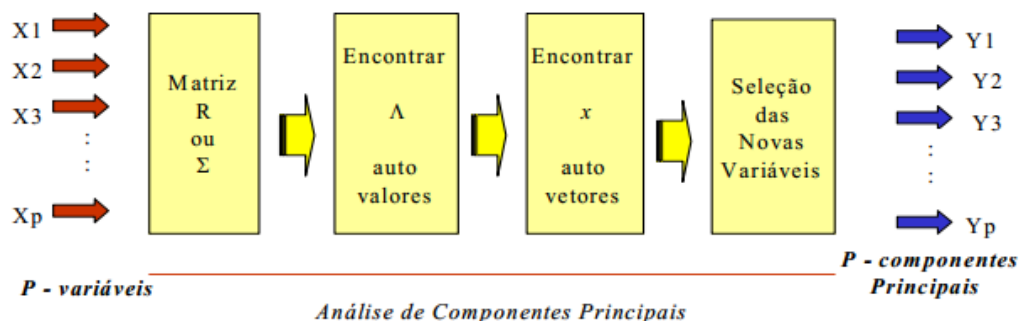


Figura 11 – Esquema da aplicação de PCA

Fonte: Souza (2000, p.25)

Em relação ao processamento de imagens, de uma maneira simplificada, o PCA funciona desse modo: depois da obtenção de imagem contendo uma face, é realizada a extração de informações relevantes, posteriormente sendo comparadas com informações de outras imagens contidas em um banco de dados.

Para Hiremath e Mayakar (2009), depois de o PCA encontrar padrões nas imagens, é feita compactação dos dados sem perder uma quantidade significativa de informação. Desse modo, esse método também pode ser utilizado para compressão de imagens.

2.4 TRABALHOS CORRELATOS

Alves, et al (2012) fizeram um estudo estatístico sobre indivíduos com ansiedade social e com pessoas consideradas sem ansiedade (voluntários controle). Para a atribuição de emoções (alegria, medo, tristeza e raiva) utilizaram como base de dados oito fotografias de expressões faciais neutras coloridas de dois modelos masculinos e dois femininos extraídas da série *NimStim Emotional Face Stimuli Database* (ALVES et al, 2012).

Empregaram o método de escolha forçada, sendo que não foi informado aos participantes que seriam utilizadas faces com expressões faciais neutras, para não instigar os mesmos. Foi feita a análise geral e os autores obtiveram como resultado atribuições das emoções de medo e tristeza para faces neutras. Posteriormente, foi realizada a análise por sexo dos participantes, para verificar se essa variável possuiu efeito sobre a atribuição de emoções. Os resultados mostraram que tanto na análise geral quanto na análise do grupo masculino foi atribuído medo às faces neutras. Já no grupo feminino com ansiedade social, atribuíram com maior frequência a emoção de tristeza para a face neutra. Em resumo, foram atribuídas mais emoções negativas (medo, raiva, tristeza) do que emoções positivas para ambos os grupos experimentais.

Pode-se observar que faces neutras evocam respostas emocionais nos participantes, diferentemente do presente trabalho, onde o sistema deverá apresentar como resposta qual emoção cada imagem exhibe. Além disso, verifica-se que a mesma base de dados pode ser utilizada para realizar o treinamento do sistema, ou seja, para o sistema aprender como identificar uma emoção.

Balda et al (2009), fizeram um estudo com uma amostra de 405 pessoas para analisar em uma sequência de fotos de crianças recém-nascidas, a fim de verificar qual criança estava sentindo dor. Assim, os autores tiveram como objetivo determinar quais fatores (em adultos) interferem no reconhecimento de dor na expressão facial de recém-nascidos. Os adultos selecionados deveriam possuir algum contato com dores de recém-nascido, conseqüentemente foram divididos em: profissionais da saúde, pais de recém-nascidos saudáveis, pais de recém-nascidos doentes e pais de crianças mais velhas. Todos os adultos responderam a um questionário contendo dados pessoais, profissionais e socioeconômicos.

As oito fotografias tiradas dos recém-natos tinham o seguinte contexto: Foto 1 (neonato sem receber nenhuma manipulação), Foto 2 (neonato exposto a luz solar), Foto 3 (repouso), Foto 4 (foi passado algodão com álcool no pezinho), Foto 5 (fricção), Foto 6 (repouso), Foto 7 (teste do pezinho - fura-se o pezinho do bebe com uma agulha para a coleta do sangue com intuito de fazer o teste de hipoglicemia), Foto 8 (repouso). A Foto 7 foi considerada como acerto referente à dor do neonato e as outras fotos como erro. Com os resultados obtidos foram feitas análises estatísticas a partir de regressão linear múltipla.

De modo geral os resultados obtidos foram:

Um número menor de acertos para os entrevistados sem parceiro fixo, com maior número de filhos, renda per capita elevada, atuação profissional na área da saúde e escolaridade inferior a 16 anos ou com atuação profissional em outras áreas e escolaridade superior a 16 anos. (Balda e al, 2009, p.164)

Em Saudagare e Chaudhari (2012), utilizou-se da técnica de redes neurais artificiais para o reconhecimento de Expressões Faciais, e Análise de Componentes Principais para extração de características. A rede neural artificial, que é um tipo de inteligência artificial, representa um modelo matemático da disposição dos neurônios biológicos, possibilitando a solução de problemas de reconhecimento de padrões, entre outros. Ela é formada por neurônios, que possuem pesos que são adaptados durante as sinapses (quando ocorre a troca de informações entre os neurônios). Ela é subdividida em camada de entrada, oculta e de saída, podendo haver mais de uma camada oculta. Os fatores determinantes na utilização da rede neural são a definição de sua arquitetura (*Feed Forward Network, Hopfield Network*, entre outras), o número de camadas, o número de neurônios e o método de treinamento. No

trabalho abordado, foi utilizada a rede *Feed Forward Network*, com algoritmo de treinamento *retropropagation*, recebendo como entrada os *eigenvalues* de determinada região da face (boca, por exemplo), e tendo como saída a emoção identificada. O autor conclui que sua abordagem consegue obter uma solução eficaz para detecção de expressões faciais.

2.4.1 Bancos de imagens: JAFFE e FACES

Halawani (2011) fez um estudo semelhante ao presente trabalho, ou seja, detectar emoções a partir de fotos, porém, o autor tenta identificar quatro emoções faciais (Desgosto, Felicidade, Surpresa e Medo). O autor utilizou como metodologia o PCA (*Principal Component Analysis* ou Análise de componentes principais) e SVM (*Support Vector Machine*) e o *AdaBoost*. O PCA é um modo de identificar padrões de dados e evidenciar suas semelhanças e diferenças, utiliza como algoritmo *Eigenface/Fisherface*, considerado eficiente, pois extrai características importantes utilizando comparação que nada mais é que um vetor de imagens. O SVM e o *AdaBoost* são classificadores de aprendizagem de máquina.

A base de imagens JAFFE possui imagens de mulheres japonesas com 6 expressões faciais diferentes, totalizando em 215 imagens em escala de cinza, porém no trabalho apenas foram utilizadas 3 emoções. Podem-se analisar algumas fotos da base citada na Figura 11:

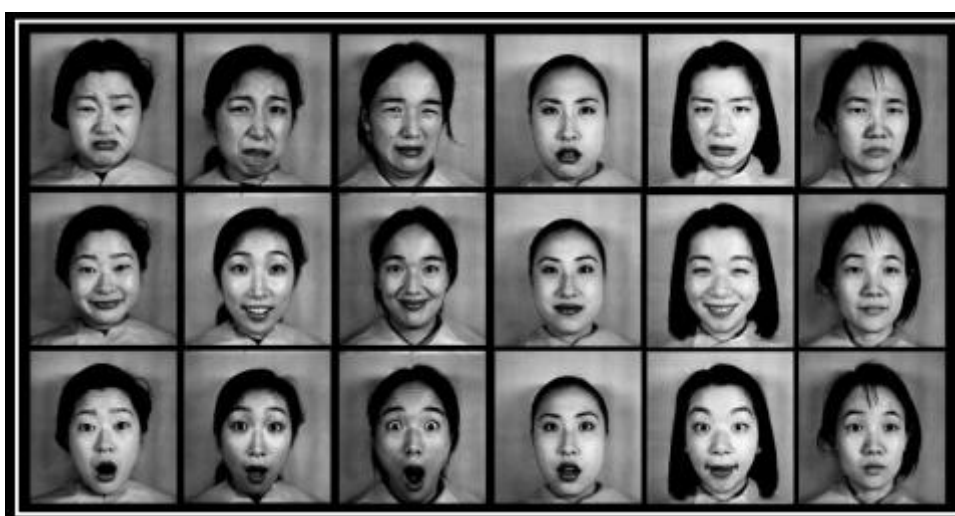


Figura 12 – Imagens de mulheres Japonesas com emoções de nojo, feliz e surpresa
Fonte: Halawani (2011, p. 19). Adaptado pelos autores.

Já o banco de dados FACES possui 72 imagens coloridas faciais de pessoas com diferentes idades, como pode ser visualizado na Figura 12.



Figura 13 – Imagens do bando de dados FACES com emoções de Felicidade, Nojo e medo

Fonte: Halawani (2011, p.20). Adaptado pelos autores.

Halawani (2011) testou as duas bases de dados separadamente, para evitar confusão. Na base de dados JAFFE (fotos em escala de cinza), o sistema tinha a capacidade de reconhecer três tipos de emoções: Felicidade, Nojo, e Surpresa (Figura 11), enquanto que na base de dados FACES (fotos coloridas) tinha que reconhecer as emoções: Felicidade, Nojo e Medo (Figura 12). Para os dois conjuntos de dados, o banco de dados foi dividido em dois arquivos para não sobrecarregar o treinamento e o arquivo de testes. O primeiro grupo de testes foi o banco de dados JAFFE, usando as imagens originais sem a aplicação do pré-processamento. O segundo grupo utilizou as imagens em escalas de cinza (JAFFE) depois de aplicar a etapa de pré-processamento e o terceiro grupo com as imagens coloridas utilizando o pré-processamento, pois não foi possível utilizar as imagens originais para extrair as características.

Para Halawani (2011), o sistema foi mais eficaz no banco de dados JAFFE, sendo a emoção que obteve alta taxa de acerto a felicidade, com taxa de desempenho de 90,37%. Já no banco de dados FACES, o algoritmo apresentou uma taxa de precisão de 61,9%. A explicação para este resultado inferior é por causa do PCA: a base de dados FACES possui pessoas de diferentes idades, de

modo que as pessoas mais velhas possuem rugas, assim podendo resultar em confusão no algoritmo.

As recomendações futuras feitas por Halawani (2011) são que ao invés de aplicar o PCA sobre toda a imagem, pode-se dividir a imagem em regiões como olhos, região da boca e região das sobrancelhas, para então aplicar o PCA para cada região individual. Após aplicar os classificadores, ensinando o sistema, a porcentagem de precisão será melhorada, já que o número de características será menor e o sistema será mais consistente para ensinar o classificador. Outra recomendação do autor é aumentar a quantidade de emoções de 4 emoções para 7.

Oliveira e Jaques (2008) detectaram as emoções (raiva, medo, repulsa, surpresa, alegria e tristeza) a partir do Sistema Psicológico de Codificação Facial, utilizando FACS (*Facial Action Coding System*) e um algoritmo para aprendizagem de máquina. FACS é um modelo criado por Paul Ekman e Wallace Friesen que padroniza as expressões faciais conforme as contrações musculares, chamadas de Unidades de Ação (UAs). “No modelo FACS, foram definidas 44 UAs que permitem representar mais de 7.000 expressões faciais diferentes” (OLIVEIRA, JAQUES, 2008, p.157).

O trabalho de Oliveira e Jaques (2008) optou em fazer o reconhecimento de expressões faciais a partir de FACS ao invés de usar um classificador. Para os autores, utilizar um classificador seria trabalhoso, exigindo uma grande quantidade de imagens de expressões faciais para o treinamento. A metodologia empregada foi a seguinte: encontrar a face na imagem, detectar as partes da face que serão utilizadas para inferir emoção, determinar os pontos de FCP (*Facial Characteristic Point*), que são utilizados para fazer o cálculo das UAs.

O projeto foi implementado na Linguagem C, dividido em três módulos:

- Módulo de detecção, as imagens são submetidas à biblioteca OpenCV, que possui o método de *Viola-Jones*, que busca pela face nas imagens.
- Módulo de Identificação dos pontos de FCP, realizado manualmente a partir de recursos gráficos da biblioteca OpenCV.
- Módulo de Análise dos pontos FCPs (referente aos pontos obtidos do modulo anterior) que é possível calcular o deslocamento das

características faciais e conseqüentemente encontrar as UAs correspondentes conforme o modelo de FACS.

Utilizaram como base de dados *Cohn-Kanade AUCoded Facial Expression Database - AU-CFED* porque a mesma possui a identificação das UAs. Os testes realizados foram com base nas UAs e os resultados são apresentados na Figura 13.

Tabela 2 – Taxa de sucesso na Inferência emocional

Emoção	Casos	Correta	%
Alegria	38	34	89,47
Medo	7	3	42,86
Raiva	7	5	71,43
Repulsa	17	1	5,88
Surpresa	20	2	10,00
Tristeza	27	25	92,59
Totais	116	70	60,34

Fonte: Oliveira e Jaques (2008. P. 164)

Como pode ser analisada na Figura 13, a taxa de sucesso médio foi de 60,34%, mas o sistema atingiu um taxa maior de inferência para as emoções Alegria (89,47%) Raiva (71,43%) e Tristeza (92,59%). Para Oliveira e Jaques:

Experimentos adicionais mostraram que a pior taxa de sucesso das emoções repulsa e surpresa, em grande parte, se deve à árvore de decisão que precisa ser aperfeiçoada. Já, para a emoção medo, é necessário aperfeiçoar a inferência das AUs que diferenciam esta emoção da emoção tristeza (OLIVEIRA, JAQUES, (2008, p.165).

Após abordar trabalhos correlatos, a metodologia do presente trabalho é apresentada no Capítulo 3.

3. MATERIAL E MÉTODOS

As atividades relacionadas ao desenvolvimento neste trabalho estão apresentadas na Figura 14. O sistema de reconhecimento facial consiste essencialmente nas seguintes etapas: (a) aquisição das imagens; (b) pré-processamento; (c) aplicação do modelo para comparação de emoções; e (d) classificação e verificação.

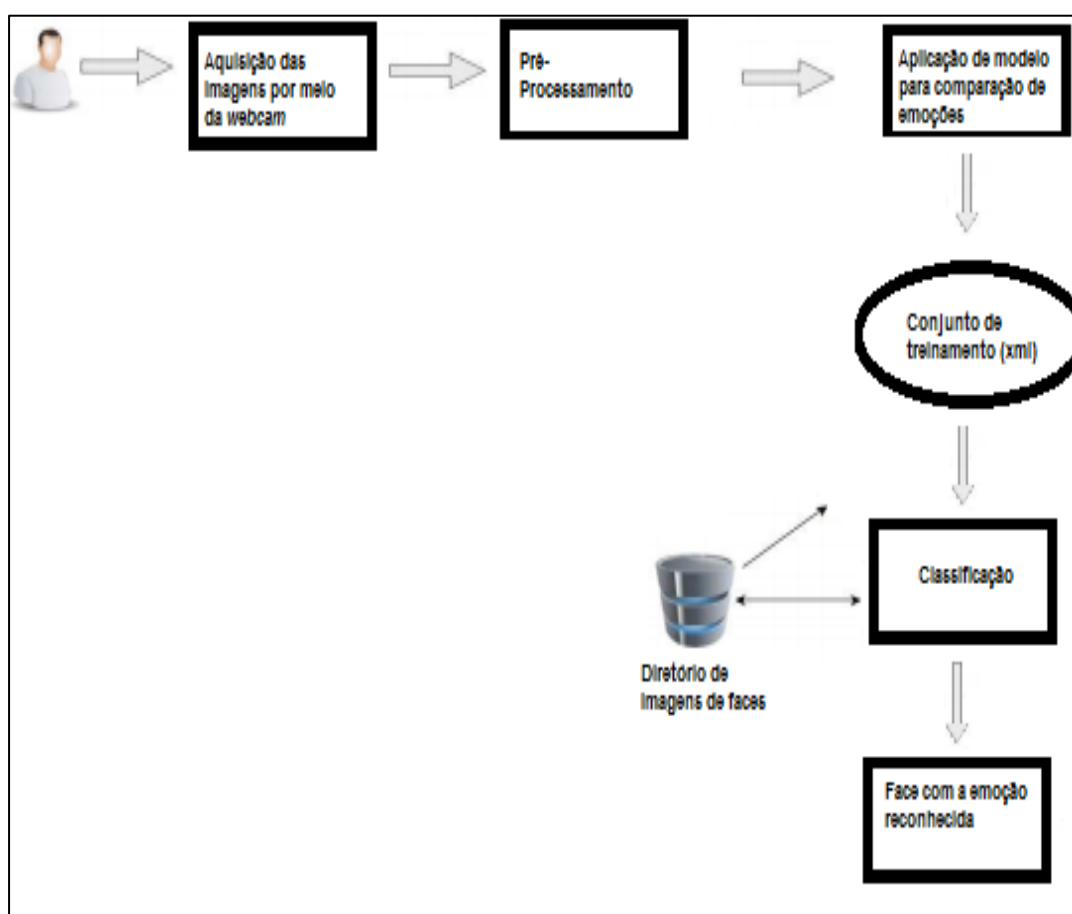


Figura 14 – Atividades realizadas para o reconhecimento da emoção
Fonte: Autoria Própria.

O início do processo de reconhecimento de emoções se dá a partir da interface de aquisição da imagem. Foi desenvolvida a interface *web* utilizando a Linguagem JAVA/JSP para a captura da imagem da face do usuário por meio de *webcam*, utilizando tecnologia Flash. A imagem da face do usuário, que serve de entrada para o sistema de reconhecimento facial, é armazenada em um diretório do servidor onde a aplicação está hospedada.

Após a aquisição da imagem, utiliza-se o algoritmo Viola-Jones (Viola; Jones, 2004) para detecção de face. Este busca características sobre aspectos a serem detectados da imagem (XML *Haarcascade*). Para isso, são usadas as características de *Haar*, que codificam informações sobre a existência de contrastes em determinadas regiões da imagem. As faces são detectadas e extraídas usando este algoritmo, o qual está disponível na biblioteca OpenCV (OpenCV, 2013). Para fins de compatibilidade entre o módulo web (JAVA /JSP) e o módulo de processamento de Imagem (OpenCV), utilizou-se a biblioteca JavaCV, a qual representa uma interpretação dos algoritmos em C para Linguagem Java. (JavaCV, 2013). Na Figura 15 é apresentado um trecho do código usando a biblioteca JavaCV.

```

CvMemStorage storage = CvMemStorage.create();

//Instancia o classificador utilizado
//para detecção de faces, usando
// a definição de castata. (Viola-Jones)
CvHaarClassifierCascade cascade = new CvHaarClassifierCascade(cvLoad(cascade_file));

// Detecta as faces
CvSeq faces = cvHaarDetectObjects(originalImage,
    cascade,
    storage,
    1.1,
    3,
    CV_HAAR_DO_CANNY_PRUNING //          cvSize(50, 50),
    //          cvSize(300, 200)
);

```

Figura 15 – Classe adaptada JavaCV (FaceDetection.java)
Fonte: Aatoria Própria.

No trecho de código apresentado, cria-se um espaço de armazenamento em memória (`CvMemStorage.create()`), que irá manter em memória os dados da imagem repassada ao método seguinte, `cvHaarDetectObjects`. Este método identifica as faces baseado nas características Haar, presentes no XML carregado a partir da criação do objeto `cvHaarClassifierCascade`. Foram mantidos os parâmetros *default*, ou seja, parâmetros padrões indicados para utilização de imagens. Para mais informações sobre a função, a documentação do OpenCV *online* pode ser consultada.

O passo seguinte é o pré-processamento da imagem. Durante essa fase, as imagens são normalizadas e corrigidas para aperfeiçoar o reconhecimento da face do usuário. No trecho de código da Figura 16, é apresentada a aplicação do filtro de Sobel sobre a imagem já equalizada, combinando os resultados da aplicação do gradiente x e gradiente y.

```

private IplImage sobelFilter(IplImage resizedImage) {
    IplImage grad_x = IplImage.create(cvGetSize(resizedImage), IPL_DEPTH_8U, 1);
    IplImage grad_y = IplImage.create(cvGetSize(resizedImage), IPL_DEPTH_8U, 1);
    IplImage abs_grad_x = IplImage.create(cvGetSize(resizedImage), IPL_DEPTH_8U, 1);
    IplImage abs_grad_y = IplImage.create(cvGetSize(resizedImage), IPL_DEPTH_8U, 1);
    IplImage grad = IplImage.create(cvGetSize(resizedImage), IPL_DEPTH_8U, 1);
    // Gradiente X
    cvSobel(resizedImage, grad_x, 1, 0, 3);
    cvConvertScaleAbs(grad_x, abs_grad_x, 1, 0);
    // Gradiente Y
    cvSobel(resizedImage, grad_y, 0, 1, 3);
    cvConvertScaleAbs(grad_y, abs_grad_y, 1, 0);
    // Gradiente Total (aproximado)
    cvAddWeighted(abs_grad_x, 0.5, abs_grad_y, 0.5, 0, grad);

    cvReleaseImage(grad_x);
    cvReleaseImage(grad_y);
    cvReleaseImage(abs_grad_x);
    cvReleaseImage(abs_grad_y);

    return grad;
}

```

Figura 16 – Filtro de Sobel implementado
Fonte: Autoria Própria

Na Figura 17 o trecho de código demonstra a aplicação dos filtros: Correção gama, *DoG* e equalização de histograma. Os valores dos parâmetros definidos apresentaram melhores resultados durante os testes dos filtros.

```

private IplImage imageNormalization(IplImage img) {

    IplImage img1 = img;
    IplImage img2 = cvCreateImage(cvGetSize(img), 32, 1);
    IplImage img3 = cvCreateImage(cvGetSize(img), 32, 1);
    IplImage img4 = cvCreateImage(cvGetSize(img), 32, 1);

    //correção gama
    cvConvertScale(img1, img4, 1.0 / 255, 0);
    cvPow(img4, img4, 0.5);
    cvConvertScale(img4, img1, 255, 0);

    //DoG (Diferença de Gaussiana)
    cvSmooth(img4, img2, CV_GAUSSIAN, 5);
    cvSmooth(img4, img3, CV_GAUSSIAN, 7);
    cvSub(img2, img3, img3, null);
    cvConvertScale(img3, img1, 127, 127);

    //Equalização de Histograma
    cvEqualizeHist(img1, img1);

    cvReleaseImage(img2);
    cvReleaseImage(img3);
    cvReleaseImage(img4);

    return img1;
}

```

Figura 17 - Aplicação dos Filtros Correção gama, DoG e equalização de histograma
Fonte: Autoria Própria.

A Figura 18 mostra parte de um algoritmo que foi adaptado da classe *FaceRecognition.java*, a qual foi disponibilizada como exemplo da biblioteca

JavaCV. Durante a execução deste trecho, as faces já foram carregadas, de modo que são calculados os valores da face média, os *eigenvalues* e *eigenvectors*. Esse método é utilizado durante o treinamento, e posteriormente é realizada a criação do XML de padrões para detecção de emoção.

```

LOGGER.info("calculando a face média, os eigenvalues e eigenvectors");

cvCalcEigenObjects(
    nTrainFaces, // nObjects
    new PointerPointer(trainingFaceImgArr), // input
    new PointerPointer(eigenVectArr), // output
    CV_EIGOBJ_NO_CALLBACK, // ioFlags
    0, // ioBufSize
    null, // userData
    calcLimit,
    pAvgTrainImg, // avg
    eigenValMat.data_fl()); // eigVals

```

Figura 18 – Exemplo da Biblioteca JavaCV
Fonte: Autoria Própria

O trecho de código ilustrada na Figura 19 projeta as imagens de teste no subespaço PCA. Ele é utilizado para a validação da imagem de teste, depois de calculados os *eigenvalues* e *eigenvectors*.

```

cvEigenDecomposite (
    testFaceImgArr[i], // obj
    nEigens, // nEigObjs
    new PointerPointer(eigenVectArr), // eigInput (Pointer)
    0, // ioFlags
    null, // userData
    pAvgTrainImg, // avg
    projectedTestFace); // coeffs

```

Figura 19 - EigenDecomposite
Fonte: Autoria Própria.

As imagens passam por correções na dimensão (todas foram formatadas para 64x60), na iluminação e foram convertidas para escala de cinza.

Para o aprendizado inicial e treinamento de reconhecimento de emoções foram utilizadas duas bases de imagens:

Biblioteca CAFE (Figura 20): consiste em imagens de pessoas com sete expressões faciais, baixa resolução, pessoas de óculos e barba. Da Biblioteca desenvolvida por Dailey et al (2013), não foram utilizadas imagens referentes às emoções de Nojo, Medo e Surpresa. Essa base totaliza 87 imagens. Nas legendas apresentas na Figura 20: (A) imagem original, (B) imagem com pré-processamento filtro de sobel e equalização de histograma (C) correção gama, diferença gaussiana e equalização de histograma.

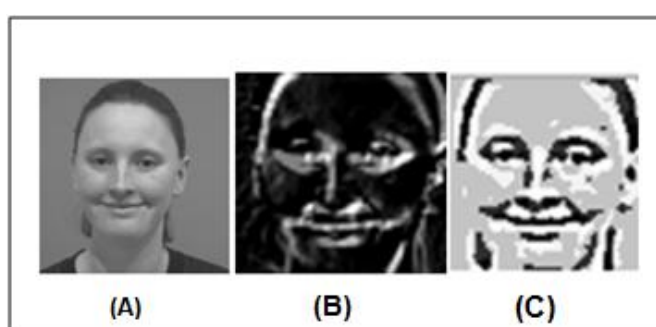


Figura 20 - Base de dados CAFE
Fonte: Autoria Própria

Biblioteca JAFFE (Figura 21): consiste em 213 imagens de sete expressões faciais, apresentadas por 10 modelos femininos japoneses. O banco de dados foi desenvolvido por Kamachi et al (2012). A base empregada não contém imagens referentes às emoções de Nojo, Medo e Surpresa, totalizando 99 imagens. Nas legendas apresentas na Figura 21: (A) imagem original, (B) imagem com pré-processamento filtro de sobel e equalização de histograma (C) correção gama, diferença gaussiana e equalização de histograma.

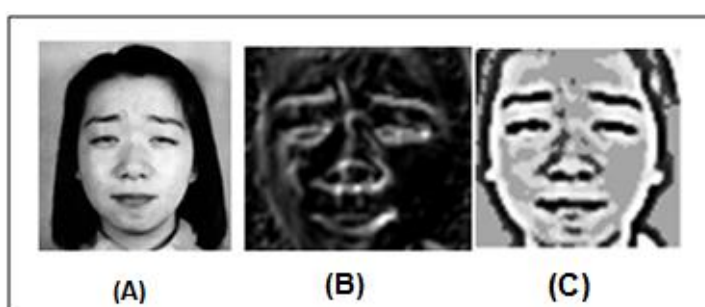


Figura 21 - Base de dados JAFFE
Fonte: Autoria Própria

Imagens Funcionários da Frísia (Figura 22): consiste em 28 imagens de 8 Funcionários do Setor Administrativo da empresa Frísia (Filial da Batavo Cooperativa Agroindustrial). As expressões faciais são neutro, alegria, tristeza e raiva. Os colaboradores concordaram em expor suas imagens no presente trabalho. Esse banco de dados foi desenvolvido pelos autores. Nas legendas apresentas na Figura 22: (A) imagem original, (B) imagem com pré-processamento filtro de sobel e equalização de histograma (C) correção gama, diferença gaussiana e equalização de histograma.

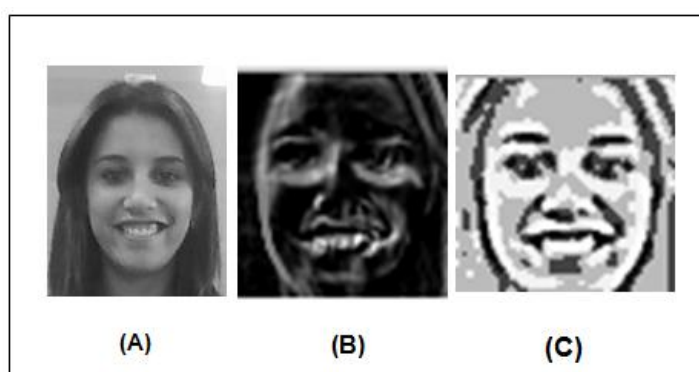


Figura 22 - Base de dados Funcionários Frísia
Fonte: Autoria Própria

Machine Learning Repository (FACES – Figura 23): consiste em 640 imagens de rostos em preto e branco de pessoas em diferentes posições (reta, esquerda, direita para cima) com expressões faciais (neutro, feliz, triste, raiva) o banco de dados foi desenvolvido por Mitchell (2013). Para aprimoramento o algoritmo, necessita - se de fotos frontais, conseqüentemente foram desconsideradas as fotos nas demais posições, como também as fotos onde os modelos utilizavam óculos escuros, totalizando em 78 imagens. Nas legendas apresentas na Figura 23: (A) imagem original, (B) imagem com pré-processamento filtro de sobel e equalização de histograma (C) correção gama, diferença gaussiana e equalização de histograma.

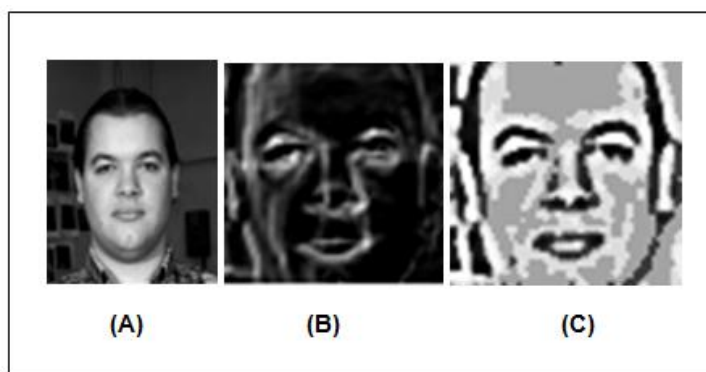


Figura 23 - Base de dados FACES
Fonte: Autoria Própria

Após a aplicação do método para a extração da emoção (PCA) e o retorno da emoção identificada para o usuário, questiona-se o mesmo sobre a exatidão da resposta. A partir deste *feedback*, a imagem é incorporada ao conjunto de treinamento. Esse processo objetiva aprimorar o aprendizado do algoritmo utilizado, ou seja, na próxima execução do método, as imagens serão incorporadas à base de treinamento.

Para todos os testes foi utilizado o algoritmo de detecção de faces descrito anteriormente. Para detectar a face na imagem, foi utilizado o XML *haarcascade_frontalface_alt_tree.xml*, o qual está incluído no conjunto de componentes da biblioteca OpenCV .

4. EXPERIMENTOS, RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Figura 24 apresenta a interface desenvolvida para ambiente web. Mediante a mesma, o usuário pode capturar a sua imagem e realizar o processamento.



Figura 24 – Interface do sistema
Fonte: Autoria Própria

Na área inferior da Figura, pode ser visualizada no retângulo vermelho a resposta do sistema em relação à imagem de duas pessoas na foto.

A seguir são apresentados os experimentos e os resultados relacionados aos processamentos realizados com diversas bases de imagens disponíveis na internet e uma base de dados própria, criada a partir de fotografias de funcionários da empresa Frísia (Filial Cooperativa Batavo).

4.1 PRIMEIRO EXPERIMENTO

Para a realização do primeiro teste foi aplicada a equalização de histograma e filtro Sobel. As imagens utilizadas foram das bases de dados FACES e JAFFE separadamente.

Tabela 3- Primeiro experimento (Percentual de Acerto, por base e por pré-processamento)

Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	Total
CAFÉ	Histogram Equalization - Sobel Filter	100%	12%	37%	50%	50%
JAFFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	12%	25%	37%	37%	28%
FACES	Histogram Equalization - Sobel Filter	12%	0%	37%	50%	25%

Fonte: Aatoria Própria

A Base CAFE possui 40 imagens classificadas como alegria enquanto que a base JAFFE possui apenas 23. Desse modo, verifica-se que esse fato teve impacto na diferença de desempenho, devido à diminuição da amostra. Em contrapartida, na verificação da emoção Neutra, a base dados CAFE apresentava 19 amostras e a JAFFE, 30. Na Tabela 2 pode ser observado que a classificação da base de dados CAFE teve resultado superior. Acredita-se que a heterogeneidade étnica e de gênero eram maiores, possibilitando assim a criação de um padrão aprimorado para a identificação alegria. As Tabelas 3, 4 e 5 apresentam as matrizes de confusão deste experimento.

Tabela 3 – Matriz de Confusão CAFE (1^o Experimento)

CAFÉ	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	8	0	0	0
Tristeza	2	1	2	3
Raiva	2	1	3	2
Neutro	2	1	1	4

Fonte: Aatoria Própria

A partir da matriz de confusão apresentada na Tabela 3, verifica-se que a emoção alegria teve 8 acertos em 8 testes, ou seja, aproveitamento de 100%. Do

mesmo modo, verifica-se que na coluna da emoção Tristeza foi obtido apenas um acerto, 2 resultados errôneos como Alegria, 2 como Raiva e 3 como Neutro.

A Tabela 4 apresenta os resultados do primeiro experimento utilizando a base de dados JAFFE.

Tabela 4 – Matriz de Confusão JAFFE (1^o Experimento)

JAFFE	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	1	1	3	3
Tristeza	0	2	4	2
Raiva	0	2	3	3
Neutro	0	2	3	3

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de confusão apresentada na Tabela 4, verifica-se que a emoção Alegria teve apenas um acerto em 8 testes, verifica-se que a emoção Raiva e Neutro obteve-se resultados iguais, ou seja, 3 acertos de 8 testes.

A Tabela 5 apresenta os resultados do primeiro experimento utilizando a base de dados FACES.

Tabela 5 – Matriz de Confusão FACES (1^o Experimento)

FACES	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	1	1	2	4
Tristeza	2	0	2	4
Raiva	0	0	3	5
Neutro	2	0	2	4

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de confusão da Tabela 5, verifica-se que a emoção Neutro obteve 4 acertos de 8 testes, ou seja, 50%. A emoção Raiva obteve também um resultado expressivo de 3 acertos

4.2 SEGUNDO EXPERIMENTO

O segundo teste foi semelhante ao primeiro experimento, porém as duas bases foram utilizadas em conjunto. O percentual de acertos da emoção neutro não teve mudanças, porque a base de dados JAFFE só apresenta mulheres japonesas com características faciais semelhantes. Portanto, esse fato, em conjunto com a variedade de pessoas da base CAFE, fez com que o percentual permanecesse inalterado. Segue a Tabela 6 com os percentuais de acertos, e a matriz de confusão na Tabela 7.

Tabela 6 - Segundo experimento (Percentual de acerto, por base e por pré-processamento)

Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	Total
JAFFE-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	75%	37%	12%	50%	43%

Fonte: Autoria Própria

A Tabela 7 apresenta os resultados do segundo experimento utilizando a base de dados JAFFE e CAFE.

Tabela 7 – Matriz de Confusão JAFFE-CAFE (2º Experimento)

JAFFE-CAFÉ	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	6	0	0	2
Tristeza	0	3	2	3
Raiva	1	1	1	5
Neutro	1	2	1	4

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de confusão da Tabela 7, verifica-se que a emoção Alegria obteve 6 acertos de 8 testes. A emoção Raiva obteve apenas um acerto.

4.3 TERCEIRO EXPERIMENTO

O terceiro teste foi realizado utilizando as técnicas correção gama, diferenças Gaussianas e equalização de Histograma. As bases empregadas foram a FACES, JAFFE e CAFE, separadamente. Novamente a base de dados CAFE apresentou desempenho superior ao detectar a emoção alegria. O número de imagens também se mostrou decisivo na comparação do percentual de acertos com relação à emoção alegria. Verificou-se que as técnicas de pré-processamento utilizadas neste teste impactaram no aumento significativo do reconhecimento da emoção neutra na base JAFFE, em comparação com a técnica utilizada no teste anterior. O desempenho da base FACES não foi alto, sendo que algumas características das imagens diminuíram a questão de aprendizado (resolução ruim e pessoas com óculos e barba). Esse fato pode ser confirmado no estudo de Halawani (2011) sobre a eficiência do PCA em relação a características das imagens. Segue a Tabela 8 com os percentuais de acertos, e as matrizes de confusão nas tabelas 9, 10 e 11.

Tabela 8 - Terceiro experimento (Percentual de acerto, por base e por pré-processamento)

Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	Total
CAFÉ	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%
JAFFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	62%	37%	25%	62%	46%
FACES	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	50%	37%	12%	37%	34%

Fonte: Autoria Própria.

A Tabela 9 apresenta os resultados do terceiro experimento utilizando a base de dados CAFE.

Tabela 9– Matriz de Confusão CAFE (3^o Experimento)

CAFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	7	0	0	1
Tristeza	2	2	1	3
Raiva	1	1	3	3
Neutro	4	0	0	4

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de confusão da Tabela 9, verifica-se que a emoção Alegria obteve 7 acertos de 8 testes. A emoção Neutro obteve um resultado expressivo de 50% de acerto e 50% de erros, ou seja, 4 erros e 4 acertos..

A Tabela 10 apresenta os resultados do terceiro experimento utilizando a base de dados JAFFE.

Tabela 10– Matriz de Confusão JAFFE (3^o Experimento)

JAFFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	5	1	2	0
Tristeza	0	3	1	4
Raiva	2	1	2	3
Neutro	0	0	3	5

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de Confusão da Tabela 10, verifica-se que a emoção e Alegria obtiveram 5 acertos de 8 testes.

A Tabela 11 apresenta os resultados do terceiro experimento utilizando a base de dados FACES.

Tabela 11– Matriz de Confusão FACES (3^o Experimento)

FACES	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	4	0	1	3
Tristeza	2	3	0	3
Raiva	1	3	1	3
Neutro	2	2	1	3

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de confusão da Tabela 11, verifica-se que as emoções Tristeza e Neutro obtiveram 3 acertos de 8 testes. A emoção Tristeza obteve apenas um acerto.

4.4 QUARTO EXPERIMENTO

O quarto teste foi realizado mesclando alternadamente as bases de dados: FACES + JAFFE, FACES + CAFE, CAFE + JAFFE, JAFFE + CAFE + FACES, utilizando equalização de histograma e filtro Sobel. Segue a Tabela 12 com os percentuais de acertos, e as matrizes de confusão nas tabelas 13, 14, 15 e 16.

Tabela 12 - Quarto experimento (Percentual de acerto, por base e por pré-processamento)

Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	Total
FACES-JAFFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	12%	25%	25%	37%	25%
FACES-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	62%	12%	37%	50%	40%
JAFFE-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	75%	37%	12%	50%	43%
JAFFE-CAFE-FACES	Histogram Equalization - Sobel Filter	50%	37%	25%	50%	40%

Fonte: Autoria Própria

A Tabela 13 apresenta os resultados do quarto experimento utilizando a base de dados FACES e JAFFE.

Tabela 13- Matriz de Confusão FACES-JAFFE (4^o Experimento)

FACES-JAFFE	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	1	0	3	4
Tristeza	0	2	3	3
Raiva	0	1	2	5
Neutro	1	2	2	3

Fonte: Autoria Própria

A partir da matriz de confusão da Tabela 13, verifica-se que a emoção Neutro obteve 3 acertos de 8 testes.

A Tabela 14 apresenta os resultados do quarto experimento utilizando a base de dados FACES e CAFE.

Tabela 14– Matriz de Confusão FACES-CAFE (4^o Experimento)

FACES-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	1	0	3	4
Tristeza	0	2	3	3
Raiva	0	1	2	5
Neutro	1	2	2	3

Fonte: Aatoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 13, verifica-se que a emoção Tristeza e Raiva obtiveram 2 acertos de 8 testes.

A Tabela 15 apresenta os resultados do quarto experimento utilizando a base de dados JAFFE e CAFE.

Tabela 15– Matriz de Confusão JAFFE – CAFE (4^o Experimento)

JAFFE-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	6	0	0	2
Tristeza	0	3	2	3
Raiva	1	1	1	5
Neutro	1	2	1	4

Fonte: Aatoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 15, verifica-se que a emoção Alegria obteve 6 acertos de 8 testes. Já para emoção Neutro 4 acertos de 8 testes.

A Tabela 16 apresenta os resultados do quarto experimento utilizando a base de dados JAFFE, CAFE e FACES .

Tabela 16– Matriz de Confusão JAFFE – CAFE - FACES (4º Experimento)

JAFFE- CAFE- FACES	Histogram Equalization - Sobel Filter			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	4	0	2	2
Tristeza	0	3	2	3
Raiva	0	1	2	5
Neutro	1	2	1	4

Fonte: Aatoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 15, verifica-se que as emoções Alegria e Neutro obtiveram 50% de acerto, ou seja, 4 acertos de 8 testes.

Quando as três bases foram mescladas, observou-se um desempenho inferior da detecção da emoção Alegria em relação ao teste da base CAFE sozinha. Uma possível explicação para tal diminuição consiste no que foi afirmado anteriormente, sobre as divergências de padrões. A emoção Neutra manteve o mesmo percentual alcançado quando utilizada apenas a base de dados da CAFE para teste. A continuidade do percentual pode indicar que a base é consistente nesta emoção, ou seja, mesmo acrescentando imagens de padrão inferior, o percentual mantém-se constante.

4.4 QUINTO EXPERIMENTO

No quinto teste foram usadas as mesmas combinações de base empregadas no quarto teste, porém foi utilizada a técnica de *Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization*. Verificou-se que quando se utiliza a base CAFE e as três técnicas de pré-processamento, a emoção Alegria manteve-se em um bom percentual mesmo mesclando-se as bases. Por outro lado, constata-se que a combinação da técnica *Histogram Equalization* e *Sobel* apresenta um resultado mais expressivo, porém não sendo robusta a ponto de manter o mesmo desempenho apresentado após a incorporação de mais bases de imagens. Segue a tabela 17 com os percentuais de acertos, e as matrizes de confusão nas tabelas 18, 19, 20 e 21.

Tabela 17 - Quinto experimento (Percentual de acerto, por base e por pré-processamento)

Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	Total
FACES-JAFFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	50%	37%	12%	37%	34%
FACES-CAFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%
JAFFE-CAFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%
JAFFE-CAFE-FACES	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%

Fonte: Autoria Própria.

A Tabela 18 apresenta os resultados do quinto experimento utilizando a base de dados FACES e JAFFE.

Tabela 18– Matriz de Confusão JAFFE - FACES (5^o Experimento)

FACES-JAFFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	4	1	1	2
Tristeza	0	3	1	4
Raiva	1	3	1	3
Neutro	1	1	3	3

Fonte: Autoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 18, verifica-se que a emoção Alegria obteve 50 % de acerto, enquanto que para a emoção Tristeza e Neutro 3 acertos de 8 testes.

A Tabela 19 apresenta os resultados do quinto experimento utilizando a base de dados FACES e CAFE.

Tabela 19– Matriz de Confusão FACES - CAFE (5^o Experimento)

FACES-CAFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	7	0	0	1
Tristeza	2	2	1	3
Raiva	1	1	3	3
Neutro	4	0	0	4

Fonte: Autoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 19, verifica-se que a emoção Alegria, apenas obteve um erro de 8 testes. A emoção Neutro obteve 50 % de acertos.

A Tabela 20 apresenta os resultados do quinto experimento utilizando a base de dados JAFFE e CAFE.

Tabela 20– Matriz de Confusão JAFFE - CAFE (5^o Experimento)

JAFFE- CAFE	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	7	0	0	1
Tristeza	2	2	1	3
Raiva	0	1	3	4
Neutro	4	0	0	4

Fonte: Autoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 20, verifica-se que a emoção Alegria, apenas obteve um erro de 8 testes. A emoção Neutro obteve 50 % de acertos.

A Tabela 21 apresenta os resultados do quinto experimento utilizando a base de dados JAFFE, CAFE e FACES.

Tabela 21 – Matriz de Confusão JAFFE – CAFE - FACES (5^o Experimento)

JAFFE- CAFE- FACES	Gamma Correction - DoG - Histogram Equalization			
	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro
Alegria	7	0	0	1
Tristeza	2	2	1	3
Raiva	0	1	3	4
Neutro	4	0	0	4

Fonte: Autoria Própria.

A partir da matriz de confusão da Tabela 21, verifica-se que a emoção Alegria, apenas obteve um erro de 8 testes. A emoção Neutro obteve 50% de acertos.

5. CONCLUSÃO

Durante o desenvolvimento do projeto verificou-se que uma base padronizada aliada a um pré-processamento eficaz consistem em fatores decisivos na identificação de emoção com Análise de Componentes Principais (PCA). Este algoritmo é detalhista, de modo que qualquer padrão não relevante na imagem pode induzi-lo ao erro. Isso ocorreu no caso da base de imagens FACES que disponibiliza imagens em menor resolução.

Segue abaixo o Quadro 1 e Quadro 2 resumindo os resultados do experimento.

Percentual de acerto, por base e por pré-processamento aplicado						
Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	4 Juntas
CAFE	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%
JAFFE	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	62%	37%	25%	62%	46%
FACES	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	50%	37%	12%	37%	34%
FACES-JAFFE	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	50%	37%	12%	37%	34%
FACES-CAFE	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%
JAFFE-CAFE	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%
JAFFE-CAFE-FACES	Gamma Correccion - DoG - Histogram Equalization	87%	25%	37%	50%	50%

Quadro 1 – Percentual de acerto, por base e por pré-processamento: GamaCorreccion – DoG e Histogram Equalization
Fonte: Autoria Própria

A partir do Quadro 1, verificou-se que de um modo geral a emoção Alegria obteve um percentual de identificação maior em relação as outras chegando a obter 87% com a base de imagens CAFE utilizando como pré processamento Correção Gama, Diferença de Gaussiana e Equalização de Histograma. Constatou-se também a superioridade de desempenho do algoritmo com a base CAFE.

Percentual de acerto, por base e por pré-processamento aplicado						
Base de Dados	Pré-Processamento	Alegria	Tristeza	Raiva	Neutro	4 Juntas
CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	100%	12%	37%	50%	50%
JAFFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	12%	25%	37%	37%	28%
FACES	Histogram Equalization - Sobel Filter	12%	0%	37%	50%	25%
FACES-JAFFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	12%	25%	25%	37%	25%
FACES-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	62%	12%	37%	50%	40%
JAFFE-CAFE	Histogram Equalization - Sobel Filter	75%	37%	12%	50%	43%
JAFFE-CAFE-FACES	Histogram Equalization - Sobel Filter	50%	37%	25%	50%	40%

Quadro 2 – Percentual de acerto, por base e por pré-processamento: Histogram Equalization, Sobel Filter.
Fonte: Autoria Própria

A partir do Quadro 2, verificou-se que o desempenho da emoção Alegria manteve-se superior, reafirmando os resultados exceto nos casos em que foi utilizada a base de dados FACES, a qual, aliada ao pré processamento Equalização de Histograma e Filtro Sobel alcançou resultados pouco expressivos. Fica visível que a base CAFE aliada ao pré-processamento já citado alcançou os resultados mais expressivos de todo experimento para a emoção Alegria.

Conclui-se também que o estudo da identificação da emoção deve considerar outros fatores além de somente a expressão facial, como por exemplo, a entonação da voz.

6 TRABALHOS FUTUROS

Como indicação de trabalho futuro, recomenda-se o uso de outras normalizações e filtros na imagem. Além disso, cita-se a aplicação de segmentação da imagem, ou seja, ao invés de comparar todo o rosto, é possível separá-lo em olhos e boca, posteriormente aplicando as técnicas de pré-processamento e aprendizagem de máquina em paralelo. Outra opção é a utilização de rotação na imagem, dessa maneira padronizando o posicionamento das faces e normalizando a base de imagens. Outra indicação utilizar os valores adquiridos a partir do PCA (autovalores) como entrada para uma estrutura de rede neural artificial. Desta forma não seria necessário armazenar todos os valores referentes a cada imagem processada, apenas seria necessário manter os valores dos pesos dos neurônios, minimizando assim o tamanho de dados em disco. Para os trabalhos futuros, também se propõe o aumento do escopo de abrangência do sistema, com a utilização de outras emoções como Nojo, Medo e Surpresa.

REFERÊNCIAS

ALVES. J. **Psicologia das emoções**. Set.2008. Disponível em < <http://redepsicologia.com/psicologia-das-emocoes>> Acesso em 23 nov 2012

ALVES, A. C. **Filtros**. < Disponível em <http://velho.impa.br/ip09/demos/jbu/filtros.html> > Acesso em 14 de mar de 2013.

ALVES, N T; RODRIGUES M R.; SOUZA I B. M. B. ; SOUSA J P.M . Ansiedade social e atribuição de emoções a faces neutras. **Estudo de Psicologia (Natal)**, Natal, vol.17, n.1 Jan/Abr,2013. Disponível em: < http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-294X2012000100016&lang=pt Acesso em 19 de Fev.2013.

AMARO, M .T . V. **As expressões faciais no estudo de emoções específicas – Uma análise da importância do contexto situacional no reconhecimento de algumas emoções**. 2000. 75 folhas. Tese de Mestrado em Etologia – ISPA Instituto Universitário Ciência Psicológicas Sociais da Vida, [2000].

ANDRADE N, E. L.; **Sistema de Identificação Pessoal Utilizando técnicas de Reconhecimento e Verificação Facial Automáticas**. 1997. 137 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Departamento de Comunicação. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1997.

ARAUJO, G. M. **Algoritmo para Reconhecimento de características faciais baseado em filtros de correlação**. 2010, 78 f. Dissertação (Mestrado de engenharia Elétrica - Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2010.

BALDA, R. C. X; ALMEIDA, M F . B.; P., Araujo P; GUINSBURG, Ruth. Fatores que interferem no reconhecimento por adultos da expressão facial de dor no recém nascido. **Revista Paulista de Pediatria**. São Paulo, Vol.27, n.2, 2009. Disponível em : < http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-05822009000200007&lang=pt Acesso em 19 de Fev.2013.

BEAR, M.; CONNORS, B.; PARADISO, M. **Neuroscience: exploring the brain**. 3 ed.[S.l].: Lippincott Williams e Wilkins, 2006.

BROEKENS, J.; DEGROOT, D. **Emotional Agents need Formal Models of Emotion**. the 16th Belgian-Dutch Conference on Artificial Intelligence –BNAIC Netherlands, 2004. Pg 195-202 . Disponível em: < <http://mmi.tudelft.nl/~joostb/files/BNAIC%202004%20Broekens%20and%20DeGroot%20emotional%20agents%20need%20formal%20models%20of%20emotion%2021-aug-2004%20final.pdf>. Acesso em 1 de Mar de 2013.

DAILEY, M. N; COTTRELL, G. W.; REILLY, J; **California Facial Expressions (CAFE)**. Universidade da Califórnia - Ciência da Computação e Departamento de Engenharia. San Diego:2001 Disponível em < <http://www.cs.ucsd.edu/users/gary/CAFE/>> Acesso em 20 de Fev. 2013

EKMAN, P. **Emotion Revealed: Recognizing faces and feelings to improve communication and emotional life**. [S.l]: Times Books, 2003.

FACON, J. **Processamento e análise de imagens**. Curitiba: Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 2005. 128 p

GATTASS, M. **Imagem digital**. 2009. < Disponível em: http://www.tecgraf.puc-rio.br/~mgattass/cg/pdf/03_ImagemDigital.pdf > Acesso em 14 de mar de 2013.

HALAWANI, H. **Emotion Recognition System baseado n Facial Expression**. 2011. 61 f. Dissertação (Mestrado em Sistema de Informação) – Department of Computer Science, The University of Sheffield, [S.l.], 2011.

HIREMATH, V; MAYAKAR, A. **Face Recognition Using Eigenface approach**. [S.L]: 2009. Disponível em: < http://www.idt.mdh.se/kurser/ct3340/ht09/ADMINISTRATION/IRCSE09-submissions/ircse09_submission_17.pdf> Acesso em 10 de Mar. 2013.

HJELMAS, E.; LOW, B. K. **Face detection: A survey**. Computer Vision and Image Understanding, v. 83, n. 3, p. 236–274, 2001.

JAI, A.K. **Fundamentals of Digital Image Processing**, Prentice Hall, USA 1989.

JAQUES, P. A.; VICARI, R M.; Estado da arte em Ambientes de aprendizagem que consideram a Afetividade do Aluno. **Informática na Educação: Teoria e pratica**, Porto Alegre, v.8, n.1, jan/jun.2005. Disponível em: < <http://www.ufrgs.br/InfEducTeoriaPratica/article/view/9627>> Acesso em 12 dez. 2012. Ok pdf

JAVACV **Java interface to OpenCV** Disponível em < <https://code.google.com/p/javacv/>> Acesso em 13 de Mar. 2013.

KAMACHI, M.; LYONS, M.; GYOBA, J.; **The japanese female facial expression (jaffe) database**. Disponível em< <http://www.kasrl.org/jaffe.html>> Acesso em 8 de nov. 2012.

LATA, Y.V; TUNGATHURTHI, C. K. B; RAO, H.R.M; GOVARDHAN, A; REDDY, L.P; Facial Recognition using Eigenfaces by PCA. **International Journal of Recent Trends in Engineering**. [S.L], Vol.1, n.1, 2009. Disponível em: <

<http://ijrte.academypublisher.com/vol01/no01/ijrte0101587590.pdf> > Acesso em 9 de Mar. 2013.

LEDOUX, J. O cérebro emocional. [S.l.]: OBJETIVA, 1998. ISBN 9788573021851

LEDOUX, J E. Emotion, **Emotion, Memory and the Brain**. Mysteries of the Mind, Scientific American: New York, Edição Especial, p 68- 75, 1995.

LOPES, R B. Introdução a Psicologia. **Psicologado Artigos**. [S.l.], Set.2011. Disponível em :< <http://artigos.psicologado.com/psicologia-geral/introducao/as-emocoes>> Acesso em 30 jan.2013.

MA, E. L. H. Avaliação de Características Haar em Um Modelo de Detecção de Face. Universidade de Brasília, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Ciência da Computação. Brasília: 2007. 70 p.

MITCHELL, T; **CMU Face Images Data Set**. Disponível em: < <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/CMU+Face+Images>> Acesso em 13 de mar. 2013.

OLIVEIRA, E; JAQUES, P A. **Inferindo as emoções do usuário pela face através de um sistema psicológico de codificação facial**. Porto Alegre: 2008. Disponível em: < <http://professor.unisinos.br/pjaques/papers/p156-oliverira.pdf>> Acesso em 10 de Mar.2013.

OLIVEIRA, W. C. **Avaliação do Instrumento SAM para a Etiquetagem de Atributos Afetivos de Imagens em Ambiente Web**. Dissertação (Mestrado em Ciências). Programa de Pós- Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial. Curitiba, 2011.

PESTANA, G. D. M. Expressão Facial. **A página da publicação**, Porto, nº 149. Out. 2005. Disponível em: <[http:// www.apagina.pt/?aba=7&cat=149&doc=11118&mid=2](http://www.apagina.pt/?aba=7&cat=149&doc=11118&mid=2)>. Acesso em: 23 nov. 2012

PICARD, R. **Affective Computing**. Cambridge, Massachusetts: MIT Press. (1997).

OPENCV Open Source Computer Vision Library. Disponível em <http://opencvlibrary.sourceforge.net/>. Acesso em: Fevereiro 2013.

QUEIROZ, J. E. R. de; GOMES, H. M. ; Introdução ao Processamento digital de Imagens. **Revista Rita**. Campina Grande, Vol.8. n. 1 , 2001. Disponível em: < <http://www.dsc.ufcg.edu.br/~hmg/disciplinas/graduacao/vc-2011.2/Rita-Tutorial-PDI.pdf>> Acesso em 11 de Mar. 2013.

SAUDAGARE, P. V. ; CHAUDHARI, D.S. **Facial Expression Recognition using Neural Network**, 2012

SILVEIRA G.; BESSADA, O. **Análise de componentes principais de dados funcionais: uma aplicação às estruturas a termo de taxas de juros.** Banco Central do Brasil: Trabalhos para Discussão, nº 73, 2003.

SOARES, A. P. et al. Palavras, sons e imagens: Normas afectivas de valência, activação e dominância para o português europeu. In: **6 Encontro Nacional da Associação Portuguesa de Psicologia Experimental (APPE)**. [S.l.: s.n.], 2011. Disponível em <:http://p-pal.di.uminho.pt/static/files/APPE_2011_emo%C3%A7%C3%B5es.pdf> Acesso em 04 de março de 2013.

SOUZA, A. M. **Monitoração e ajuste de realimentação em processos produtivos multivariados.** 2000. Tese (Doutorado Engenharia de Produção) – Universidade Federal Santa Catarina, 2000.

Understanding, v. 83, n. 3, p. 236–274, 2001.

VIOLA, P. A.; Jones M. J. Robust real-time object detection, International Journal of Computer Vision, 57(2): 137-154, 2004.

APÊNDICE

Base de Dados Funcionários Frísia

