# Classificação de emoções básicas através de imagens capturadas em vídeos de baixa resolução

Eduardo de Oliveira<sup>1</sup> Patrícia Augustin Jaques<sup>1</sup>

Resumo: Este artigo apresenta um sistema computacional que classifica as emoções raiva, medo, repulsa, surpresa, alegria e tristeza, chamadas de emoções básicas, por meio das expressões faciais do usuário captadas por uma webcam. Métodos de Visão Computacional e Processamento de Imagens são aplicados sobre as imagens para a extração de dados apresentados na face da pessoa à frente do computador. Posteriormente, esses dados, extraídos de sequência de imagens em tempo real, são submetidos à classificação da emoção, utilizando uma rede neural artificial. Na construção do classificador, foram consideradas três fontes para treinamento e teste da aplicação, constando imagens estáticas e vídeos, num total de 624 exemplos. Os resultados dos experimentos mostram uma taxa de reconhecimento de 63,33% do sistema. A rede neural, isoladamente, nos testes, obtém uma taxa de reconhecimento de 89,87%.

Palavras-chave: Computação afetiva. Visão computacional. Reconhecimento de emoções.

**Abstract:** This paper presents a computing system that classifies the emotions of anger, fear, disgust, surprise, happiness and sadness, called basic emotions, through user's facial expressions captured by a webcam. Computer Vision and Image Processing methods are applied on images for data extraction presented in a person's face in front of computer. After that, these data extracted from real time image sequence, are imputed to an artificial neural network for emotion classification. Three sources of still and video images, consisting of 624 samples, were considered to construct the classifier for train and test of the application. The experimental results show a system's recognition rate of 63.33%. The neural network success rate during the test is 89.87%.

Keywords: Affective computing. Computer vision. Computer emotion recognition.

# 1 Introdução

A interação humano-computador (IHC) é uma área de pesquisa que procura melhorar e evoluir a interface de relacionamento das pessoas com o computador, tornando as interações mais amigáveis, ágeis e claras [1]. Seus estudos vão de melhorias em interfaces gráficas a sistemas que utilizam as emoções expressas por usuários como parâmetros de entrada para aperfeiçoar a interação humano-computador. Pesquisas em computação afetiva, área de intersecção entre IHC, ciências cognitivas e psicologia, buscam levar em consideração os estados afetivos de seus usuários em sua interação. Para computação afetiva, o computador deve ter a capacidade de inferir as emoções humanas, além de expressar afeto e até possuir suas próprias emoções [2].

As emoções humanas podem ser manifestadas de diversas formas, como pela voz, expressões faciais e pelos sinais fisiológicos do corpo (respiração, ritmo cardíaco etc.). De mesmo modo, uma emoção pode ser detectada utilizando uma ou mais fontes combinadas (voz + expressões faciais, por exemplo). Reconhecer emoções pelas expressões faciais é considerado uma das formas mais primitivas utilizadas pelo homem [3], no entanto, essa é uma tarefa complexa e desafiadora para aplicações computacionais, devido à necessidade de combinação de diferentes técnicas para essa classificação.

Visando a contribuir para a IHC, considerando emoções nas relações entre homem e computador, este artigo descreve um trabalho que tem como objetivo realizar a classificação das emoções básicas (raiva, medo,

http://dx.doi.org/10.5335/rbca.2013.2807

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> PIPCA, UNISINOS, Av. Unisinos, 950, São Leopoldo (RS) - Brasil {eduardo.o@outlook.com, pjaques@unisinos.br}

repulsa, surpresa, alegria e tristeza) expressas por um usuário à frente do computador, utilizando, de forma não intrusiva, sequência de imagens (vídeo) de sua face captadas por uma webcam.

Para chegar a esse objetivo, é necessário realizar alguns passos intermediários. Utilizando métodos de visão computacional e processamento de imagens, é realizada a detecção de face (*Face Detection* - FaD). Posteriormente, ocorre a detecção de elementos constituintes de um rosto humano (como olhos, nariz, sobrancelhas, boca, orelhas etc.), chamadas de características faciais (*Feature Detection* - FeD). Com base nessas detecções, são, posteriormente, extraídos dados das expressões faciais presentes nas imagens, que são utilizados por uma rede neural para a classificação de emoções.

Este artigo encontra-se organizado da seguinte forma. Nas próximas duas seções, são introduzidos conceitos de emoções e de reconhecimento computacional de emoções. Após, alguns trabalhos relacionados são abordados e, em seguida, o trabalho proposto. A seção de Avaliação do Sistema apresenta os resultados obtidos pelo trabalho, que tem suas conclusões na última seção.

# 2 Emoções

A utilização do termo "emoção" acontece, muitas vezes, de forma desmedida, mas, conceitualmente, emoção é considerada como um elemento do conjunto genérico de estados afetivos, no qual, também, encontrase o humor, entre outros [4]. Ao contrário do humor, que costuma ter uma duração mais longa (horas, dias) e não tem uma causa bem definida, a emoção é normalmente breve (minutos) e ocorre em razão de um estímulo interno ou externo [5], [2]. Nesse contexto, uma expressão emocional corresponde àquilo que é demonstrado a outras pessoas, voluntária ou involuntariamente [2].

Embora não exista uma definição consolidada de emoções, estas podem ocupar uma lista de até 20 tipos [2]. Existem diversas teorias de emoções, como os modelos dimensionais que se baseiam em duas principais categorias, *arousal* (calmo/excitado) e valência (negativo/positivo), para diferenciá-las. Outra teoria de emoções bastante difundida é o modelo de emoções básicas, que são assim chamadas por terem as mesmas manifestações corporais em diferentes culturas. Ekman [3], que estudou as seis expressões faciais emocionais básicas (Fig. 1), constatou que, além de serem encontradas nas mais diversas culturas e distantes localidades do mundo, elas são exibidas da mesma forma, desde crianças até idosos.

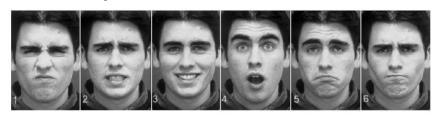


Figura 1: Seis expressões faciais emocionais básicas [6]

Atualmente, o modelo de componentes (componential model) tem recebido considerável atenção dos pesquisadores em emoções. Segundo esse modelo, as emoções em humanos são caracterizadas pela presença de quatro componentes principais [7]: (i) componente motivacional-comportamental, que diz respeito às inclinações de um indivíduo para agir em uma dada situação; (ii) componente subjetivo, responsável pela parte de "sentimento subjetivo", sendo mais elaborado em seres humanos que estão habituados a rotular as emoções que sentem; (iii) componente somático, o qual envolve a ativação dos sistemas nervosos central e automático e sua manifestação corporal; e (iv) componente cognitivo, o qual envolve processos cognitivos que avaliam as situações e disparam as emoções.

O modelo de emoções básicas, originado das expressões comportamentais humanas, apresenta uma grande quantidade de trabalhos relacionados, principalmente no que se refere ao reconhecimento computacional de emoções por meio de expressões faciais [3]. O modelo de componentes, principalmente os modelos cognitivos que se interessam no componente cognitivo de emoções [7], tem atraído crescente atenção recentemente, porém sendo mais utilizado para inferência de emoções de usuários por suas ações na interface do sistema computacional.

## 3 Reconhecimento computacional de emoções

São várias as formas de uma pessoa manifestar suas emoções, e mais variados ainda são os métodos para captar e reconhecer a emoção transmitida. A voz, as ações do usuário na interface com o sistema, as expressões faciais e os sinais fisiológicos são considerados os principais modos de reconhecimento de emoções [4].

Os métodos atuais de reconhecimento de emoções de uma pessoa pelo computador aproximam-se e, em alguns casos, superam o reconhecimento humano. Enquanto o reconhecimento de expressões faciais por humanos é de aproximadamente 87%, alguns algoritmos computacionais, em ambiente controlado, obtêm sucesso entre 74% e 98% [8]. No reconhecimento vocal, existe equilíbrio entre humanos e computadores, por volta de 65%; entretanto, alguns algoritmos alcançaram o nível de quase 80% de acerto [8]. Um problema que pode ocorrer na identificação de emoção pela voz é a interferência de sons externos (ruídos) na captação sonora, caso se trate de ambiente não controlado. Sincronizando a movimentação labial com fala (mecanismo utilizado na percepção humana), é possível obter uma redução dos efeitos de ruído. Resultados ainda melhores de reconhecimento de expressões emocionais podem ser obtidos utilizando a combinação de mecanismos de reconhecimento, como facial e vocal, que são considerados como principais aspectos utilizados por uma pessoa para reconhecer emoções.

Ocorre em visão computacional uma confusão entre reconhecimento de expressões faciais e reconhecimento de emoções humanas [9]. Para reconhecer expressões faciais, são necessários dados sobre ações de características faciais, extraídos basicamente de imagens. Entretanto, para reconhecer emoções é preciso considerar vários fatores, como variações de voz, de pose, gestos, direções de olhar e expressões faciais. Uma análise apenas da expressão labial, por exemplo, não tem como concluir se um sorriso refere-se realmente a uma emoção de alegria ou é apenas uma pose, mas fornece artefatos que podem aumentar essa possibilidade. Uma pessoa pode tentar expressar e convencer uma emoção que não sente, porém alguns músculos faciais acionados de determinado modo, somente quando algum tipo verdadeiro de emoção é manifestado, podem desmentir essa tentativa [10]. Isso significa que emoções humanas são complexas e que a computação realiza essa tarefa de forma interpretativa, inferindo emoções de acordo com os dados disponíveis.

Algumas metodologias são utilizadas pelos pesquisadores para que a identificação de expressões faciais e a posterior classificação sejam realizadas pelo computador. Inicialmente, é necessário encontrar a face humana em uma imagem, e essa tarefa pode se tornar não trivial devido à ocorrência de alguns fatores negativos, como oclusão de partes da face e baixa resolução da imagem. Após a obtenção da região onde se encontra um rosto, o desafio seguinte é localizar as características faciais relevantes numa expressão facial (por exemplo, boca, olhos etc.), que, nesse caso, é realizado por técnicas de FeD similares ou iguais a FaD. Em seguida, outros desafios são apresentados, por exemplo: "como classificar o que uma expressão facial demonstra?". Nesse caso, existem duas principais abordagens para inferência de emoções por expressões faciais: (i) uso de classificadores; ou (ii) de modelos psicológicos de codificação facial.

A abordagem de uso de classificadores consiste em treinar um classificador com dados de imagens que contenham as expressões desejadas de emoções. Como exemplos de classificadores, podem ser citados os do tipo *Haar-like features* [11], redes neurais e Support Vector Machine (SVM).

A segunda abordagem consiste em usar um modelo psicológico de classificação facial, como o Facial Action Coding System (FACS) [12], que categoriza em códigos todas as aparências faciais causadas por contrações musculares, que, com ou sem combinações, representam todas as expressões faciais possíveis.

O trabalho apresentado neste artigo utiliza a primeira abordagem, classificadores (rede neural), para identificar a emoção contida em uma expressão facial.

## 4 Trabalhos relacionados

Kobayashi e Hara [13] desenvolveram um sistema que objetiva o reconhecimento de emoções humanas pela classificação, por redes neurais, de expressões faciais. As emoções são retiradas de pontos (chamados de *Facial Characteristic Point* - FCP) situados em três características faciais: sobrancelhas, olhos e boca. Os autores utilizaram as seis expressões básicas de emoção como categorias de expressões emocionais, que foram extraídas levando em consideração as alterações apresentadas na disposição de 30 pontos (marcados manualmente) agrupados sobre essas três características.

Os 30 pontos são agrupados por funções em 21 formas de expressões de dados, utilizados para explicar as características faciais, que vão servir de entrada para a classificação da expressão. O classificador, uma rede neural arquitetada com 21 nós de entrada e duas camadas ocultas de 100 nós cada, utilizando o algoritmo *back propagation*, foi treinado com imagens coletadas de usuários que tiveram suas expressões faciais filmadas para realizar a identificação das seis emoções básicas. A classificação é realizada tanto sobre os 30 pontos, quanto sobre 21 dados de informação facial. Ambas as formas de classificação obtêm como taxas de reconhecimento 91,2% sobre os 21 dados e 87,5% sobre os 30 pontos.

É encontrado no trabalho de Sohail e Bhattacharya [14] um sistema que utiliza variações na distância entre pontos sobre características faciais como dados para a classificação das seis emoções básicas. Esse sistema, que é automático e opera sobre imagens estáticas, obtém a face e o centro dos olhos, utilizando o método baseado em *Haar-like features*. Pelo centro dos olhos, um modelo antropométrico é aplicado, fornecendo o centro do nariz, boca e sobrancelhas, que são o ponto de partida para a demarcação da região sobre essas características.

Nas regiões das características faciais demarcadas, são aplicados vários métodos de processamento de imagens, até a obtenção das bordas dos olhos, sobrancelhas e boca. Por essas bordas são localizados os pontos de interesse. Somente para o nariz é aplicado um método diferente, filtro Laplaciano de Gaussiano, o qual possibilita a localização das narinas. Após os pontos de interesse serem localizados, as distâncias entre esses pontos são submetidas como características para classificação pelos SVMs. Foi adotada a estratégia *pair-wise* com 15 SVMs, que foram construídos utilizando *kernel radial basis function*. Essa construção obteve taxas médias de reconhecimento de 89,44% em uma base de faces (com resolução de 640x480 pixels) e 84,86% em outra (com resolução de 256x256 pixels).

Oliveira e Jaques [15] apresentam, em seu trabalho, um sistema que realiza a inferência de emoções básicas por meio de imagens de faces capturadas por webcam. O sistema, que é semiautomático, submete medidas antropomórficas a um conjunto de regras, que define a ocorrência de códigos FACS, os quais servem de entrada a uma árvore de decisão que executa a inferência de emoções. Inicialmente, o sistema recebe um conjunto de imagens (com resolução de 640x480 pixels) e utiliza um classificador *Haar-like features* para detecção de faces. As imagens contendo a face são isoladas, e, com base em um modelo que contém a disposição de um conjunto de pontos em uma face, são demarcados, manualmente, pontos coincidentes sobre a imagem da face. Das coordenadas dos pontos demarcados, são obtidas variáveis que fornecem informações sobre os estados das características faciais. Essas variáveis são avaliadas sobre um conjunto de regras que podem denunciar a ocorrência de um ou mais códigos FACS manifestados em uma face. Os códigos FACS obtidos são, então, submetidos a uma árvore de decisão, que foi construída de forma a indicar a emoção correspondente à manifestação de um conjunto de códigos FACS. Como resultado, o sistema foi capaz de reconhecer, em média, 60% das emoções, atingindo até 90% de sucesso no reconhecimento das emoções de alegria e tristeza.

É possível traçar diferenças e similaridades entre o trabalho proposto e os trabalhos relacionados. Em comum, todos buscam identificar a emoção básica presente em imagens de faces. Também é comum a utilização de rede neural no trabalho proposto e no trabalho de Kobayashi e Hara [13], porém, nesse último, é necessária a intervenção manual. Sohail e Bhattacharya [14], também, obtêm automaticamente emoções expressas em uma face; contudo, seu método de classificação utiliza SVM e imagens estáticas. Embora Oliveira e Jaques [15] utilizem marcação manual para obtenção dos estados das características faciais, sua abordagem de considerar pontos sobre extremidades de características faciais como parâmetro é similar ao trabalho proposto.

Entre as características relevantes apresentadas neste trabalho, em comparação aos relacionados, está o fato de ser construído para operar de forma completamente automática (diferentemente de [13] e [15]) sobre uma sequência de imagens em formato de vídeo (ao contrário de [13], [14] e [15]) para classificar as emoções básicas. Além disso, seu foco é a utilização de imagens de webcam, que tem, normalmente, resolução a partir de 320x240 pixels, inferior a algumas das bases de faces comumente utilizadas em trabalhos relacionados, de 640x480 pixels (exceto [13], que não informa a resolução utilizada). Outro ponto em destaque é a utilização de rastreamento de pontos, que permite a classificação da emoção sobre vídeo em tempo real.

# 5 Trabalho proposto

Este trabalho apresenta uma aplicação capaz de detectar automaticamente as seis emoções básicas (alegria, repulsa, tristeza, raiva, surpresa e medo) de uma face humana. Essas emoções são inferidas a partir das

expressões faciais de uma pessoa à frente do computador. Utiliza-se uma webcam para a captura da face, que tem parâmetros dos olhos, sobrancelhas e boca identificados automaticamente. Optou-se por tais características por serem as mais relevantes na classificação de expressões emocionais em uma face [12]. Os dados dessas características faciais são submetidos a uma rede neural que, a partir da expressão facial, classifica a manifestação afetiva (emoção) presente.

A Fig. 2 exibe o fluxo de macroprocessos realizados pela aplicação proposta: detecção da face, detecção de características faciais e classificação da expressão da emoção. Esse processo inicia-se pela obtenção de imagens capturadas por uma webcam de usuários à frente de um computador. Essas imagens são submetidas a métodos de visão computacional para a localização da face (detecção da face). Sobre a face encontrada, são extraídos dados por pontos distribuídos sobre as características faciais (detecção de características faciais). Após, o comportamento das coordenadas desses pontos é analisado em busca da presença de ações faciais, que são contrações musculares que ocorrem no rosto, afetam as características faciais e trazem dados que podem evidenciar a ocorrência de uma emoção (classificação da emoção).

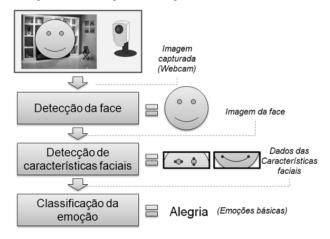


Figura 2: Metodologia da aplicação

Conforme descrito anteriormente, a aplicação construída para executar a inferência de emoções é dividida pelas seguintes etapas (módulos): (1) detecção da face (FaD), (2) detecção das características faciais (FeD) e (3) classificação da emoção. As próximas seções descrevem como ocorre a execução de cada um desses módulos.

#### 5.1 Etapa 1: detecção da face

Inicialmente, é realizada a busca por uma face (FaD) em uma imagem - Fig. 3(a). Para cumprir essa etapa, é aplicado um classificador de faces baseado em *Haar-like features* (método de Viola-Jones [11]). Isso ocorre sobre cada frame, até que a face seja detectada - Fig. 3(b). A região da face detectada é demarcada e utilizada na etapa seguinte do processo, de detecção das características faciais - Fig. 3(c).

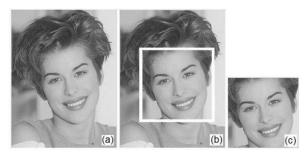


Figura 3: Detecção da face. (a) Imagem de entrada; (b) face detectada; (c) face isolada Fonte: [16].

Existe a necessidade de registrar a imagem de uma face neutra, ou seja, sem expressão, que será utilizada nas etapas posteriores do processo. No início da execução da aplicação, é solicitado ao usuário que pose por alguns instantes com uma face neutra.

## 5.2 Etapa 2: detecção das características faciais

Na segunda etapa, sobre a região da face detectada, cinco subprocessos ocorrem sequencialmente: busca pelo centro dos olhos, correção da inclinação da face, aplicação de modelo antropométrico, identificação de pontos extremos sobre as características faciais e avaliação desses pontos extremos. Cada um desses subprocessos será visto nas próximas seções.

#### 5.2.1 Busca pelo centro dos olhos

Inicialmente, ocorre a divisão da face em regiões de interesse - Fig. 4(b). Nessas regiões de interesse, são utilizados classificadores do tipo *Haar-like features* para cada um dos olhos, que indicarão as suas coordenadas - Fig. 4(c).



Figura 4: Detecção de olhos e correção da inclinação da face. (a) Face detectada inclinada; (b) divisão da face em regiões de interesse; (c) olhos detectados dentro das regiões de interesse; (d) face inclinada corrigida

## 5.2.2 Correção da inclinação da face

Os centros dos olhos são utilizados como parâmetro para correção da inclinação da face, que é realizada com a rotação de sua imagem, caso haja necessidade. Obtém-se o ângulo  $\theta$  de inclinação da face pela equação (1), onde (x1, y1) e (x2, y2) são coordenadas do centro dos olhos direito e esquerdo respectivamente. Em seguida, aplicando uma transformação afim de rotação de matrizes, executa-se a correção dessa inclinação rotacionando a imagem ao ângulo  $\theta$  igual a zero entre os centros dos olhos - Fig. 4(d). Nesse processo, o centro da imagem é considerado como ponto de origem, e o ângulo  $\theta$  igual a zero é encontrado quando os dois pontos dos centros dos olhos estão no mesmo eixo horizontal (y1 = y2). Essa correção de inclinação é útil para evitar perturbações que podem ocorrer na identificação dos estados das características faciais, como para saber se um canto da boca está mais inclinado do que o outro. Ela também é necessária para que o modelo antropométrico seja posicionado sobre as regiões corretas.

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{|y_1 - y_2|}{x_2 - x_1} \right) \tag{1}$$

#### 5.2.3 Aplicação de modelo antropométrico

Posteriormente, aplica-se o modelo antropométrico de Sohail e Bhattacharya [17], que, partindo dos centros dos olhos - Fig. 5(a), permite demarcar as regiões dos olhos, boca e sobrancelhas - Fig. 5(b). Com essa delimitação, a tarefa de FeD é otimizada, pois somente as regiões que interessam são consideradas.

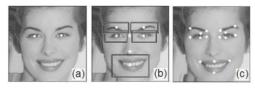


Figura 5: Detecção de pontos de interesse sobre características faciais. (a) Imagem com os centros dos olhos detectados; (b) modelo antropométrico aplicado; (c) detecção de extremidades nas características faciais

#### 5.2.4 Identificação de pontos extremos sobre as características faciais

Na FeD, os pontos sobre as extremidades das características faciais são demarcados automaticamente e armazenados em um vetor, chamado de vetor de pontos extremos (VPE). Sobre a região das características faciais, são empregadas diversas técnicas de processamento de imagem que foram consideradas úteis no auxílio à obtenção de pontos sobre as extremidades das características. Sequencialmente, são utilizados os métodos: (a) conversão da imagem para tons de cinza, (b) correção de histograma, (c) realce de contraste, (d) filtro bilateral [18], (e) operação morfológica de abertura (apenas sobre os olhos), (f) obtenção de imagem binária (pelo método de limiarização adaptativa), (g) eliminação de pequenas ilhas e (h) de vales na imagem com o algoritmo de preenchimento Flood Fill [18]. Posteriormente, é (i) demarcada uma área retangular delimitada pelos contornos presentes em uma imagem, em que é realizada a busca pelos (j) pontos extremos das características faciais. Uma exceção ocorre com os olhos, que têm os pontos extremos localizados, mas isso não acontece dentro de uma região específica. O motivo para isso é que os olhos nem sempre apresentam, após a aplicação dos métodos de processamento de imagens, uma área contínua (principalmente devido à esclera). Dessa forma, uma demarcação poderia eliminar parte dessa característica.

Pode-se ver, na Fig. 6, a disposição dos 16 pontos, que têm o mesmo posicionamento mostrado na Fig. 5(c) [13]. Como explicado anteriormente, essa demarcação segue o modelo antropométrico de Sohail e Bhattacharya [17]. Nas sobrancelhas, são obtidos apenas os pontos horizontais. Sendo eles os extremos em sua parte interna (pontos 2 e 3) e externa (pontos 1 e 4), coincidem, aproximadamente, sobre o eixo horizontal dos cantos externos dos olhos (pontos 5 e 12). Essa medida foi tomada para definir explicitamente um limite externo da sobrancelha, que tem comportamento indefinido (por exemplo, se encontra com os cabelos, é mais curta, se curva em direção aos cantos horizontais externos dos olhos etc.). Em relação aos olhos, os pontos extremos verticais (pontos 6, 7 e 10, 11) são posicionados no eixo horizontal, na metade da distância entre os pontos extremos (pontos 5, 8 (dD) e 9, 12 (dE), mais 1/6 dessa distância para o olho direito e menos 1/6 da respectiva distância para o olho esquerdo. A Tab. 1 descreve a posição dos pontos extremos que informam o estado das características faciais [17].

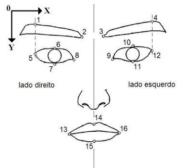


Figura 6: Pontos extremos sobre características faciais Adaptado de [13].

Tabela 1: Descrição dos pontos extremos de características faciais

Ponto	Característica	Lado Posição		Observação		
1		direita	externo	x1 = aprox. ponto x6		
2	sobrancelha	unena	interno			
3	SODI alicellia		interno	_		
4		esquerda	externo	x4 = aprox. ponto x12		
5			externo	_		
6		direita	superior	x6 = (dD/2) + (dD/6)		
7	olho		inferior	x7 = (dD/2) + (dD/6)		
8			interno			
9		esquerda	interno	_		
10			superior	x10 = (dE/2)-(dE/6)		
11			inferior	x11 = (dE/2)-(dE/6)		
12			externo			
13		direita	externo			
14	boca		superior			
15			inferior			
16		esquerda	externo			

Obs.: dD(x8 - x5) e dE(x12 - x9) são as distâncias entre pontos extremos dos olhos direito e esquerdo.

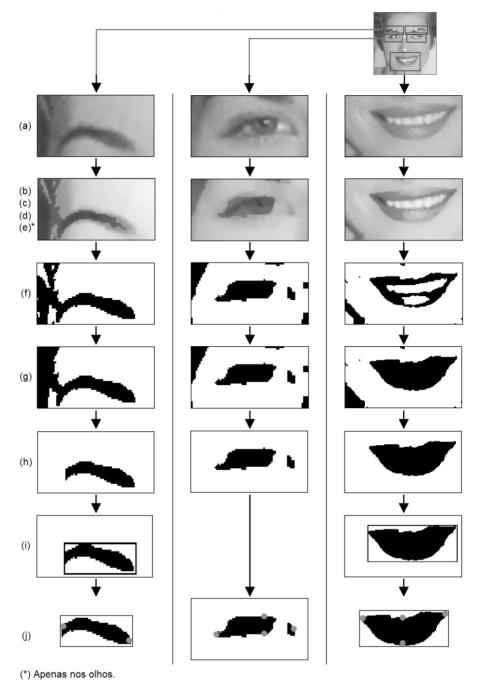


Figura 7: Etapas/métodos para obtenção de pontos extremos sobre características faciais. (a) Conversão da imagem para tons de cinza; (b) correção de histograma; (c) realce de contraste; (d) filtro bilateral; (e) operação morfológica de abertura; (f) obtenção de imagem binária; (g) eliminação de pequenas ilhas; (h) eliminação de vales; (i) demarcação de contornos; (j) posicionamento de pontos extremos

Na Fig. 7, é possível visualizar a aplicação dos métodos processamento de imagens e seus resultados. Essa operação realiza uma melhoria na qualidade das imagens das regiões definidas pelo modelo antropométrico e estende-se até a obtenção dos pontos extremos, utilizados para a classificação das emoções.

Com as coordenadas de alguns pontos nas extremidades das características faciais, pode-se calcular o deslocamento que ocorre sobre esses pontos em um intervalo de tempo determinado, sendo, assim, possível encontrar as expressões faciais que contêm emoções. O VPE obtido na FeD inclui essas coordenadas necessárias para calcular o estado das características faciais.

Os pontos extremos, depois de obtidos, passam a ser rastreados, o que reduz o custo computacional da aplicação, que deixa de executar os dois primeiros módulos (FaD e FeD), concentrando-se no rastreamento e na classificação da emoção. O rastreamento é realizado utilizando o método Pyramidal Lucas-Kanade, implementado na biblioteca OpenCV [19].

### 5.2.5 Avaliação dos pontos extremos encontrados

Os pontos extremos, anteriormente identificados, passam por uma validação que tem como objetivo evitar que falhas ocorridas na obtenção desses pontos perturbem a execução dos processos seguintes da aplicação. Nessa validação, são conferidas as coordenadas dos pontos para garantir que estes estejam sobre áreas esperadas. Os pontos rastreados são avaliados em cada frame e devem obedecer ao conjunto de premissas da Tab. 2. As regras dessa tabela foram elaboradas considerando o comportamento esperado pelos pontos marcados nas características faciais.

Tabela 2: Regras de posicionamento dos pontos sobre características faciais

	Tubera 2. Regrus de posicionamento dos pomos sobre caracteristicas faciaris							
Regra	Descrição	Exemplo						
	x para os pontos do lado direito da face devem ser							
1	menores que os x para os pontos lado esquerdo da	(x1, x2, x5, x6, x7, x8, x13) <						
	face	(x3, x4, x9, x10, x11, x12, x16)						
	<i>y</i> dos pontos superiores dos olhos e boca devem ser							
2	menores que y de seus respectivos pontos	(y6 < y7),						
	inferiores	(y10 < y11), (y14 < y15)						
	valores x dos pontos superiores e inferiores dos	(x5 < (x6, x7) < x8),						
3	olhos e boca devem estar entre seus respectivos	(x9 < (x10, x11) < x12),						
	pontos extremos verticais	(x13 < (14x, 15x) < x16)						
	y dos pontos das sobrancelhas devem ser menores							
4	que y dos pontos extremos horizontais dos olhos de	((1y, 2y) < (y5, y6, y7, y8)),						
	seu lado	((3y, y4) < (y9, y10, y11, y12))						
5	y dos pontos dos olhos devem ser menores que os	((y5, y6, y7, y8), (y9, y10, y11,						
	pontos y da boca	y12)) < (y13, y14, y15, y16)						
	<i>x</i> do ponto externo da sobrancelha direita deve ser							
	menor que o ponto interno da mesma sobrancelha,							
6	que deve ser menor que o ponto interno da							
	sobrancelha esquerda, que deve ser menor que o							
	ponto externo da mesma sobrancelha	x1 < x2 < x3 < x4						
Obcı	y D vonvocente og valeves de sive hevigental e y D es valeves de	oive vertical para e pente D						

Obs.: x P representa os valores do eixo horizontal e y P os valores do eixo vertical para o ponto P

## 5.3 Etapa 3: classificação da emoção

Se as coordenadas dos pontos das características faciais contidos no VPE forem corretamente identificadas, executa-se o módulo de classificação de expressões faciais. Inicialmente, assume-se o primeiro VPE como sendo de face neutra, obtendo-se os estados das características faciais (boca aberta, olhos fechados etc.) pelos dados desse vetor. O resultado será um outro vetor: o vetor de estados das características faciais (VECF). A Tab. 3 descreve como os elementos do VECF são obtidos do vetor de pontos extremos. Como o primeiro vetor resultante representa uma face neutra (VECFn), os subsequentes representam dados de uma face com expressão ou não (VECFe). Da diferença entre VECFn e VECFe resulta o vetor de características (VC), que tem seus elementos normalizados com base na distância entre os cantos internos dos olhos (DO = x9 - x8), conforme (2). A normalização é necessária para corrigir diferenças de escala na imagem, isto é, evitar que sejam comparados dados coletados entre faces com diferentes proximidades da câmera. Já a opção pelos cantos internos dos olhos foi adotada porque a distância entre ambos não se altera mesmo com a presença de expressões faciais. Após essa primeira normalização, o vetor resultante é novamente normalizado, dessa vez para manter seus valores escalares entre -1 e 1. O vetor de características resultante (VCN) é, então, submetido à classificação para obtenção das emoções básicas presentes na expressão facial.

$$VC = \sum_{i=1}^{17} \left( \frac{VECF_e(i)}{DO_e} - \frac{VECF_n(i)}{DO_n} \right). \tag{2}$$

Tabela 3: Descrição dos estados das características faciais

Elemento	Estados da característica facial	Descrição do estados
1	sobrancelha externa direita	movimento vertical do ponto 1
2	sobrancelha externa esquerda	movimento vertical do ponto 4
3	sobrancelha interna direita	movimento vertical do ponto 2
4	sobrancelha interna esquerda	movimento vertical do ponto 3
5	distância entre sobrancelhas	distância euclidiana entre pontos 2 e 3
6	abertura do olho direito	distância euclidiana entre pontos 6 e 7
7	abertura do olho esquerdo	distância euclidiana entre pontos 10 e 11
8	pálpebra superior direita	movimento vertical do ponto 6
9	pálpebra superior esquerda	movimento vertical do ponto 10
10	pálpebra inferior direita	movimento vertical do ponto 7
11	pálpebra inferior esquerda	movimento vertical do ponto 11
12	largura da boca	distância euclidiana entre pontos 13 e 16
13	abertura da boca	distância euclidiana entre pontos 14 e 15
14	lábio superior	movimento vertical do ponto 14
15	lábio inferior	movimento vertical do ponto 15
16	canto direito da boca	movimento vertical do ponto 13
17	canto esquerdo da boca	movimento vertical do ponto 16

Obs.: os movimentos verticais são as diferenças entre os eixos verticais (xP) dos pontos e centro dos olhos.

A classificação das emoções básicas é realizada em uma rede neural tipo *multi-layer perceptron feed-forward* com algoritmo de aprendizado iRPROP-, fornecida pela biblioteca FANN [20]. A rede construída, chamada de RNA-EMO, possui 17 neurônios em sua entrada correspondente aos estados das características faciais (Tab. 3), formatados no vetor de características normalizado (VCN). Ela possui, também, duas camadas ocultas de 25 neurônios cada, além de uma camada de saída contendo sete neurônios (emoções básicas + neutra). Essa configuração foi a que apresentou melhor aderência à classificação, sendo genérica o suficiente para obter as maiores taxas de classificação, considerando as bases de faces utilizadas. A Fig. 8 mostra a estrutura da RNA-EMO.

No processo, para cada frame lido, é retornada uma emoção. Isso ocorre durante a execução do sistema sobre todas as imagens submetidas. O VPE é obtido sobre cada frame lido, utilizando o algoritmo de rastreamento, que tenta ajustar esses pontos à imagem do frame anterior. Os pontos desse VPE são avaliados (da mesma forma como ocorreu na etapa anterior, de detecção das características faciais) para verificação de anomalias no posicionamento sobre as características faciais. Caso haja algum problema (regras da Tab. 2 não atendidas), o processo é interrompido e reiniciado na primeira etapa. Não havendo inconsistências no posicionamento dos pontos, a partir do VPE da face contendo expressão, é obtido o VECFe, que resultará, seguindo o fluxo do processo, na classificação da emoção para aquele frame.

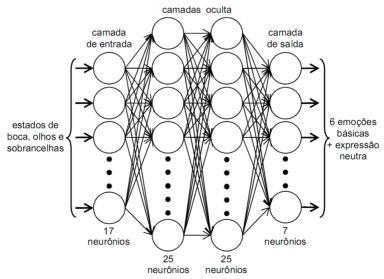


Figura 8: Estrutura da rede neural RNA-EMO

# 6 Avaliação do sistema

Para analisar o desempenho alcançado pela aplicação na tarefa de classificar as seis emoções básicas, tornou-se necessário o uso de bases de faces que contivessem esses dados em suas imagens. Nesse sentido, foram utilizadas as bases JAFFE [21] (213 imagens estáticas com resolução de 256x256 pixels), CK+ [22] (381 sequências de imagens, com resolução de 640x480 pixels) e uma base de imagens própria (30 vídeos de exemplos de emoções básicas, com resoluções de 320x240 pixels e 640x480 pixels). A medida de desempenho utilizada no trabalho é a taxa de reconhecimento, que corresponde do número total de exemplos da amostra reconhecidos corretamente dividido pelo número total de exemplos da amostra, conforme a equação (3) [23]. A metodologia de estimativa de desempenho utilizada é a *holdout*, que prevê a utilização de parte da amostra para treinamento e outra parte exclusivamente para teste.

$$\frac{Taxa\ de}{reconhecimento} = \frac{\frac{n\'{u}mero\ total\ de}{exemplos\ da\ amostra}}{\frac{n\'{u}mero\ total\ de}{exemplos\ da\ amostra}}.$$

$$\frac{exemplos\ da\ amostra}{exemplos\ da\ amostra}.$$
(3)

No treinamento da RNA-EMO, foram utilizados 244 exemplos da base CK+. No teste realizado sobre a mesma base, utilizando 79 exemplos, foi obtida a taxa de reconhecimento de 89,87%. Os resultados dos testes da RNA-EMO exibidos como matriz de confusão (Tab. 4) apresentam valores equilibrados, entre 80% e 100%.

Tabela 4: Matriz de confusão para teste da RNA-EMO sobre a base

		Emoção obtida						
		Neutra	Surpresa	Medo	Alegria	Tristeza	Repulsa	Raiva
_	Neutra	100,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
ada	Surpresa	0,00	93,75	0,00	0,00	0,00	0,00	6,25
per	Medo	0,00	0,00	90,91	9,09	0,00	0,00	0,00
dsə c	Alegria	0,00	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	0,00
očão	Tristeza	8,33	8,33	0,00	0,00	83,33	0,00	0,00
Emc	Repulsa	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	87,50	12,50
K+	Raiva	6,67	0,00	0,00	0,00	6,67	6,67	80,00

Os resultados anteriores referem-se apenas ao desempenho isolado da RNA-EMO em seu teste. Nesse caso, em vez de utilizar o sistema para extrair dados de imagens e após classificá-los, dados fornecidos pela própria base CK+, correspondentes às extremidades das características faciais representadas nas imagens, foram submetidos diretamente à classificação.

Considerando o desempenho do sistema como um todo (da detecção das características faciais pelas imagens da webcam até a detecção das emoções), a taxa de reconhecimento obtida sobre emoções na base CK+foi de 57,14%, com taxa média de reconhecimento por emoção de 59,61% ☐ 23,43%. A Tab. 5 discrimina o desempenho sobre cada emoção, onde se constata uma tendência geral para classificação de emoção neutra e uma confusão na classificação de raiva.

Tabela 5: Matriz de confusão da RNA-EMO sobre a base CK+

		Raiva	Alegria	Tristeza	Repulsa	Surpresa	Medo	Neutra
_	Raiva	14,81	11,11	11,11	29,63	0,00	3,70	29,63
ada	Alegria	1,82	52,73	5,45	12,73	0,00	18,18	9,09
per	Tristeza	0,00	0,00	62,50	0,00	0,00	4,17	33,33
ocão esp	Repulsa	0,00	0,00	3,33	86,67	3,33	0,00	6,67
	Surpresa	6,78	0,00	22,03	0,00	57,63	0,00	13,56
Emo	Medo	0,00	5,56	22,22	0,00	5,56	61,11	5,56
_	Neutra	0,00	0,00	9,09	0,00	9,09	0,00	81,82

A amostra da base JAFFE obteve desempenho inferior em relação à CK+: sua taxa de reconhecimento foi de 43,95%, com taxa média de reconhecimento por emoção de 44,88% □□24,29%. Analisando a Tab. 6, nota-se uma tendência na classificação da emoção de raiva, além de confusão na classificação da emoção de medo.

Um cenário foi criado para testar e avaliar a aplicação sobre o ambiente foco de sua construção: aquele em que há captura de imagens por webcam de usuários à frente do computador. Para isso, foram utilizadas imagens coletadas de uma pessoa à frente do computador, executando expressões faciais emocionais básicas, por diferentes webcams, em diferentes configurações.

Tabela 6: Matriz de confusão da RNA-EMO sobre a base JAFFE Emoção obtida

		Raiva	Alegria	Tristeza	Repulsa	Surpresa	Medo	Neutra
ada	Raiva	73,68	0,00	21,05	5,26	0,00	0,00	0,00
	Alegria	8,70	65,22	4,35	0,00	8,70	8,70	4,35
per	Tristeza	41,67	4,17	41,67	0,00	0,00	0,00	12,50
es (	Repulsa	10,53	5,26	26,32	31,58	15,79	0,00	10,53
çãc	Surpresa	0,00	4,35	21,74	0,00	47,83	0,00	26,09
Emc	Medo	12,00	0,00	24,00	16,00	28,00	0,00	20,00
_	Neutra	25,00	4,17	8,33	4,17	4,17	0,00	54,17

Foram utilizadas, na coleta de dados desse cenário, três webcams: Logitech QuickCam Pro 5000® (cam1), A4 Tech PK-5® (cam2) e a câmera embutida do netbook Asus EeePC 1000H® (cam3). Por meio dessas webcams, foram coletadas cinco amostras, tendo sido em cada uma executada a sequência das emoções de medo, surpresa, repulsa, tristeza, alegria e raiva, totalizando 30 exemplos. A cam1 e a cam2 capturaram, cada uma, uma sequência com resolução de 320x240 pixels e outra com resolução de 640x480 pixels. A cam3 capturou apenas uma sequência com resolução de 640x480 pixels. As amostras foram submetidas à classificação da emoção a RNA-EMO, obtendo-se uma taxa de reconhecimento de 63,33%.

Os resultados obtidos pelo trabalho e descritos nas seções anteriores foram atingidos após a execução de várias etapas da aplicação. Inicialmente, é realizada a detecção da face; em seguida, a detecção de características faciais; posteriormente, a classificação da emoção. Cada uma dessas etapas é dependente da anterior (Fig. 9) e pode encontrar obstáculos a ultrapassar, como os problemas de classificação originados por falhas na detecção de características faciais. Isso significa que o desempenho máximo do sistema é relacionado à combinação dos desempenhos de cada etapa.

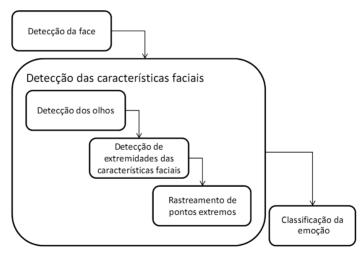


Figura 9: Dependência entre etapas do sistema

Outro atenuante é que, assim como o sistema confundiu emoções, isso ocorre em outros sistemas de trabalhos relacionados e, inclusive, com humanos ([24], [8]). Entre as causas, está a ocorrência de similaridades faciais presentes nas emoções, como de medo e surpresa, por exemplo.

#### 7 Conclusão e trabalhos futuros

Pensando em traduzir emoções encontradas nas relações homem-homem para homem-computador, o trabalho se propôs inferir a emoção expressa na face de um usuário de computador. Mais especificamente, seu objetivo foi capturar, por uma webcam, imagens do usuário, identificar nessas imagens sua face, e nela localizar

boca, olhos e sobrancelhas. Dados dessas características faciais são utilizados para obtenção de expressões faciais, que são aplicados na classificação de emoções básicas contidas na face.

A classificação de emoções pelo sistema obteve, como melhor resultado, a taxa de reconhecimento de 63,33%. Os resultados do sistema foram influenciados por problemas encontrados, principalmente, na etapa de FeD. Porém, o desempenho do classificador, isoladamente, apresentou resultados superiores e mais satisfatórios, tendo a rede neural RNA-EMO atingido 89,87% de taxa de reconhecimento durante seus testes. Outro ponto que deve ser considerado é o tamanho das amostras utilizado, que, por não ser amplo, permite o uso de outra técnica de avaliação que compense esse fato como validação cruzada.

Durante a construção e avaliação deste trabalho, foram identificadas algumas possíveis alternativas e melhorias que poderão ser implementadas futuramente. De forma geral, as três etapas da aplicação (FaD, FeD, classificação de emoções) têm espaço para avanços, mas, devido ao seu desempenho, somente a etapa de FaD é considerada a menos demandante. A etapa de FeD apresenta diversos obstáculos na obtenção de pontos extremos sobre características faciais, como, por exemplo, problemas na intensidade de iluminação, resolução e oclusão. Outro ponto que exige melhoria em FeD é a detecção de olhos, que pode ser alcançada utilizando projeções integrais [25]. Da mesma forma, é necessário melhorar o rastreamento de pontos ou substituir o algoritmo utilizado por um que minimize o problema de abertura [18], que ocorre atualmente na aplicação. Demais alternativas são a utilização de um modelo facial (como o AAM [26]), de filtros de Gabor [27] ou Gabor wavelets [21]. A respeito de classificação de emoções, pode-se melhorar o modelo da rede neural, ou avaliar outro tipo de classificador, como o SVM [14], redes Bayesianas [28] ou modelos ocultos de Markov [28]. Também, pode-se considerar a possibilidade de trabalhar com imagens em cores, o que foi ignorado pela aplicação devido ao fato de a maioria das bases de faces existentes apresentar exemplos apenas em tons de cinza, além de ser mais eficiente e mais simples considerar apenas um espaço de cores, em vez dos três, normalmente, presentes em imagens coloridas.

Pretende-se aplicar o trabalho desenvolvido no Sistema Tutor Inteligente PAT2Math [29], que é um ambiente inteligente de aprendizagem destinado ao ensino de equações algébricas de 1º e 2º graus. Além de considerar as habilidades que o aluno domina sobre o conteúdo, pretende-se que o sistema PAT2Math tenha capacidade de inferir as emoções do usuário pela face, a fim de poder determinar o melhor momento a intervir e poder motivar e engajar o aluno no seu estudo quando detectar frustração ou outras emoções negativas. A integração do trabalho proposto com o PAT2Math permitirá testar a eficiência do trabalho em um caso real de interação homem-máquina.

# Referências

- [1] BOOTH, P. A. An introduction to human-computer interaction. Hove, UK: Lawrence Erlbaum Associates Ltd, 1995.
- [2] PICARD, R. W. Affective computing. Cambridge, USA: MIT Press, 1997.
- [3] EKMAN, P. Facial expressions. *The handbook of cognition and emotion*. Sussex, UK: John Wiley & Sons, 1999.
- [4] JAQUES, P. A.; VICCARI, R. M. Estado da arte em ambientes inteligentes de aprendizagem que consideram a afetividade do aluno. *Revista Informática na Educação*: Teoria e Prática, v. 8, p. 15-38, 2005.
- [5] SCHERER, K. R. Psychological models of emotion. In: BOROD, J. ed. *The neuropsychology of emotion*. Oxford; New York: Oxford University Press, 2000. p. 137-162.
- [6] SCHMIDT, K. L.; COHN, J. F. Human facial expressions as adaptations: evolutionary questions in facial expression. *American Journal of Physical Anthropology (Yearbook of Physical Anthropology)*, v. 44, n. S33, p. 3-24, 2001.
- [7] ORTONY, A.; CLORE, G.; COLLINS, A. *The cognitive structure of emotions*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1988.

- [8] SEBE, N. et al. Multimodal Approaches for Emotion Recognition: A Survey. In: ELECTRONIC IMAGING, 2005, San José, EUA. *Proceedings...* San José: International Society for Optics and Photonics, 2005. p. 56-67.
- [9] FASEL, B.; LUETTIN, J. Automatic facial expression analysis: a survey. *Pattern Recognition*, v. 36, p. 259-275, 2003.
- [10] EKMAN, P. Facial expression and emotion. American Psychologist, v. 48, p. 384-392, 1993.
- [11] VIOLA, P. A.; JONES, M. J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *CVPR* 2001, IEEE Computer Society, v. 1, p. 511-518, 2001.
- [12] EKMAN, P.; FRIESEN, W. V.; HAGER, J. C. *Facial action coding system*: the manual., Salt Lake City, USA: Research Nexus division of Network Information Research Corporation, 2002.
- [13] KOBAYASHI, H.; HARA, F. The recognition of basic facial expressions by neural network. In: IEEE INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 1991, Singapura, Singapura. *Proceedings...* Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 1991. p. 460-466.
- [14] SOHAIL, A. S. M.; BHATTACHARYA, P. Classifying facial expressions using point-based analytic face model and Support Vector Machines. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, MAN AND CYBERNETICS, 2007, Montreal, Canada. Proceedings... Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 2007. p. 1008-1013.
- [15] DE OLIVEIRA, E.; JAQUES, P. A. Inferindo as emoções do usuário pela face através de um sistema psicológico de codificação facial. In: BRAZILIAN SYMPOSIUM ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS, VIII, 2008, Porto Alegre, Brazil. *Anais...*Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2008, p. 156–165.
- [16] ROWLEY, H. A.; BALUJA, S.; KANADE, T. Rotation invariant neural network-based face detection. In: IEEE COMPUTER SOCIETY CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 1998, Santa Barbara, CA, EUA. *Proceedings...* Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 1998, p. 38-44.
- [17] SOHAIL, A. S. M.; BHATTACHARYA, P. Detection of facial feature points using anthropometric face model. In: DAMIANI, E. et al. (Eds.). Signal Processing for Image Enhancement and Multimedia Processing. New York: Springer, 2008. p. 189–200.
- [18] BRADSKI, G. R.; KAEHLER, A. Learning OpenCV. Sebastopol, USA: O'Reilly Media, Inc., 2008.
- [19] WILLOW GARAGE. *OpenCV*: Open Source Computer Vision Library. 2010. Disponível em: <a href="http://opencv.willowgarage.com">http://opencv.willowgarage.com</a>. Acesso em: 20 nov. 2012.
- [20] NISSEN, S. *Implementation of a Fast Artificial Neural Network Library (FANN)*. 2003. Disponível em: <a href="http://fann.sf.net">http://fann.sf.net</a>>. Acesso em: 20 nov. 2012.
- [21] LYONS, M. et al. Coding facial expressions with gabor wavelets. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON AUTOMATIC FACE AND GESTURE RECOGNITION, III, 1998, Nara, Japão. *Proceedings...* Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 1998. p. 200-205.
- [22] LUCEY, P. et al. The extended Cohn-Kanade dataset (CK+): a complete dataset for action unit and emotion-specified expression. In: COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION WORKSHOPS (CVPRW), 2010, Providence, Rhode Island, USA. *Proceedings...* Los Alamitos, CA, USA: IEEE, 2010. p. 94–101.

- [23] TIAN, Y.-L.; KANADE, T.; COHN, J. F. Recognizing action units for facial expression analysis. *IEEE Transactions on PAMI*, v. 23, n. 2, p. 97-115, 2001.
- [24] SCHIANO, D. J. et al. Face to interface: facial affect in (hu)man and machine. In: SIGCHI CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS. *Proceedings...* New York, NY, USA: ACM, 2000., 193–200.
- [25] ZHOU, Z.-H.; GENG, X. Projection functions for eye detection. *Pattern Recognition*, v. 37, n. 5, p. 1049-1056, 2004.
- [26] BRICK, T. R.; HUNTER, M. D.; COHN, J. F. Get The FACS Fast: Automated FACS face analysis benefits from the addition of velocity. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AFFECTIVE COMPUTING AND INTELLIGENT INTERACTION (ACII), III, 2009, Amsterdam, Holanda. *Proceedings.*.. Berlin: Springer, 2009.. p. 1-7.
- [27] VALSTAR, M.; PANTIC, M. Fully automatic facial action unit detection and temporal analysis. In: COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION WORKSHOP (CVPRW), 2006, New York, EUA. *Proceedings.*.. Washington: IEEE Computer Society, 2006. p. 149.
- [28] TONG, Y.; LIAO, W.; JI, Q. Affective information processing. London: Springer, 2008. p. 159-180.
- [29] SEFFRIN, H. et al. Resolvendo equações algébricas no STI PAT2Math. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO, XXI, 2010, João Pessoa. *Anais...* Porto Alegre: SBC, 2010.