

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

LÍDIA DA SILVA FREITAS

**ESTUDO DE PADRÕES DO MOVIMENTO FACIAL NAS EMOÇÕES  
HUMANAS POR MEIO DE FLUXO ÓPTICO**

VIÇOSA  
2017

LÍDIA DA SILVA FREITAS

**ESTUDO DE PADRÕES DO MOVIMENTO FACIAL NAS EMOÇÕES  
HUMANAS POR MEIO DE FLUXO ÓPTICO**

Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Federal de Viçosa, para a obtenção dos créditos da disciplina ELT 490 – Monografia e Seminário e cumprimento do requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.  
Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Kétia Soares Moreira.

VIÇOSA  
2017

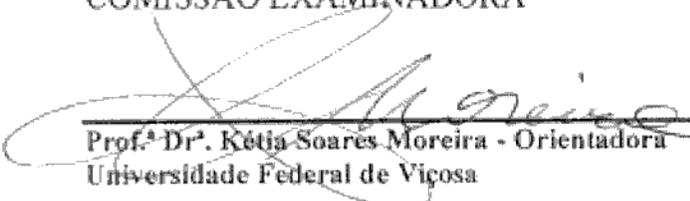
LÍDIA DA SILVA FREITAS

ESTUDO DE PADRÕES DO MOVIMENTO FACIAL NAS EMOÇÕES  
HUMANAS POR MEIO DE FLUXO ÓPTICO

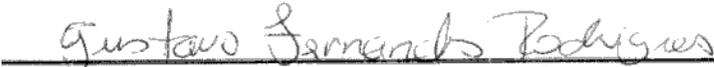
Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Federal de Viçosa, para a obtenção dos créditos da disciplina ELT 490 – Monografia e Seminário e cumprimento do requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 06 de julho de 2017.

COMISSÃO EXAMINADORA

  
Prof.ª Dr.ª Kétia Soares Moreira - Orientadora  
Universidade Federal de Viçosa

  
Prof.ª Dr.ª Ana Cláudia Silva de Souza - Membro  
Universidade Federal de São João Del-Rei

  
Prof. Dr. Gustavo Fernandes Rodrigues - Membro  
Universidade Federal de São João Del-Rei

  
Pedro Sérgio Tôrres Figueiredo Silva - Membro  
Universidade Federal de São João Del-Rei

*“Pois o Senhor é quem dá sabedoria; de sua boca procedem o conhecimento  
e o discernimento ...”  
(Provérbios 2:6)*

*À minha mãe, por TUDO.*

## *Agradecimentos*

Minha sincera gratidão,

A Deus, por me conceder a vida e por me abrir portas, permitindo assim que os próximos agradecimentos sejam feitos.

À minha mãe, pelo amor, esforço e sacrifícios dedicados para que eu chegasse até aqui.

Ao Renan, pelo amor e companheirismo.

Aos meus familiares, por todo carinho e por acreditarem em mim.

Aos amigos, pelos momentos, conselhos, incentivos e apoio.

À Professora Kétia, pela paciência e dedicação na orientação deste trabalho e das pesquisas desenvolvidas ao longo da graduação.

À FAPEMIG e ao CNPq por financiar minhas bolsas de Iniciação Científica, e à Capes pela bolsa de intercâmbio do Brafitec.

## *Resumo*

O presente trabalho consiste num estudo dos padrões do movimento facial na expressão das emoções humanas, utilizando a análise por meio de Fluxo Óptico. *Opticalflow*, ou Fluxo Óptico, é uma importante técnica para estimar o movimento em uma sequência de imagens, sendo definido como a distribuição aparente do movimento dos padrões de intensidade em uma imagem. A base de dados utilizada trata-se de uma composição de dados extraídos do *Cohn-Kanade Database* e *MMI Facial Expression Database*. A pesquisa foi focada em três emoções primárias (alegria, surpresa e tristeza), além da expressão facial classificada como “neutra”, usada como parâmetro de comparação. O banco de dados passa por uma etapa de pré-processamento, onde limita-se o número de quadros a serem utilizados em uma sequência de imagens, e os mesmos são convertidos para escala de cinza. Nesta etapa também são realizadas compensações de distorções e de tamanho das imagens, caso seja necessário. Em seguida, os dados são aplicados em um algoritmo de processamento que permite realizar recortes das regiões faciais de interesse (boca, olhos e sobrancelhas) baseando-se no primeiro quadro da sequência de imagens, onde ocorre a expressão facial “neutra”. Estas áreas de recorte formam um conjunto de pontos que serão rastreados, tendo seu movimento estimado através do cálculo do Fluxo Óptico pelo método de Lucas-Kanade. Os dados obtidos são vetores que indicam a magnitude e direção do movimento dos pontos rastreados. Uma análise qualitativa e quantitativa permite reconhecer os padrões do movimento, associando-os à expressão das emoções humanas.

## *Abstract*

This paper consists of a study of facial movement patterns in the expression of human emotions, using analysis through Optical Flow. Optical Flow is an important technique for estimating motion in a sequence of images, being defined as the apparent distribution of the movement of intensity patterns in an image. The database used is a composition of data extracted from the Cohn-Kanade Database and MMI Facial Expression Database. The research was focused on three primary emotions (joy, surprise and sadness), and the facial expression classified as "neutral", used as a comparison parameter. The database goes through a preprocessing step, where the number of frames to be used in an image sequence is limited, and the images are converted to grayscale. In this step also compensations of distortions and size of the images are done, if necessary. Then, the data is applied in a processing algorithm that allows to cutting of the facial regions of interest (mouth, eyes and eyebrows) based on the first frame of the sequence of images, where the "neutral" facial expression occurs. These clipping areas form a set of points that will be tracked, estimating their movement through the calculation of the Optical Flow by the Lucas-Kanade method. The obtained data are vectors that indicate the magnitude and direction of the movement of the traced points. A qualitative and quantitative analysis allows us to recognize the patterns of movement by associating them with the expression of human emotions.

# Sumário

1	Introdução.....	13
1.1	A Expressão Facial das Emoções.....	14
1.1.1	Universalidade da Expressão Facial das Emoções Humanas.....	14
1.1.2	A expressão facial das emoções universais.....	15
1.1.3	O Sistema de Codificação das Unidades de Ação da Face.....	16
1.2	Fluxo Óptico.....	18
1.2.1	Definição.....	18
1.2.2	Aplicação do Fluxo Óptico no Estudo de Expressões Faciais.....	18
1.2.3	Cálculo da Equação de Restrição do Fluxo Óptico.....	19
1.3	Método de Resolução Lucas-Kanade.....	21
1.3.1	Visão Geral do Método.....	21
1.3.2	Definições.....	22
1.3.3	Correspondência (“ <i>Matching</i> ”).....	23
1.3.4	O Método das Diferenças.....	23
1.3.5	Formulação Unidimensional.....	25
1.3.6	Formulação Bidimensional.....	27
1.3.7	Implementação Matricial.....	28
1.4	Objetivos.....	31
2	Materiais e Métodos.....	33
2.1	Base de Dados.....	33
2.1.1	<i>Cohn-Kanade Database</i> .....	33
2.1.2	<i>MMI Facial Expression Database</i> .....	34
2.2	Metodologia.....	35
2.2.1	Pré-processamento e preparação dos dados.....	35
2.2.2	Estimativa do Fluxo Óptico.....	36
2.2.3	Fluxo Óptico em regiões e pontos de interesse.....	38
2.2.4	Coeficientes de Fluxo Óptico.....	39
3	Resultados e Discussões.....	40
3.1	O diagrama de agulhas (needle map) das emoções.....	40
3.2	Fluxo óptico nas regiões de interesse.....	41
3.3	Fluxo óptico nos pontos de interesse.....	45
4	Conclusões.....	48
	Referências Bibliográficas.....	49

## *Lista de Figuras*

Figura 1: A expressão facial das seis emoções básicas universais. Fonte: JUNIOR, 2013.	15
Figura 2: Algumas das Unidades de Ação faciais superiores e suas combinações. Fonte: BETTADAPURA, 2012.	17
Figura 3: Região de uma imagem com gradiente espacial de duas unidades no Quadro 1. (RITTNER, 2004)	21
Figura 4: Região de uma imagem no Quadro 2, após movimento em relação ao Quadro 1. (RITTNER, 2004)	22
Figura 5: Ilustração do problema de múltiplos movimentos que explicam uma mudança de intensidade. (RITTNER, 2004)	24
Figura 6: Expressão das seis emoções básicas extraídas do Cohn-Kanade Database. Fonte: KANADE et al., 2000.	34
Figura 7: Voluntários expressando diferentes emoções nas sessões do MMI Database. Fonte: PANTIC et al., 2005.	35
Figura 8: Fluxograma do algoritmo de estimativa do Fluxo Óptico. Fonte: autor.	37
Figura 9: Regiões de interesse para o cálculo de Fluxo Óptico. Fonte: Cohn-Kanade Database com incremento do autor.	38
Figura 10: Pontos de interesse para o cálculo de Fluxo Óptico. Fonte: Cohn-Kanade Database com incremento do autor.	38
Figura 11: Diagrama de agulhas das seis emoções universais básicas. Fonte: Cohn-Kanade Database com incremento do autor.	41
Figura 12: Fluxo Óptico na região da boca voluntários A, B e C. Fonte: Cohn-Kanade Database com incremento do autor.	42
Figura 13: Coeficiente de F.O. do voluntário B para ALEGRIA. Fonte: autor.	44
Figura 14: Coeficiente de F.O. do voluntário C para ALEGRIA. Fonte: autor.	44
Figura 15: Coeficiente de F.O. do voluntário B para SURPRESA. Fonte: autor.	44
Figura 16: Coeficiente de F.O. do voluntário C para SURPRESA. Fonte: autor.	44
Figura 17: Coeficiente de F.O. do voluntário B para TRISTEZA. Fonte: autor.	44
Figura 18: Coeficiente de F.O. do voluntário C para TRISTEZA. Fonte: autor.	44
Figura 19: F.O. vertical nos pontos característicos para ALEGRIA. Fonte: autor.	46
Figura 20: F.O. horizontal nos pontos característicos para ALEGRIA. Fonte: autor.	46
Figura 21: F.O. vertical nos pontos característicos para SURPRESA. Fonte: autor.	46
Figura 22: F.O. horizontal nos pontos característicos para SURPRESA. Fonte: autor.	46
Figura 23: F.O. vertical nos pontos característicos para TRISTEZA. Fonte: autor.	46
Figura 24: F.O. horizontal nos pontos característicos para TRISTEZA. Fonte: autor.	46

## *Lista de Tabelas*

Tabela 1: Média da correlação para F.O. horizontal.	47
Tabela 2: Média da correlação para F.O. vertical.	47

## ***1 Introdução***

O conceito de comunicação não-verbal fascina leigos há séculos. Pintores, escultores e atores sempre souberam o quanto um gesto ou uma pose pode conter. No entanto, foi no começo do século XX que começou uma verdadeira pesquisa sobre comunicação não-verbal, sendo que entre 1914 e 1940, houve um considerável interesse sobre a comunicação pessoal por intermédio de expressões faciais (DAVIS, 1979).

Segundo estudos realizados por Mehrabian e Wiener (1967), e Mehrabian e Ferris (1967), apenas 7% da comunicação humana ocorre de forma verbal, sendo que a parcela de 93% compreendida na comunicação não-verbal engloba a componente vocal (38%) e a componente facial (55%). Estes dados, apesar de bastante difundidos no meio científico, são muitas vezes questionados no que se refere ao baixo percentual atribuído ao conteúdo verbal no contexto da comunicação. No entanto, a maioria dos pesquisadores reconhece a importância do canal não-verbal como complemento e/ou substituto da mensagem verbal.

A face humana não é um espaço arbitrário, ela tem propriedades particulares e uma simetria própria, que permite veicular mensagens, afetos, efetuar trocas relacionais, etc. Sendo assim, uma das formas de compreender o comportamento humano, é entender a linguagem corporal associada à comunicação verbal, e mais especificamente o comportamento da face humana (BETTADAPURA, 2012).

As emoções são reações psicofisiológicas, que representam modos eficazes de adaptação face às mudanças ambientais, contextuais e/ou situacionais. Em termos psicológicos, as emoções alteram a atenção e elevam o nível de determinados comportamentos na hierarquia de resposta do indivíduo. No que diz respeito à fisiologia, as emoções organizam as respostas de diversos sistemas biológicos, incluindo as expressões faciais (ANTHIKAD, 2005). Reconhecer expressões faciais das emoções reveste-se de grande importância para a compreensão das relações interpessoais, gestão intra-pessoal e para o desenvolvimento da inteligência emocional e empatia.

Além disto, quando estende-se o conhecimento sobre expressões faciais aplicando-se técnicas matemáticas e computacionais, pode-se chegar a sistemas automatizados de reconhecimento e classificação destas expressões faciais das emoções, possibilitando uma aplicação

prática em diferentes esferas. O ramo da computação afetiva estuda como os computadores podem reconhecer, modelar e expressar emoções, e como podem reagir e responder a elas.

Podemos citar diversas áreas que podem se beneficiar desta capacidade de ler o estado emocional de seres humanos: avaliação psicológica, identificação de criminosos em aeroportos, prevenção do terrorismo, detecção de mentiras, apoio à avaliação clínica e cuidados médicos de pacientes incapazes de se expressar verbalmente, pesquisas para indústria televisiva, dentre outros (CUVE, 2014).

## **1.1 A Expressão Facial das Emoções**

### **1.1.1 Universalidade da Expressão Facial das Emoções Humanas**

A discussão a respeito da expressão facial da emoção ser universal ou ser específica de cada cultura começou a partir de 1872, quando Darwin publicou a obra *The Expression of the Emotion in Man and Animals*. As evidências obtidas por Darwin a favor da universalidade das expressões faciais derivam das respostas das cartas endereçadas a ingleses que estavam em diferentes partes do mundo. Eles afirmavam ter observado em terras estrangeiras as mesmas expressões da emoção que conheciam na Inglaterra (EKMAN, 1999). Segundo Darwin, o mesmo estado mental é expresso em todo o mundo com notável uniformidade (DARWIN, 1872).

Pesquisas realizadas no final dos anos sessenta por Ekman complementaram o que Darwin já havia proposto cerca de cem anos antes. Em um experimento, estudantes universitários japoneses e americanos foram submetidos à cenas de filmes que despertavam determinadas emoções. Cada sujeito assistiu ao filme uma parte do tempo sozinho e uma parte do tempo acompanhado. Os movimentos faciais dos voluntários submetidos ao experimento foram registrados em vídeo e analisados. Chegou-se à conclusão de que os estudantes de ambas as nacionalidades apresentavam expressões faciais idênticas. No entanto, os estudantes japoneses tiveram a tendência de disfarçar a expressão das emoções quando assistiam ao vídeo na presença de outras pessoas. Este estudo mostrou que as expressões faciais usadas para expressar as seis emoções básicas (alegria, tristeza, raiva, medo, surpresa e nojo) são de fato universais, mas que existe um fator cultural que determina a forma como cada sociedade ensina a expressar facialmente as emoções em diferentes situações (EKMAN, 1972).

Um questionamento sobre a universalidade das emoções ainda restou após os experimentos com os estudantes japoneses e americanos, visto que o fato deles terem apresentado a mesma expressão facial das emoções poderia ser um resultado do fator cultural, já que os mesmos tinham acesso à influência de mídias estrangeiras. Assim, uma nova série de experimentos foi conduzida por Ekman em uma tribo isolada de Papua Nova Guiné, que jamais havia tido contato com produtos e mídias estrangeiras. Desta vez, houve então a confirmação de que, apesar de existirem convenções sociais para o comportamento facial em público, a configuração facial para cada emoção básica é comum a todas as pessoas, podendo ser entendida como um fator biológico (EKMAN e FRIESEN, 2003).

### 1.1.2 A expressão facial das emoções universais

Atualmente, tem-se mais de 10 mil expressões faciais diferentes catalogadas, sendo que sete entre elas foram classificadas por Ekman como macro-expressões básicas: alegria, tristeza, raiva, medo, surpresa, nojo e desprezo. Esta última ainda gera discussões devido a particularidades que não a discriminam plenamente do nojo e da raiva. No entanto, existe um consenso sobre a classificação das seis primeiras, sendo estas mais utilizadas em estudos e pesquisas que tomam como premissa a universalidade das emoções básicas. (MIGUEL, 2015) A Figura 1 mostra as expressões faciais características das seis emoções primárias universais: raiva, nojo, medo, alegria, tristeza e surpresa.



Figura 1: A expressão facial das seis emoções básicas universais. Fonte: JUNIOR, 2013.

A expressão da raiva se concentra principalmente na região superior do rosto, e é caracterizada por franzir a testa, juntando e abaixando as sobrancelhas em direção ao nariz. De uma maneira geral, toda a musculatura facial fica tensionada, especialmente os lábios, que podem ficar separados com os dentes apertados.

O nojo (ou aversão) é demonstrado facialmente principalmente através do nariz, que é enrugado, e pelo rebaixamento das sobrancelhas, que também ocorre na raiva. Tem-se paralelamente o erguimento das bochechas, fazendo com que os lábios se contraíam.

O sentimento de medo pode ser identificado pelo levantamento das sobrancelhas, e pelos olhos bastante arregalados. Ocorre também o estiramento horizontal dos lábios, e em situações extremas, a boca fica solta de maneira instintiva.

A alegria pode ser observada pelo sorriso característico, havendo forte relação entre o grau de felicidade e o tamanho da abertura. A contração dos músculos entre os lábios e as bochechas em função do sorriso, resulta em um rebaixamento da pele entre as pálpebras e a sobrancelha, podendo-se notar as rugas na região dos olhos.

Para expressão da tristeza, tem-se um sutil abaixamento das sobrancelhas, que se juntam. A boca sofre um leve arqueamento para baixo acompanhado de uma elevação sutil das bochechas.

Por fim, a expressão da surpresa pode se assemelhar ao medo. Tem-se uma grande abertura da boca, que também ocorre verticalmente, e um enrugamento da testa em função do erguimento das sobrancelhas (MIGUEL, 2015).

### **1.1.3 O Sistema de Codificação das Unidades de Ação da Face**

O *Facial Action Coding System* (FACS), ou Sistema de Codificação de Unidades de Ação da Face foi desenvolvido por Ekman e Friesen em 1978 e revisado em 2002. O FACS foi o primeiro instrumento que permitiu fazer a análise e descrição dos movimentos dos músculos da face humana, sendo utilizado e aceito até os dias atuais (FREITAS, 2017).

Este sistema de codificação da face permite medir toda expressão facial ou comportamento facial visível, e não somente ações faciais ligadas às emoções. Foram identificadas e caracterizadas 44 Unidades de Ação (AU's), que estão associadas à contração dos músculos na face. É importante salientar que uma AU não corresponde a exatamente um músculo facial, visto que há casos em que é difícil diferenciar entre um conjunto de músculos com base na

aparência. As AU's são unidades mínimas anatomicamente separadas ligadas aos movimentos faciais. Todos os movimentos faciais podem ser descritos em termos de combinações de ações de determinadas unidades, inclusive as expressões faciais das emoções básicas (EKMAN e FRIESEN, 1980). Na Figura 2, podemos observar algumas das Unidades de Ação facial superiores e suas combinações.

<i>NEUTRAL</i>	AU 1	AU 2	AU 4	AU 5
				
Eyes, brow, and cheek are relaxed.	Inner portion of the brows is raised.	Outer portion of the brows is raised.	Brows lowered and drawn together	Upper eyelids are raised.
AU 6	AU 7	AU 1+2	AU 1+4	AU 4+5
				
Cheeks are raised.	Lower eyelids are raised.	Inner and outer portions of the brows are raised.	Medial portion of the brows is raised and pulled together.	Brows lowered and drawn together and upper eyelids are raised.
AU 1+2+4	AU 1+2+5	AU 1+6	AU 6+7	AU 1+2+5+6+7
				
Brows are pulled together and upward.	Brows and upper eyelids are raised.	Inner portion of brows and cheeks are raised.	Lower eyelids cheeks are raised.	Brows, eyelids, and cheeks are raised.

**Figura 2:** Algumas das Unidades de Ação faciais superiores e suas combinações. Fonte: BETTADAPURA, 2012.

A partir da construção do FACS chegou-se a diversos resultados importantes, dos quais se pode destacar o fato de que existem alguns músculos da face que não podem ser voluntariamente manipulados, e que estão envolvidos na expressão espontânea de certas emoções. As chamadas micro-expressões são expressões faciais muito rápidas, que ocorrem quando uma pessoa, conscientemente ou não, tenta esconder seu sentimento (EKMAN, 1999). A análise das micro-expressões possui grande aplicação no diagnóstico de quadros psicológicos e na detecção de mentiras.

## 1.2 Fluxo Óptico

### 1.2.1 Definição

Em uma sequência de imagens, movimento é uma especialidade que revela a dinâmica da cena, pela relação espacial das características da imagem de acordo com a mudança temporal (JAHNE et al., 1999). O movimento temporal de objetos sobre um plano de imagem é uma forte sugestão visual para entender a estrutura e movimento em três dimensões. O próprio sistema visual humano usa o movimento visual para inferir propriedades do mundo real 3D baseando-se em um pequeno conhecimento prévio do mesmo, o que é um dos principais objetivos da visão computacional (TRUCCO e VERRI, 1998).

Uma importante técnica para estimar movimento em sequência de imagens é o chamado *OpticalFlow* (Fluxo Óptico). Fluxo Óptico é a distribuição da velocidade aparente do movimento dos padrões de intensidade em uma imagem (HORN e SCHUNCK, 1980). Fluxo Óptico pode surgir de um movimento relativo de objetos, e pode dar uma informação importante sobre o arranjo dos objetos vistos e sobre a taxa de mudança destes arranjos. Em outras palavras, Fluxo Óptico consiste em um campo denso de velocidade onde cada pixel no plano da imagem está associado a um vetor de velocidade. Conhecendo-se a base temporal entre duas imagens consecutivas, o campo vetorial de deslocamento pode ser inferido a partir do campo de velocidades (BLACK e ANADAN, 1993).

### 1.2.2 Aplicação do Fluxo Óptico no Estudo de Expressões Faciais

Na literatura, encontra-se diversos trabalhos sobre o estudo das emoções utilizando-se expressões faciais. Alguns deles são unimodais, ou seja, utilizam apenas reconhecimento de expressões faciais como base. Já outros são multimodais, procurando utilizar mais de um tipo de entrada, como por exemplo, parâmetros da voz e gestos corporais (LEÃO, 2012).

Segundo Frapanagos & Taylor (2005), existem basicamente duas abordagens para mapear as características faciais para as emoções. Na primeira, a análise da expressão facial é feita de maneira estatística em relação às extremidades de uma expressão, para assim encontrar pistas como rugas, posições e formas no rosto que ajudem a inferir qual o estado emocional de uma pessoa, entretanto, poucos trabalhos baseados nessa técnica obtiveram sucesso, devido principalmente ao grande custo computacional que apresenta. Na segunda, mais utilizada e difundida na literatura, a análise é orientada a gestos, sendo necessária a extração de

vários frames sucessivos da expressão facial dos quais são extraídos os gradientes e variações, e destes são mapeados os estados emocionais.

Desta maneira, sabendo-se que o Fluxo Óptico é um campo vetorial que descreve os deslocamentos ocorridos entre dois quadros consecutivos, esta ferramenta pode ser aplicada para rastrear as mudanças faciais ocorridas em função da expressão de uma emoção em uma sequência de imagens.

### 1.2.3 Cálculo da Equação de Restrição do Fluxo Óptico

Os métodos para a computação do Fluxo Óptico podem ser classificados em três grandes grupos principais: Técnicas diferenciais, Técnicas de Correlação e Técnicas Baseadas em Frequência de Energia. Nas técnicas diferenciais, a hipótese inicial para a computação do fluxo óptico é a de que intensidade entre quadros diferentes em uma sequência de imagens é aproximadamente constante em um intervalo de tempo pequeno, ou seja, em um pequeno intervalo de tempo o deslocamento será mínimo (HORN e SCHUNCK, 1980).

A base teórica para a utilização de técnicas diferenciais demonstrada a seguir foi proposta por Horn e Schunck (1980).

Seja  $I(x, y, t)$  a intensidade de uma dado pixel  $(x, y)$  num instante de tempo  $t$ . Inicialmente considera-se que o intervalo de tempo  $dt$  entre duas imagens consecutivas é muito curto e que intensidade da imagem não se altera nesse intervalo de tempo. Assim:

$$I(x, y, t) \approx I(x + \partial x, y + \partial y, t + \partial t) \quad (1.1)$$

A Equação 1.1 pode ser expandida pela Série de Taylor e reescrita como:

$$I(x + \partial x, y + \partial y, t + \partial t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \partial x + \frac{\partial I}{\partial y} \partial y + \frac{\partial I}{\partial t} \partial t + O^2 \quad (1.2)$$

Aplicando-se a Equação 1.1 na Equação 1.2 e eliminando-se  $O^2$ , que são termos de segunda ordem em diante e podem ser desprezados, tem-se:

$$I(x, y, t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \partial x + \frac{\partial I}{\partial y} \partial y + \frac{\partial I}{\partial t} \partial t \quad (1.3)$$

A Equação 1.3 pode ser simplificada subtraindo-se o termo  $I(x, y, t)$  de ambos os lados, e dividindo-se tudo por  $\partial t$ . Assim tem-se:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (1.4)$$

Através da Equação 1.4 pode-se encontrar os componentes do vetor velocidade  $\vec{v}$ , e do gradiente da função de intensidade da imagem ( $\nabla I$ ) nas direções  $x$  e  $y$ :

$$\vec{v} = \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial y}{\partial t} \quad (1.5)$$

$$\nabla I = \frac{\partial I}{\partial x} + \frac{\partial I}{\partial y} \quad (1.6)$$

Deste modo, a equação de restrição do Fluxo Óptico torna-se:

$$\nabla I \cdot \vec{v} + I_t = 0 \quad (1.7)$$

Existem diversas técnicas propostas para resolver a Equação 1.7 e encontrar as componentes  $(u, v)$  do vetor velocidade ( $\vec{v}$ ). O método iterativo de Horn&Schunck e o método das diferenças de Lucas-Kanade podem ser citados como os mais conhecidos e utilizados. Diversas análises de desempenho de algoritmos têm mostrado que o método de Lucas-Kanade apresenta um melhor desempenho, além de maior confiabilidade e boa tolerância a ruídos, sendo este o método adotado neste trabalho. Sua desvantagem seria apenas o fato de apresentar mapas de fluxo mais esparsos.

### 1.3 Método de Resolução Lucas-Kanade

Para resolver a Equação de Restrição do Fluxo Óptico, a ideia proposta por Lucas e Kanade em 1981 é dividir a imagem original em pequenas seções e assumir a velocidade constante em cada seção. A partir daí, o Fluxo Óptico é resolvido dentro de cada região a partir do critério dos mínimos quadrados (LUCAS e KANADE, 1981).

O método Lucas-Kanade, também conhecido como Método das Diferenças, só pode ser usado quando o vetor de fluxo de imagem entre os dois quadros é pequeno o suficiente para que a equação diferencial do fluxo óptico seja mantida (LUCAS, 1984).

A dedução do método será feita como descrita por Rittner (2004). Inicialmente Será exposta uma visão geral do método, e em seguida será introduzido a descrição matemática baseada no que foi proposto por Lucas (1984).

#### 1.3.1 Visão Geral do Método

A ideia básica do Método das Diferenças pode ser compreendida através da visão geral mostrada a seguir de uma maneira simplista e sem rigor matemático.

Suponha que tenhamos uma imagem com um gradiente espacial de duas unidades por pixel na direção do eixo  $x$  em uma pequena região, conforme Figura 3:

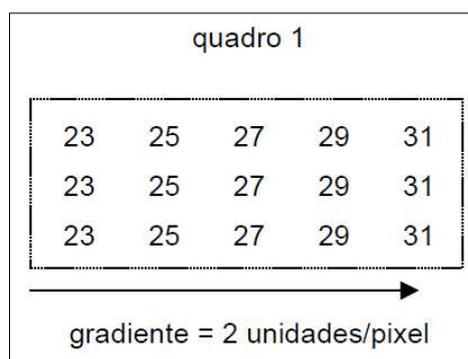
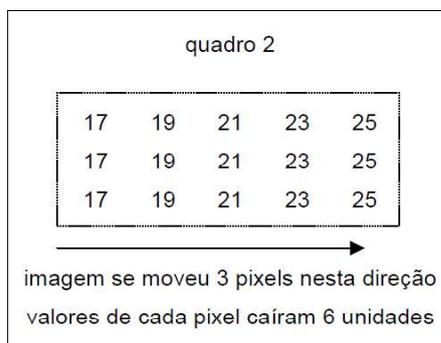


Figura 3: Região de uma imagem com gradiente espacial de duas unidades no Quadro 1. (RITTNER, 2004)

Agora, suponha que a mesma região da imagem no próximo quadro seja conforme mostrado na Figura 4. A imagem se moveu três pixels para direita, logo, o valor de cada pixel caiu em seis unidades.



**Figura 4:** Região de uma imagem no Quadro 2, após movimento em relação ao Quadro 1. (RITTNER, 2004)

Sendo assim, se o gradiente espacial era de 2 unidades/pixel e a imagem foi deslocada em 3 pixels, a mudança total em uma dada posição da região foi de  $2 \times 3 = 6$ . Isto pode ser escrito da seguinte forma:

$$\text{distância movida (por quadro)} = \frac{\text{diferença de valores dos pixels}}{\text{gradiente espacial}} = \frac{\text{gradiente temporal}}{\text{gradiente espacial}} \quad (1.8)$$

Esta abordagem leva em conta alguns pressupostos:

- As diferenças nos níveis de cinza são devido somente ao movimento, e não há diferenças devido à iluminação, reflexo, etc.;
- O Fluxo Óptico é constante dentro do bloco;
- Os deslocamentos são pequenos.

A partir deste conceito básico contido no Método das Diferenças, pode-se iniciar a formulação matemática do mesmo.

### 1.3.2 Definições

Uma imagem é uma função  $I(p)$  onde o vetor  $p = (x, y)$  representa uma posição na imagem e  $I(p)$  contém o valor do pixel naquela posição. Geralmente  $I(p)$  é uma função com valores escalares definida para uma região retangular limitada.

Em estudos de movimento, em geral tem-se pelo menos duas imagens, aqui denominadas  $I_1$  e  $I_2$ . Para comparar estas duas imagens, utiliza-se a norma Euclidiana, onde o erro ( $E$ ) é dado por:

$$E = \sum_p (I_2(p) - I_1(p))^2 \quad (1.9)$$

Neste caso, o vetor  $p$  varre todos os pontos das duas imagens que estão sendo comparadas.

### 1.3.3 Correspondência (“*Matching*”)

O problema tradicional de correspondência pode ser definido da seguinte forma: dadas duas imagens e  $I_1(p)$  e  $I_2(p)$ , sendo que  $I_1(p) = I_2(p + h)$ , determinar o vetor  $h$  de disparidade entre elas. Em várias situações reais, não é possível atender à relação apresentada, e uma reformulação do problema é necessária: encontrar o vetor  $h$  de disparidade de forma que  $I_1(p)$  e  $I_2(p + h)$  sejam o mais próximo possível.

Ou seja, queremos encontrar um  $h$  que minimiza determinada medida de diferença entre  $I_1(p)$  e  $I_2(p + h)$ . A resolução deste problema nos leva a determinar dois parâmetros globais, que são os componentes  $h_x$  e  $h_y$  do vetor de disparidade.

### 1.3.4 O Método das Diferenças

A partir dos conceitos anteriores, tem-se que o Método das Diferenças é baseado na hipótese de que a diferença entre as imagens  $I_1(p)$  e  $I_2(p)$  em um determinado ponto  $p$  pode ser explicada através de uma aproximação linear, pela disparidade  $h$  entre as imagens e pelo gradiente espacial de intensidade da imagem. A relação é dada por:

$$I_1(p) - I_2(p) \approx h_x \frac{\partial I_2}{\partial x} + h_y \frac{\partial I_2}{\partial y} \quad (1.10)$$

De acordo com a Equação 1.10, cada ponto  $p$  resulta em uma restrição linear. E como deseja-se resolver para os valores de  $h_x$  e  $h_y$ , são necessários pelo menos dois pontos distintos para obter-se uma solução única.

A Figura 5 ilustra esta questão de diferentes soluções: para cada mudança de intensidade, não há um único movimento que a explique. Cada linha nas imagens representa contornos de mesma intensidade. Existe a dificuldade em se dizer se o ponto A na Imagem 1 se deslocou na Imagem 2 para o ponto B ou B', ou para outro ponto qualquer que possua mesma intensidade.

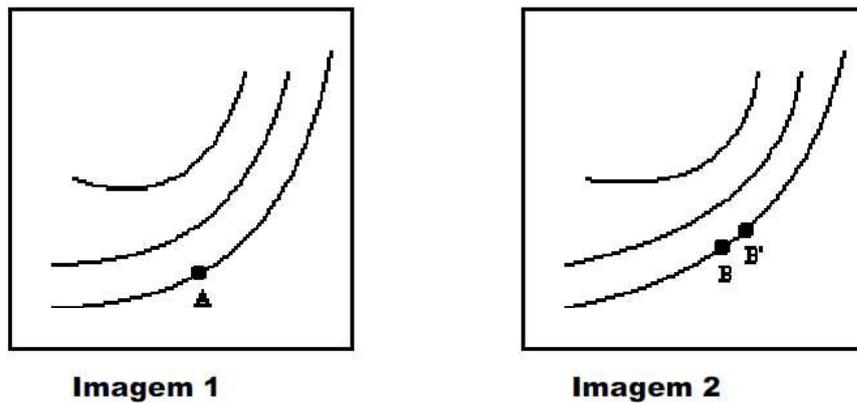


Figura 5: Ilustração do problema de múltiplos movimentos que explicam uma mudança de intensidade. (RITTNER, 2004)

Na prática, uma técnica de minimização do erro quadrático permite combinar mais pontos do que parâmetros, minimizando os efeitos de ruído e melhorando a aproximação feita na Equação 1.10, resultando no erro dado pela Equação 1.11.

$$E = \sum_p (I_2(p) - I_1(p) - h_x \frac{\partial I_2}{\partial x} - h_y \frac{\partial I_2}{\partial y})^2 \quad (1.11)$$

### 1.3.5 Formulação Unidimensional

A formulação unidimensional é pouco efetiva em termos práticos, porém facilita a compreensão das versões mais complexas. Supõe-se duas imagens unidimensionais  $I_1$  e  $I_2$  que se relacionam entre si da seguinte forma:

$$I_1(x) = I_2(x + h) \quad (1.12)$$

Utilizando-se uma a série de Taylor truncada, obtém-se uma estimativa do comportamento da imagem próxima ao ponto  $x$ .

$$I_1(x) = I_2(x + h) \approx I_2(x) + h \cdot I_2'(x) \quad (1.13)$$

Portanto, como o objetivo é encontrar a disparidade  $h$ , temos:

$$h \approx \frac{I_1(x) - I_2(x)}{I_2'(x)} \quad (1.14)$$

Na Equação 1.14 existe a necessidade do termo  $I_2'(x)$ , mas possui-se apenas os valores de  $I_1$  e  $I_2$  (intensidades das imagens) para as amostras de  $x$  (posições unidimensionais da imagem). Assim, a derivada é obtida por meio de uma diferença. Observa-se que o nome do método deve-se ao fato de que, para estimar a disparidade, utiliza-se a diferença entre valores da imagem juntamente com a derivada da imagem, que também é obtida por uma diferença, sendo estes valores dependentes da posição  $x$ .

A partir da Equação 1.14 pode-se definir aproximação:

$$\hat{h}(x) \approx \frac{I_1(x) - I_2(x)}{I_2(x)} \quad (1.15)$$

A aproximação dada pela Equação 1.15 só pode ser considerada precisa naqueles pontos onde  $h$  é muito pequeno ou onde  $I_2$  é praticamente linear.

Uma forma de reduzir a imprecisão desta equação aproximada é calcular uma média para um grupo de valores de  $x$ :

$$\hat{h}(x) = \frac{1}{N} \sum_{x'} \frac{I_1(x) - I_2(x)}{I_2(x)} \quad (1.16)$$

Na Equação 1.16,  $N$  é o número de pontos  $x'$  na vizinhança do ponto  $x$  que são considerados na média para o cálculo da disparidade no ponto  $x$ .

Apesar da redução na imprecisão através da média, ainda existem problemas nesta equação causados pela aproximação de  $h(x)$  por  $\hat{h}(x)$  e também pelo fato de  $I_1(x)$  não ser exatamente igual a  $I_2(x + h(x))$ . Estes problemas podem ser resolvidos se buscarmos para cada ponto  $x$ , uma estimacão da disparidade  $\hat{h}(x)$  que minimiza a diferença entre  $I_1(x)$  e  $I_2(x + h(x))$  para cada  $x'$  na vizinhança de  $x$ .

Deseja-se minimizar o erro

$$E(x) = \sum_{x'} (I_2(x' + \hat{h}(x)) - I_1(x'))^2 \quad (1.17)$$

Para encontrar o mínimo da função erro, basta diferenciar em relação a  $\hat{h}(x)$  e igualar a zero. Assim, a disparidade que minimiza o erro é dada por:

$$\hat{h}(x) = \frac{\sum_{x'} (I_1(x') - I_2(x')) \cdot I_2'(x')}{\sum_{x'} (I_2'(x'))^2} \quad (1.18)$$

### 1.3.6 Formulação Bidimensional

Generalizando-se para o caso de uma imagem com duas dimensões onde o vetor  $\mathbf{p}$  é dado por  $\mathbf{p} = (x, y)$ , a aproximação linear correspondente à Equação 1.13 do caso unidimensional é dada por:

$$I_1(\mathbf{p}) = I_2(\mathbf{p} + \mathbf{h}(\mathbf{p})) \approx I_2(\mathbf{p}) + h_x \cdot \frac{\partial I_2(\mathbf{p})}{\partial x} + h_y \cdot \frac{\partial I_2(\mathbf{p})}{\partial y} \quad (1.19)$$

A Equação 1.19 fornece uma restrição linear em  $h_x(x, y)$  e  $h_y(x, y)$  em cada ponto, e desta forma não pode apresentar solução única, pois uma restrição é insuficiente para determinar duas componentes. Nas técnicas de estimativa de Fluxo Óptico, em geral esta questão é resolvida acrescentando-se uma restrição adicional para  $h_x$  e  $h_y$ , como, por exemplo, que as componentes devem satisfazer a algum critério de suavização.

Numa análise análoga ao caso unidimensional, considerando-se média da disparidade na vizinhança de  $\mathbf{p}$ , o erro quadrático é dado por:

$$E(\mathbf{p}) = \sum_{\mathbf{p}'} (I_2(\mathbf{p}' + \mathbf{h}(\mathbf{p})) - I_2(\mathbf{p}'))^2 \quad (1.20)$$

E substituindo a Equação 1.19 na Equação 1.20 chega-se ao erro estimado:

$$E(\mathbf{p}) \approx \sum_{\mathbf{p}'} \left( I_2(\mathbf{p}) + h_x \cdot \frac{\partial I_2(\mathbf{p})}{\partial x} + h_y \cdot \frac{\partial I_2(\mathbf{p})}{\partial y} - I_2(\mathbf{p}') \right)^2 \quad (1.21)$$

Diferenciando-se a Equação 1.21 em relação a  $h_x(\mathbf{p})$  e  $h_y(\mathbf{p})$  chega-se ao sistema de duas equações e duas incógnitas:

$$\begin{cases} h_x(\mathbf{p}) \cdot \sum_1 + h_y(\mathbf{p}) \cdot \sum_2 + \sum_3 = 0 \\ h_x(\mathbf{p}) \cdot \sum_4 + h_y(\mathbf{p}) \cdot \sum_5 + \sum_6 = 0 \end{cases} \quad (1.22)$$

Onde:

$$\begin{cases} \sum_1 = \sum_{p'} \left( \frac{\partial I_2(p')}{\partial x} \right)^2 \\ \sum_2 = \sum_4 = \sum_{p'} \frac{\partial I_2(p')}{\partial x} \cdot \frac{\partial I_2(p')}{\partial y} \\ \sum_3 = \sum_{p'} (I_2(p') - I_1(p')) \cdot \frac{\partial I_2(p')}{\partial x} \\ \sum_5 = \sum_{p'} \left( \frac{\partial I_2(p')}{\partial y} \right)^2 \\ \sum_6 = \sum_{p'} (I_2(p') - I_1(p')) \cdot \frac{\partial I_2(p')}{\partial y} \end{cases} \quad (1.23)$$

E resolvendo o sistema temos que as componentes  $h_x$  e  $h_y$  da disparidade são:

$$\begin{cases} h_x(\mathbf{p}) = \frac{\sum_5 \sum_3 - \sum_2 \sum_6}{\sum_2^2 - \sum_1 \sum_5} \\ h_y(\mathbf{p}) = \frac{\sum_2 \sum_3 - \sum_1 \sum_6}{\sum_1^2 - \sum_1 \sum_5} \end{cases} \quad (1.24)$$

### 1.3.7 Implementação Matricial

Uma abordagem matricial do método faz-se necessária para a manipulação de imagens e estimativas de fluxo óptico nas mesmas, uma vez que as imagens são representadas computacionalmente por matrizes.

Retomando a Equação 1.4 de restrição do fluxo óptico, podemos reescrever as componentes do vetor velocidade  $\vec{v} = (u, v)$ , os gradientes de espaciais  $E_x$  e  $E_y$ , e o gradiente temporal  $E_t$ , e a equação torna-se:

$$E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t = 0 \quad (1.25)$$

Para estimar o fluxo óptico em cada ponto basta fazer a divisão direta:

$$u = E_t / E_x \quad v = E_t / E_y \quad (1.26)$$

Aplicando-se a ideia já apresentada da média dos valores do gradiente para um bloco da imagem tem-se:

$$u = \frac{1}{N} \sum_{\text{bloco}} E_t / E_x \quad v = \frac{1}{N} \sum_{\text{bloco}} E_t / E_y \quad (1.27)$$

Onde  $N$  é número de pontos (pixels) do bloco (por exemplo em um bloco 8X8  $N=64$ ).

Considerando que as imagens são discretas no espaço e no tempo, e que não existem  $(x, y, t)$  inteiros que resultem em uma igualdade exata na intensidade de um ponto entre duas imagens, temos que o erro desta aproximação é:

$$E(x, y, t) = \sum_{x,y} [E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t]^2 \quad (1.28)$$

E diferenciando-se em relação a  $u$  e  $v$ , e igualando a zero para encontrar o mínimo da função erro dada pela Equação 1.28, chega-se a:

$$\begin{cases} \sum_{x,y} 2 \cdot E_x^2 \cdot u + 2 \cdot E_x \cdot E_y \cdot v + 2 \cdot E_x \cdot E_t = 0 \\ \sum_{x,y} 2 \cdot E_y^2 \cdot v + 2 \cdot E_x \cdot E_y \cdot u + 2 \cdot E_y \cdot E_t = 0 \end{cases} \quad (1.29)$$

Reescrevendo o sistema dado pela Equação 1.29 na forma matricial, chega-se ao cálculo do fluxo óptico pelo algoritmo do mínimo erro quadrático:

$$\begin{bmatrix} \sum_{x,y} E_x^2 & \sum_{x,y} E_x \cdot E_y \\ \sum_{x,y} E_x \cdot E_y & \sum_{x,y} E_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{x,y} E_x \cdot E_t \\ \sum_{x,y} E_x \cdot E_t \end{bmatrix} \quad (1.30)$$

Pode-se ainda lançar mão de uma função de ponderação  $W$ , que dará mais peso aos valores mais confiáveis e menos peso aos valores não confiáveis. A definição de valores não confiáveis é baseada na observação de possíveis fontes de erro, como regiões ou pontos onde os gradientes são muito pequenos.

Acrescentando-se a máscara  $W$ , a formulação matricial torna-se:

$$\begin{bmatrix} \sum_{x,y} W^2 \cdot E_x^2 & \sum_{x,y} W^2 \cdot E_x \cdot E_y \\ \sum_{x,y} W^2 \cdot E_x \cdot E_y & \sum_{x,y} W^2 \cdot E_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{x,y} E_x \cdot E_t \\ \sum_{x,y} E_x \cdot E_t \end{bmatrix} \quad (1.31)$$

Na prática, chega-se o cálculo do fluxo óptico a partir dos seguintes passos, conforme descrito por Calway (2003):

- Calcula-se os gradientes espaciais  $E_x$  e  $E_y$ , utilizando-se um máscara gaussiana.
- Em seguida calcula-se o gradiente espacial  $E_t$ , subtraindo-se um quadro da sequência de imagens do quadro anterior;
- Monta-se a matriz:  $A = \sum_{bloco} (\nabla E(x, y)) (\nabla E(x, y))^T$ , onde:  $\nabla E(x, y) = [E_x, E_y]^T$ .
- Calcula-se  $A^{-1}$ , o inverso da matriz  $A$ .
- Calcula-se:  $b = -\sum_{bloco} [E_x E_t, E_y E_t]^T$
- Por último, estima-se o movimento através da multiplicação matricial:  $\hat{v} = A^{-1}b$ .

É importante ressaltar que  $A$  se torna uma matriz singular (portanto, não inversível) quando  $\nabla E(x, y)$  é constante ao longo do bloco. Neste caso tem-se uma insuficiente variação de intensidade luminosa, o que não permite a determinação do movimento.

## 1.4 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é realizar um estudo das expressões das emoções humanas básicas com foco em três delas (alegria, surpresa e tristeza) através do movimento facial. Para isso, propõe-se uma análise do movimento em regiões características da face: boca, olhos e sobrancelhas. Serão selecionados pontos dentro destas regiões por meio de um algoritmo que estima o fluxo óptico em diversas sequências de imagens (vídeos).

Dado o objetivo geral, têm-se como objetivos específicos:

- Estudar as expressões faciais humanas das seis emoções básicas, identificando as características de movimento em cada uma delas;
- Estudar a implementação do Fluxo Óptico e de outras ferramentas computacionais aplicadas ao reconhecimento de emoções;
- Adquirir banco de dados contendo vídeos e sequências de imagens de voluntários expressando as emoções básicas;
- Realizar um pré-processamento e redução dos dados visando reduzir o erro e o custo computacional do cálculo de Fluxo Óptico;

- 
- Processar os dados realizando a estimativa de Fluxo Óptico dentro das regiões de interesse;
  - Analisar qualitativamente e quantitativamente os dados obtidos, buscando encontrar padrões no comportamento do fluxo óptico que permitam diferenciar as emoções estudadas;
  - Verificar a possibilidade de utilizar as informações fornecidas pelo Fluxo Óptico em um sistema de reconhecimento de emoções.

## 2 *Materiais e Métodos*

Para as realizações dos experimentos de estimativa do fluxo óptico nas expressões faciais das emoções, foram utilizadas bases de dados internacionais disponibilizadas para o meio acadêmico e científico, mediante solicitação. Para o processamento destes dados foram desenvolvidos códigos através de um computador pessoal contendo o software MatLab R2010a. O mesmo software também foi usado para realizar as análises estatísticas dos resultados obtidos.

### 2.1 *Base de Dados*

Os vídeos e sequências de imagens analisados neste trabalho foram extraídos de dois bancos de dados distintos de expressão facial e emoções cedidos por grupos de pesquisas internacionais, que os disponibilizam por meio digital. O *Cohn-Kanade Database* foi concebido pelo *Affect Analysis Group* da Universidade de Pittsburgh nos Estados Unidos. E o *MMI Facial Expression Database* foi coletado pelo *iBUG (Intelligent Behaviour Understanding Group)* do Colégio Imperial de Londres, na Inglaterra.

#### 2.1.1 *Cohn-Kanade Database*

O banco de dados de expressões faciais com codificação de Unidades de Ação de Cohn-Kanade foi desenvolvido para pesquisa em análise e síntese automática de imagens faciais e para estudos perceptivos. O *Cohn-Kanade Database* está disponível em duas versões, e uma terceira está em preparação.

A versão 1, o “*Cohn-Kanade Database (CK)*”, foi iniciado no ano 2000, e inclui 486 sequências de 97 voluntários. Cada sequência começa com uma expressão neutra e passa a uma expressão de pico de uma das emoções básicas universais, conforme Figura 6. (KANADE et al., 2000).

Este banco de dados foi reformulado em 2010, sendo sua nova versão denominada “*The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+)*”. Atualmente é composto por cerca de 593 sequências de imagens contendo expressões faciais posadas e espontâneas de 123 indivíduos (LUCEY et al., 2010).

Os dados são fornecidos na forma de sequências de imagens com volume de quadros já reduzidos, variando a duração de 10 a 60 quadros. As imagens se encontram na extensão “\*.png”, 640x490 pixels, e em escala de cinza.



Figura 6: Expressão das seis emoções básicas extraídas do Cohn-Kanade Database. Fonte: KANADE et al., 2000.

### 2.1.2 *MMI Facial Expression Database*

O *MMI Facial Expression Database* é um projeto em andamento, que visa entregar grandes volumes de dados visuais de expressões faciais para a comunidade de análise de expressões faciais na área de Análise Automática de Comportamento Humano em geral. Este banco de dados foi concebido a partir de 2002, como um recurso para a construção e avaliação de algoritmos de reconhecimento de expressão facial. O banco de dados aborda uma série de omissões importantes que ocorrem em outros bancos de dados de expressões faciais. Ele possibilita, por exemplo, trabalhar com a vista lateral da face, conforme Figura 7.(PANTIC et al., 2005).

Sua última versão é composta por mais de 2900 vídeos e imagens fixas de alta resolução de 75 voluntários, com expressões espontâneas e não espontâneas. Em particular, contém gravações do padrão temporal completo de expressões faciais partindo da face neutra, atingindo um ápice e deslocamento, e voltando para o rosto neutro (VALSTAR e PANTIC, 2010).

Neste estudo, foram aplicadas restrições para utilização de vídeos de expressões faciais de emoções de voluntários sem óculos, barba e bigode. Assim, o uso deste banco de dados

ficou limitado em até 55 vídeos na extensão “\*.avi”, 720x576 pixels, amostrados a uma taxa de 25 quadros/segundo.



Figura 7: Voluntários expressando diferentes emoções nas sessões do MMI Database. Fonte: PANTIC et al., 2005.

## 2.2 Metodologia

Devido às diferentes características e formas como os dados estão apresentados nos dois bancos de dados utilizados, foram desenvolvidos neste trabalho dois algoritmos distintos para manipulação dos dados.

Estes algoritmos se diferem principalmente na forma de entrada e de preparação dos dados. No que se refere ao método utilizado para estimar o Fluxo Óptico, foi utilizado o Método proposto por Lucas-Kanade em ambos os casos.

### 2.2.1 Pré-processamento e preparação dos dados

Para a manipulação do banco de dados de Cohn-Kanade, o pré-processamento consiste apenas em receber cada conjunto de imagens sequenciais em um vetor tipo *struct*. Como este banco de dados já é fornecido em escala de cinza, o *struct* irá conter matrizes onde cada posição aloca o valor de intensidade do pixel correspondente. As intensidades podem ser expressas em 256 níveis de cinza diferentes, que vão do preto (valor 0) até o branco (255). Estas imagens são uma seleção de quadros sequenciais extraídos de uma gravação em vídeo onde

um voluntário expressa facialmente alguma das seis emoções universais. E a partir delas, o cálculo do fluxo óptico quadro a quadro é realizado.

No pré-processamento do *MMI Database* todos os quadros do vídeo são lidos na forma de imagens RGB. Assim, para cada quadro tem-se três matrizes contendo os valores de intensidade das cores primárias (vermelho, verde e azul). A sobreposição destas três matrizes fornece a coloração final de cada pixel. Desta forma, faz-se necessário a conversão destas imagens para a escala de cinza, resultando em apenas uma matriz de intensidade. Além disso, os vídeos incluem espelhos com reflexão das laterais do rosto que não serão utilizados neste estudo. Por este motivo, realiza-se também uma detecção e recorte da vista frontal da face, que é nosso objetivo de estudo, para toda a sequência de imagens. Por fim, tem-se que cada vídeo deste banco de dados parte da expressão neutra, atinge o máximo da expressão facial, e em seguida retorna ao estado neutro. Para eliminar esta segunda parte do vídeo onde ocorre o retorno para a expressão neutra, é feita uma aproximação e considera-se que o ápice da expressão ocorre por volta da metade do tempo do vídeo. Esta aproximação foi baseada na observação do tempo de ocorrência do ápice em alguns vídeos escolhidos de forma aleatória. Desta forma a segunda metade dos frames é eliminada das análises, sem grandes perdas de informação para este tipo de estudo.

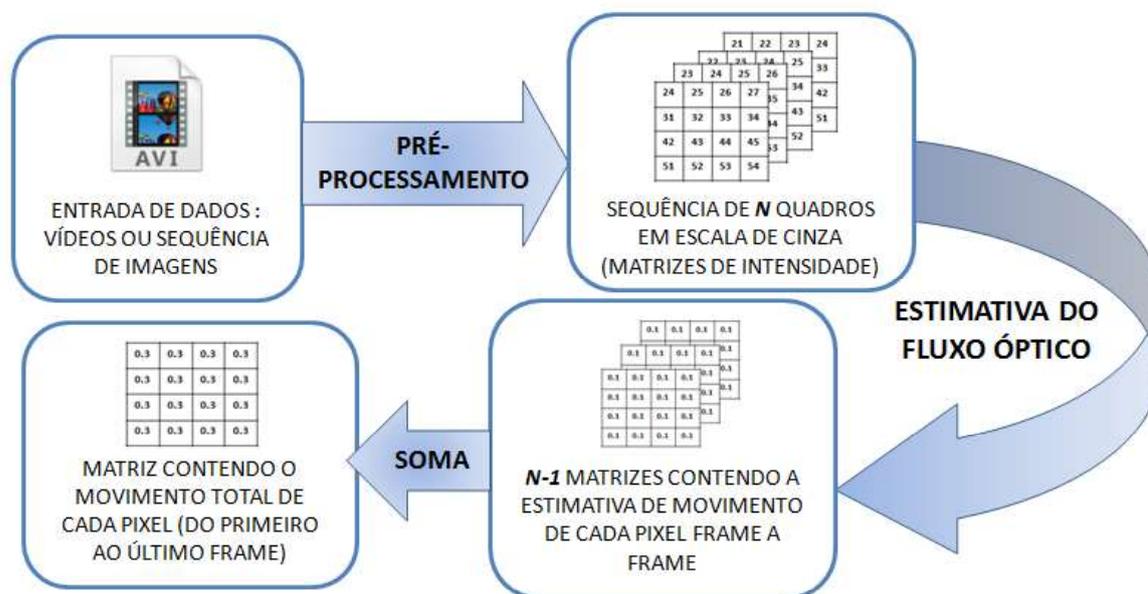
Ao final da etapa de pré-processamento, independentemente do banco de dados utilizado, tem-se um *struct* contendo imagens em escala de cinza da face de um voluntário expressando uma dada emoção.

### **2.2.2 Estimativa do Fluxo Óptico**

Tendo-se realizado a preparação dos dados, o objetivo é estimar o fluxo óptico resultante do movimento entre dois quadros consecutivos. Para isso, é utilizado um algoritmo baseado no Método das Diferenças de Lucas-Kanade, já descrito neste trabalho. O método rastreia o movimento de cada pixel entre duas imagens com base no valor de intensidade de cinza do próprio pixel e dos pixels na sua vizinhança.

O resultado destas estimativas são matrizes de fluxo óptico contendo o vetor de movimento de cada pixel, para cada mudança de quadro. Para reduzir este volume de dados, realiza-se a soma na dimensão temporal, ponto a ponto, de todas as matrizes de fluxo óptico, resultando em uma única matriz que fornece o movimento total de cada ponto ao longo da sequência. Esta matriz é geralmente normalizada para facilitar a compreensão dos valores. A

maneira com que dos dados são trabalhados pelo algoritmo é ilustrada no fluxograma da Figura 8.



**Figura 8: Fluxograma do algoritmo de estimativa do Fluxo Óptico. Fonte: autor.**

A matriz de fluxo óptico final contém valores com parte real e imaginária, que representam respectivamente o movimento horizontal e vertical do ponto. Através dela pode-se obter novas matrizes das componentes verticais e horizontais do fluxo óptico, e também dos módulos e das fases dos vetores de movimento.

Uma forma de visualizar o comportamento do movimento facial é através do mapa de agulhas, que consiste em traçar os vetores de movimento mais significativos sobrepostos aos seus respectivos pontos na imagem final da sequência. O mapa de agulhas da região facial durante a expressão de uma emoção permite compreender o movimento característico e verificar a ocorrência de padrões, sem que seja necessário um conhecimento aprofundado da anatomia dos músculos faciais e das Unidades de Ação ligadas a eles.

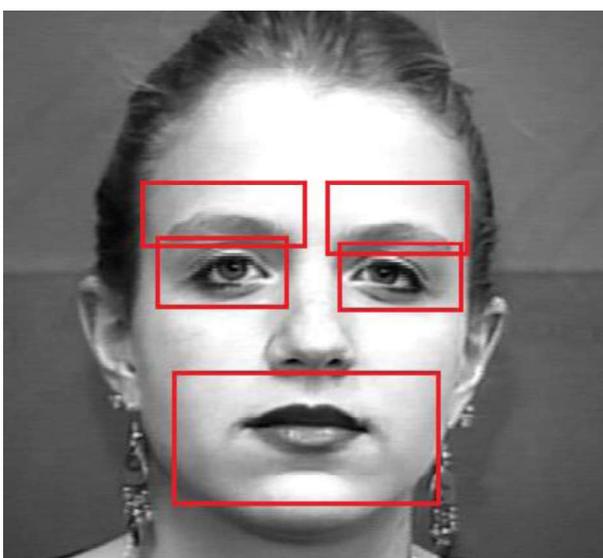
Esta abordagem de cálculo do fluxo óptico em toda a região facial fornece informações bastante detalhadas do movimento, porém pode trazer desvantagens devido ao grande número de pontos a serem analisados. Uma imagem 640x490 pixels, por exemplo, resultará em 313.600 vetores de movimento. Uma forma de sintetizar os resultados para análise, é trabalhar com os conceitos de fluxo óptico em regiões de interesse e em pontos de interesse, descritos a seguir.

### 2.2.3 Fluxo Óptico em regiões e pontos de interesse

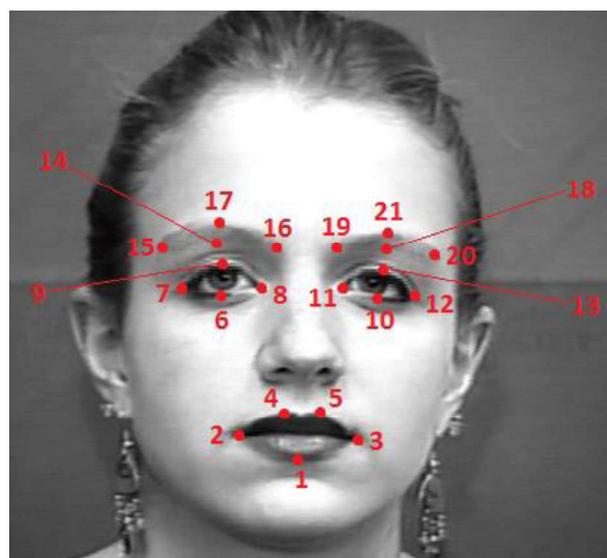
A proposta de trabalhar com um número de pontos reduzidos para analisar o fluxo óptico no movimento facial descrita a seguir é baseada em diversos trabalhos com metodologias similares, como Besinger (2010), Sánchez (2011) e Lowhur (2015).

A primeira parte da redução de dados consiste em calcular o fluxo óptico em cinco regiões de interesse: boca, olho esquerdo e direito, sobrancelha esquerda e direita. A escolha destas áreas da face se deve ao fato de ser nelas que ocorre a maior parte dos movimentos musculares que caracterizam a expressão facial das emoções. Na Figura 9 pode ser observado que, ao extrair o movimento destas regiões retangulares, inutilizam-se áreas que acrescentam pouca informação neste tipo de estudo, como a parte superior da testa, as laterais das bochechas.

O segundo procedimento de redução de dados é, tendo-se calculado o fluxo óptico dentro das regiões acima descritas, extrair-se o movimento dos principais pontos em volta da boca, olhos e sobrancelhas. Foram selecionados um total de 21 pontos característicos capazes de descrever o tipo de movimento ocorrido nas regiões de interesse, como pode ser visto na Figura 10.



**Figura 9:** Regiões de interesse para o cálculo de Fluxo Óptico. Fonte: Cohn-Kanade Databse com incremento do autor.



**Figura 10:** Pontos de interesse para o cálculo de Fluxo Óptico. Fonte: Cohn-Kanade Databse com incremento do autor.

Para extrair o movimento destes pontos, são delimitadas pequenas regiões quadradas (10x10 pixels) ao longo dos contornos da boca, olhos e sobrancelhas, em pelo menos quatro direções. A região de contorno inclui a mudança da boca, por exemplo, para a pele facial em volta, onde a grande diferença de intensidade dos pixels ajuda a evitar erros de rastreamento do algoritmo. Além disso, supõe-se que neste pequeno quadrado delimitado o movimento ocorre praticamente no mesmo sentido, devido à continuidade dos músculos faciais. Desta forma, toma-se o fluxo óptico em cada um dos 21 pontos como a média do fluxo óptico em cada uma das 21 pequenas regiões demarcadas.

### **2.2.4 Coeficientes de Fluxo Óptico**

Para facilitar as análises qualitativas do fluxo óptico dentro das regiões de interesse, foi desenvolvida uma metodologia para cálculo de um coeficiente de fluxo óptico. O objetivo principal deste coeficiente é refletir em um vetor unidimensional os dados bidimensionais das estimativas do fluxo óptico dentro de uma região retangular estudada. Desta maneira, substitui-se a análise de um campo de vetores pela análise de um gráfico em dois eixos, com interface mais amigável.

O processo de gerar este vetor de coeficientes consiste basicamente em somar para cada matriz de fluxo óptico todos os pontos na mesma coluna, e em seguida alterar a escala dos valores dividindo por um fator de  $10^6$ , que foi determinado experimentalmente para que o coeficiente esteja sempre inferior à unidade. O coeficiente de fluxo óptico é calculado separadamente a partir das matrizes de movimento vertical, horizontal e magnitude. Basicamente, cada ponto do gráfico fornece o valor do coeficiente para uma dada coluna, e o comportamento do gráfico como um todo permite inferir sobre o comportamento relativo do fluxo óptico nas regiões.

## 3 *Resultados e Discussões*

### 3.1 *O diagrama de agulhas (needle map) das emoções*

Resultados preliminares permitem fazer uma análise inicial do potencial da ferramenta utilizada para o objetivo proposto, que é reconhecer os padrões do movimento facial associado à expressão das emoções humanas básicas. A Figura 11 mostra o diagrama de agulhas traçado a partir do fluxo óptico total computado nas sequências de imagens onde ocorreu a expressão de cada uma das emoções pela voluntária identificada neste trabalho como *Pessoa A*.

Observa-se a concentração dos vetores de movimento nas regiões ao redor da boca, olhos e sobrancelhas, sendo que na boca se concentram os vetores de maior módulo, indicando a ocorrência de movimentos mais amplos nesta região. Nota-se ainda que a expressão da surpresa compreende um movimento significativo na região mais alta da testa, em função do seu enrugamento. E ainda, tem-se a ocorrência de movimento originário da contração dos músculos próximos ao nariz em algumas expressões, especialmente no caso do nojo.

Estes resultados indicam, em um primeiro plano, que a ferramenta utilizada (fluxo óptico) foi capaz de captar os diferentes tipos de movimentos musculares associados às expressões aqui estudadas. Os resultados ainda podem ser usados para reforçar a hipótese feita anteriormente, de que é possível reduzir a quantidade de dados a serem analisados através da segmentação das cinco regiões de interesse, onde ocorrem as principais contrações musculares na face.

Por fim, percebe-se que o diagrama de agulhas da Figura 11 revela a ocorrência de vetores nas extremidades da face, e também no brinco usado pela voluntária durante a gravação da sessão. Estes vetores podem ser atribuídos a alguma movimentação da cabeça que ocorre durante a gravação, e são indesejáveis neste estudo, pois acrescentam dados que não contribuem com informações sobre as expressões faciais das emoções. Assim, a metodologia usada a seguir para análise do fluxo óptico nas áreas de interesse apresenta a vantagem de não utilizar esses pontos no contorno da face.



Figura 11: Diagrama de agulhas das seis emoções universais básicas. Fonte: Cohn-Kanade Database com incremento do autor.

### 3.2 Fluxo óptico nas regiões de interesse

Nesta seção serão comparados dados do fluxo óptico estimado dentro das regiões de interesse para as sessões de três voluntários (*A*, *B* e *C*) escolhidos ao acaso. Será dada ênfase no estudo da região da boca, por ter sido constatado que ela apresenta os vetores de movimento mais significativos. Esta análise qualitativa e visual será focada em três emoções: alegria, tristeza e surpresa, que apresentam maior diferenciação do movimento da boca. Quando se observa a área da boca isoladamente, as características do fluxo óptico podem ser parecidas entre a alegria e o medo, e entre a raiva e a tristeza, por exemplo.

A Figura 12 mostra o digrama de agulhas da boca para os voluntários *A*, *B* e *C* para a expressão da alegria, surpresa e tristeza.

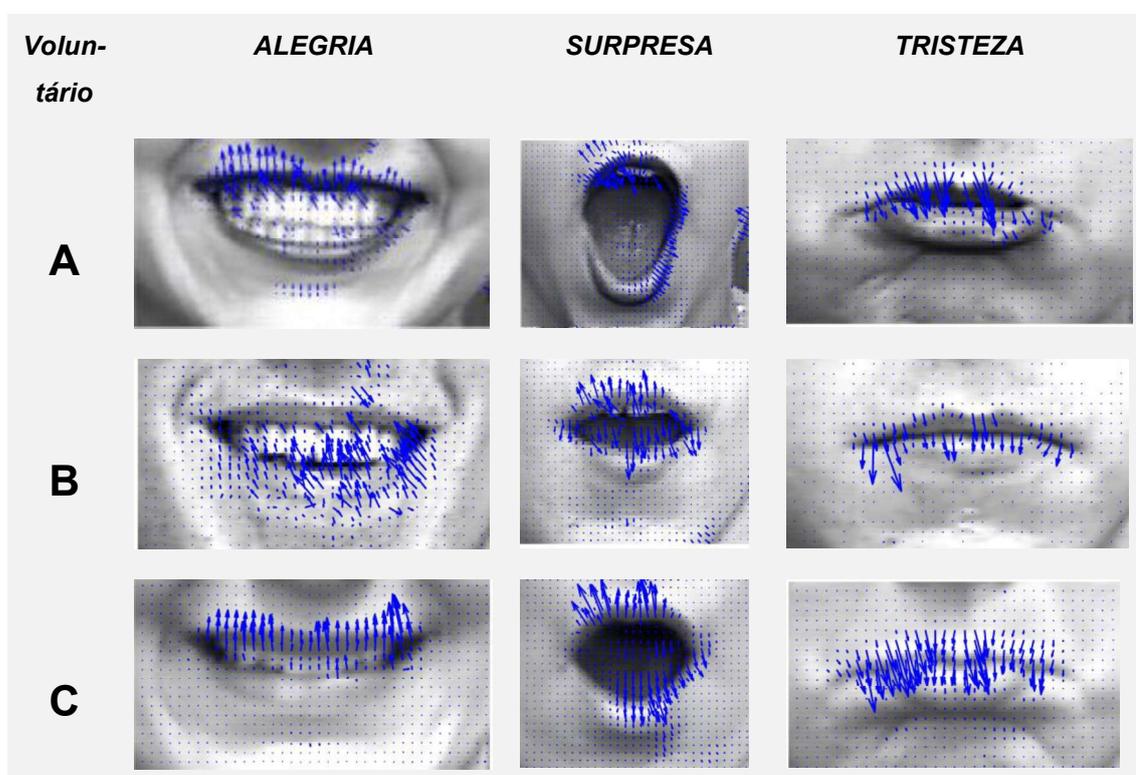


Figura 12: Fluxo Óptico na região da boca voluntários *A*, *B* e *C*. Fonte: Cohn-Kanade Database com incremento do autor.

Na expressão da alegria existe um padrão de vetores de movimentos orientados para cima, sendo este padrão mais nítido para os voluntários *A* e *C*. Para o voluntário *B* nota-se que apesar de ser mantido o padrão de vetores orientados para cima, os vetores apresentam uma componente horizontal mais significativa, e existem ainda alguns vetores com orientação para baixo, ocasionados possivelmente por erros de estimativa do algoritmo.

Os vetores de movimento da região da boca na expressão da surpresa ocorreram orientados para cima na região do lábio superior, e orientados para baixo na região do lábio inferior, caracterizando o movimento de abertura. Para a surpresa obteve-se vetores de movimento com componentes horizontais mais significativas na comparação com as expressões das demais emoções. É possível notar ainda que no caso da pessoa *A*, o diagrama apresentou alguns vetores orientados para baixo próximos ao lábio superior. Um dos motivos que podem levar a este tipo erro na estimativa de fluxo óptico é quando tem-se grandes amplitudes de movimen-

to num intervalo curto de tempo, dificultando o rastreamento dos pontos das imagens entre os quadros.

Para a tristeza, tem-se a ocorrência predominante de vetores orientados para baixo, com componentes horizontais menos significantes. O padrão foi observado tanto para um movimento sutil dos lábios, por exemplo no caso *B*, quanto para as situações em que o voluntário projetou levemente o lábio inferior para frente, como ocorrido em *A* e *C*.

Outra forma de se verificar o movimento dentro das regiões de interesse é através do coeficiente de fluxo óptico, obtido conforme descrito na seção de metodologia deste trabalho. Os gráficos dos valores dos coeficientes podem ser vistos a seguir. Para o voluntário *B*, os gráficos de coeficiente de fluxo óptico para a expressão da alegria, surpresa e tristeza são mostrados na Figura 13, Figura 15 e Figura 17 respectivamente. A Figura 14, Figura 16 e Figura 18 apresentam os mesmos gráficos para o voluntário *C*.

Primeiramente, nota-se em todos os gráficos uma região central onde existem movimentos de maior amplitude, acompanhada de regiões laterais onde o movimento ocorre em menor intensidade, conforme se afasta da boca.

Nos gráficos referentes à expressão da alegria (Figura 13 e Figura 14), observa-se que o coeficiente vertical é quase idêntico ao coeficiente de módulo, sendo a componente que mais contribui para movimento. Observa-se também que os coeficientes verticais são essencialmente positivos, condizendo com os vetores orientados para cima observados no diagrama de agulha anteriormente.

Analisando a Figura 15 e a Figura 16 podemos verificar que para as expressões de surpresa, os coeficientes vertical e horizontal se encontram mais próximos, indicando que ambos apresentam contribuição significativa para o movimento.

Por fim, nos gráficos da Figura 17 e da Figura 18, referentes ao caso da tristeza, temos a predominância da componente vertical na composição do módulo do vetor de movimento, sendo os coeficientes verticais com valores predominantemente negativos, expressando a orientação para baixo do movimento.

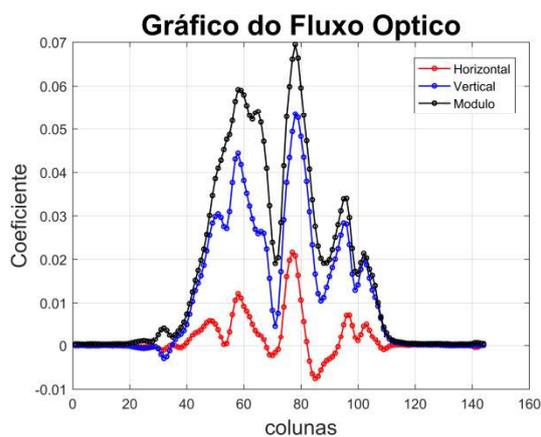


Figura 13: Coeficiente de F.O. do voluntário B para ALEGRIA. Fonte: autor.

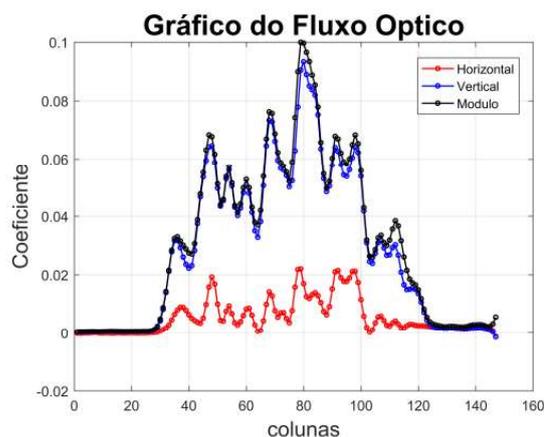


Figura 14: Coeficiente de F.O. do voluntário C para ALEGRIA. Fonte: autor.

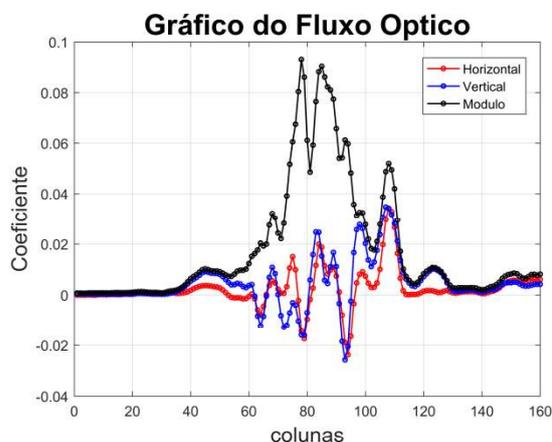


Figura 15: Coeficiente de F.O. do voluntário B para SURPRESA. Fonte: autor.

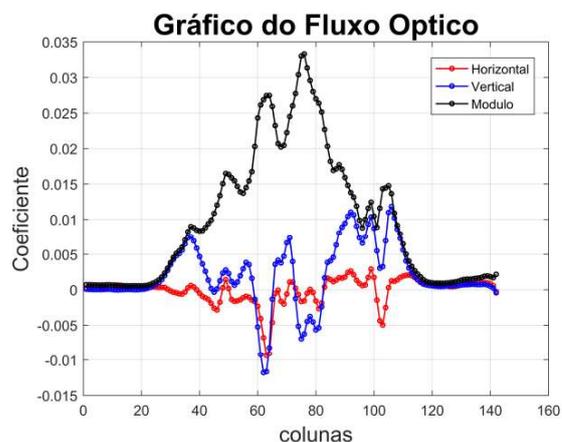


Figura 16: Coeficiente de F.O. do voluntário C para SURPRESA. Fonte: autor.

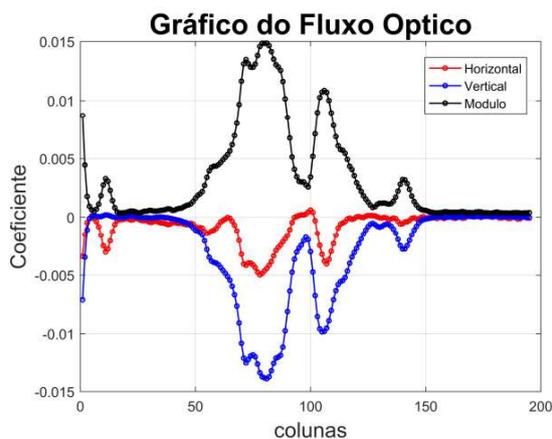


Figura 17: Coeficiente de F.O. do voluntário B para TRISTEZA. Fonte: autor.

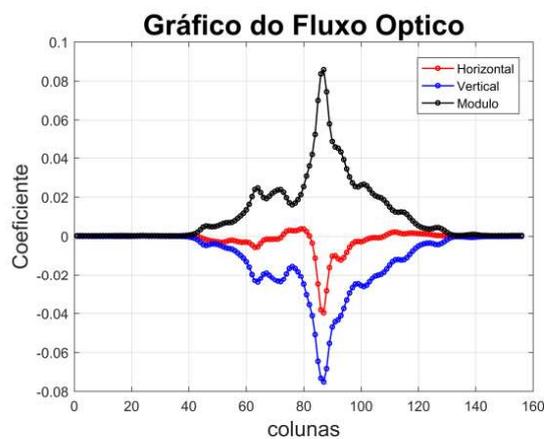


Figura 18: Coeficiente de F.O. do voluntário C para TRISTEZA. Fonte: autor.

### 3.3 Fluxo óptico nos pontos de interesse

Após termos analisado os métodos de aplicação do fluxo óptico em toda a face, e em seguida nas regiões de interesse, iremos verificar a validade do método quando reduzimos os dados de análise para os 21 pontos característicos já descritos.

Tendo-se computado o fluxo óptico nesses pontos, para os voluntários *A*, *B* e *C* para a expressão da alegria, surpresa e tristeza, os resultados são mostrados sob a forma de gráficos normalizados por um fator de escala de  $10^6$ . Para as três respectivas emoções, o fluxo óptico vertical é mostrado na Figura 19, Figura 21 e Figura 23, e o fluxo óptico horizontal é mostrado na Figura 20, Figura 22 e Figura 24.

Nas expressões da alegria e tristeza, analisando o fluxo óptico vertical, que é mais significativo, tem-se um gráfico que inicia com valores grandes em módulo (pontos referentes à boca) e que termina com valores próximos de zero (pontos referentes às sobrancelhas). Os gráficos de alegria iniciam com valores positivos, enquanto os gráficos de tristeza com valores negativos. Isso pode ser verificado pela Figura 19 e Figura 23.

Para o caso da surpresa, observamos claramente na Figura 21 que o erro obtido na computação do fluxo óptico do voluntário *A* faz com que o gráfico de fluxo óptico vertical do mesmo discorde excessivamente dos demais. A curva de *A* chega a atingir valores negativos quando se era esperado valores positivos, como por exemplo no ponto 4, localizado na parte superior da boca.

Por fim, analisando os gráficos presentes na Figura 20, Figura 22 e Figura 24 verifica-se que a componente horizontal isolada não fornece padrões de comportamento nestes pontos que permita caracterizar ou distinguir o tipo de movimento em questão.

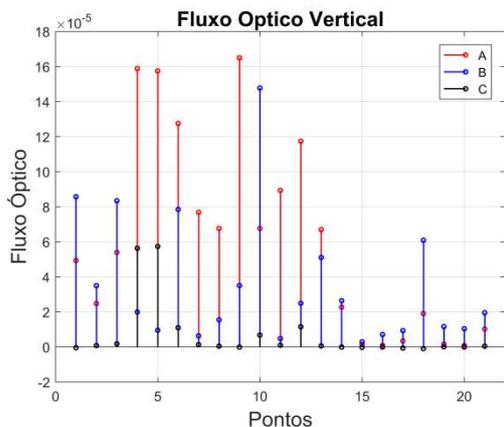


Figura 19: F.O. vertical nos pontos característicos para ALEGRIA. Fonte: autor.

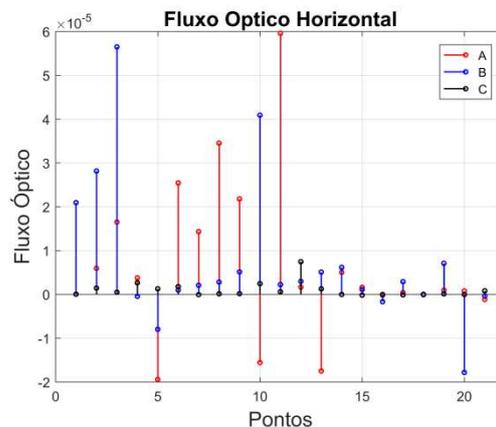


Figura 20: F.O. horizontal nos pontos característicos para ALEGRIA. Fonte: autor.

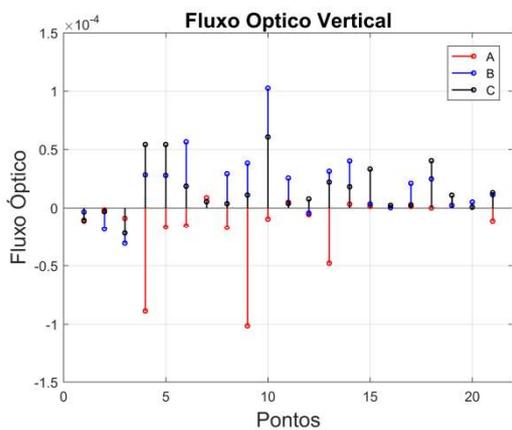


Figura 21: F.O. vertical nos pontos característicos para SURPRESA. Fonte: autor.

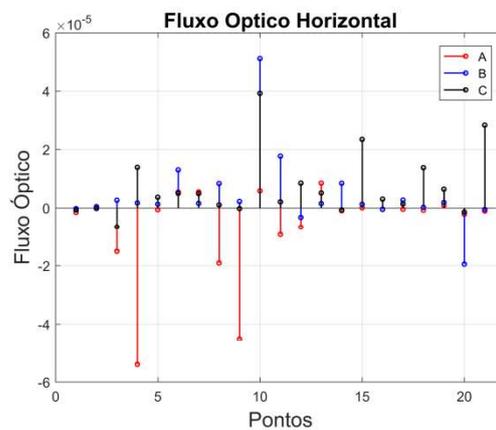


Figura 22: F.O. horizontal nos pontos característicos para SURPRESA. Fonte: autor.

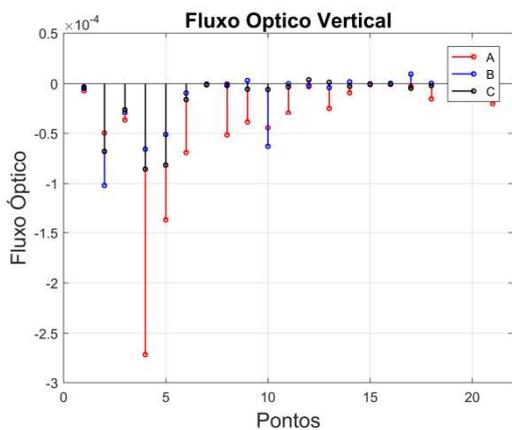


Figura 23: F.O. vertical nos pontos característicos para TRISTEZA. Fonte: autor.

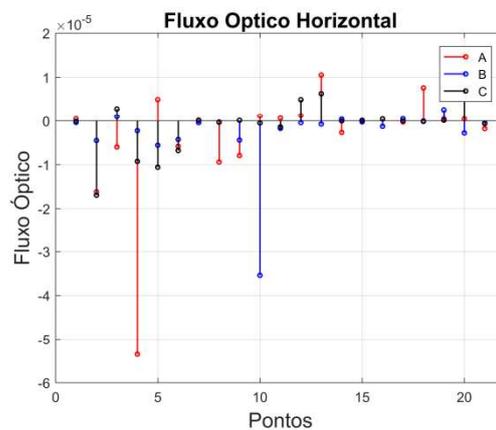


Figura 24: F.O. horizontal nos pontos característicos para TRISTEZA. Fonte: autor.

Tendo-se os vetores de fluxo óptico horizontal e vertical de cada um dos três voluntários, realizou-se a correlação entre eles, dois a dois, cruzando os dados das diferentes emoções. Ao final, realizou-se as médias dos valores absolutos de correlação obtidos para cada combinação, que são mostradas na Tabela 1 e Tabela 2, para a componente horizontal e vertical respectivamente.

Pela análise do fluxo óptico horizontal (Tabela 1), observamos que a correlação não atingiu os objetivos desejados, chegando a haver uma correlação maior entre vetores de fluxo óptico associados à emoções diferentes do que entre vetores de associados à mesma emoção para pessoas diferentes.

Na Tabela 2, nota-se que ao comparar-se vetores de fluxo óptico vertical entre emoções iguais obteve-se valores de correlação maiores do que ao comparar-se vetores de emoções diferentes, em média. No entanto, os valores estiveram abaixo de 0.5, indicando uma correlação fraca entre os dados. Desta forma, pela metodologia de pontos não pode-se chegar a um padrão satisfatório do comportamento dos dados.

Tabela 1: Média da correlação para F.O. horizontal.

<b>CORRELAÇÃO DO FLUXO ÓPTICO NOS PONTOS</b>			
	<i>ALEGRIA</i>	<i>SURPRESA</i>	<i>TRISTEZA</i>
<i>ALEGRIA</i>	0.2916	0.2004	0.3042
<i>SURPRESA</i>	0.2149	0.4099	0.2221
<i>TRISTEZA</i>	0.1695	0.3747	0.2919

Tabela 2: Média da correlação para F.O. vertical.

<b>CORRELAÇÃO DO FLUXO ÓPTICO NOS PONTOS</b>			
	<i>ALEGRIA</i>	<i>SURPRESA</i>	<i>TRISTEZA</i>
<i>ALEGRIA</i>	0.4886	0.2886	0.4114
<i>SURPRESA</i>	0.3324	0.4463	0.1944
<i>TRISTEZA</i>	0.3315	0.4115	0.4506

## 4 *Conclusões*

Neste trabalho, pôde-se verificar a efetividade da metodologia de estimativa de fluxo óptico baseada no modelo de Lucas-Kanade, que foi utilizada para caracterizar e discriminar os movimentos faciais decorrentes da expressão das diferentes emoções.

Os padrões do movimento facial nas emoções foram analisados de diferentes formas. Utilizou-se diagramas vetoriais que mostram a direção e intensidade do movimento, além de coeficientes de fluxo óptico a partir dos quais foi possível sintetizar os resultados sem deixar de se chegar a padrões condizentes com o comportamento dos vetores de fluxo óptico analisados previamente.

Em seguida, foi proposta uma terceira abordagem, cujo objetivo foi caracterizar o movimento facial através do fluxo óptico extraído de pontos estratégicos selecionados ao longo da face, reduzindo o conteúdo final de análise a vetores de movimento de 21 pontos. Esta última metodologia não alcançou os resultados esperados, tendo ocorrido grande perda de informações em virtude da redução dos dados e do critério usado para definir o fluxo óptico no ponto (tomado como a média de uma pequena região).

Ao final, conclui-se que o fluxo óptico é uma ferramenta poderosa para extrair o movimento em uma sequência de imagens, e que o método aplicado atendeu ao objetivo mais essencial proposto neste trabalho de verificar os padrões do movimento facial. No entanto, esta ferramenta apresenta alto custo computacional para obtenção das estimativas e gera resultados na forma de dados volumosos, o que dificulta as análises e comparações.

A metodologia criada neste trabalho poderá ser aperfeiçoada no sentido de obter uma forma de redução de dados que extraia de forma mais eficaz o movimento descrito pelo fluxo óptico, podendo-se chegar futuramente a um sistema de reconhecimento de emoções baseado em fluxo óptico. Algumas opções a serem analisadas são o aumento da quantidade de pontos de interesse analisados bem como a redução da região tomada na média para computação do fluxo óptico nestes pontos, além da possibilidade de utilização de PCA (Análise de Componentes Principais) para redução das matrizes de fluxo óptico.

## Referências Bibliográficas

- DAVIS, F. *A comunicação não-verbal*. 7ª Ed. São Paulo: Summus, 1979.
- MEHRABIAN, A.; WIENER, M. *Decoding of Inconsistent Communications*. Journal of Personality and Social Psychology, vol 6(1), p. 109-114, May, 1967.
- MEHRABIAN, A.; FERRIS, S.R. *Inference of Attitudes from Nonverbal Communication in Two Channels*. Journal of Consulting Psychology, vol 31(3), p. 248-252, Jun, 1967.
- BETTADAPURA, V. *Face Expression Recognition and Analysis: The State of the Art*. Tech report, 2012. Disponível em: < <https://arxiv.org/abs/1203.6722>>
- ANTHIKAD, J. *Psicologia para enfermagem*. São Paulo: Reichmann e Autores Editores, 2005.
- CUVE, J. H. C. *Expressões Faciais das Emoções e micro-expressões: Potencialidades da Psicologia para Moçambique*. In: Congresso Nacional de Psicologia e Psicoterapia de Moçambique, II, 2014. Moçambique.
- EKMAN, P. *Facial Expression*. In: T. Dalgleish, & M. Power, Handbook of cognition and emotion. New York: John Wiley & Sons Ltd, p. 301-320, 1999.
- DARWIN, C. *The expression of the emotions in man and animals*. New York: Oxford University Press, 1998 (Original work published 1872).
- EKMAN, P. *Universals and cultural differences in facial expressions of emotion*. In: J. Cole, Nebraska Symposium on Motivation. Lincoln: University of Nebraska Press, vol 19, p. 207-283, 1972.
- EKMAN, P.; FRIESEN, W.V. *Unmasking the face: A guide to recognizing emotions from facial expressions*. Cambridge: Malor Books, 2003.
- MIGUEL, F.K. *Psicologia das emoções: uma proposta integrativa para compreender a expressão emocional*. Psico-USF, Bragança Paulista, vol 20(1), p. 153-162, 2015.
- JUNIOR, A.; MOTA M. *Tutorial Emoções Primárias*. Site: Risca e Anima, 2013.
- FREITAS, A.M. *Facial Action Coding System: Manual de Codificação Científica da Face Humana 2.0*. Porto: FEELab Science Books, 2017.
- EKMAN, P.; FRIESEN, W.V. ; ANCOLI S. *Facial Sign of Emotional Experience*. Journal of Personality and Psychology, vol 39(6), p. 1125-1134, Dec, 1980.
- JAHNE, B.; HAUBECKER, H.; GEIBLER, P. *Handbook of Computer vision and Applications*. Interdisciplinary Center for Scientific Computing, University of Heidelberg Germany. Heidelberg: Academic Press, 1999.
- TRUCCO, E.; VERRI, A. *Introductory Techniques for 3D Computer Vision*. New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- HORN, B.K.; SCHUNCK B.G. *Determining Optical Flow*. Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA-USA, n.572, 1980.

- BLACK, M.J.; ANADAN, P. *A framework for the robust estimation of Optical Flow*. Proc. Fourth Int. Conf. on Computer Vision, Berlin, Germany, 1993.
- LEÃO, L.P. *Facial Expression Detection: A Technique for Optical Flow Analysis*. Revista GEINTEC, vol 2(5), p. 472-489. São Cristóvão, 2012.
- FRAGOPANAGOS, N.; TAYLOR, J.G. *Emotion Recognition in Human-Computer Interaction*. Neural Networks 18, p. 389-405, 2005.
- LUCAS, B.D.; KANADE, T. *An iterative image registration technique with an application to stereo vision*. Proceedings of Imaging Understanding Workshop, p. 121-130, 1981.
- LUCAS, B.D. *Generalized Image Matching by the Method of Differences* (doctoral dissertation), 1984.
- RITTNER, L. *Identificação e Transformação de Valores Aberrantes como Medida de Confiabilidade do Método das Diferenças para Estimativa de Fluxo Óptico em Sequências de Imagens*. Trabalho de Conclusão de Curso (Dissertação) – Mestrado em Engenharia Elétrica. Universidade Estadual de Campinas, 2004.
- CALWAY, A. *Motion Estimation*. Image Processing and Computer Vision – COM 530121, Lecture Notes, Bristol University, 2003.
- KANADE, T.; COHN, J.F.; & TIAN, Y. *Comprehensive database for facial expression analysis*. Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'00), Grenoble, France, 46-53, 2000.
- LUCEY, P.; COHN, J.F.; KANADE, T.; SARAGIH, J.; AMBADAR, Z.; & MATHEWS, I. *The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete expression dataset for action unit and emotion-specified expression*. Proceedings of the Third International Workshop on CVPR for Human Communicative Behavior Analysis (CVPR4HB 2010), San Francisco, USA, 94-101, 2010.
- PANTIC, M.; VALSTAR, M.F.; RADEMAKER, R.; MAAT, L. *Web-based database for facial expression analysis*. Proc. IEEE Int'l Conf. on Multimedia and Expo (ICME'05), Amsterdam, The Netherlands, 2005.
- VALSTAR, M.F.; PANTIC, M. *Induced Disgust, Happiness and Surprise: an Addition to the MMI Facial Expression Database*. Proceedings of the International Language Resources and Evaluation Conference, Malta, May 2010.
- LOWHUR, A.; CHUAH, M.C. *Dense Optical Flow Based Emotion Recognition Classifier*. Proc. IEEE 12th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems, 2015.
- SÁNCHEZ, A.; RUIZ J.V.; MORENO A.B. et al. *Differential optical flow applied to automatic facial expression recognition*. Neurocomputing, vol 74(8), p. 1272-1282, 2011.
- BESINGER, A.; SZTYNDA T.; LAL S. et al. *Optical flow based analysis to detect emotion from human facial image data*. Expert Systems with Applications, vol 37, p. 8897-8902, 2010.