



**Universidade do Estado do Rio de Janeiro**  
Centro de Tecnologia e Ciências  
Escola Superior de Desenho Industrial

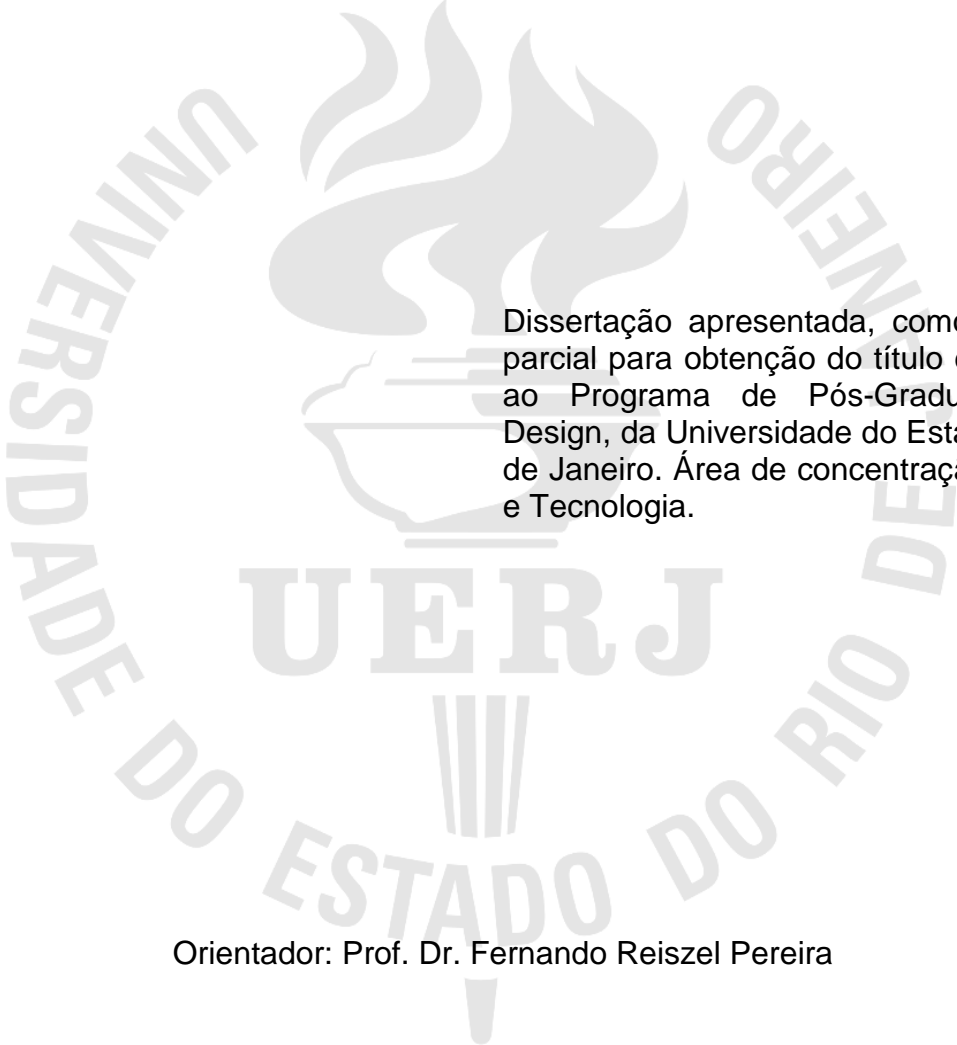
Luciana de Sousa Santos

**Análise colorimétrica de faces humanas:  
uma abordagem para auxílio ao reconhecimento de imagens**

Rio de Janeiro  
2013

Luciana de Sousa Santos

**Análise colorimétrica de faces humanas:  
uma abordagem para auxílio ao reconhecimento de imagens**



Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Design, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Design e Tecnologia.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Reiszal Pereira

Rio de Janeiro

2013

CATALOGAÇÃO NA FONTE  
UERJ/REDE SIRIUS/BIBLIOTECA CTC/G

S586 Santos, Luciana de Sousa.

Análise colorimétrica de faces humanas : uma abordagem para auxílio ao reconhecimento de imagens / Luciana de Sousa Santos. – 2013.

88 f. : il.

Orientador: Fernando Reizel Pereira.

Dissertação (Mestrado). Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Escola Superior de Desenho Industrial.

1. Colorimetria – Teses. 2. Design da informação – Teses. 3. Fotografia – Teses. 4. Reconhecimento de imagem – Teses. 5. Visualização da informação – Teses. I. Pereira, Fernando Reizel. II. Escola Superior de Desenho Industrial. III. Título.

CDU 535.649

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta dissertação, desde que citada a fonte.

---

Assinatura

---

Data

Luciana de Sousa Santos

**Análise colorimétrica de faces humanas:  
uma abordagem para auxílio ao reconhecimento de imagens**

Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre, ao Programa de Pós-Graduação em Design, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Design e Tecnologia.

Aprovada em 31 de julho de 2013.

Banca Examinadora:

---

Prof. Dr. Fernando Reizzel Pereira (Orientador)  
Escola Superior de Desenho Industrial – UERJ

---

Prof.<sup>a</sup> Dra. Ligia Maria Sampaio de Medeiros  
Escola Superior de Desenho Industrial – UERJ

---

Prof. Dr. Eduardo Ariel de Souza Teixeira  
Escola Superior de Propaganda e Marketing – ESPM

Rio de Janeiro

2013

## DEDICATÓRIA

À minha mãe, que sempre me apoiou e me incentivou em todos os momentos.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente a Deus, por toda a proteção, pela saúde, pelas oportunidades de vida, pela esperança de cada dia e a capacidade de terminar esta dissertação.

Ao meu orientador, Fernando Reiszal, pelo aprendizado e a ajuda, não só no mestrado como também na graduação, e por ser um ótimo orientador.

À minha mãe, por tudo, especialmente pelo constante incentivo aos estudos durante toda a vida.

Aos amigos, que me deram força ao longo do curso, em especial à Monique Matos e ao Rodrigo Guimarães.

Aos bibliotecários da ESDI, por toda a atenção.

Ao corpo docente de pós-graduação e graduação da ESDI, pelas palavras de simpatia e interesse durante esse longo (duplo) percurso.

Creativity is born from the distress, as the day is born from the dark night. It is in crisis that invention, discovery and large strategies are born. Who attributes their failures to the crisis and neglects, violent his own talent and gives most respect to the problems rather than solutions.

*Albert Einstein*

## RESUMO

SANTOS, Luciana de Sousa. *Análise colorimétrica de faces humanas: uma abordagem para auxílio ao reconhecimento de imagens*. 2013. 88 f. Dissertação (Mestrado em Design) – Escola Superior de Desenho Industrial, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

A quantificação colorimétrica da pele do rosto humano apresenta uma grande dispersão de valores. Esta dispersão varia de acordo com o espaço de cor (HSV ou YCbCr) adotado para a análise e quanto menor a dispersão mais adequado é o espaço ao reconhecimento facial. O objetivo deste trabalho é analisar a distribuição estatística da colorimetria de imagens de rostos digitalizadas. A análise poderá dizer se as coordenadas de cor, tais como saturação, matiz e valor podem auxiliar em técnicas de reconhecimento de faces. Como resultado da análise, espera-se concluir qual dos sistemas de coordenadas de cor (HSV ou YCbCr) é o mais adequado à aplicações em reconhecimento facial. Os resultados obtidos serão apresentados com fundamentação no design da informação. O grande número de amostras fotográficas disponíveis para análise (530) e o correto equilíbrio de iluminação, contraste e temperatura de cor constituem o principal diferencial desse trabalho.

Palavras-chave: Colorimetria. Design da informação. Fotografia. Reconhecimento de imagem. Visualização da informação.



## ABSTRACT

SANTOS, Luciana de Sousa. *Colorimetric analysis of human faces: an approach to image recognition assistance*. 2013. 88 f. Dissertação (Mestrado em Design) – Escola Superior de Desenho Industrial, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

The colorimetric quantification of the human face skin presents a large dispersion of values. This dispersion varies according to the color space (YCbCr or HSV) adopted for the analysis. The smaller the dispersion the more appropriate is a certain color space for face recognition methods. The objective of this paper is to analyze the colorimetric statistical distribution of digital face images. The analysis will show how color coordinates (such as hue, saturation and brightness), can help with facial recognition techniques. The result of this analysis will tell which color space (HSV or YCbCr) is more adequate to be used in face recognition systems. The results obtained will be presented in accordance with the fundamentals of information design. The large number of photographic samples available for analysis (530) and the right balance of lighting, contrast and color temperature are the main differential of this work.

Keywords: Colorimetry. Image recognition. Information design. Information visualization. Photography.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 01	Modelos de cores: (a) aditivo RGB e (b) subtrativo CMY(K).....	29
Figura 02	Sistema Cartesiano de Coordenadas representativo dos espaços de cor RGB (a) e CMY (b).....	30
Figura 03	Gráficos representativos do espaço de cor HSV.....	33
Figura 04	Representação do espaço de cor YCbCr inserido no espaço de cor RGB.....	34
Figura 05	Separação de cores por canais nos espaços: RGB, HSV e YCbCr.....	36
Figura 06	Exemplo de histograma de distribuição.....	39
Figura 07	Fotografia mostrando seus quatro histogramas: luminância, vermelho, verde e azul.....	40
Figura 08	Exemplo de gráfico de dispersão.....	42
Figura 09	Exemplo de concentração em um gráfico de dispersão.....	43
Figura 10	Exemplo de correlações em um gráfico de dispersão.....	44
Figura 11	(a) Seleção de marcador no primeiro quadro de uma imagem de vídeo, (b) detalhe da região do marcador selecionado .....	47
Figura 12	Histogramas da distribuição de matizes (A) e saturações (B) .....	48
Figura 13	Histogramas de matiz e saturação para três cores da figura 05.....	49

Figura 14	Histograma individual .....	50
Figura 15	(a) região selecionada, (b) histograma da distribuição do matiz .....	52
Figura 16	Transformação das coordenadas no círculo trigonométrico.....	53
Figura 17	Histograma e seu diagrama vetorial correspondente .....	54
Figura 18	Interface desenvolvida em plataforma LabVIEW para a análise das fotografias do banco de imagem utilizado neste trabalho .....	56
Figura 19	Janela do software mostrando apenas a fotografia carregada e o campo dos histogramas sem nenhuma informação .....	58
Figura 20	A primeira área é selecionada e é possível observar que os histogramas mostram essa informação.....	58
Figura 21	Duas áreas são selecionadas e mais informações surgem no gráfico.....	59
Figura 22	O processo de geração de dados se completa com as três áreas selecionadas .....	59
Figura 23	Uma área é selecionada em branco absoluto. Os histogramas não mostram nenhuma informação .....	61
Figura 24	Uma área é selecionada em preto relativo, os histogramas de Cb e Cr mostram que não há informação de cor e os de matiz e saturação mostram que há informação naquela imagem .....	62
Figura 25	Arquivo de dados com os valores numéricos dos histogramas referentes a cada fotografia usada nesta pesquisa.....	63

Figura 26	Gráficos mostram a superposição dos histogramas referentes às fotografias usadas nesta pesquisa.....	64
Figura 27	Primeiro histograma da série .....	66
Figura 28	Distribuição de médias individuais dos matizes .....	67
Figura 29	Distribuição gaussiana de matizes com valor médio $m$ de 7,2 unidades e desvio padrão $s$ de 14,6 .....	69
Figura 30	Histograma em uma escala que mostra todos os matizes possíveis	70
Figura 31	Distribuição das médias individuais de saturação .....	71
Figura 32	Histograma das médias individuais de YCb .....	73
Figura 33	Histograma das médias individuais de YCr .....	73
Figura 34	Cores de todos os matizes e saturações acima de 200 unidades com os respectivos histogramas .....	75
Figura 35	Cores de todos os matizes e saturações abaixo de 50 unidades com os respectivos histogramas .....	76
Figura 36	Paisagem rural com seus respectivos histogramas .....	78
Figura 37	Paisagem urbana com seus respectivos histogramas .....	79
Figura 38	Distribuição dos pares cartesianos de matiz e saturação.....	83
Figura 39	Distribuição dos pares cartesianos de YCb e YCr.....	84

## LISTA DE TABELAS

Tabela 01	Série de dados de matiz que geram o histograma da figura 13.....	54
Tabela 02	Média dos 185 primeiros histogramas .....	66
Tabela 03	Médias finais e desvio-padrão para coordenadas colorimétricas de um rosto humano .....	74

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACM	<i>Active Contour Model</i>
BMP	<i>Bitmap</i>
CBIR	<i>Content-based Image Retrieval</i>
CIE	<i>Commission Internationale de l'Eclairage</i>
CMYK	<i>Cyan, Magenta, Yellow, Black</i>
HSV	<i>Hue, Saturation, Value</i>
JPEG	<i>Joint Photographic Experts Group</i>
NSTC	<i>National Science and Technology Council</i>
PNG	<i>Portable Network Graphics</i>
RGB	<i>Red, Green, Blue</i>
RNA	<i>Rede Neural Artificial</i>
SWOP	<i>Specifications for Web Offset Publications</i>
TIFF	<i>Tagged Image File Format</i>

## SUMÁRIO

	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	17
<b>1</b>	<b>RECONHECIMENTO DE FACES</b> .....	19
1.1	Introdução ao Reconhecimento de Faces .....	19
1.2	Metadados e CBIR .....	20
1.3	Sistemas Biométricos .....	21
1.4	Técnicas e Métodos .....	23
<b>2</b>	<b>RESUMO TEÓRICO</b> .....	27
2.1	Colorimetria .....	27
2.2	Espaços de Cor .....	27
2.3	Espaços de Cor HSV e YCbCr .....	32
2.3.1	Espaço de cor HSV .....	32
2.3.2	Espaço de Cor YCbCr .....	34
2.4	Transformação de HSV para YCbCr .....	35
<b>3</b>	<b>DESIGN DA INFORMAÇÃO</b> .....	37
3.1	Histogramas .....	38
3.2	Histogramas de Cor e de Luminância.....	39
3.3	Gráficos de Dispersão .....	41
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	45
4.1	Uso do LabVIEW.....	45
4.2	Espaço Amostral: Banco de Fotografias .....	46
4.3	Coordenadas Colorimétricas.....	47

4.4	Cálculo do Valor Médio de um Matiz .....	50
4.5	Algoritmo para Análise Estatística .....	55
4.6	Tabulação de Resultados .....	63
5	<b>RESULTADOS</b> .....	65
5.1	Distribuição de Coordenadas HSV .....	65
5.2	Distribuição de Coordenadas YCbCr .....	72
5.3	Análise da Dispersão .....	74
6	<b>CONCLUSÃO</b> .....	80
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	86



## **INTRODUÇÃO**

### **Objetivos**

Existem diversos sistemas de reconhecimento facial baseados na análise colorimétrica da pele do rosto. Uma análise colorimétrica pode ser feita com o uso de diferentes espaços de cor, como por exemplo: RGB, HSV, YCbCr etc. Este trabalho tem por objetivo determinar qual espaço de cor seria o mais adequado ao processo de identificação de faces em imagens digitais, tendo como base de pesquisa um extenso banco de dados com fotografias profissionais de pessoas. Esse banco de imagens é representativo de uma população com características bastante diversificadas, como a brasileira, dando ainda mais relevância ao espaço amostral.

### **Delimitações**

Este estudo se propõe a fazer uma análise colorimétrica de faces humanas, com ênfase em uma amostra de mais de 500 indivíduos da população, para que sirva de auxílio a métodos de reconhecimento de imagens automatizados. Todas as fotografias aqui processadas foram feitas com o devido cuidado e de forma correta, em condições controladas de ambientação e luz, tornando o espaço amostral desse trabalho bastante relevante para esse tipo de pesquisa.

O reconhecimento automatizado de faces baseia-se em outros parâmetros além da medição de cor para identificar pessoas. Estes parâmetros serão abordados ao longo desta dissertação, como parte da revisão bibliográfica sobre o tema. Assim, além da análise da cor, também será mostrado como funciona a aplicação das técnicas automatizadas de reconhecimento de imagens, especificamente ao rosto de seres humanos.

Optou-se por um recorte na área de colorimetria pela quantidade de imagens disponíveis, o que possibilita obter informações novas e importantes em uma pesquisa baseada em cor.

Para que se pudesse adquirir conhecimentos mais profundos sobre o tema de reconhecimento de imagens, foi criado especificamente para essa dissertação um software de análise colorimétrica que, aliado ao extenso banco de fotografias profissionais disponível para o trabalho, traz uma originalidade e uma riqueza de dados inestimável a essa pesquisa.

A apresentação dos resultados desse trabalho se fundamenta no design da informação. O redesenho dos gráficos (gerados originalmente no *software* de análise colorimétrica) foi feito para que as informações fossem transmitidas de forma mais clara e inteligível ao leitor.

## **Organização da Dissertação**

O capítulo 1 trata da apresentação de técnicas e métodos utilizados no reconhecimento automatizado de faces.

O capítulo 2 faz um resumo teórico das bases utilizadas nesse trabalho, mostrando como cada um dos aspectos aqui tratados é indispensável para o desenvolvimento dessa pesquisa.

O capítulo 3 explica a metodologia de pesquisa e mostra o banco de imagem sendo analisado pelo software de reconhecimento de cores especialmente criado para esse estudo.

O capítulo 4 mostra resultados e faz a análise dos dados extraídos de um extenso banco de imagens com mais de 500 fotografias de faces humanas.

Por fim, no capítulo 5, serão apresentadas as conclusões e as propostas de trabalho para pesquisas futuras.

# 1 RECONHECIMENTO DE FACES

## 1.1 Introdução ao Reconhecimento de Faces

O rosto é a característica mais marcante para reconhecer uma pessoa. Temos a capacidade de rapidamente identificar um rosto ao vê-lo e mesmo que não identifiquemos prontamente, sabemos que já encontramos aquela pessoa anteriormente. Dotar os computadores com esta capacidade de reconhecimento não é uma tarefa fácil, entretanto, maiores capacidades de processamento e inteligência artificial, aliados à técnicas biométricas e bancos de dados extensos com fotografias criadas, preferencialmente, em ambientes controlados, possibilitaram o crescimento da automatização do reconhecimento de rostos, que agora se tornou uma ciência sofisticada de representações matemáticas e processos de autenticação de dados.

Com a evolução da tecnologia de gravação e transmissão de vídeos, é possível digitalizar vídeos em alta resolução com câmeras simples, o que gerou a possibilidade de adicionar mais uma variável ao reconhecimento de imagem, tornando-o ainda mais preciso. Essa variável é a cor da pele, que vinha sendo deixada em segundo plano desde o início do desenvolvimento dos sistemas de identificação facial, pelo fato das câmeras de vídeo ainda não filmarem à cores e em alta definição.

A identificação de faces se dá através da busca por conteúdo previamente disponível em um determinado banco de imagens. Então, ocorre a análise de parâmetros como cores, formas, texturas e posicionamento de pontos-chave no rosto, identificando a pessoa em questão. O processamento matemático conhecido como CBIR, ou *content-based image retrieval*, é o responsável pela busca de dados dentro de uma imagem, sendo de grande auxílio ao reconhecimento automatizado de padrões.

## 1.2 Metadados e CBIR

Metadados são dados sobre o conteúdo de outros dados. Utilizando um conjunto de informações padrão como: nome do autor, resolução, espaço de cor, data e palavras-chave aplicadas ao arquivo, *tags* (etiquetas) são criadas. As *tags* são uma forma de metadado utilizada na catalogação de imagens.

Sistemas baseados em metadados são limitados, pois dependem de interpretação no arquivamento das imagens. No intuito de encontrar uma fotografia específica dentro de um banco de imagens muito grande, faz-se a busca por uma palavra, mas, se a fotografia pretendida estiver “tagueada” com um sinônimo, por exemplo, a imagem desejada pode não ser encontrada. Sistemas inteligentes de arquivamento de imagens, se utilizam de classes semânticas para a criação de subcategorias de palavras-chave, otimizando a busca e criando conjuntos de palavras que se relacionam. Ainda assim, Torres e Falcão (2006) descrevem o CBIR como uma opção mais eficaz do que os metadados, por procurar informações dentro da fotografia, sem a necessidade da utilização de *tags*, ou quaisquer outros elementos externos à imagem.

O conteúdo procurado por algoritmos baseados em CBIR pode ser derivado de cores, formas, texturas, posicionamento de pontos-chave ou outras informações que estejam presentes na imagem, como afirmado por Casati e Rodrigues (2010).

Alguns exemplos de campos ligados ao design que podem se beneficiar de trabalhos com aplicações em CBIR são: bancos de imagem, design gráfico, design de produto, arquitetura e engenharia

Notadamente, todas as áreas citadas têm em desenhos, plantas, fotografias e ilustrações as mesmas dificuldades no correto arquivamento digital de imagens e na busca por elas futuramente, especialmente quando a escala de arquivos aumenta exponencialmente ao longo do tempo.

Nandwal (2012) sugere que aplicações baseadas no processamento CBIR sejam alternativas à busca manual de imagens em bancos de dados extensos. A procura por imagens feita na internet tem como padrão o uso de metadados e poderá ser otimizada se forem utilizados algoritmos baseados em CBIR.

Um sistema que consiga ler dados provenientes de cada imagem e filtrá-las para corresponder ao que se procura, melhoraria a indexação de informações e encontraria imagens muito mais próximas do desejado (CASATI, 2010). Um caso hipotético de busca seria usar como entrada uma imagem, em vez de palavras. Então, a partir dela, o algoritmo de reconhecimento entenderia do que se trata a procura e encontraria outras fotografias pertinentes à imagem dada inicialmente, de acordo com parâmetros estabelecidos pelo usuário no momento da busca.

### 1.3 Sistemas Biométricos

A biometria se define por ser a ciência da aplicação de métodos de estatística quantitativa a fatos biológicos. Consiste na análise de dados únicos de cada indivíduo, princípio da unicidade, para então diferenciá-los.

Em segurança da informação, a biometria é utilizada como uma forma de se garantir que apenas pessoas autorizadas tenham acesso a áreas restritas.

O controle de acesso, área da segurança da informação, é um procedimento que se utiliza muito da biometria. Os processos de autenticação, autorização e auditoria trabalham identificando o indivíduo que acessou o sistema, depois o autorizam ou não a cumprir uma determinada tarefa desejada por ele e, por fim, audita o que esse usuário fez (CSI, 2012).

O sistema de reconhecimento facial é um método de verificação automatizado de identidades que utiliza a fotografia ou o vídeo como fonte de análise. Um de seus principais usos é comparar feições de uma pessoa em uma fotografia ou

frame de vídeo a um banco de dados com características biométricas previamente estabelecido.

Sistemas biométricos utilizam além de traços faciais e posicionamento de pontos-chave no rosto, o mapeamento de retina e íris. Ao se olhar pelo visor do scanner de retina, uma luz infravermelha passa pelo olho e faz a leitura dos padrões de capilares, mapeando-os. Os padrões ao serem escaneados, são usados para criar uma identidade biométrica e esses dados são associados a um determinado indivíduo.

De acordo com o National Science and Technology Council (NSTC, 2006), o reconhecimento da íris baseia-se nos veios coloridos que pigmentam o olho. Esses veios se apresentam de forma muito diferente de pessoa para pessoa e nunca se repetem. O reconhecimento de íris vem se firmando como um dos métodos mais eficazes de autenticação biométrica. O leitor (que na verdade é uma câmera) fotografa as formas detalhadas e complexas da íris e um algoritmo de reconhecimento, avalia os padrões de informação contidos na fotografia para fazer ou não a autenticação das da íris em questão.

A íris é considerada como a parte ideal do corpo para a identificação biométrica por ser um órgão interno, bem protegido por uma camada totalmente transparente (a córnea). Como o reconhecimento de íris se dá por meio de fotografia é possível autenticá-la a centímetros de distância ou a poucos metros, diferentemente do reconhecimento de retina (NSTC, 2006).

A biometria é utilizada também no dia-a-dia do usuário comum. Hoje, laptops já saem de fábrica com leitores de impressão digital e com suas webcams adaptadas ao reconhecimento facial simples, para, a partir da autenticação desses dados, permitir o acesso.

Outros usos para a biometria passam pelo reconhecimento de faces e de digitais em caixas eletrônicos de bancos e vão até relógios de ponto em empresas que utilizam essa tecnologia para marcar a entrada e saída de seus funcionários.

A partir de 2013, a justiça eleitoral brasileira iniciou o cadastro eletrônico de impressões digitais e passou a utilizar a biometria como forma de identificação, autenticação e acesso à urna eleitoral.

#### 1.4 Técnicas e Métodos

A detecção de faces pode se tornar uma tarefa complexa, caso as fotografias ou vídeos não tenham sido produzidos em condições controladas. Os problemas mais comuns são rostos que não estejam de frente ou pelo menos a  $\frac{3}{4}$  da câmera, ocultação de parte do rosto por outras pessoas em uma mesma foto, tentativa de se passar despercebido com o uso de adereços ou mudanças no visual e até certas expressões faciais mais difíceis de analisar, por contorcerem demais as feições. Todas essas condições podem gerar falsos positivos em uma busca, como explicitado por Lopes (2001).

Graças ao esforço de pesquisadores, universidades e empresas de tecnologia, na tentativa de contornar dificuldades inerentes ao reconhecimento de rostos automaticamente, foram desenvolvidos modelos de trabalho. Lopes (2001) define os modelos mais recorrentes de identificação de faces e os classifica como baseados em:

- Conhecimento
- Características Imutáveis
- Aparência

Modelos que têm como base o conhecimento:

Estes modelos codificam a face em formas geométricas simples ou combinadas, diminuindo a complexidade dos elementos do rosto para facilitar a identificação. Caracterizam-se por utilizar regras de funcionamento padrão,

estabelecidas pelo pesquisador, como formas de conhecimento prévio do que é um rosto. Todo rosto, salvo raríssimas exceções, possui a mesma distribuição de elementos (nariz, olhos, boca etc) e a partir desse fato, é possível criar regras para o algoritmo trabalhar na identificação deles.

Uma técnica baseada em conhecimento é a de luminosidade, onde o software reconhece o posicionamento de um rosto pelas áreas com maior ou menor grau de luz e sombras nos pixels das imagens.

Algumas sub-categorias do modelo de conhecimento trabalham com o mapeamento das áreas do rosto e criam *templates* (modelos) correspondentes à formas padrão, que devem ser observadas pelo software de busca.

Um tipo de *template* é o ACM ou *Active Contour Model* (modelo de controle ativo). Após mapear a imagem, o ACM gera gráficos, indicando picos e vales que mostram, onde estão dentro da imagem, contornos ou áreas difíceis de identificar automaticamente, como é o caso das narinas. A partir daí, uma curva de bézier pode ser criada em torno do objeto de interesse, para facilitar a identificação e até rastrear esse elemento, caso ele esteja em movimento.

A técnica de *template* deformável, por exemplo, transforma a face em figuras geométricas deformáveis, que são flexíveis e podem ser ajustadas em tamanho, se adaptando ao conteúdo a ser analisado, assim como descrito por Carvalho e Tavares (2005).

A *template* mais usada para detecção de rostos é a elipse, porque é a forma que mais se assemelha a uma cabeça. Essa técnica é bastante flexível e pode ser usada não só para a detecção de faces, mas para detectar quaisquer outras formas ou objetos dentro de uma imagem, desde que eles sejam reduzíveis a formas geométricas.



Modelos que têm como base as características imutáveis:

Estes modelos usam a textura ou a pigmentação da pele como base para decodificar faces. No caso do reconhecimento de rostos, o uso de imagens em escala de cinzas não é tão efetivo como quando são utilizadas todas as informações de cores reproduzíveis por uma câmera de vídeo ou fotografia.

As técnicas baseadas em colorimetria da pele estão totalmente associadas aos espaços de cor das imagens pesquisadas. O espaço de cor influi diretamente na qualidade da cor analisada em qualquer objeto fotografado ou filmado, inclusive nas cores da pele.

Um outro exemplo de influência externa nesse modelo é a iluminação, pois a temperatura de cor da luz irá alterar a característica das cores na fotografia ou vídeo se não for devidamente filtrada na obtenção ou no processamento das imagens.

Detectores de rostos humanos podem ser criados a partir de técnicas de segmentação de tons de pele. Os detectores são uma forma eficiente de rastrear rostos.

A textura é uma outra característica imutável usada na identificação de rostos, isso porque a textura, assim como a cor, não sofre mudança mesmo que o rosto da pessoa em questão não esteja virado de frente, ou que apenas uma parte dele seja visível na foto ou quadro de vídeo.

Uma pessoa vista de perfil é, para o computador, bem diferente dela mesma quando vista de frente. Por meio de características imutáveis, mesmo que o ponto de vista seja diferente, é possível reconhecer um indivíduo.

Modelos que têm como base a aparência:

São algoritmos que não possuem nenhum conhecimento prévio sobre o que se pretende detectar. Eles precisam de várias imagens do objeto em questão e, a partir daí, o programa consegue entender e aprender que e o que se procura é semelhante às imagens carregadas para seu processamento, funciona como uma rede neural artificial (RNA), simulando o processo cognitivo do ser humano.

Quando a necessidade é a de detecção e classificação de padrões, os modelos baseados em aparência são eficientes, entretanto, para detectar rostos que não sejam frontais ou quase frontais (apenas com uma ligeira rotação), esse modelo não é o mais adequado. Segundo Lopes (2001), a RNA conhecida como rede roteadora foi desenvolvida para calcular o ângulo de rotação do rosto, minimizando o problema do uso desse tipo de algoritmo na detecção de faces.

## 2 RESUMO TEÓRICO

### 2.1 Colorimetria

A colorimetria é a ciência que mede e tenta descrever como os seres humanos percebem a cor. De acordo com Ivanova (2008), a cor é uma experiência não substancial e é sabido que cada indivíduo vê e memoriza a cor de uma maneira diferente do outro. O'Grady (2008) diz que as percepções de cor são bastante individuais e que pessoas que trabalham muito com cores, como designers e profissionais da área criativa, são capazes de diferenciar com maior exatidão os matizes semelhantes. Uma das tentativas da ciência da colorimetria é aproximar a percepção das cores de pessoa para pessoa, sejam elas da área criativa ou não.

O colorímetro é o equipamento óptico utilizado para medir cores projetadas ou em tela. Sua função principal é a de igualar (dentro das possibilidades de *hardware* dos dispositivos usados) as cores exibidas por projetores e monitores diversos, otimizando a percepção das imagens no conjunto de trabalho. É também o responsável por aproximar a imagem que é vista em tela, das cores medidas pelo espectrofotômetro na imagem impressa.

### 2.2 Espaços de Cor

Espaço de cor é a representação matemática de um conjunto de cores. É o método pelo qual se pode definir, criar e visualizar cores, como afirmado por Poynton (1997). De acordo com o autor, existem diversos espaços de cor e cada um deles é adequado a aplicações específicas. Isso acontece também por conta de fatores limitantes tanto em alguns espaços de cor, como nos equipamentos onde eles se aplicam. Para entender os procedimentos usados no reconhecimento de cores é necessário dominar o conceito de gerenciamento de cor. Um espaço de cor

é um sistema de três coordenadas onde cada cor é representada por um ponto neste espaço.

Como mencionado por Poynton (1997), todo processo que envolve a troca de informações de cores entre computadores e dispositivos diversos precisa ser feito pelo sistema de gerenciamento de cor. Os espaços de cor são parte fundamental desse contexto e estão categorizados em:

- Dependentes de Dispositivo ou Relativos
- Independentes de Dispositivo ou Absolutos

Espaços dependentes de dispositivo são aqueles que expressam suas cores relativas a algum outro espaço de cor, geralmente absoluto. A partir dessa comparação, consegue-se informações de cores que um determinado dispositivo pode exibir, capturar ou imprimir. Espaços relativos são utilizados como espaço de trabalho em softwares de edição de imagem, diagramação e ilustração. Exemplo de espaços relativos: Adobe RGB 1998, CMYK SWOP etc.

Espaços independentes de dispositivo são aqueles que expressam cor em termos absolutos. Servem de referência de cor para a comparação entre espaços relativos e de trabalho. Não é comum o seu uso prático, entretanto, é possível trabalhar com o CIE  $L^*a^*b^*$  em edição de imagens. Exemplo de espaços absolutos: CIE XYZ, CIE  $L^*a^*b^*$ , CIE  $Lu'v'$  etc.

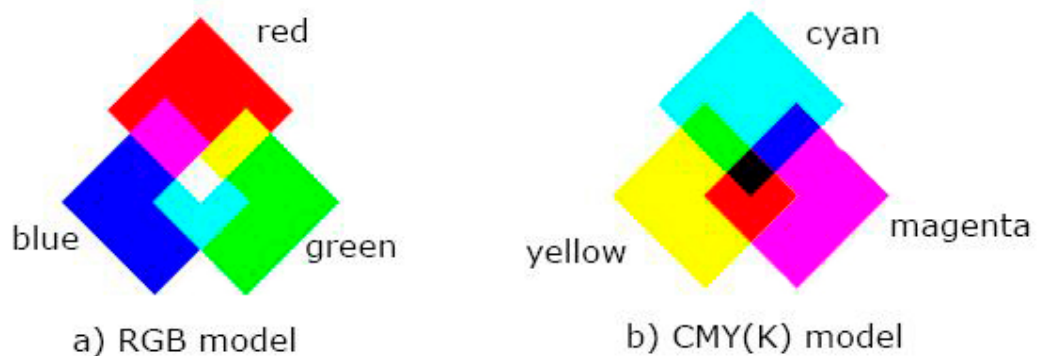
Definido o espaço de trabalho e com o uso de colorímetro e/ou espectrofotômetro, pode-se criar perfis de cor para cada dispositivo e alguns tipos de substratos, mapeando suas características colorimétricas. Isso é necessário, porque as cores se comportam de forma distinta dependendo do meio. Exemplo de perfis: para impressoras, papéis, tecidos, monitores, projetores, scanners etc.

Esses perfis funcionam dentro do sistema de gerenciamento de cor e servem para definir, traduzir e padronizar a informação das cores na transição desses dados de dispositivo para dispositivo, otimizando a visualização, impressão e captura das imagens.

Um resumo dos principais espaços de cor usados em processamento de imagens é dado a seguir:

CIE XYZ – Composto pelas coordenadas X, Y e Z, é um padrão internacional definido pelo *Commission Internationale de l’Eclairage* (Comitê Internacional de Iluminação). É descrito por Intel (2012) como um espaço de cor que abrange todas as cores perceptíveis ao olho humano e tem uma característica única: independe da fonte, ou seja, não varia do equipamento onde foi gerado para o equipamento de destino, por isso, são utilizados como formato de intercâmbio de dados de cor entre dispositivos diferentes. Suas coordenadas são hipotéticas e não correspondem a um comprimento de onda de luz real. Dele derivam-se os espaços CIE L\*a\*b\* e CIE Lu’v’.

Figura 01 – Modelos de cores: (a) aditivo RGB e (b) subtrativo CMY(K)

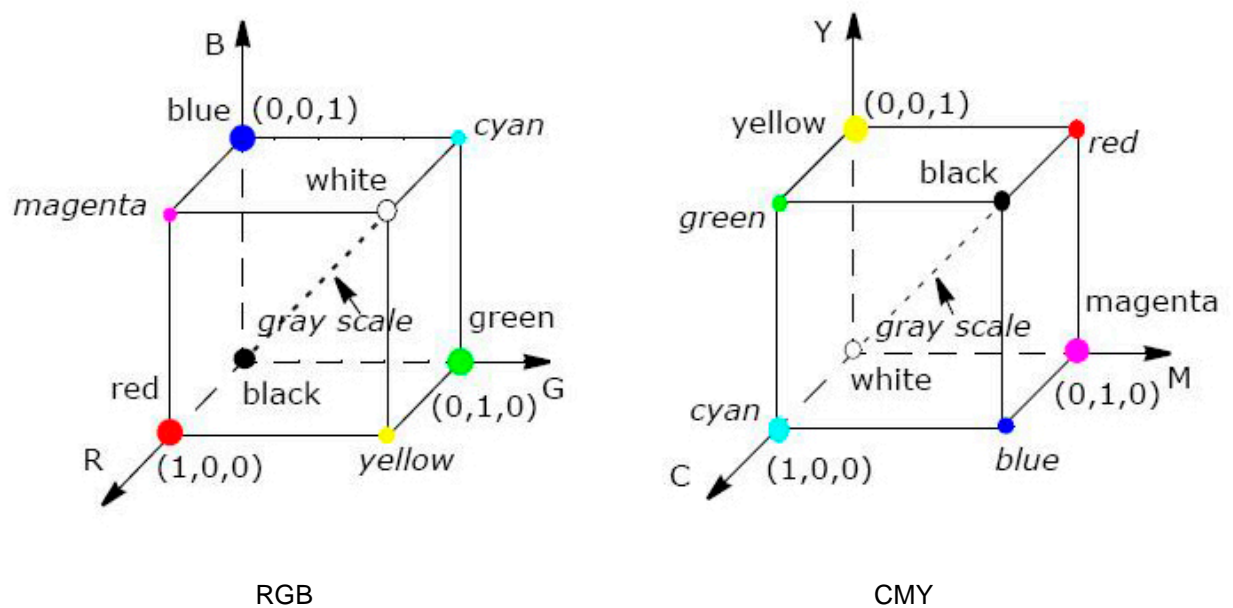


Fonte: Intel, 2013 (Color Models).

RGB – Espaço de cor vastamente utilizado em computação gráfica, em iluminação e conseqüentemente em fotografia. Vermelho (R), verde (G) e azul (B) são as três cores primárias do sistema aditivo de composição de cores (figura 01).

Nesse sistema, para a formação de uma cor derivada, cores se somam para a obtenção desse novo matiz. O espaço RGB é representado por um sistema cartesiano de coordenadas, como mostra a figura 02.

Figura 02 – Sistema Cartesiano de Coordenadas representativo dos espaços de cor RGB e CMY



Fonte: Intel, 2013 (Color Models).

CMY(K) – Baseado no sistema subtrativo de composição de cores, é também conhecido como sistema de cores de processo. Suas cores primárias ciano (C), magenta (M) e amarelo (Y) são usadas na representação de cores que se destinam a dispositivos de impressão. Preto (K) é adicionado posteriormente para garantir uma maior profundidade nas sombras, pois a soma de ciano, magenta e amarelo, que idealmente deveria gerar preto (figura 01), gera apenas um marrom escuro, como também citado por Poynton (1997).

YCbCr – Espaço de cor que separa a informação de luminância (coordenada Y) das informações de cor (coordenadas Cb e Cr). É usado para transmissões de sinais de televisão digital.

HSV – Decompõe a informação de cor em matiz (H), saturação (S) e valor/brilho (V). Programas de edição de fotografias geralmente usam, em suas ferramentas de escolha de cor, o HSV como primeira opção, por se tratar de um espaço de fácil compreensão, inclusive para pessoas com menor conhecimento com relação aos modelos de cor disponíveis para uso.

Os espaços de cor YCbCr e HSV, por separarem o canal de brilho da informação de cor, são os mais adequados para uma análise fiel das cores dentro dos propósitos desse trabalho.

Com o uso desses espaços de cor, diminuem-se significativamente, chegando até a eliminarem-se, os riscos de interferência nas variações de contraste e brilho, dadas imagens em condições controladas de ambientação e luz, caso das fotografias utilizadas como base de pesquisa e execução dessa dissertação. Este conjunto de fatores é crucial para reduzir ao máximo a sensibilidade de métodos de reconhecimento de faces.

A seguir, será feita uma análise mais detalhada, explicando como se dá o funcionamento desses dois espaços de cor.

## 2.3 Espaços de Cor HSV e YCbCr

### 2.3.1 Espaço de cor HSV

De acordo com Intel (2012), o espaço de cor HSV ou *hue, saturation, value* (matiz, saturação e valor) foi desenvolvido para ser mais intuitivo ao se escolher e

manipular a cor digitalmente, sendo seu propósito se aproximar da forma que vemos, percebemos e interpretamos as cores.

McHugh (2005) afirma que o matiz correspondente ao comprimento dominante na onda eletromagnética é o que causa a sensação de cor. Por exemplo, as cores de um arco-íris representam todos os matizes que podem ser captados pela visão humana. A saturação fornece uma quantificação de o quão puro é um matiz. Segundo o autor, uma cor em sua forma 100% saturada possui um único comprimento de onda, ao passo que cores pouco saturadas possuem vários comprimentos de onda. Sendo assim, tons de cinza possuem saturação zero, pois são formados por todos os comprimentos de onda visíveis. A última coordenada deste espaço, o brilho, fornece a intensidade (ou potência luminosa) da cor em questão.

É um sistema de coordenadas onde os matizes assumem valores entre  $0^\circ$  e  $360^\circ$ , dispostos ao redor de um cone invertido. Por convenção, o matiz vermelho está a  $0^\circ$ . A saturação varia de 0 a 100, correspondendo ao raio do círculo, onde o valor 100 corresponde a uma cor saturada e zero a um tom de cinza. O brilho corresponde à altura do cone, e também varia de 0 a 100 (figura 03).

O espaço de cor HSV apresenta como característica principal o fato de a coordenada de cor H ser independente do brilho da imagem. A saturação também é independente do brilho e pode ser usada como segunda coordenada para o reconhecimento de faces.

A pele humana possui um matiz vermelho de baixa saturação. O brilho não será usado, pois as condições de iluminação podem fazer com que um marcador adquira valores diferentes para esta coordenada, por mais controladas que sejam tais condições.

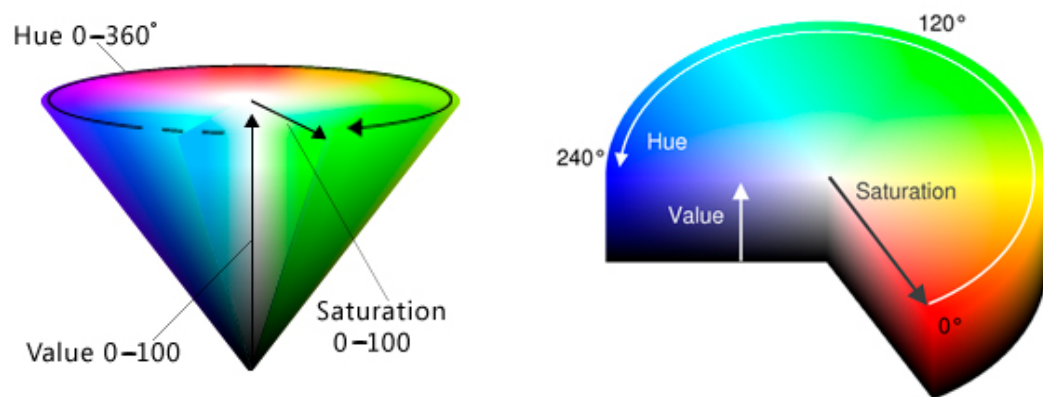
Para avaliar a adequação de marcadores à identificação, foi desenvolvido no ambiente LabVIEW um algoritmo que indica as coordenadas da cor de um objeto no espaço HSV.

Na representação usada pelo computador, H (matiz), cujos valores originalmente variam entre  $0^\circ$  e  $360^\circ$ , adquirirá valores entre 0 e 255 unidades.



O mesmo vale para a saturação e o brilho, que são expressos originalmente entre 0 e 100, mas na representação digital assumem valores entre 0 e 255 unidades. O valor máximo de 255 unidades para armazenar uma coordenada é mais conveniente do ponto de vista computacional, pois este valor pode ser armazenado por um byte de memória. Portanto, uma cor será representada por três bytes.

Figura 03 – Gráficos representativos do espaço de cor HSV

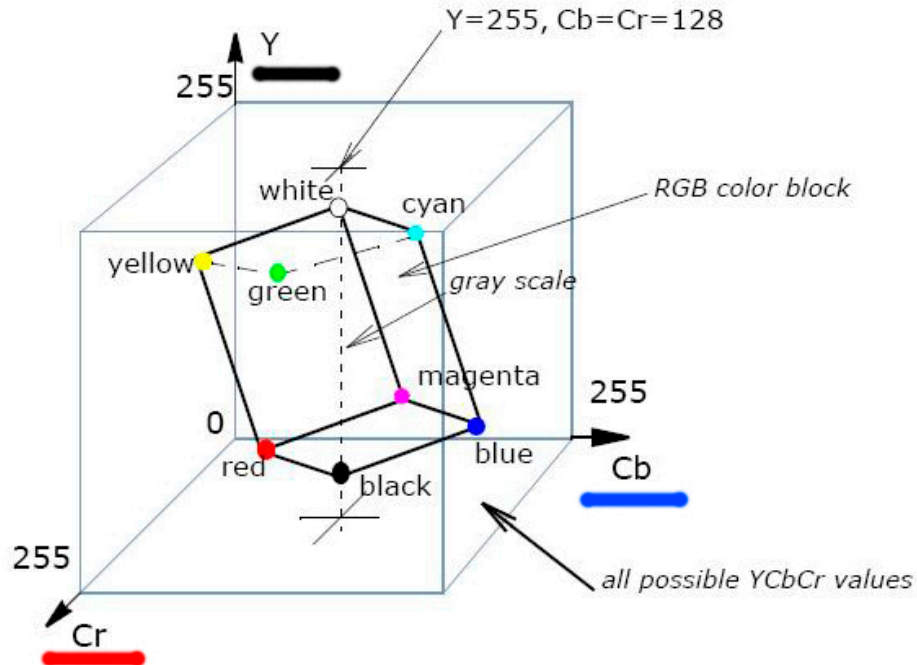


Fonte: Microsoft, 2013 (Color).

### 2.3.2 Espaço de Cor YCbCr

YCbCr é o espaço de cor usado primariamente para vídeo digital e em transmissão de imagem de TV. Ele tem como característica principal, a separação de seus canais em informações de luminância (Y), crominância azul (Cb) e crominância vermelha (Cr) (INTEL, 2012).

Figura 04 – Representação do espaço de cor RGB inserido no espaço YCbCr



Fonte: Intel, 2013 (Color Models).

É bastante eficiente na compressão de dados, por isso, usado em transmissão de vídeo. Possui uma relação muito estreita com o RGB, pois todos os monitores que exibem vídeos gerados no espaço YCbCr precisam necessariamente decodificá-lo para funcionar em RGB, o que gera uma perda de informação alta. Pode-se observar na figura 04 como o espaço RGB é bastante inferior em volume ao espaço YCbCr.

Não é um espaço intuitivo como o HSV, sendo mais conhecido como a entrada vídeo-componente de monitores, TVs, DVDs e receptores de TVs a cabo. Por ser o espaço de cor utilizado originalmente em transmissões de imagem e por suas características de separação de canais, será útil no reconhecimento de rostos ao processar uma análise colorimétrica de tons de pele, não somente em imagens estáticas, mas também nas imagens em movimento.

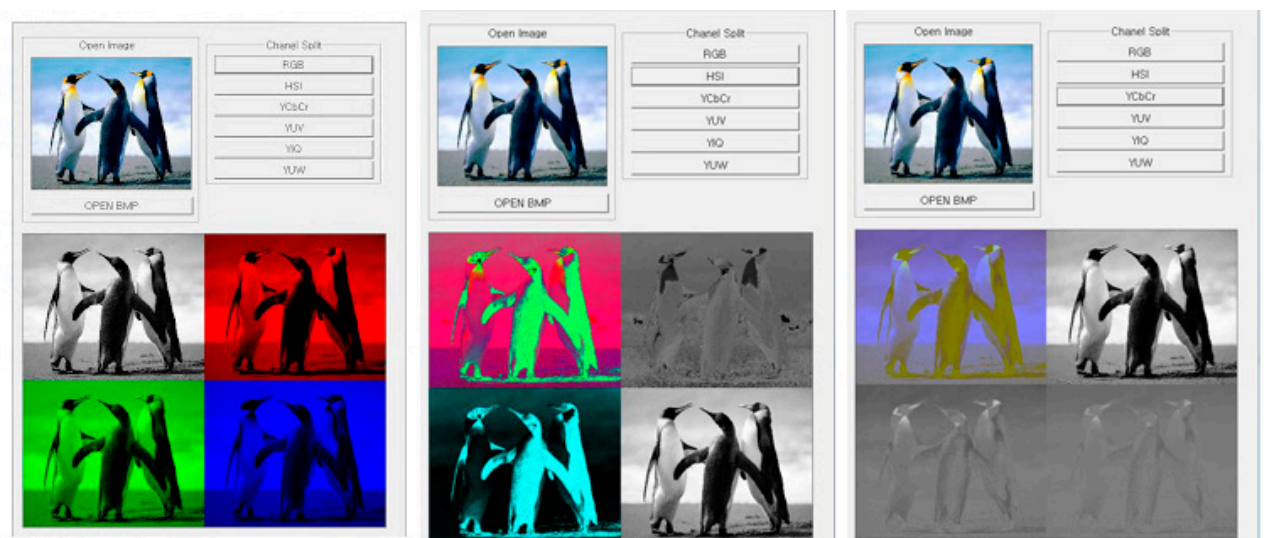
## 2.4 Transformação de HSV para YCbCr

A transformação de espaços de cor é necessária quando dados são trocados dentro de um sistema de gerenciamento de cor. Quando temos dispositivos funcionando em espaços de cor diferentes, acaba por ser essencial a conversão (MCHUGH, 2005).

Para esse trabalho, converteu-se o HSV e o YCbCr ao RGB e depois deste para o destino. Assim é possível converter cores entre espaços e, subseqüentemente, de um dispositivo ao outro. A desvantagem desse tipo de conversão é que certas cores podem sair da gama de cores do espaço de destino e, com isso, obtém-se apenas um matiz aproximado do que ele era antes da conversão ser feita.

Na figura 05 podemos ver exemplos da mesma imagem, em RGB, HSV e YCbCr. Foi feita a transformação a partir da imagem original em RGB e separada a informação de cada espaço de cor em seus respectivos canais.

Figura 05 – Separação de informação por canais nos espaços: RGB, HSV e YCbCr



O ambiente LabVIEW, no qual foram desenvolvidos os métodos de análise de imagens para esse trabalho, permite o uso de vários espaços de cores, dentre eles o RGB e o HSV. No entanto, não há no LabVIEW ferramentas disponíveis para a análise de cores no espaço YCbCr. Por ser promissor no que diz respeito à possibilidade de identificação de faces, é conveniente criar alguns procedimentos que permitam a análise nesse espaço. Tais procedimentos consistem em operações algébricas lineares, como descritas por Jack (1997). Segundo este autor, tendo-se os valores das coordenadas R, G e B, os valores das coordenadas Y, Cb e Cr serão dados por:

$$Y = 0,257R + 0,504G + 0,098B + 16$$

$$Cb = -0,148R - 0,291G + 0,439B + 256$$

$$Cr = 0,439R - 0,368G - 0,071B + 256$$

Este método de conversão foi usado nesse trabalho para comparar as dispersões das coordenadas Cb e Cr com as H (matiz) e S (saturação) do espaço HSV.

### 3 DESIGN DA INFORMAÇÃO

De acordo com O'Grady (2008), a meta de qualquer projeto baseado em design da informação é comunicar uma mensagem específica ao usuário final de forma clara, acessível e fácil de compreender.

O propósito dos métodos de visualização da informação é fazer pensar e ampliar a compreensão por meio de gráficos que representem de maneira evidente a distribuição de dados quantitativos, que de outra forma seriam expressos por meio de números.

Bertin (2010) introduz a noção de linguagem visual e mostra que a percepção visual funciona de acordo com regras que podem ser seguidas para que o design da informação seja expresso de maneira clara, precisa e eficiente.

A percepção dos elementos que compõem um gráfico pode ser associada a princípios da Gestalt. Ao combinar valores em forma de padrões, eles são percebidos pelo cérebro como um todo, o que facilita a compreensão e amplia a cognição. Isso acontece devido aos princípios gestálticos de unidade, proximidade e semelhança (GOMES FILHO, 2004).

Elementos utilizados na elaboração de gráficos são compostos por variações de forma, cor, posição espacial e movimento, esses atributos são fortemente influenciados pelo contexto em que se inserem. É importante utilizá-los de modo a distinguir claramente as áreas de informação para não confundir a leitura (FEW, 2009).

O design da informação é uma forma de expressar dados quantitativos, entretanto, esses dados precisam ter uma série de características específicas para que a representação gráfica seja de alto nível. Few (2009) afirma que dados que contenham as características a seguir são os ideais para uma representação visual enriquecida:

- Alto volume
- Consistentes
- Precisos
- Claros
- Dimensionalmente estruturados
- Ricamente segmentados
- De procedência confiável

O autor afirma ainda que, quanto melhor for a qualidade dos dados a serem descritos pelos gráficos, mais valiosa será a informação revelada por essas representações.

### 3.1 Histogramas

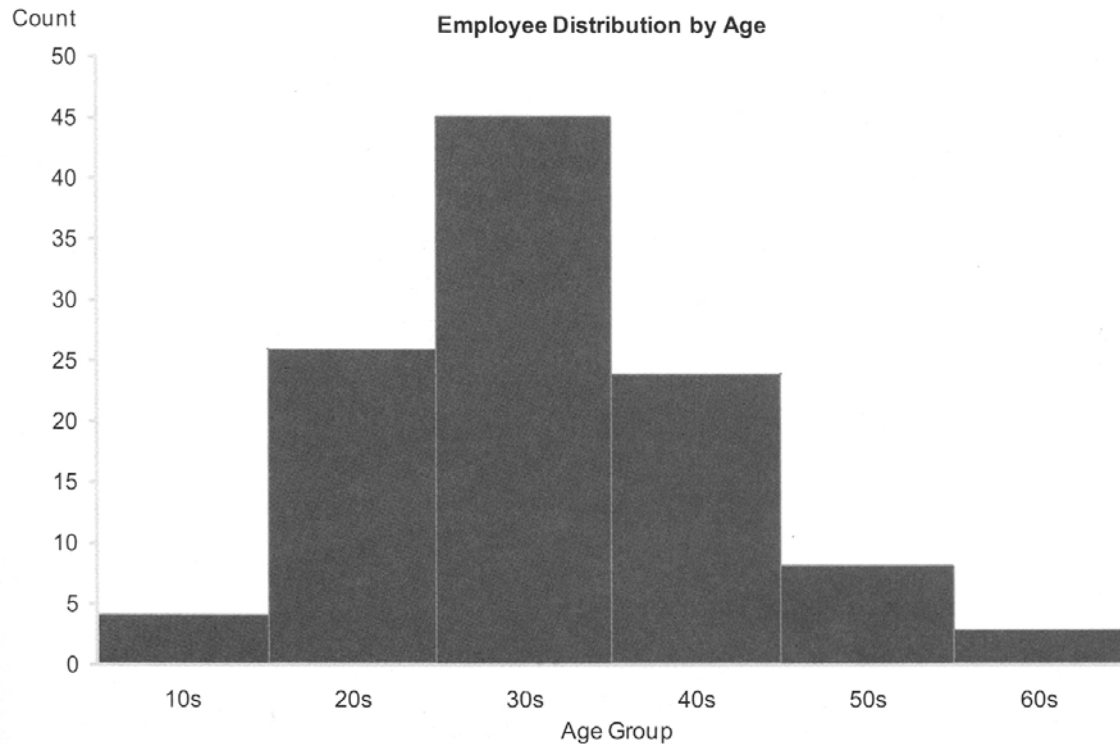
Bertin (2010) descreve o histograma como forma de representação aplicável a repartições, distribuições e concentrações.

O termo histograma se aplica a gráficos compostos por barras justapostas em que a área que elas ocupam dentro do gráfico representa a informação.

O eixo X contém a classe (o que está sendo medido), enquanto no eixo Y fica a escala quantitativa ou frequência, como pode ser visto na figura 06. O gráfico mostra a distribuição de empregados por faixa etária. A classe é representada pelo grupo de idade das pessoas no eixo X, já a quantidade de empregados aparece no eixo Y.

O histograma é o tipo de gráfico mais utilizado para a representação de distribuição por ser de fácil interpretação.

Figura 06 – Exemplo de histograma de distribuição



Fonte: Few, 2009.

### 3.2 Histogramas de Cor e de Luminância

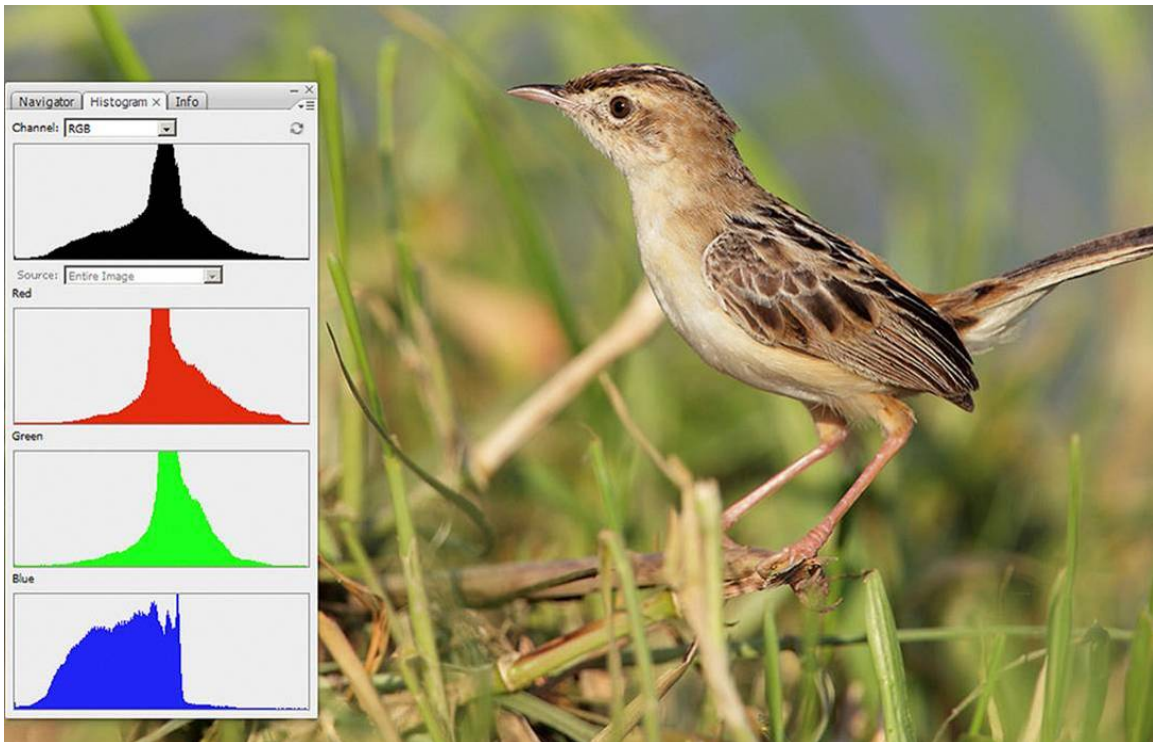
Os histogramas de cor são gráficos representativos da distribuição de brilho por canal de informação em um determinado espaço de cor. Já os histogramas de luminância são gráficos que representam o brilho geral da fotografia, somando todos os canais. Em ambos os histogramas, o eixo X representa a luminosidade (0% do lado esquerdo e 100% do lado direito) e o eixo Y representa a frequência com que esses pixels aparecem na imagem.

A figura 07 exibe quatro histogramas, um de luminância e mais outros três, referentes aos canais vermelho, verde e azul. Em se tratando de uma fotografia em

RGB 8 bits, as cores são separadas em três canais diferentes e o gráfico mostra como é dada a distribuição dos pixels em um dos 254 níveis de cinza, além de preto e branco absoluto (REICHMANN, 2012).

Os vermelhos e os verdes caem mais para o meio do gráfico, puxando para cima, como em uma torre. Tons entre verde, vermelho, amarelo (verde + vermelho) e os amarronzados, tendendo ao vermelho, estão em torno do nível de brilho 128. Esta condição, representa 18% de cinza, que para a medição de luz em fotografia significa que a exposição da luz ao sensor está exatamente de acordo com o que o fotômetro indicou na hora em que a foto foi feita. Pode-se comprovar este fato, comparando os histogramas dos verdes e dos vermelhos com o histograma de luminância (em preto).

Figura 07 – Fotografia mostrando seus quatro histogramas: luminância, vermelho, verde e azul





A maior parte das cores na figura 07 está entre o verde e o vermelho, por isso, os três histogramas (verde, vermelho e luminância) se assemelham bastante em forma.

O histograma do azul, que representa os azuis (e parcialmente os cianos, os magentas, além dos detalhes mais escuros da imagem), está tendendo ao preto, mas ainda relativamente equilibrado, pois a massa do gráfico está quase centralizada.

Comparando-se com o histograma de luminância, é possível observar que o de azuis está bem diferente, isso porque há uma menor quantidade de informação referente ao histograma azul na imagem, portanto, mesmo com ele tendendo ao preto, isso não influencia na exposição geral da fotografia.

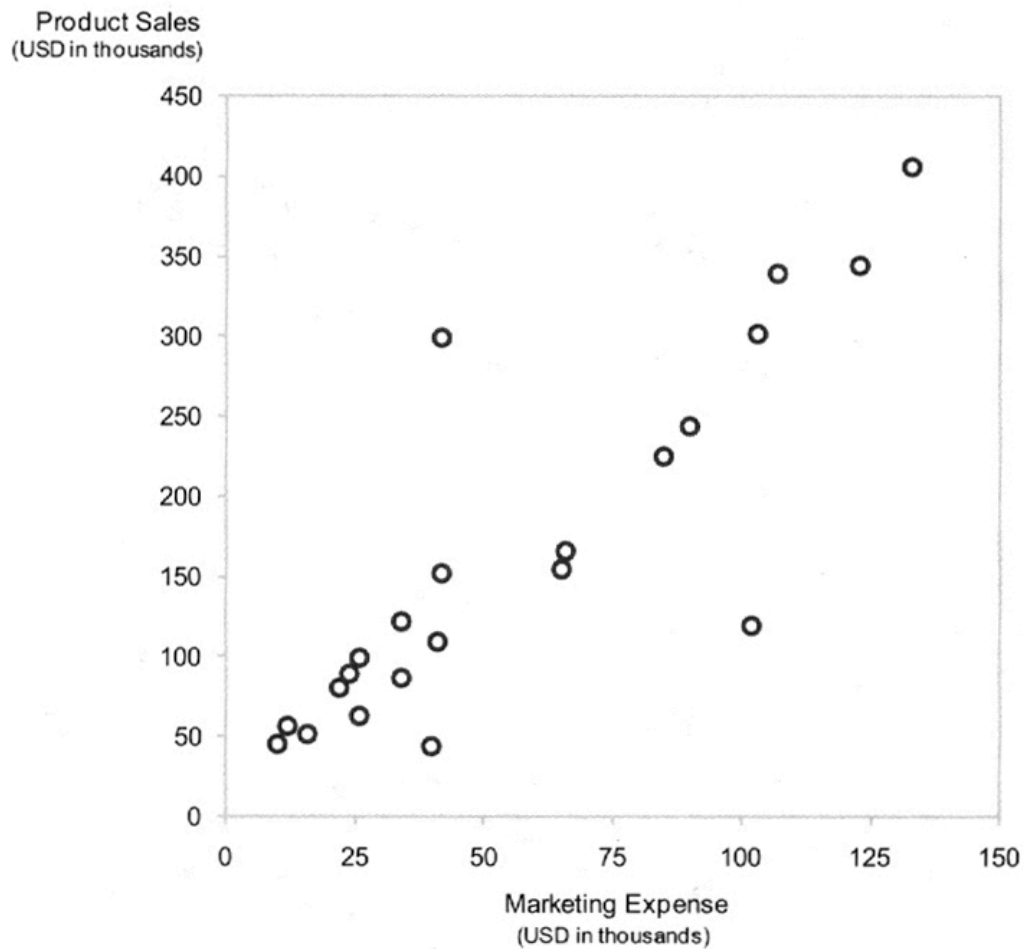
### **3.3 Gráficos de Dispersão**

Gráficos de dispersão são utilizados para representar correlações de variáveis quantitativas em um eixo cartesiano bidimensional. A análise de uma correlação envolve a comparação de duas variáveis quantitativas para averiguar se valores em uma variam sistematicamente de acordo com os valores da outra e, em caso positivo, como isso ocorre e por quê.

Segundo Few (2009), nenhum gráfico é mais eficiente para examinar correlações do que o gráfico de dispersão, pois nenhum outro gráfico mostra a correlação de duas variáveis tão bem quanto ele.

A figura 08 ilustra um exemplo de gráfico de dispersão onde se pode ver as vendas dos produtos relacionadas aos gastos feitos com marketing.

Figura 08 – Exemplo de gráfico de dispersão



Fonte: Few, 2009.

Correlações frequentemente exibem grupos de valores que estão muito próximos entre si, as chamadas concentrações. Elas são fáceis de serem notadas por meio de gráficos de dispersão porque elas aparecem como um aglomerado de pontos.

A figura 09 exemplifica um caso bastante evidente de concentração, onde é possível observar uma forte tendência. Vários pontos se tocam e as concentrações aparecem destacadas na imagem. Também são observados pontos fora do aglomerado.

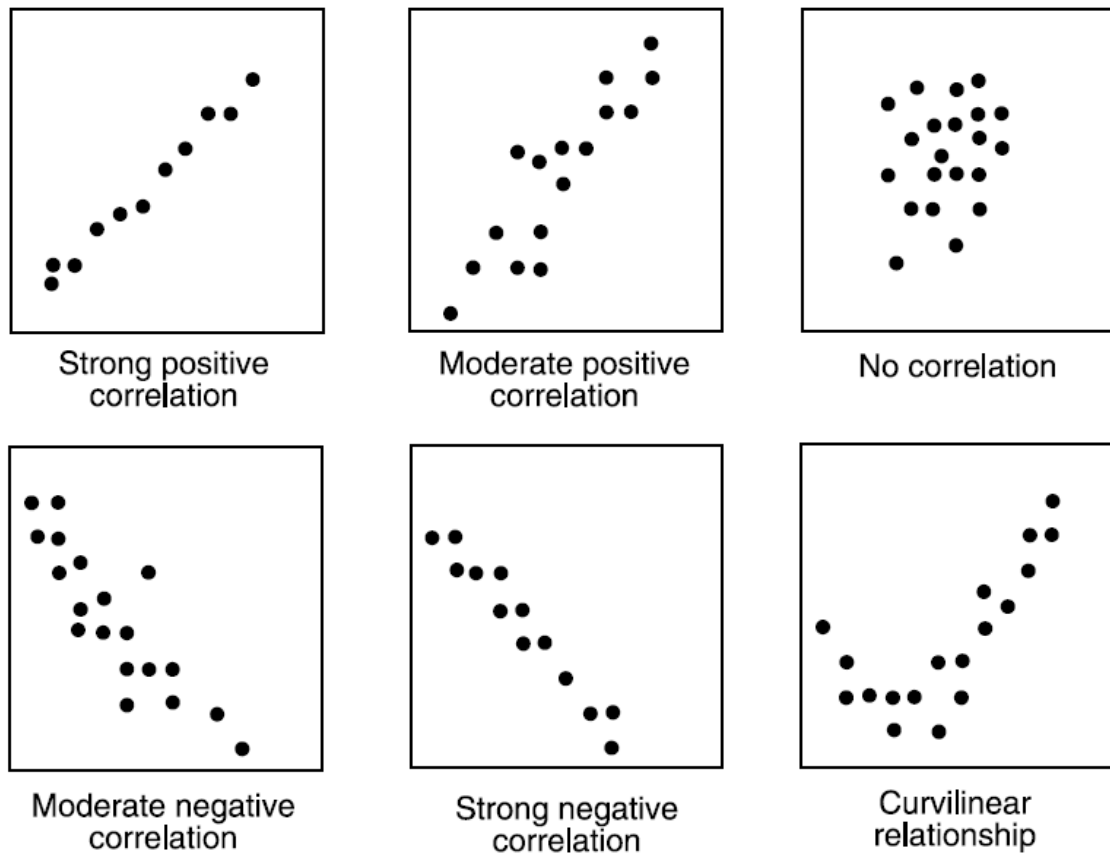
Figura 09 – Exemplo de concentração em um gráfico de dispersão



Fonte: Few, 2009.

Algumas outras formas de correlações também podem ser observadas em gráficos de dispersão. A figura 10 ilustra mais exemplos de relações que podem surgir ao analisar esse tipo de gráfico.

Figura 10 – Exemplo de correlações em um gráfico de dispersão



Gráficos de dispersão podem conter centenas ou até milhares de pontos de dados e ainda assim serem compreensíveis. Os pontos presentes em gráficos como esse, favorecem a visualização dos padrões, das concentrações, dos vazios, dos arranjos curvos ou lineares e dos pontos que aparecem isolados. Por cada ponto representar dois dados quantitativos, um no eixo X e o outro no eixo Y, o gráfico de dispersão tem uma característica singular na área do design da informação.

## 4 METODOLOGIA

### 4.1 Uso do LabVIEW

Dado que o objetivo desse trabalho é demonstrar a possibilidade de identificar e analisar a distribuição estatística de coordenadas colorimétricas, é necessário o uso de um ambiente de programação que permita de maneira prática e intuitiva a criação de algoritmos de reconhecimento de imagens e padrões.

É importante frisar que não se pretende simplesmente usar superficialmente um dos vários programas de análise colorimétrica já existentes, mas sim desenvolver um, para que se possa adquirir conhecimentos mais profundos sobre o tema de reconhecimento de imagens e futuramente até de detecção dessas imagens em movimento. Uma vez dominados os conhecimentos acadêmicos necessários para elaborar um método de análise de imagens, pode-se aplicar os mesmos métodos a projetos futuros e a desdobramentos deste trabalho.

O ambiente de desenvolvimento adotado nesse trabalho será a plataforma LabVIEW. Esta plataforma usa uma linguagem de programação conhecida como Linguagem “G” (gráfica), pois todo desenvolvimento dos programas é feito usando-se ícones e pictogramas. Esta filosofia de programação permite a elaboração de algoritmos de maneira mais intuitiva, sem que seja necessário trabalhar com códigos de programação expressos por linhas de comando.

A concepção de programação por ícones e pictogramas adotada pelo LabVIEW torna o ambiente ideal para desenvolvimento de algoritmos complexos de reconhecimento de imagens por designers e artistas.

A plataforma LabVIEW é extremamente poderosa pelo pacote de funções pré-existentes, e se torna perfeitamente adequada para este trabalho quando são usadas as bibliotecas do pacote *IMAQ Vision*, que contém funções específicas para se trabalhar com imagens. Este pacote, aliado ao poderoso conjunto de funções matemáticas e analíticas disponíveis no LabVIEW, permite o desenvolvimento de

algoritmos de visão computacional de alto nível, tais como detecção de objetos, reconhecimento de padrões, detecção de formas e algoritmos de classificação de imagens em geral.

#### 4.2 Espaço Amostral: Banco de Fotografias

As fotografias usadas nesse estudo foram obtidas em 2010, ocasião em que foram fotografados 530 funcionários de uma empresa que pretendia fazer a reformulação do banco de dados e a confecção de novos crachás. As imagens utilizadas aqui foram feitas com equipamento fotográfico profissional e em condições controladas de ambientação e luz. Todas foram obtidas com o balanço de branco medido e calibrado na temperatura de cor (em graus Kelvin) adequada à iluminação. Desse modo, as imagens se aproximam ao máximo da tonalidade natural de pele das pessoas fotografadas, conseqüentemente mantendo um padrão regular em suas coordenadas colorimétricas de análise, o que é essencial para um resultado consistente.

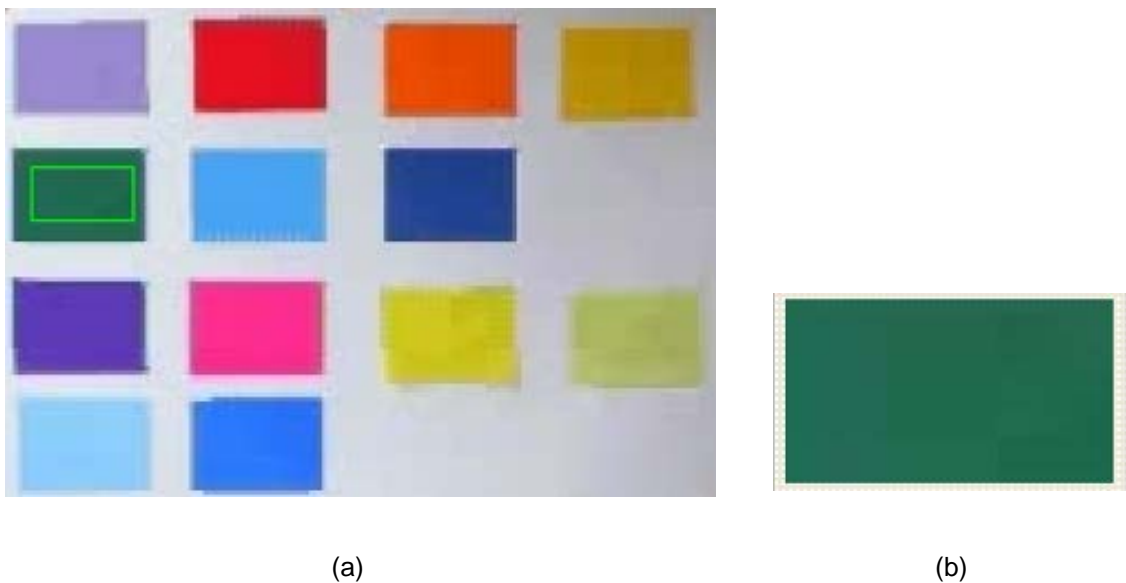
A análise das fotografias foi feita seguindo alguns parâmetros previamente definidos. Para essa pesquisa é pertinente considerar as quatro áreas mais iluminadas e uniformes do rosto humano: as bochechas, o queixo e a testa, sendo que destas quatro áreas, foram utilizadas apenas três para a coleta de informação de cada pessoa.

As partes do rosto desconsideradas nas imagens foram: áreas de sombras, áreas com pelos, áreas com acne, manchas, rugas e sinais. Na tentativa de manter a uniformidade da análise, as amostras de pele coletadas em pixels foram aproximadamente as mesmas em todas as imagens.

### 4.3 Coordenadas Colorimétricas

Coordenadas colorimétricas são variáveis que apresentam uma distribuição estatística ao redor de um valor médio. A ocorrência de dispersão deve-se tanto a imperfeições da câmera fotográfica como a variações de reflexos causadas por diferentes angulações do objeto fotografado.

Figura 11 – (a) Seleção de marcador no primeiro quadro de uma imagem de vídeo, (b) detalhe da região do marcador selecionado



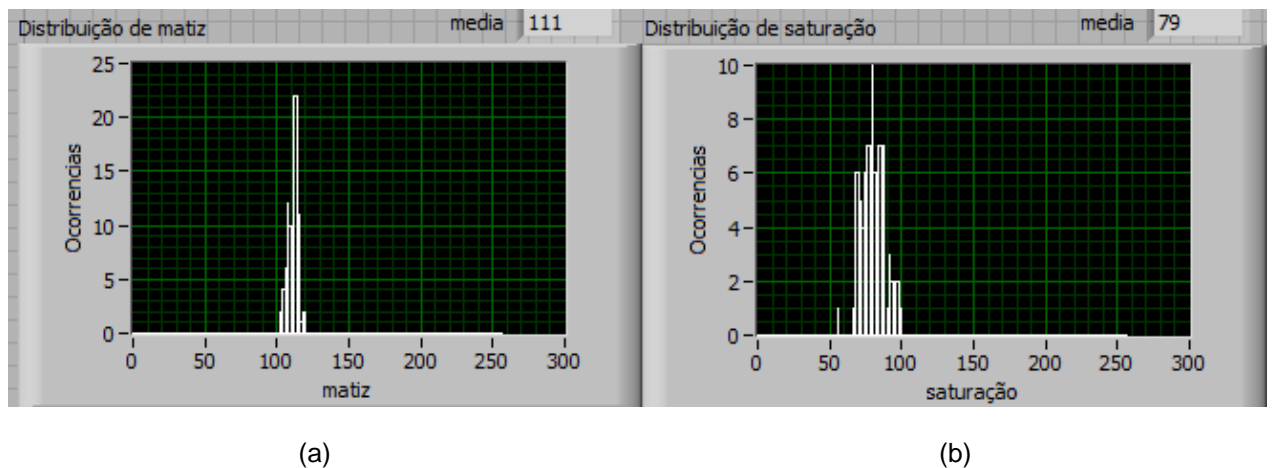
Para exemplificar a dispersão de matizes e saturações de um marcador, é possível selecionar uma região da imagem e gerar histogramas da distribuição de matizes e saturações referentes à ela.

A figura 11 (a) mostra uma série de cores. A figura 11 (b) mostra a região selecionada em detalhes. Uma inspeção visual nesta região indica que há variações nas tonalidades dos pixels delimitados por ela, porém torna-se difícil afirmar se as variações são de matiz ou de saturação.

O ambiente de processamento de imagens disponível no LabVIEW permite a extração das coordenadas de cor de todos os pixels de uma região delimitada, como mostrado na figura 11 (b). Com esta ferramenta, foi possível gerar um histograma para a distribuição de matizes e um para a distribuição de saturação da região selecionada.

A figura 12 mostra a distribuição de matizes e saturações para o exemplo da figura 11 (b). Deve ser lembrado que no espaço de cor HSV usado para representar uma cor, tanto o matiz como a saturação assumem valores entre 0 e 255 unidades.

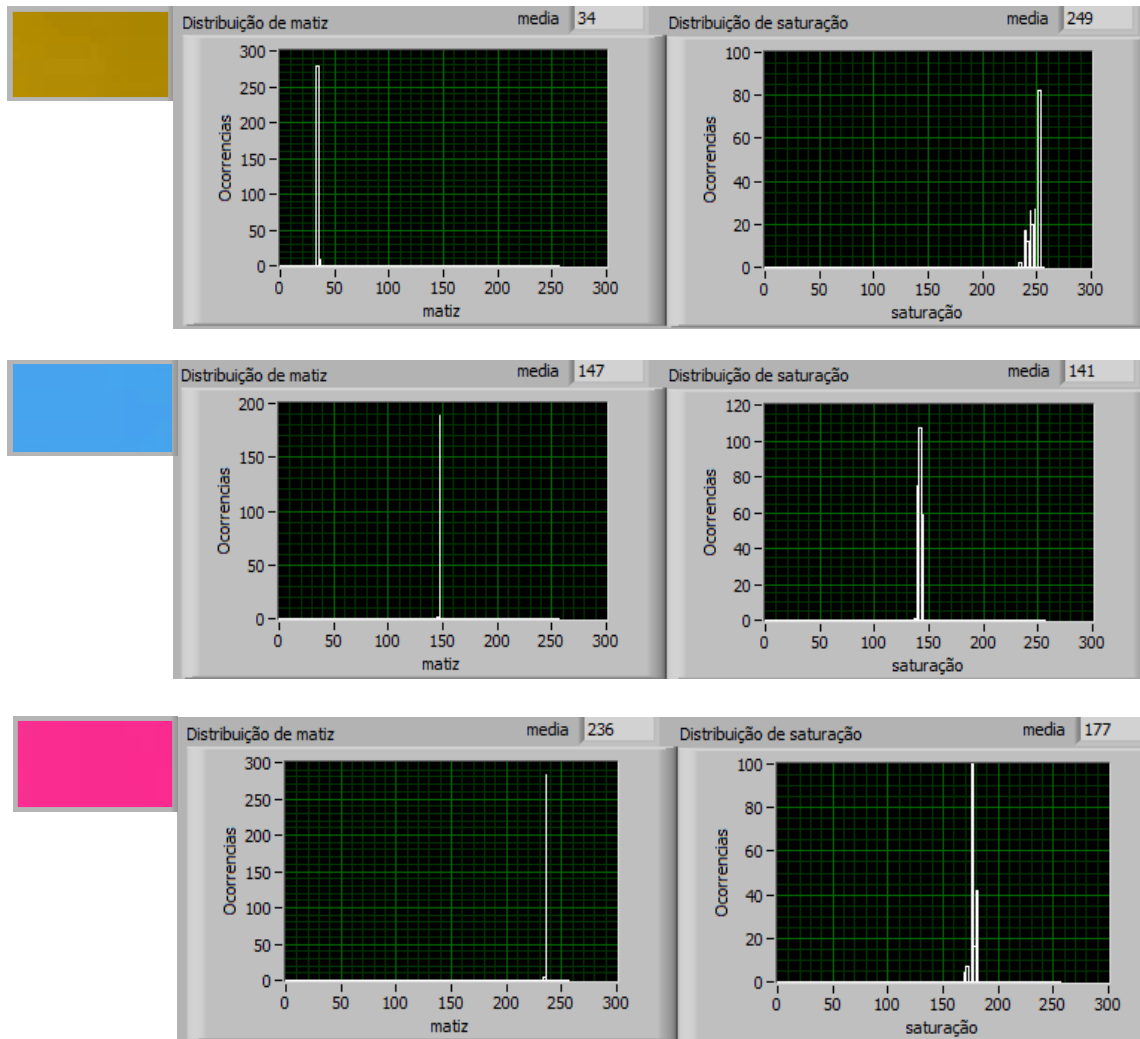
Figura 12 – Histogramas da distribuição de matizes (a) e saturações (b)



Os histogramas permitem também avaliar a dispersão dos matizes e saturações de uma cor. Por exemplo, para três cores da figura 11, os seus respectivos histogramas mostram uma baixa dispersão nos valores dos matizes, além de uma ausência total de interseção entre as distribuições, como mostrado na figura 13.



Figura 13 – Histogramas de matiz e saturação para três cores da figura 11



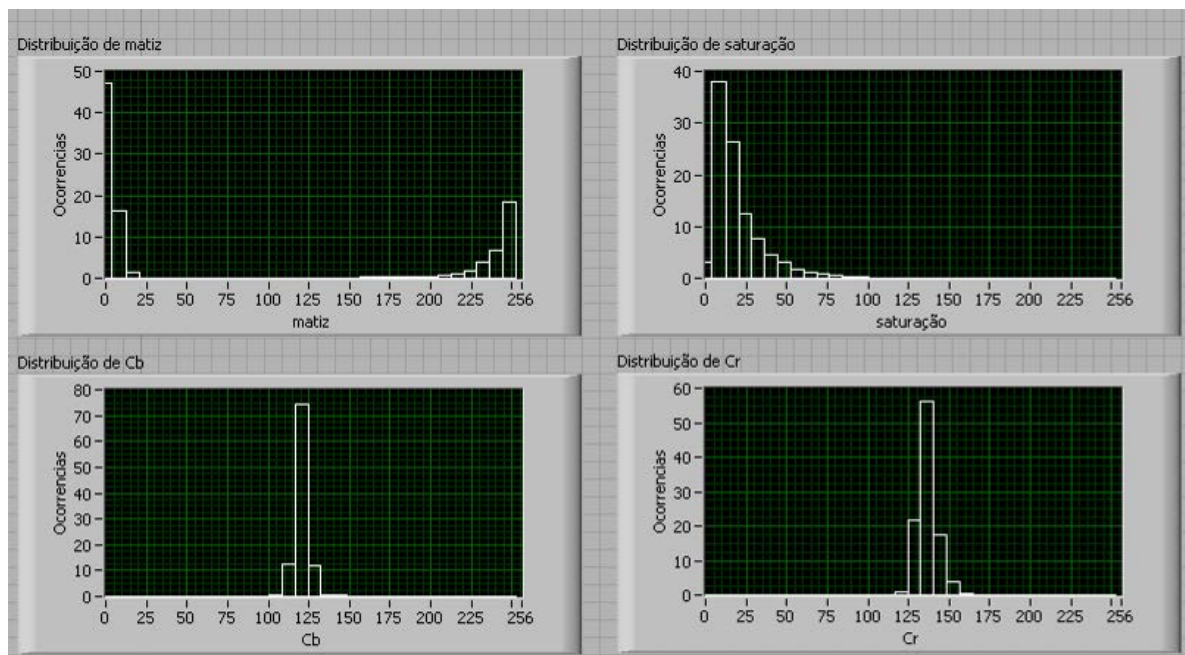
#### 4.4 Cálculo do Valor Médio de um Matiz

Dada uma população de valores  $x_i$ , onde  $1 < i < n$ , a média estatística  $m$  destes valores é definida por um simples somatório, como mostra a equação 1.

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^n x_i \quad \text{eq.(1)}$$

Um dos parâmetros estatísticos mais significativos para o estudo em questão é o valor médio de cada uma das coordenadas de cor, H, S, Cb e Cr. A média será estimada para cada um dos histogramas individuais, como visto na figura 12. Esta figura mostra um histograma em sua forma clássica, formada por um gráfico de barras.

Figura 14 – Histograma individual



A princípio, o cálculo da média de valores de um histograma é um procedimento estatístico simples. Dado um ponto médio de intervalo de classe  $x_i$  e a frequência de ocorrência neste intervalo  $f_i$ , a média estatística  $m$  destes valores é definida por um simples somatório, como mostrado na equação 2.

$$m = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^n x_i \cdot f_i \quad \text{eq.(2)}$$

Neste caso,  $n$  é o número de classes usadas no histograma, 32, e  $N$  é o número total de pontos cujo matiz se deseja analisar. Este número varia conforme a região selecionada para análise, e para geração dos histogramas foi normalizado para 100 unidades.

O sistema de representação de valores de matizes impõe alguns cuidados para o cálculo de um valor médio. Em HSV, o matiz de uma cor é representado por um sistema de coordenadas cônico. Neste sistema os valores dos matizes estão dispostos ao longo de um círculo, em um intervalo de zero a 255.

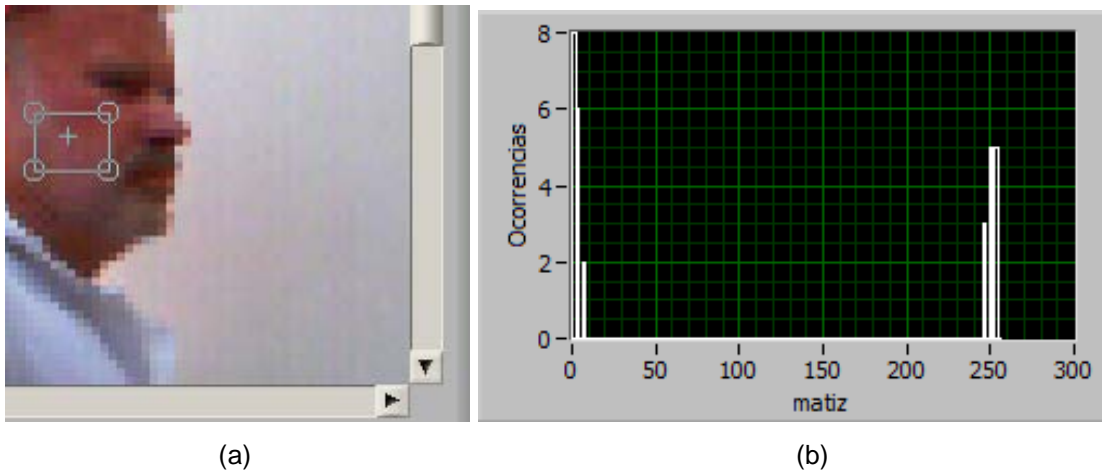
Arbitra-se o valor zero para o vermelho, 85 para o verde e 170 para o azul. Incrementando-se este valor chega-se a 255, que representa um matiz vermelho novamente, e a partir daí os valores reassumem a partir do zero. É um sistema semelhante aos valores de um ângulo dispostos ao longo de um círculo trigonométrico.

O problema surge quando se seleciona uma região com matizes vermelhos para o cálculo da média. Para ilustrar isto, com o algoritmo de geração de histogramas implementado para este trabalho, seleciona-se a região de uma imagem, como mostrado na figura 15.

A região selecionada na figura 15 apresenta um histograma com valores de matiz centrados em zero e 250. Uma média simples destes valores forneceria um

matiz médio aproximadamente igual a 125, significando um matiz próximo ao azul turquesa, o que é evidentemente um erro.

Figura 15 – (a) região selecionada, (b) histograma da distribuição do matiz

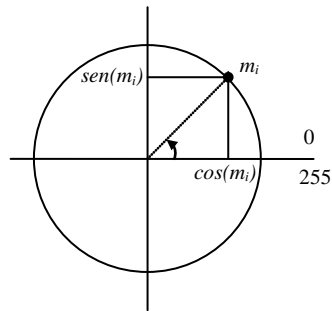


Neste trabalho, para o correto cálculo do matiz médio, o sistema de coordenadas cônico representativo dos matizes foi transformado em coordenadas retangulares  $x$  e  $y$ , como mostrado na figura 16. Com isso, pode-se calcular o valor médio para cada uma dessas coordenadas.

Como exemplo, tome-se uma população de matizes de uma região,  $m_1, m_2, m_3, \dots, m_n$ . Considerando estes matizes distribuídos ao longo de um círculo trigonométrico, suas coordenadas serão  $x_1 = \text{sen}(m_1), y_1 = \text{cos}(m_1); x_2 = \text{sen}(m_2), y_2 = \text{cos}(m_2); \dots, x_n = \text{sen}(m_n), y_n = \text{cos}(m_n)$ . Se o valor médio das coordenadas horizontais resultar em  $x_m$  e o valor médio das verticais for  $y_m$ , o valor médio da matiz será dado por:  $m_m = \tan^{-1}(y_m/x_m)$ .

Este procedimento foi o adotado nesse trabalho para evitar incoerências no cálculo do valor médio de matizes próximos ao vermelho, o que é o caso para o matiz da cor de um rosto.

Figura 16 – Transformação das coordenadas no círculo trigonométrico

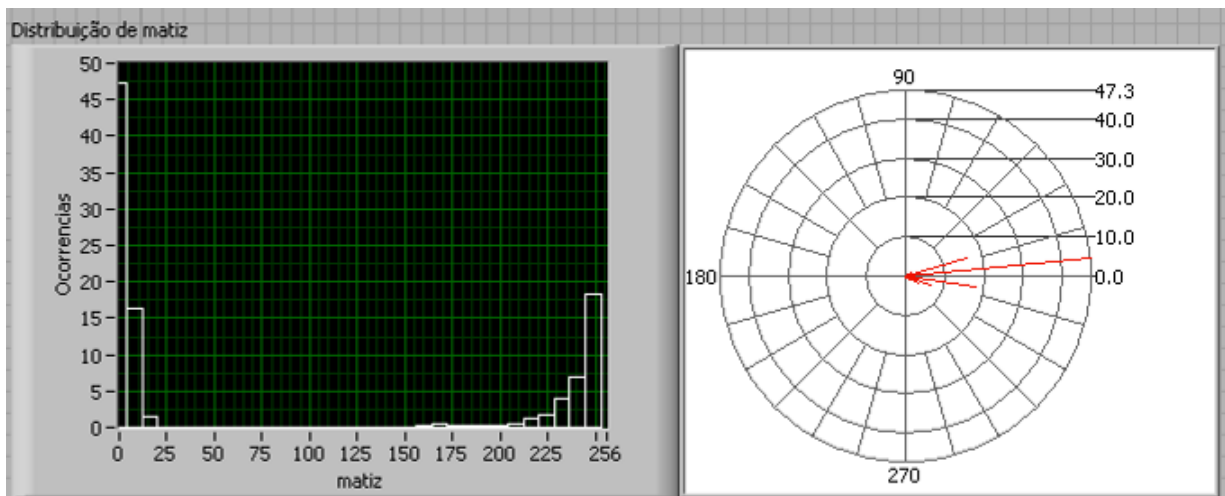


Em suma, o procedimento descrito faz uma média vetorial dos valores do histograma. Para entender melhor o procedimento, representa-se a frequência de ocorrência pela magnitude de um vetor e o intervalo de classe pelo ângulo deste vetor.

Tomando-se como exemplo o histograma correspondente à distribuição de matizes mostrado na figura 14, gera-se o diagrama vetorial da figura 17. Neste diagrama, cada segmento em vermelho corresponde a um vetor com origem no centro e magnitude igual à frequência de ocorrência dos matizes. O ângulo do vetor com a horizontal corresponde ao ponto médio do intervalo de classe.

No histograma os intervalos de classe variam entre 0 e 255. Estes valores foram normalizados para a faixa de  $0^\circ$  a  $360^\circ$  para serem analisados pelo diagrama vetorial.

Figura 17 – Histograma e seu diagrama vetorial correspondente



A tabela 1 mostra a série de dados de matiz que gerou o histograma da figura 17. Os valores  $x_i$  correspondem aos pontos médios dos 32 intervalos de classe do histograma. Os valores  $f_i$  são as freqüências de ocorrência para cada intervalo.

Tabela 1 – Série de dados de matiz que geram o histograma da figura 17

$x_0$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	...	$x_{19}$	$x_{20}$	$x_{21}$	$x_{22}$	$x_{23}$	$x_{24}$	$x_{25}$	$x_{26}$	$x_{27}$	$x_{28}$	$x_{29}$	$x_{30}$	$x_{31}$
4	12	20	28	36	...	156	164	172	180	188	196	202	210	218	226	234	242	250
$f_0$	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	...	$f_{19}$	$f_{20}$	$f_{21}$	$f_{22}$	$f_{23}$	$f_{24}$	$f_{25}$	$f_{26}$	$f_{27}$	$f_{28}$	$f_{29}$	$f_{30}$	$f_{31}$
47,3	16,4	1,5	0,1	0,0	...	0,1	0,3	0,4	0,2	0,2	0,3	0,3	0,6	1,2	1,7	4,0	6,9	18,3

De acordo com a equação 1, o resultado da média estatística desta série de valores seria  $\frac{1}{100}(4 \cdot 47,3 + 12 \cdot 16,4 + \dots + 242 \cdot 6,9 + 250 \cdot 18,3) = 87$ , o que corresponde ao matiz verde, que é o matiz mais distante possível de uma face humana.

Por outro lado, tomando-se a média vetorial dos valores de matizes representados no diagrama vetorial da figura 17, tem-se um matiz resultante de 254, perfeitamente coerente com o que se espera de um rosto.

#### 4.5 Algoritmo para Análise Estatística

Baseado nas considerações das seções anteriores, foi elaborada, com o uso do ambiente LabVIEW, uma interface que permite selecionar e abrir uma imagem nos formatos mais convencionais (BMP, JPEG, TIFF e PNG).

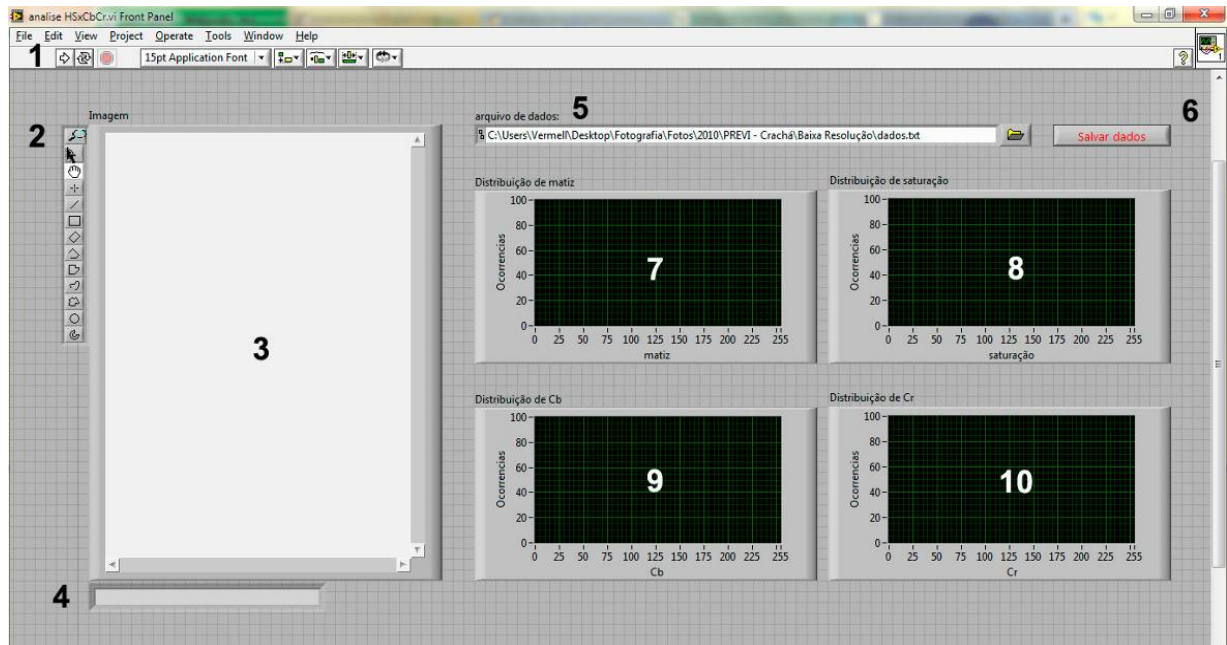
A fotografia aberta aparece em uma janela à esquerda da tela, e com a paleta de ferramentas associada à imagem, pode-se selecionar uma ou mais regiões para a análise de cor. Ao lado dela localizam-se os histogramas das coordenadas H, S, Cb e Cr das regiões selecionadas, como pode ser visto pela figura 18.

Há enorme potencial para analisar qualquer fotografia ou imagem a cores e gerar histogramas precisos, o que traz possibilidades vastas com relação ao exame colorimétrico não só de tons de pele, como de fotografias com temas diversos.

A interface, chamada *Análise HSxCbxCr*, define histogramas de matiz e saturação (referentes ao espaço de cor HSV) e Cb e Cr (referentes ao espaço YCbCr). Na base dos gráficos (eixo X) há uma escala de 0 a 255 representando a área de luminância, onde os pixels selecionados estão localizados. Na lateral (eixo Y) são mostradas as ocorrências de pixels em cada área de luminância dentro da imagem que está carregada no programa.

Os dados obtidos nos histogramas podem ser salvos em um arquivo .txt, para pesquisa futura de tais informações. No caso desse trabalho, os dados foram salvos e a análise foi feita a partir dos arquivos .txt. Os gráficos foram comparados e seus dados cruzados para a obtenção de resultados, que serão vistos detalhadamente no próximo capítulo.

Figura 18 – Interface desenvolvida em plataforma LabVIEW para a análise das fotografias do banco de imagem utilizado neste trabalho



Pode-se ver na figura 18, a tela inicial do programa sem nenhuma imagem carregada, apresentando as seguintes funções enumeradas:

- 1 – Menu do LabVIEW e submenu do Análise HSxCbxCr com as funções:  
Abrir imagem, rodar de forma continuada e abortar operação
- 2 – Paleta de ferramentas de seleção, arrastar, mão etc
- 3 – Área onde a imagem é carregada
- 4 – Atributos da Imagem
- 5 – Localização do arquivo de dados
- 6 – Botão para salvar os dados



- 7 – Histograma de Matiz (espaço HSV)
- 8 – Histograma de Saturação (espaço HSV)
- 9 – Histograma de Cb (espaço YCbCr)
- 10 – Histograma de Cr (espaço YCbCr)

O processo de coleta de dados se dá na seleção de três pontos-chave dentro da imagem, este método será mostrado passo-a-passo.

Para fins estatísticos, deve-se selecionar uma área do rosto que seja a maior possível, para que o histograma seja representativo de toda face. As ferramentas disponíveis na paleta permitem a seleção de múltiplas regiões, com diversos formatos, de modo a abranger a maior área possível.

As próximas figuras ilustram detalhadamente o funcionamento do programa com as imagens já carregadas.

Apesar de possuir o direito de uso não-comercial sobre as imagens usadas a seguir, as fotografias foram pixeladas pela autora antes de serem incluídas no texto por questão de privacidade.

Figura 19 – Janela do software mostrando apenas a fotografia carregada através do menu e o campo dos histogramas sem nenhuma informação

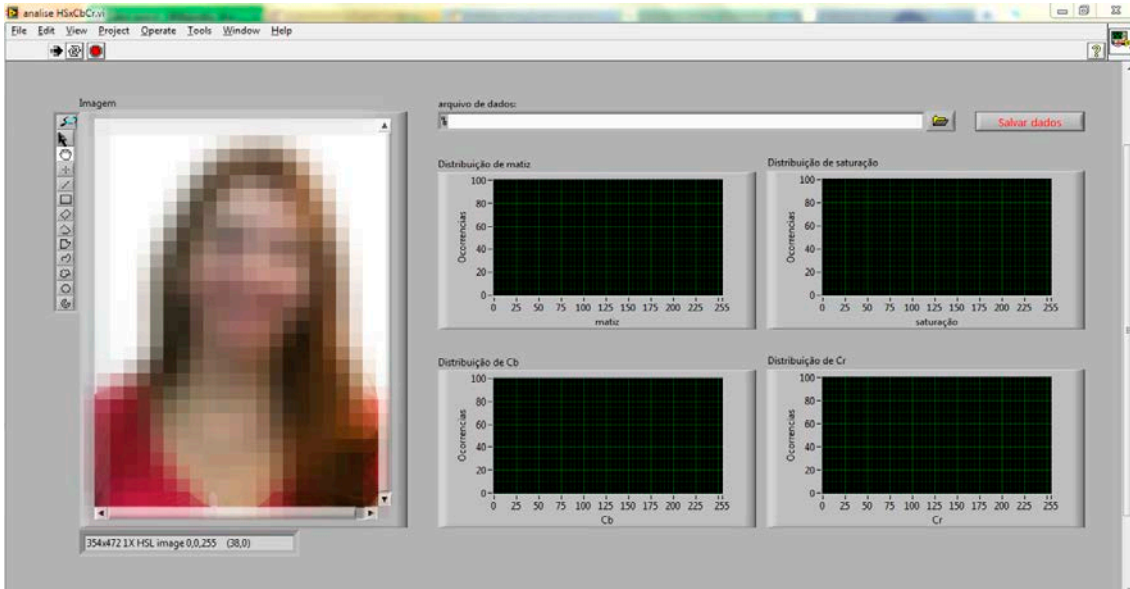


Figura 20 – A primeira área é selecionada e é possível observar que os histogramas mostram essa informação

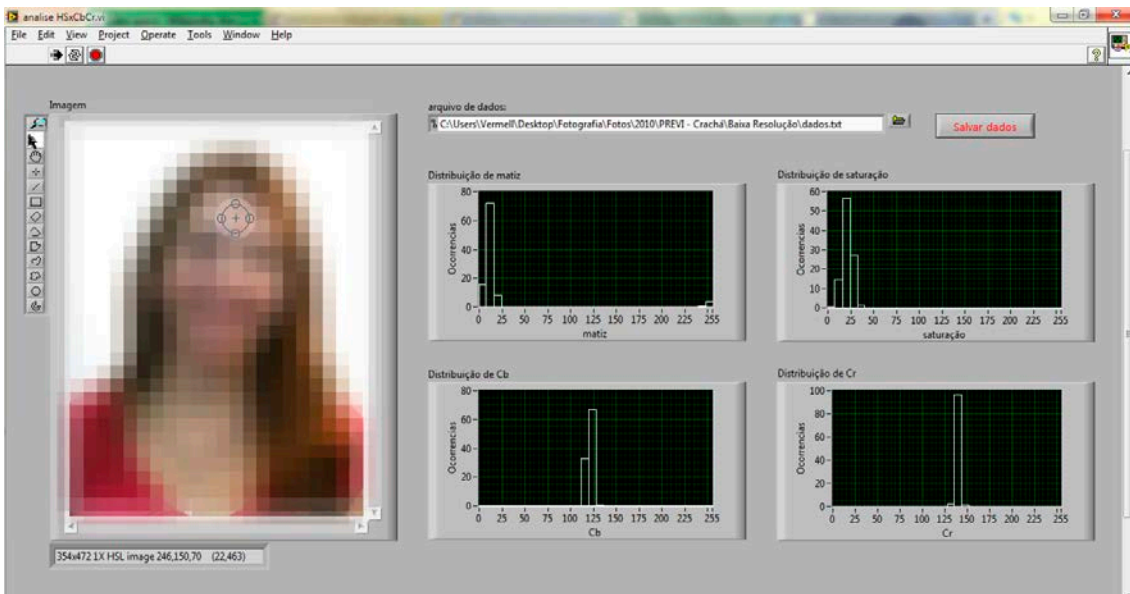


Figura 21 – Duas áreas são selecionadas e mais informações surgem no gráfico

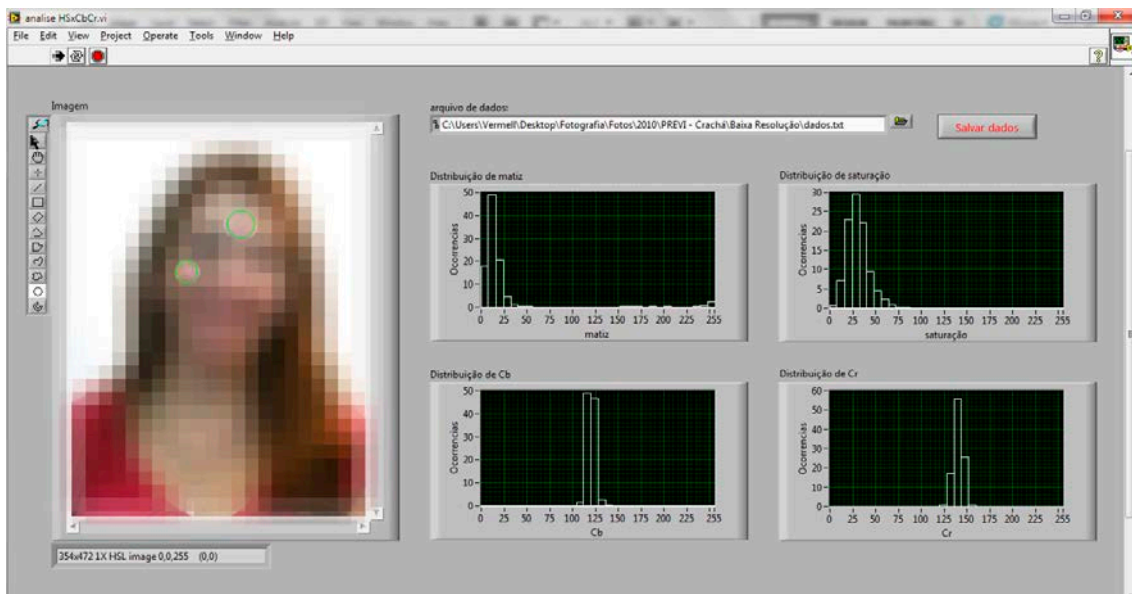
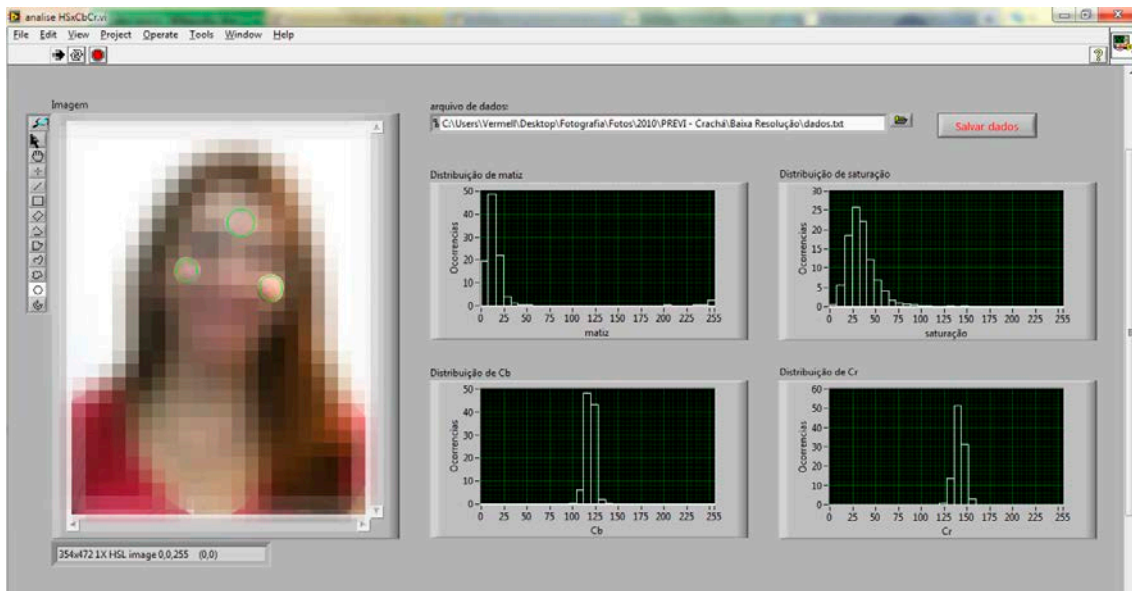


Figura 22 – O processo de geração de dados se completa com as três áreas selecionadas



Na segunda etapa (figura 21), os histogramas são incrementados com mais pixels e, conseqüentemente, com mais informações da imagem. É relevante notar como todos os gráficos mudam bastante com a adição de uma segunda seleção.

Os histogramas da figura 22 estão coerentes com os dois anteriores, o que demonstra não haver grandes disparidades de matizes entre as áreas selecionadas, comprovando o controle da iluminação. Os histogramas da figura 22 são, no entanto, bem mais próximos dos da figura 21, do que estes são dos da figura 20. A partir disso, foi percebido que acima de 3 áreas selecionadas, os histogramas mudavam muito pouco e não era relevante o acréscimo de mais seleções. Esse fator foi decisivo para escolher o número de áreas a serem usadas na coleta de dados em cada fotografia.

Usando esse método de entrada de dados, é possível ver a cada quadro, como os pixels referentes à luminância também recaem sobre a mesma área no gráfico, o que representa uma iluminação constante, adequada a esta análise, totalmente controlada pela fotógrafa.

Nas próximas páginas, são apresentadas duas situações opostas. Na figura 23, está selecionada uma área de branco absoluto (não contém informação) e na figura 22 está selecionada uma área de preto relativo (contém informação).

Os histogramas ilustram perfeitamente o que foi dito no parágrafo anterior. Na figura 23 podemos observar que eles estão estéreis, não há informação de saturação ou matiz e os gráficos de Cb e Cr mostram que ali está uma cor que não contém nem azul, nem vermelho. Está totalmente concentrado em uma faixa central do gráfico.

No caso da figura 24, o mesmo acontece com o gráfico de Cb e Cr, há uma longa faixa central mostrando a quase que total falta de ocorrência de azuis e vermelhos. Os histogramas de matiz e saturação, entretanto, mostram informação. Isso ocorre porque o preto selecionado não é absoluto (e não está subexposto).

Os pixels pretos contêm informação e uma pequena carga de outras cores, por isso no gráfico de Cb e Cr vê-se uma barrinha diminuta à esquerda da longa barra central.

O histograma de saturação revela claramente que há pouca saturação naqueles pixels e o de matiz mostra a distribuição de pixels espalhada pelo centro do gráfico, o que representa o reflexo de outros matizes e também a luminância desses pretos exposta de forma correta.

Figura 23 – Uma área é selecionada em branco absoluto. Os histogramas não mostram nenhuma informação.

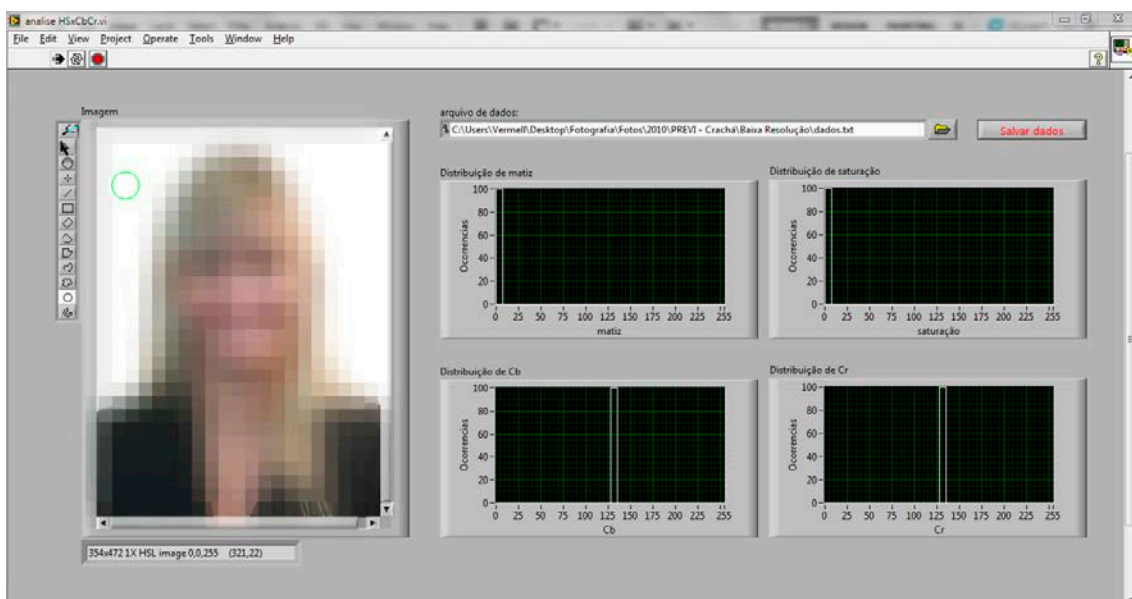
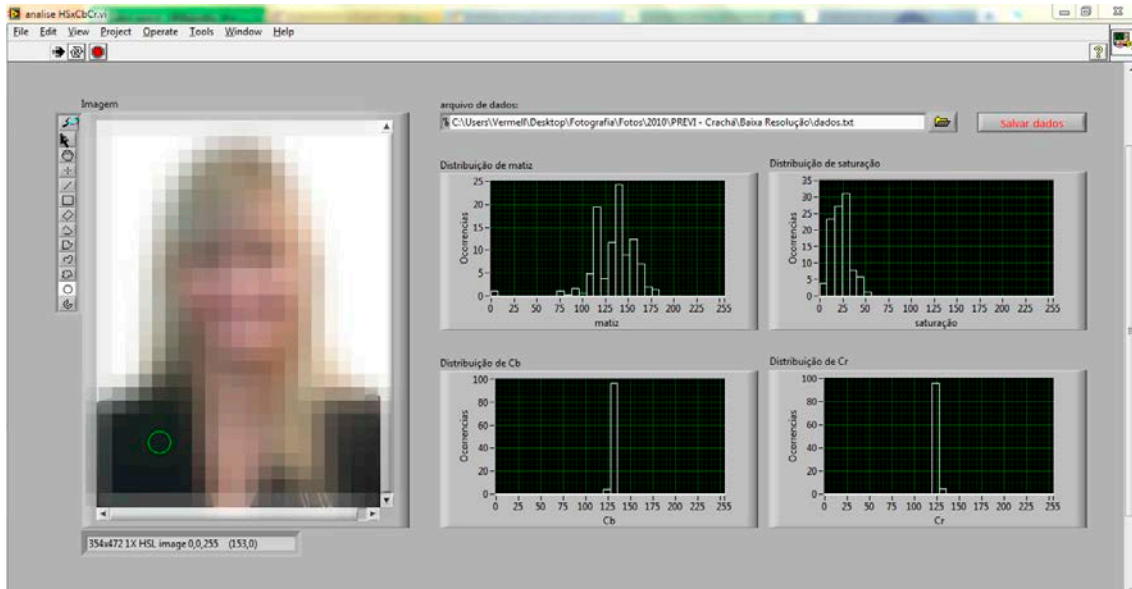


Figura 24 – Uma área é selecionada em preto relativo, os histogramas de Cb e Cr mostram que não há informação de cor e os de matiz e saturação mostram que há informação naquela imagem



Para avaliar a consistência dos histogramas gerados, pode-se analisar o resultado de uma seleção de uma região branca absoluta, como mostrado na figura 21. Como era esperado, observa-se que os valores de matiz e saturação estão em zero, e Cb e Cr em 128, que representam de fato os valores destas coordenadas para o branco. Observa-se também a baixa dispersão dos histogramas.

O mesmo pode ser feito para o preto relativo, como mostrado na figura 24. Caso a região fosse de preto absoluto, os resultados seriam semelhantes à figura 23, porém, as análises dos matizes e saturações revelam que esta região não é de fato preta, e que contém matizes azulados, de baixa saturação, imperceptível aos nossos olhos. No entanto, os valores de Cb e Cr ainda se concentram no valor de 128, com baixa dispersão.

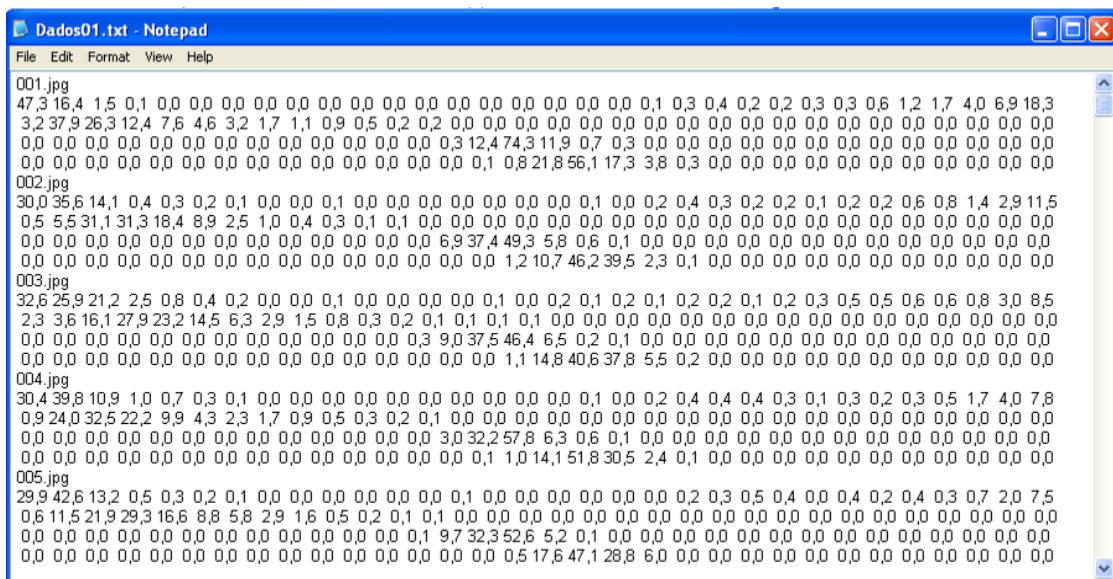
## 4.6 Tabulação de Resultados

Os dados dos histogramas de H, S, Cb e Cr são armazenados em um arquivo texto para posterior processamento. O arquivo armazena a contagem relativa, em termos percentuais, da ocorrência de cada valor da coordenada de cor dentro das regiões selecionadas.

Os valores das coordenadas são distribuídos em 32 classes. Considerando-se o valor máximo de 256 unidades para cada coordenada, o intervalo de classe é dado por  $256/32$ , que é igual a 8 unidades.

A figura 25 mostra o aspecto do arquivo quando aberto pelo bloco de notas. Após o nome de um arquivo de imagem, seguem 4 linhas com os 32 valores dos histogramas de H, S, Cb e Cr. Com isso, armazenam-se os resultados de um grande banco de imagens de forma bastante compacta.

Figura 25 – Arquivo de dados com os valores numéricos dos histogramas referentes a cada fotografia usada nesta pesquisa



```

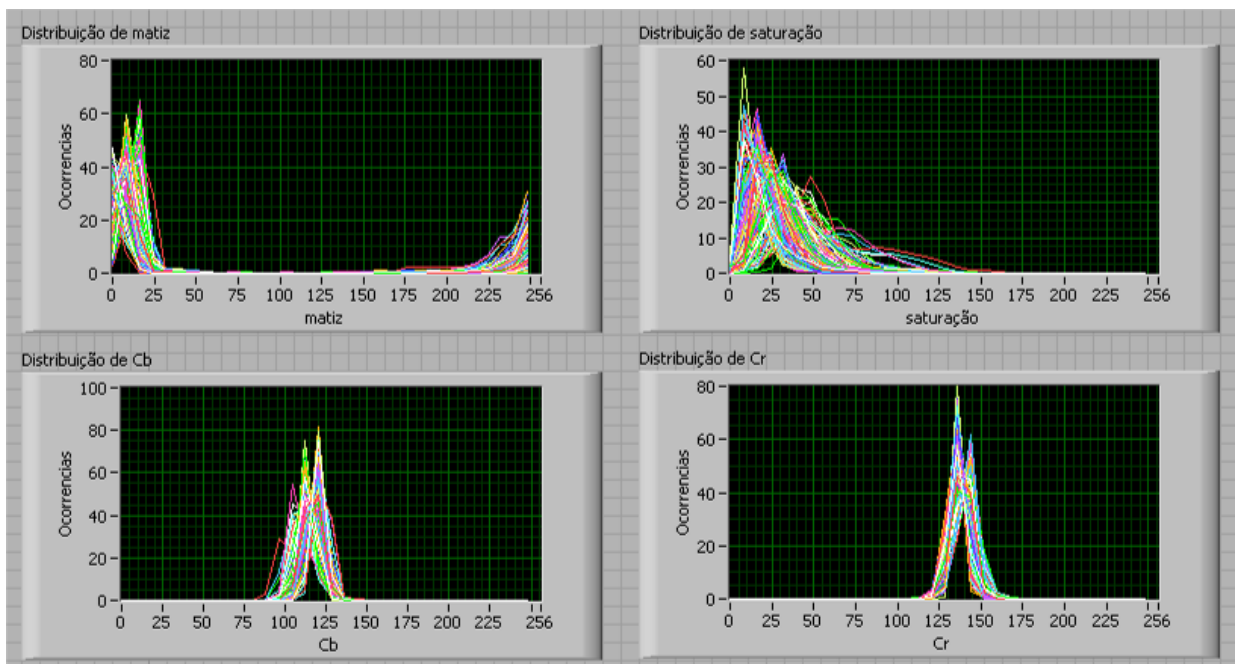
Dados01.txt - Notepad
File Edit Format View Help
001.jpg
47,3 16,4 1,5 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 0,3 0,4 0,2 0,2 0,3 0,3 0,6 1,2 1,7 4,0 6,9 18,3
3,2 37,9 26,3 12,4 7,6 4,6 3,2 1,7 1,1 0,9 0,5 0,2 0,2 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,3 12,4 74,3 11,9 0,7 0,3 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 0,8 21,8 56,1 17,3 3,8 0,3 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
002.jpg
30,0 35,6 14,1 0,4 0,3 0,2 0,1 0,0 0,0 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 0,0 0,2 0,4 0,3 0,2 0,2 0,1 0,2 0,2 0,6 0,8 1,4 2,9 11,5
0,5 5,5 31,1 31,3 18,4 8,9 2,5 1,0 0,4 0,3 0,1 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 6,9 37,4 49,3 5,8 0,6 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 1,2 10,7 46,2 39,5 2,3 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
003.jpg
32,6 25,9 21,2 2,5 0,8 0,4 0,2 0,0 0,0 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 0,0 0,2 0,1 0,2 0,1 0,2 0,2 0,1 0,2 0,3 0,5 0,5 0,6 0,6 0,8 3,0 8,5
2,3 3,6 16,1 27,9 23,2 14,5 6,3 2,9 1,5 0,8 0,3 0,2 0,1 0,1 0,1 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,3 9,0 37,5 46,4 6,5 0,2 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 1,1 14,8 40,6 37,8 5,5 0,2 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
004.jpg
30,4 39,8 10,9 1,0 0,7 0,3 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 0,0 0,2 0,4 0,4 0,4 0,3 0,1 0,3 0,2 0,3 0,5 1,7 4,0 7,8
0,9 24,0 32,5 22,2 9,9 4,3 2,3 1,7 0,9 0,5 0,3 0,2 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 3,0 32,3 52,6 6,3 0,6 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 1,0 14,1 51,8 30,5 2,4 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
005.jpg
29,9 42,6 13,2 0,5 0,3 0,2 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,2 0,3 0,5 0,4 0,0 0,4 0,2 0,4 0,3 0,7 2,0 7,5
0,6 11,5 21,9 29,3 16,6 8,8 5,8 2,9 1,6 0,5 0,2 0,1 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,1 9,7 32,3 52,6 5,2 0,1 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0
0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,5 17,6 47,1 28,8 6,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0 0,0

```

A superposição dos dados das imagens usadas neste trabalho permite avaliar o quanto elas variam entre si, como pode ser visto na figura 26. Observa-se o gráfico de linhas criado pela superposição dos dados de 200 das mais de 500 imagens disponíveis para esta pesquisa.

Diferentemente dos gráficos que apresentam um único histograma, estes gráficos não usam barras para representar a distribuição, e sim, linhas conectando os valores de ocorrências. Com este diagrama conclui-se que as dispersões de Cb e Cr são bem menores do que as dispersões de H e S.

Figura 26 – Gráficos mostram a superposição dos dados referentes às fotografias usadas nesta pesquisa





## 5 RESULTADOS

Tendo-se as ferramentas descritas na seção metodologia e após a coleta de dados relativos a 530 fotografias de rostos, pode-se iniciar a análise de resultados para cada um dos espaços de cor.

A partir deste ponto, as teorias de design e visualização da informação apresentadas no capítulo 2 são aplicadas ao *layout* dos gráficos gerados pelo LabVIEW. Para facilitar a compreensão dos dados, todos os gráficos foram redesenhados.

### 5.1 Distribuição de Coordenadas HSV

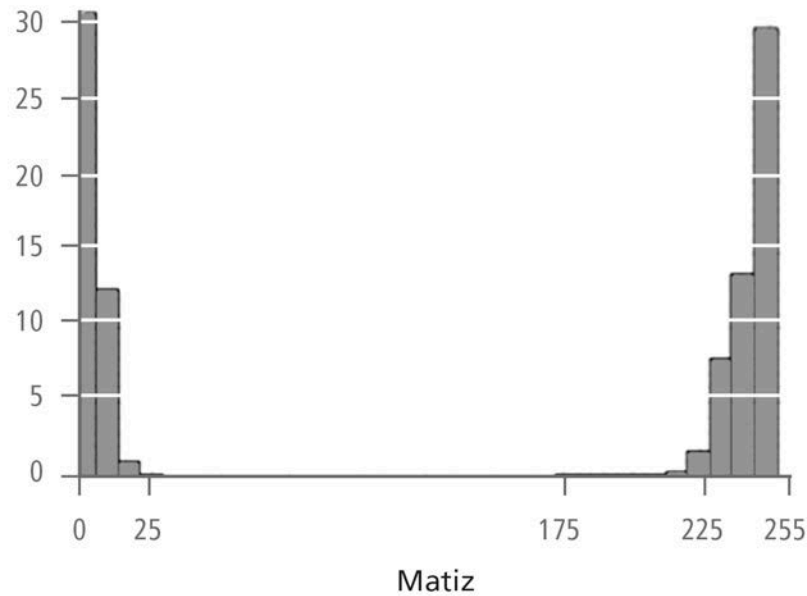
Os próximos resultados mostrarão a distribuição de valores das coordenadas H e S. Cabe lembrar que os valores de H são dispostos ao longo de um círculo, portanto, para o cálculo do valor médio de H, foram observados os cuidados mencionados na seção 4.4 desse trabalho.

O primeiro gráfico da figura 26 mostra uma superposição de histogramas individuais da coordenada H de várias fotografias. Para cada um destes histogramas será calculado o valor médio segundo a equação 2. Como exemplo tome-se o primeiro histograma da série, mostrado na figura 27.

O valor médio da distribuição mostrado na figura 27 é 254 unidades, um valor dentro do esperado para um matiz facial. Com o mesmo procedimento calcula-se a média para todos os 530 histogramas da coordenada H. A tabela 2 mostra a média de 185 histogramas.

Figura 27 – Primeiro histograma da série

Ocorrências



Fonte: A autora, 2013.

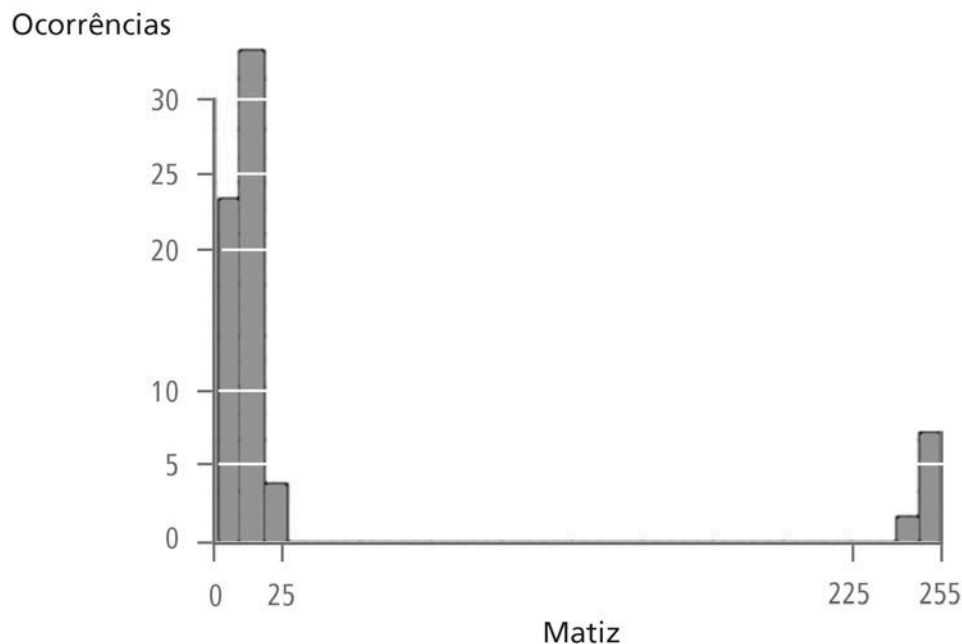
Tabela 2 – Média dos 185 primeiros histogramas

254.5	6.4	8.0	6.7	7.7	4.0	251.7	251.9	9.8	252.2	12.1	8.3
254.7	6.6	4.5	1.0	12.1	253.2	10.0	6.7	16.2	242.4	14.5	12.6
0.1	9.5	14.1	7.2	16.1	249.3	7.0	6.7	17.6	7.2	16.5	9.7
1.6	6.5	13.7	6.0	12.4	3.3	12.9	249.8	9.7	245.5	253.1	11.8
9.0	5.2	8.0	4.7	10.0	9.8	9.1	13.9	6.8	12.4	1.0	3.6
6.8	4.6	15.0	4.9	13.7	11.0	9.8	4.8	10.0	6.1	8.1	3.9
17.4	15.6	5.9	13.1	3.7	253.5	8.9	3.9	254.0	0.4	3.9	9.0
13.6	7.5	253.7	19.0	250.8	1.8	9.3	0.4	8.2	10.3	12.8	1.6
14.2	8.8	14.7	0.7	8.5	16.2	14.1	8.6	3.4	3.9	6.3	4.3
8.9	5.1	10.1	5.7	1.4	8.9	11.1	10.7	13.1	254.3	17.0	16.3
17.0	20.5	6.4	18.0	6.4	13.4	12.6	14.0	10.7	7.5	13.4	12.4
5.5	12.1	16.5	14.5	10.7	6.8	13.8	7.4	14.1	14.8	17.5	15.4
16.4	7.9	13.2	13.3	14.4	12.3	14.3	14.4	12.2	9.7	9.6	1.5
14.4	3.2	10.9	8.0	7.4	7.9	14.6	14.6	16.5	9.6	7.9	4.3
4.2	14.4	16.9	8.7	3.9	12.6	4.0	8.5	8.5	15.0	16.3	7.9
7.8	8.3	17.8	11.7	9.0	...						

Pela tabela 2 observa-se que os valores de matiz concentram-se no intervalo fechado  $[242, 18]$ . Lembrando que estes valores são dispostos ao longo do perímetro de um círculo, o intervalo restante  $[18, 242]$  corresponde a todos os matizes que não são característicos da face humana. Ou seja, dentre os 256 valores de matizes possíveis, somente 32, 12,5%, correspondem ao matiz característico do rosto humano.

As médias da tabela 2 podem ser usadas para gerar outro histograma, que representará a distribuição das médias individuais, como mostrado na figura 28. De acordo com a teoria de distribuições estatísticas, um histograma que represente a média geral de médias individuais apresentará sempre uma dispersão menor, como pode ser observado na figura 28, em comparação com os 530 histogramas individuais.

Figura 28 – Distribuição de médias individuais dos matizes



Fonte: A autora, 2013.

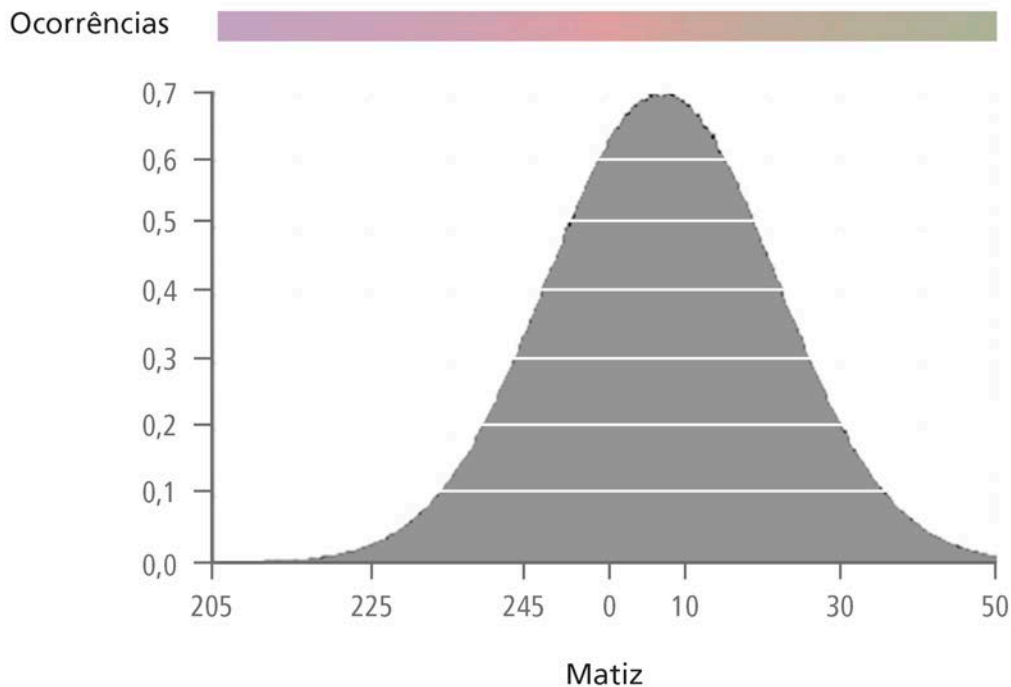
Para gerar um valor estatístico que defina a característica do rosto humano, pode-se calcular a média geral de todas as médias individuais, bem como o desvio padrão deste resultado. Com os mesmos procedimentos que levam em conta a característica cíclica da coordenada H, a média geral  $m$  encontrada foi de 7,2 unidades e o desvio padrão  $s$  foi de 14,6.

Os histogramas das distribuições estatísticas de variáveis encontradas na natureza geralmente possuem o formato gaussiano, também conhecido como “curva de sino”. Os histogramas das quatro coordenadas de cor obtidos neste trabalho corroboram esta hipótese. Caso o número de fotografias analisadas tendesse a um número infinito, a distribuição de médias individuais de cada coordenada tenderia a uma distribuição gaussiana. Uma distribuição gaussiana de matizes com valor médio de 7,2 unidades e desvio padrão de 14,6 é mostrada na figura 29.

Acima do histograma há uma faixa colorida que representa o matiz indicado na escala horizontal do gráfico. Esta faixa foi gerada com uma saturação constante igual a 30 unidades e brilho igual a 100 unidades. De fato, o valor médio de 7,2 corresponde ao matiz esperado para a pele humana.

Distanciando-se da média, percebemos matizes pouco prováveis para a pele humana, mais arroxeados ou esverdeados, mas como o histograma revela, a ocorrência destes é pouco provável. Os matizes mostrados por esta faixa não necessariamente representam o matiz real, devido às limitações na capacidade de representação de cores de impressoras e monitores.

Figura 29 – Distribuição gaussiana de matizes com valor médio  $m$  de 7,2 unidades e desvio padrão  $s$  de 14,6.

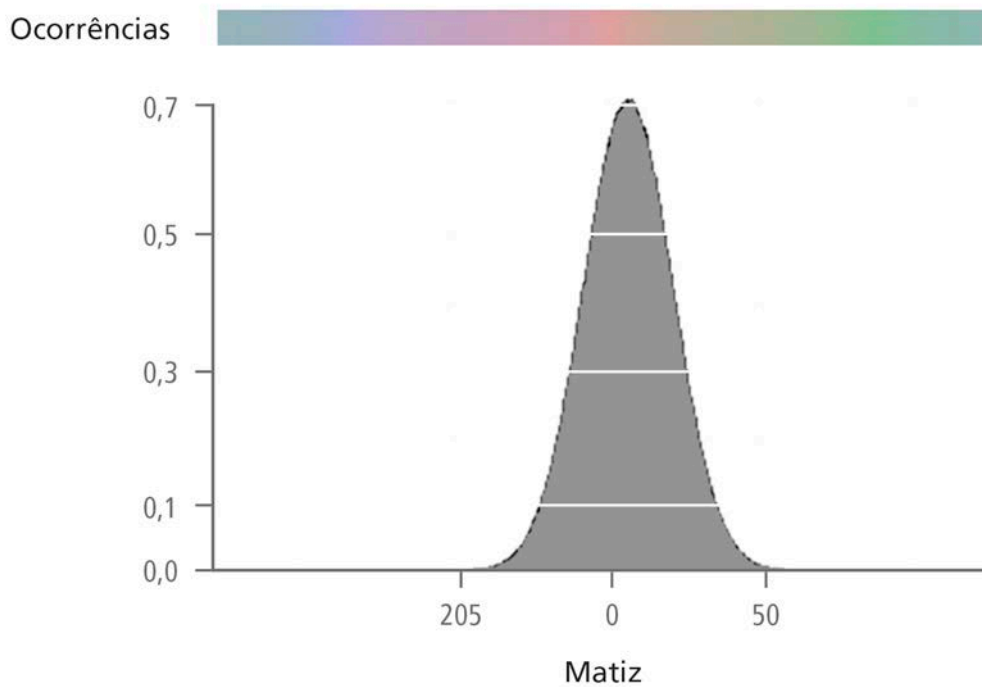


Fonte: A autora, 2013.

De acordo com a teoria estatística, em uma distribuição gaussiana 95% dos valores esperados concentram-se em um intervalo  $[m - 2s \ m + 2s]$ . Portanto, com os valores obtidos pode-se afirmar que há 95% de chances de um matiz entre  $[234,0 \ 36,4]$  corresponder a um rosto humano.

Para efeitos de comparação, a figura 30 mostra o mesmo histograma em uma escala com todos os matizes possíveis. O intervalo  $[234,0 \ 36,4]$  representa a ocorrência de 95% dos matizes esperados para o rosto humano. O intervalo  $[36,4 \ 234,0]$  representa valores que não são associados a um rosto humano.

Figura 30 – Histograma em uma escala que mostra todos os matizes possíveis

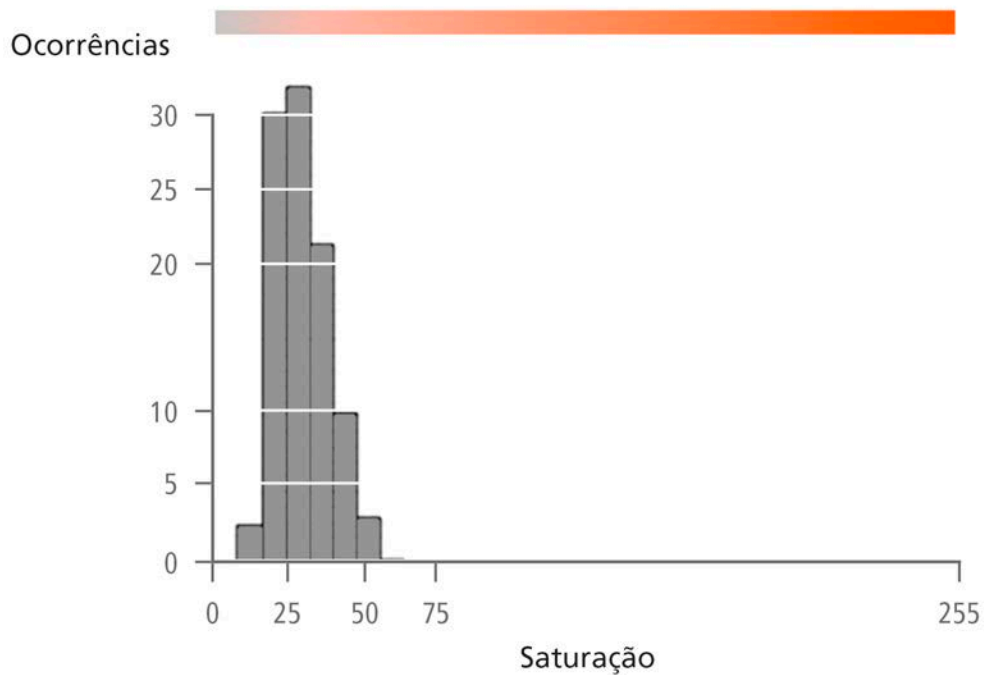


Fonte: A autora, 2013.

Analogamente ao procedimento feito para o matiz (H), será estimada a distribuição das médias individuais de saturação (S), como mostrado na figura 31. A estimativa para a média da coordenada S, não é tão complexa quanto a da coordenada H, pois S não é uma coordenada circular. Um cálculo direto baseado na equação 2 fornece os resultados desejados.

Observa-se novamente a tendência de um histograma de médias individuais apresentar sempre uma dispersão menor, como pode ser observado em comparação com os 530 histogramas individuais.

Figura 31 – Distribuição das médias individuais de saturação



Fonte: A autora, 2013.

Os resultados a serem extraídos da figura 31 são novamente a média final,  $m$ , e o desvio padrão,  $s$ , cujos valores são respectivamente 25,51 unidades e 9,55 unidades, ou seja, espera-se com 95% de probabilidade que um rosto humano apresente uma saturação pertencente ao intervalo  $[m - 2s \ m + 2s] = [6,15 \ 70,12]$ .

Na parte superior do histograma há uma barra superposta cuja saturação corresponde aos valores da escala horizontal. Para gerar essa barra de saturação considerou-se o valor da média final de matiz obtido anteriormente (7,2 unidades) e um valor de brilho igual a 100 unidades. As saturações que podem ser observadas ao redor da média (25,51) são as esperadas para uma pele humana.

## 5.2 Distribuição de Coordenadas YCbCr

As coordenadas YCbCr definem um espaço de cor para vídeo digital e transmissão de imagem em TV digital. Ao contrário do HSV, não é um espaço de cor que possa ser interpretado diretamente pela nossa percepção visual, como visto no capítulo 2.

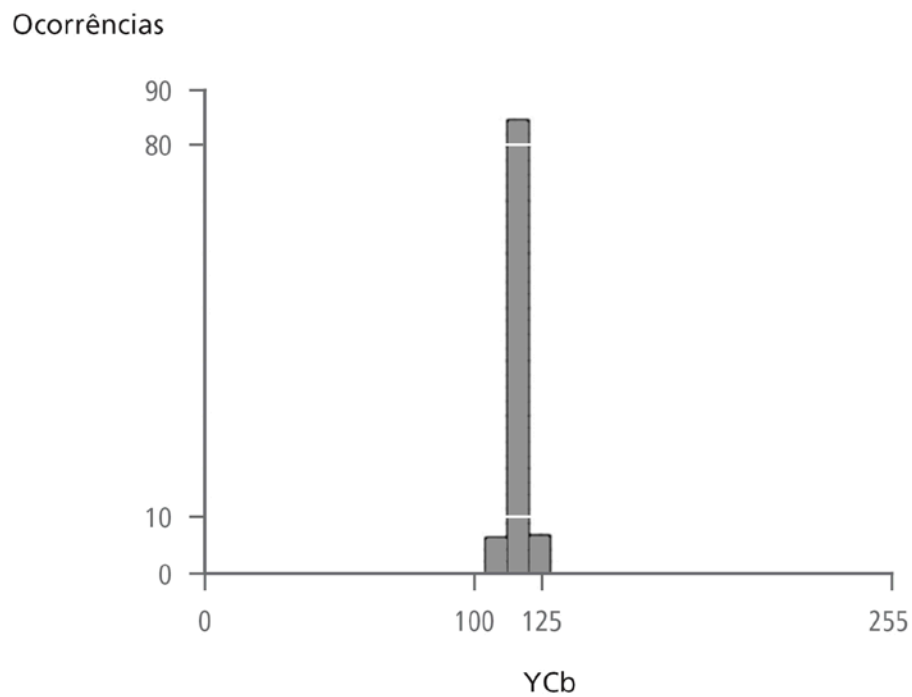
A figura 32 mostra o histograma das médias individuais da coordenada YCb de cada uma das 530 fotografias analisadas. Em comparação com os histogramas das médias individuais das variáveis H e S, pode-se observar que a dispersão de valores é muito menor.

De fato, efetuando-se a estimativa da média final e desvio padrão, encontramos para este caso  $m = 112,05$  e  $s = 3,09$ . Portanto, 95% dos valores de YCb estarão localizados no intervalo  $[105,87 \ 118,23]$ . É um intervalo que representa uma dispersão de valores bem menor do que a encontrada para as variáveis do sistema HSV. Neste caso não se colocou nenhuma faixa de cores acima do gráfico, pois nossa percepção visual não traduz diretamente os valores de YCb para uma cor real.

A variável YCr apresenta uma concentração tão grande quanto a YCb, como mostrado na figura 33. Na estimativa da média final e desvio padrão encontramos para este caso  $m = 134,93$  e  $s = 2,81$ . Portanto, 95% dos valores de YCb estarão localizados no intervalo  $[129,31 \ 140,55]$ .

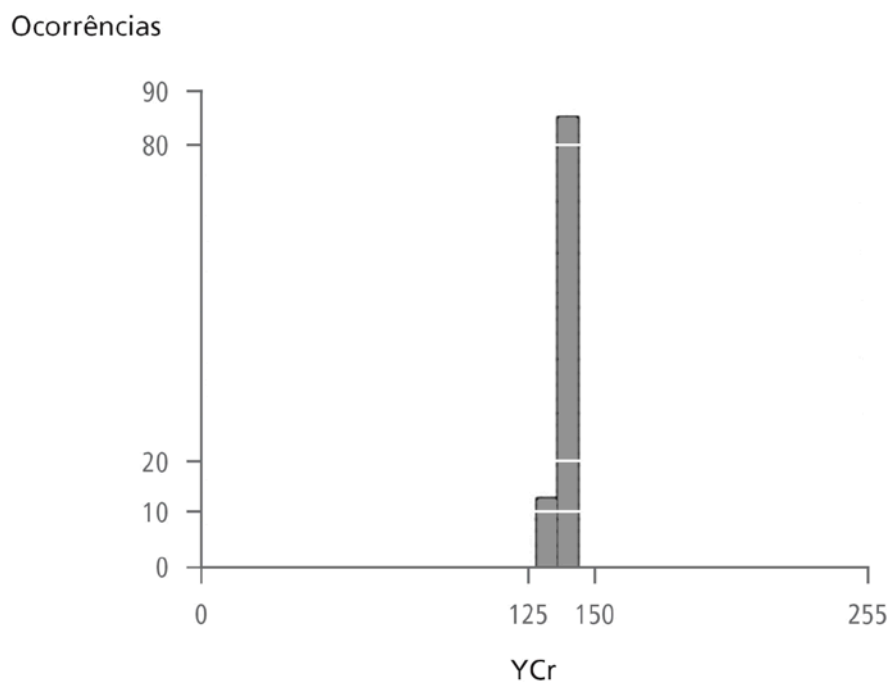


Figura 32 – Histograma das médias individuais de YCb



Fonte: A autora, 2013.

Figura 33 – Histograma das médias individuais de YCr



Fonte: A autora, 2013.

### 5.3 Análise da Dispersão

Os resultados obtidos até agora permitem a elaboração da tabela 3, para efeito comparativo das dispersões encontradas.

Tabela 3 – Médias finais e desvio-padrão para coordenadas colorimétricas de um rosto humano

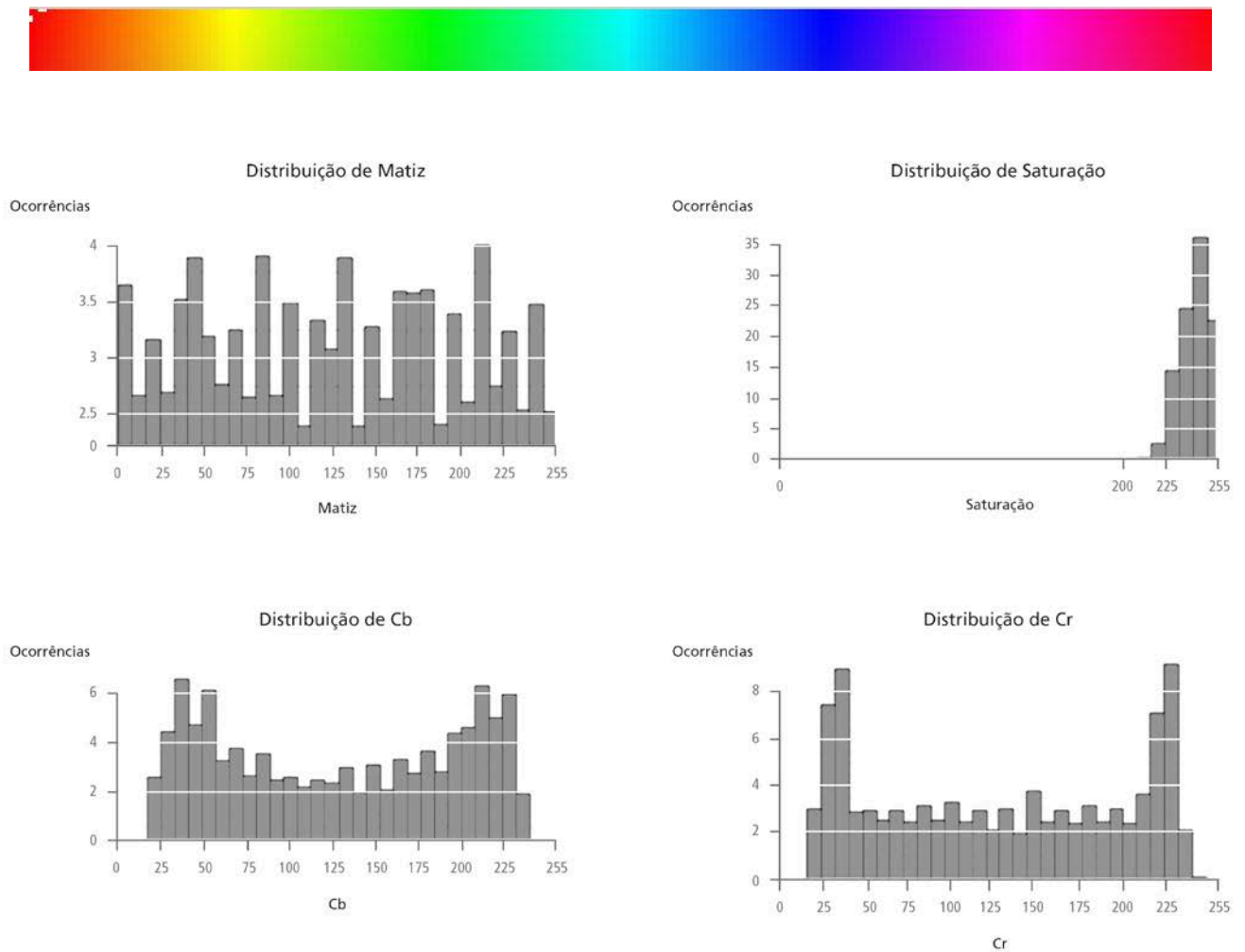
	H	S	YCb	YCr
<i>m</i>	7,2	25,51	112,05	134,93
<i>s</i>	14,6	9,55	3,09	2,81

Pela tabela é evidente que a dispersão das quantidades colorimétricas para o rosto humano é menor quando se usa o sistema de coordenadas YCbCr. Como conclusão, este último seria a melhor opção para um método de identificação de rostos baseado em quantidades colorimétricas.

A questão principal que se coloca neste momento é: o quanto as coordenadas de um rosto humano se destacam em relação a um fundo com diversos matizes e saturações? Para iniciar esta análise, a figura 34 mostra uma barra com cores de todos os matizes e saturações acima de 200 unidades com os respectivos histogramas para as coordenadas de cor.

Para o caso mostrado na figura 34, observa-se que os valores de coordenadas colorimétricas para o rosto humano ocupam um subconjunto restrito dentre todas as posições possíveis no histograma.

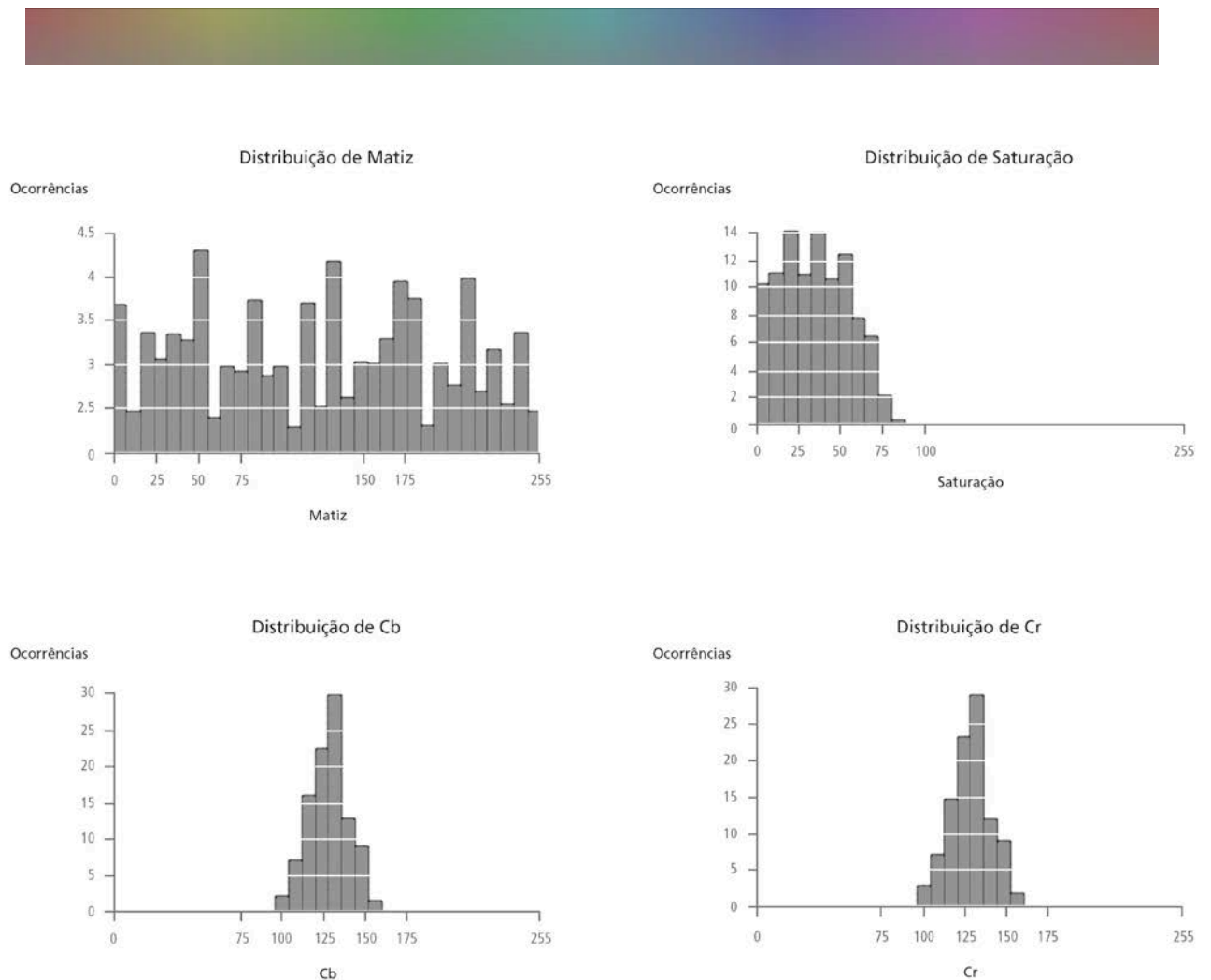
Figura 34 – Cores de todos os matizes e saturações acima de 200 unidades com os respectivos histogramas



Fonte: A autora, 2013.

A figura 35 mostra a mesma análise aplicada a cores de baixa saturação. Neste caso, o matiz do rosto ainda diferencia-se em relação ao padrão de cores mostrado, mas a saturação já não permite esta distinção. Para as variáveis YCb e YCr os histogramas também convergem para uma alta concentração à medida que a saturação cai.

Figura 35 – Cores de todos os matizes e saturações abaixo de 50 unidades com os respectivos histogramas

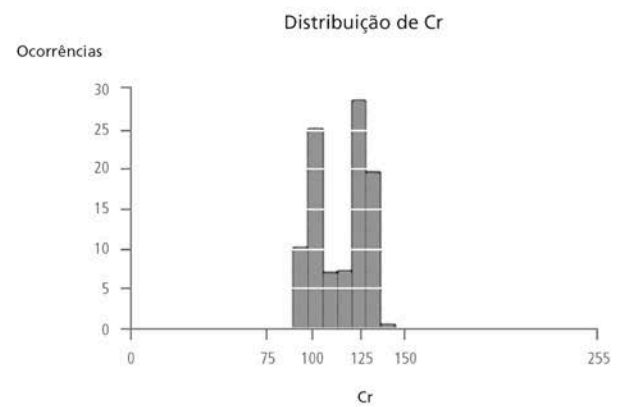
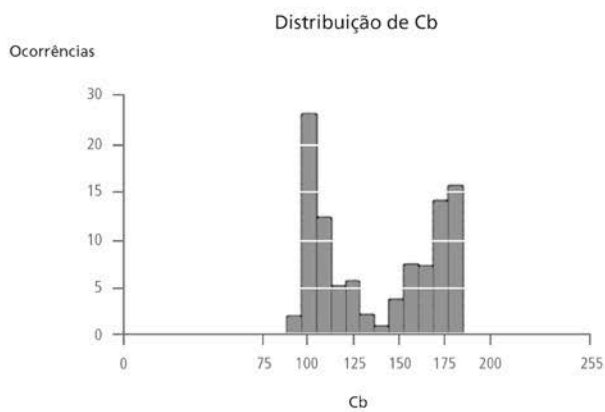
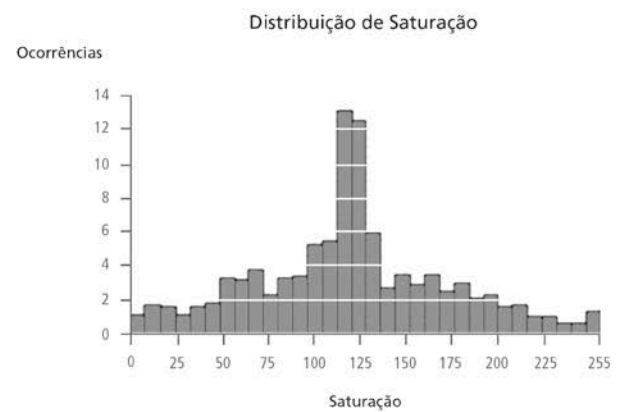
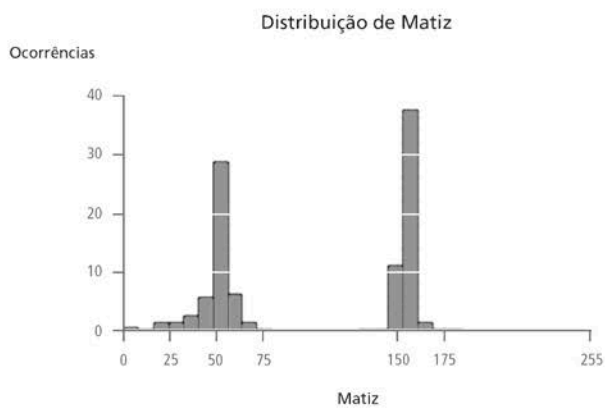


Fonte: A autora, 2013.

No que diz respeito ao reconhecimento de faces, é necessário analisar as características colorimétricas de um rosto em relação a um fundo real. A figura 36 mostra uma paisagem com seus respectivos histogramas. Nesse caso, os valores de matiz e saturação de um rosto (7,2 e 25,51 respectivamente) seriam destacados em relação aos matizes da paisagem e poderiam ser usados em um processo de identificação facial.

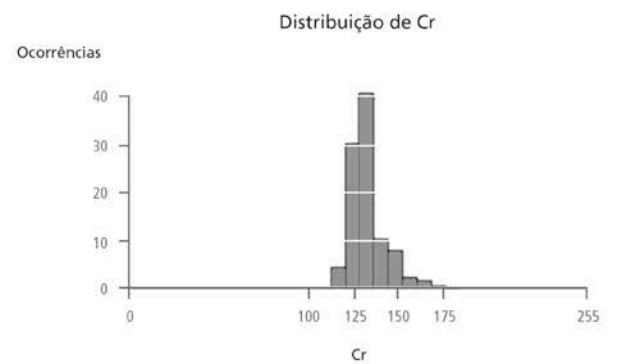
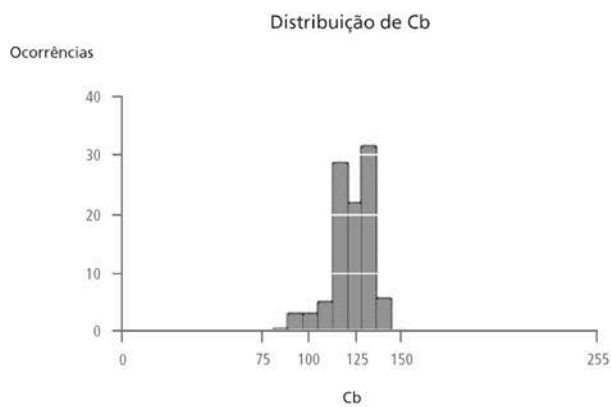
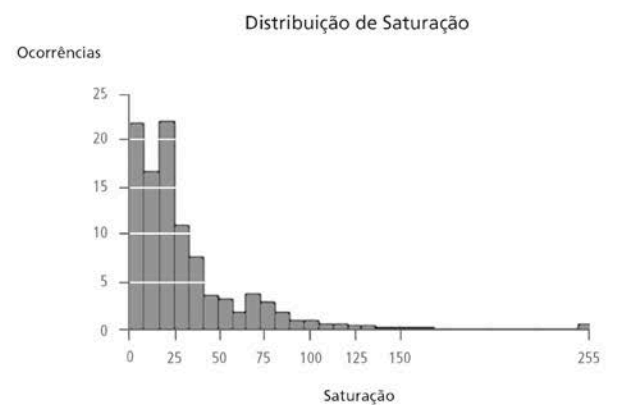
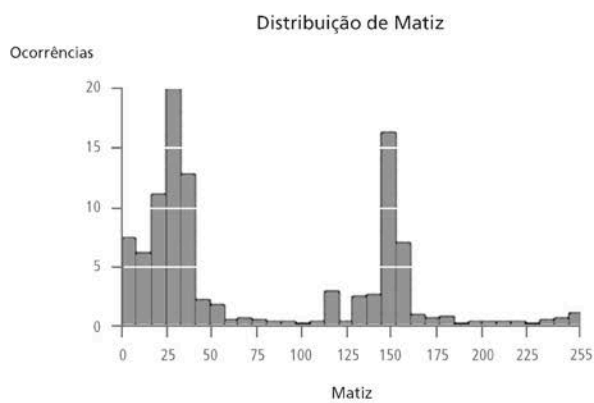
No entanto, nem todas as cenas de uma fotografia se prestam a um reconhecimento colorimétrico de faces eficiente. A figura 37, por exemplo, mostra uma cena urbana na qual seus matizes e saturações possuem uma distribuição semelhante a do rosto humano, sendo portanto, uma cena na qual seria impossível usar somente a análise colorimétrica para o reconhecimento facial. Nesse caso, a identificação de regiões que potencialmente possam ser um rosto humano deve ser sucedida de uma análise morfológica, na qual se procuram as características geométricas de um rosto para garantir a identificação.

Figura 36 – Paisagem rural com seus respectivos histogramas



Fonte: A autora, 2013.

Figura 37 – Paisagem urbana com seus respectivos histogramas



Fonte: A autora, 2013.

## 6 CONCLUSÃO

O rosto é a parte do corpo que mais tem impacto visual na identificação de um determinado cidadão. Seja ao vivo, em fotografias, vídeo, documentos ou até em retratos-falados. A maior parte da memória visual que temos de uma outra pessoa é devido às lembranças da aparência de seu rosto, salvo poucas exceções.

A identificação de faces se dá através da busca por conteúdo existente em um banco de dados. Para que esse reconhecimento seja bem sucedido, é feita a análise de parâmetros fundamentais, dentre os quais se encontra a análise colorimétrica, como sugerido nesse trabalho. Após a identificação de uma região da imagem na qual a análise colorimétrica diga que a possibilidade de ocorrência de um rosto é grande, passa-se a outros métodos, tais como a análise de características geométricas, e só assim será possível identificar a pessoa em questão.

Com o uso de cores é possível passar ao algoritmo de busca mais um dado de reconhecimento. A análise colorimétrica desenvolvida aqui se mostrou bastante eficiente, como visto no capítulo anterior. Os gráficos mostraram que apenas 12,5% dos matizes disponíveis podem ser caracterizados como pertencentes à pele humana, já a distribuição desses matizes, mostrada na figura 29, deixa ainda mais claro como a área correspondente à pele é muito pequena. Levando em consideração a saturação, a distribuição das médias individuais (figura 31) mostrou que a faixa de saturação em que a pele se encontra está também em um espaço diminuto do gráfico. Isso faz com que o cruzamento desses dados gere resultados bastante restritos. Fazendo-se a comparação entre as dispersões encontradas nos dois espaços de cor aqui utilizados, pôde-se perceber que o espaço YCbCr é o mais adequado para um sistema de identificação de rostos baseado em quantidades colorimétricas (tabela 3), pois a dispersão é muito menor do que a presente nos histogramas do espaço HSV.



Foi possível, também, entender como a relação figura-fundo influi na identificação de um rosto se o parâmetro de pesquisa do algoritmo for apenas colorimétrico, pois nem sempre o fundo possuirá contraste o bastante para se separar da figura de forma automatizada.

A cor é uma importante aliada, mas não é em si suficiente para produzir um resultado satisfatório se for estabelecida como parâmetro único em um algoritmo de busca e reconhecimento de imagens. Entretanto, pode-se dizer certamente, que ela é uma poderosa ferramenta no reconhecimento automatizado e que bancos de dados que se utilizam de imagens (estáticas ou em movimento) coloridas, aumentam o potencial de um resultado satisfatório na identificação de uma determinada pessoa pelo algoritmo de busca.

Bertin (2010) diz que é preciso entender informações complexas e determinar a melhor representação gráfica para elas. Para Tufte (1995), a excelência gráfica é a apresentação bem projetada de dados interessantes, sendo isso uma questão de substância, estatística e design. O que consiste em ideias complexas comunicadas com clareza, precisão e eficiência.

De acordo com questionamentos feitos por Tufte (2003) alguns pontos puderam ser perfeitamente aplicados a este trabalho, tais como:

- Quais os princípios que devem nortear a representação de dados?
- Como se pode manter a integridade dos dados em função da complexidade de sua representação?
- Quais os padrões para avaliar evidências visuais ao tomar decisões e obter conclusões?

Tendo estas perguntas em mente, foi possível idealizar um método de apresentação da relação entre as coordenadas colorimétricas, que se distanciasse do rigor estatístico predominante nestas análises, mas que pela sua simplicidade e eficácia revelou-se adequado ao propósito deste trabalho: Identificar o quanto as coordenadas colorimétricas do rosto de uma pessoa se destacam em relação ao espaço que poderia ser ocupado pelas coordenadas de cenas de fundo e outros elementos da imagem que não sejam a pele humana.

Até aqui os resultados dessa dissertação foram apresentados sob a forma de histogramas que, como foi mostrado na seção 3, é a representação gráfica convencional para a distribuição de dados. Porém, ao observar-se a necessidade de mostrar também o espaço ocupado pelas coordenadas colorimétricas de um rosto em relação ao espaço total, tornou-se indispensável a apresentação de um gráfico de correlação.

Segundo Tufte (1995), o designer da informação precisa empenhar-se em representar com clareza o complexo ao invés de complicar o simples. Ele afirma que os gráficos de relação, sendo o gráfico de dispersão uma de suas formas, são os de melhor design dentre todos os gráficos, por serem capazes de incitar o leitor a acessar a possível causa entre as variáveis mostradas. Esse tipo de gráfico confronta as teorias causais de que X leva a Y com evidências empíricas da verdadeira relação entre X e Y.

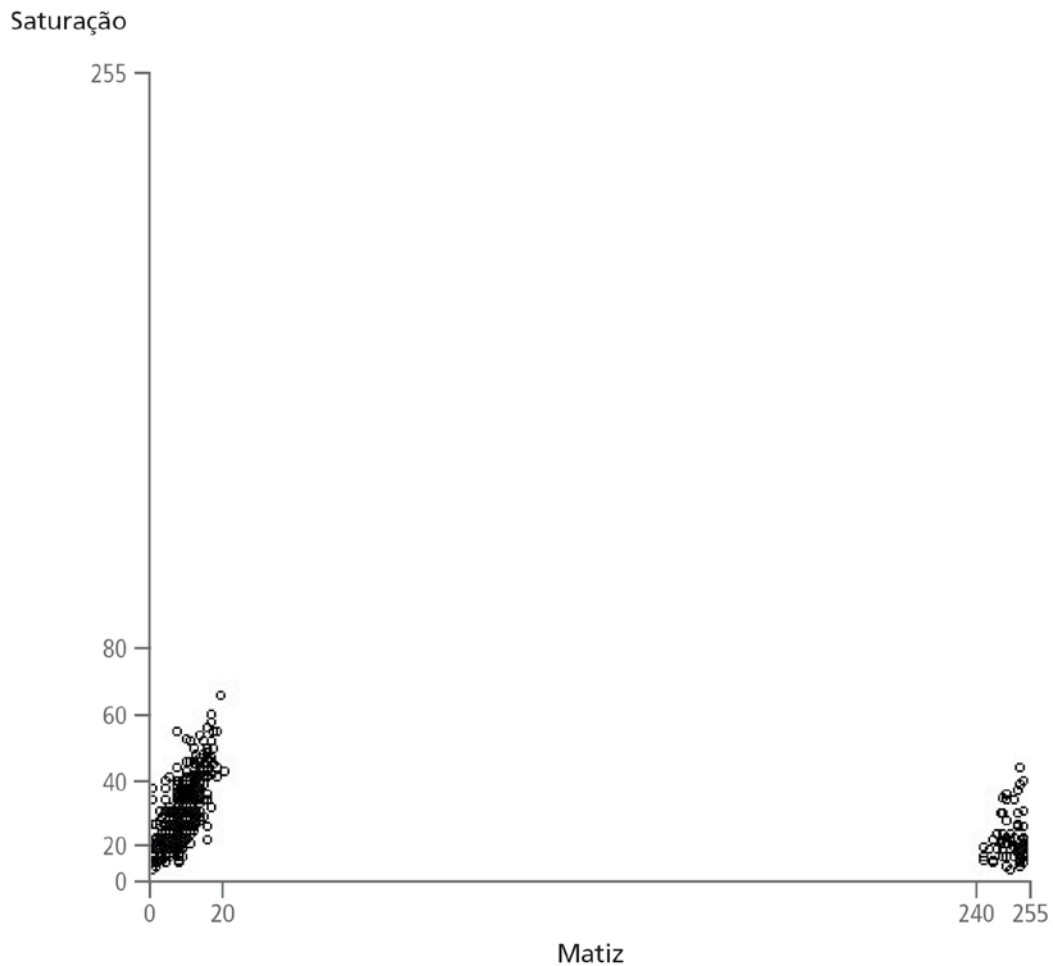
No caso desse estudo e de acordo com a pesquisa bibliográfica feita, a escolha natural foi a utilização de gráficos de dispersão por haver uma correlação forte entre as duas variáveis presentes: os canais de informação dos espaços de cor utilizados na análise colorimétrica.

A figura 38 apresenta o gráfico referente à relação entre H e S e a figura 39 apresenta o gráfico referente à relação entre YCb e YCr. As médias das coordenadas colorimétricas dos rostos analisados são dispostas em um gráfico cartesiano. A área total do gráfico mostra o campo abrangido por todo o espaço de cor em questão. Entretanto, quando se analisam as médias das coordenadas

colorimétricas de um rosto, observa-se que elas formam um conjunto de pontos concentrados em uma área bastante delimitada.

Levando em consideração que toda a área branca dentro do gráfico representa o espaço de cor por inteiro, ou seja, todas as cores possíveis dentro do espaço, podemos notar o quão restrita é a área ocupada pelas coordenadas colorimétricas de um rosto humano. A figura 38 mostra o gráfico de dispersão aplicado às coordenadas de matiz e saturação.

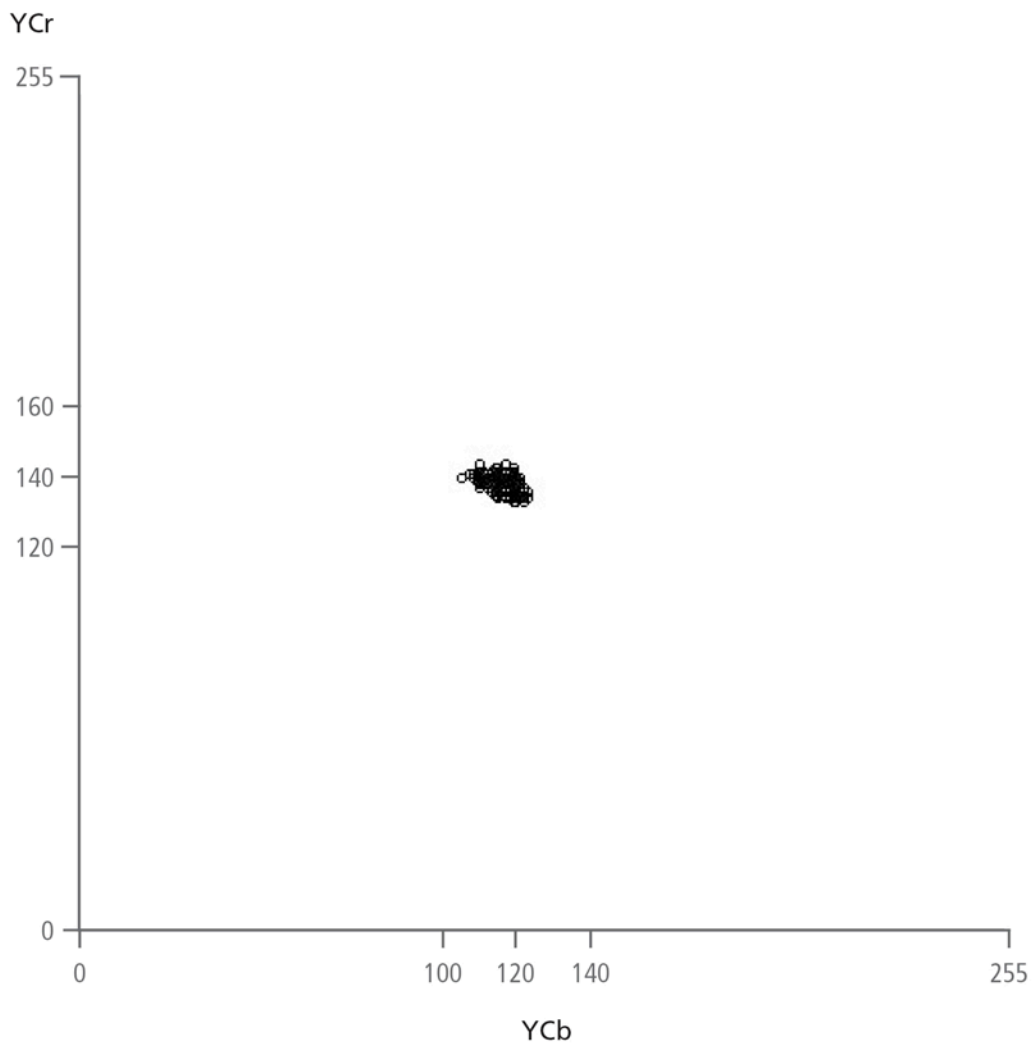
Figura 38 – Distribuição dos pares cartesianos de matiz e saturação



Fonte: A autora, 2013.

A figura 39 mostra o gráfico aplicado às coordenadas YCb e YCr. Para o caso da figura 39, é notável a facilidade com que se avalia o quanto as características de cor de um rosto são concentradas em relação ao domínio que abrange todos os valores possíveis das coordenadas. A relação de concentração fica ainda mais nítida, comprovando novamente a eficiência do espaço YCbCr na análise colorimétrica.

Figura 39 – Distribuição dos pares cartesianos de YCb e YCr



Fonte: A autora, 2013.

A proposta desse trabalho, que era fazer uma análise colorimétrica do rosto de pessoas para auxiliar o reconhecimento automatizado de imagens, foi feita com sucesso em 530 fotografias.

De acordo com os resultados, conclui-se que é possível estabelecer uma faixa estreita de matizes que definem as cores da pele humana para serem passados como informação ao algoritmo de reconhecimento de imagens como dado de identificação de pessoas. Foi possível, também, observar que o espaço de cor YCbCr é o mais adequado à esta análise, devido à baixa dispersão apresentada, sendo assim, o trabalho atingiu seu objetivo.

Seguindo as conclusões tiradas dessa dissertação, as sugestões para trabalhos futuros ficam na continuidade das pesquisas na área de análise colorimétrica de fotografias que abranjam temas mais amplos, que não apenas a figura humana, além de métodos de reconhecimento de objetos presentes em imagens e que, a partir deste reconhecimento, seja possível gerar *tags* automáticas em seus próprios arquivos.

## REFERÊNCIAS

BERTIN, J. *Semiology of Graphics: Diagrams, Networks, Maps*. 1<sup>st</sup> edition. Redlands: Esri Press, 2010. 456 p.

BOUNFORD, T. *Digital Diagrams: Effective Design and Presentation of Statistical Information*. 1<sup>st</sup> edition. London: Cassell & Co, 2000. 192 p.

CAMBRIDGE in Color: Color Management. McHugh S., 2005. Disponível em: <<http://www.cambridgeincolour.com/tutorials/color-management1.htm>> Acesso em: 05 maio 2013.

CAMPOS, T. E. *Técnicas de Seleção de Características com Aplicações em Reconhecimento de Faces*. 2001. 158 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo. 2001.

CARVALHO, F. J. S.; TAVARES, J. M. R. S. *Metodologias para identificação de faces em imagens: Introdução e exemplos de resultados*. Granada: SEMNI Espanha, 2005. 14 p.

CASATI, J. P. B.; RODRIGUES, E. L. L. *Comparação de Técnicas de Reconhecimento Facial Utilizando Histogramas de Cores Quantizadas pelo Misturograma*. São Paulo: Universidade de São Paulo, 2010. 5 p.

COLOR. Microsoft, 2013. Disponível em: <<http://msdn.microsoft.com/en-us/library/windows/desktop/aa511283.aspx>>. Acesso em: 20 abr 2013

THE COLOR Guide and Glossary. Communication, measurement, and control for Digital Imaging and Graphic Arts. Grandville: X-Rite, 2004. 52 p.

COLOR Models. Intel, 2012. Disponível em: <[http://software.intel.com/sites/products/documentation/hpc/ipp/ippi/ippi\\_ch6/ch6\\_color\\_models.html](http://software.intel.com/sites/products/documentation/hpc/ipp/ippi/ippi_ch6/ch6_color_models.html)>. Acesso em: 20 abr 2013.

COMPLETE Guide to Color Management. X-Rite, 2009. Disponível em: <[www.xrite.com](http://www.xrite.com)>. Acesso em: 10 out. 2012.

CSI: Computer Security Institute. CSI, 2012. Disponível em: <<http://gocsi.com>>. Acesso em: 13 nov. 2012.

THE DIMENSIONS of Colour. Briggs, D. Disponível em: <<http://www.huevaluechroma.com/index.php>> Acesso em: 20 abr. 2013.

DIMOV, D.; SLATEVA, N.; MARINOV, A. CBIR Approach to Face Recognition. Sofia: Bulgarian Academy of Sciences, 2008. 6 p.

DREW, T. J.; MEYER, A. S. Color Management - A comprehensive Guide for Graphic Designers. 1<sup>st</sup> edition. Mies: Rotovision, 2005. 227 p.

FEW, S. Now you see it: Simple visualization techniques for quantitative analysis. 1<sup>st</sup> edition. Oakland: Analytics Press, 2009. 329 p.

FRASER, B.; MURPHY, C.; BUNTING, F. Real World Color Management. 2<sup>nd</sup> edition. Berkley: Peachpit Press, 2005. 609 p.

GOMES FILHO, J. Gestalt do objeto: Sistema de leitura visual da forma. 6<sup>a</sup> edição. São Paulo: Escrituras, 2004. 128 p.

GREY, T. Color Confidence: The Digital Photographer's Guide To Color Management. 1<sup>st</sup> edition. San Francisco: Sybex, 2004. 272 p.

HAS, M. Color Management: Current Practice and The Adoption of a New Standard. FOGRA, ICC. Disponível em: < <http://www.color.org/wpaper1.xalter>> Acesso em: 15 nov. 2012.

HOLM, J. Advanced Color Management for Digital Photography and possibilities for using ICC profiles. Hewlett-Packard, 2006. Disponível em: <[http://www.color.org/documents/AdvColMgmt\\_for\\_DP.pdf](http://www.color.org/documents/AdvColMgmt_for_DP.pdf)> Acesso em: 15 nov. 2012.

HWANG, S. O.; JONG, S. P.; DUK, H. C. Development of the Content-Based Image Retrieval System Using Object Information. Taejon: ETRI, 2006. 9 p.

INTERNATIONAL Color Consortium. Disponível em: < <http://www.color.org/>>. Acesso em: 14 nov. 2012.

IVANOVA, K.; STANCHEV, P. L.; DIMITROV, B. Analysis of the Distributions of Color Characteristics in Art Painting Images. Sofia: Bulgarian Academy of Sciences, 2008. 26 p.

LOPES, E. C. Detecção de Faces e Características Faciais. Porto Alegre: Pontifícia Universidade Católica RS, 2001. 44 p.

MARGULIS, D. Photoshop LAB Color. 1<sup>st</sup> edition. San Francisco: Peachpit Press, 2005. 384 p.

MITCHELL, T. M. Machine Learning. 1<sup>st</sup> edition. Portland: McGraw Hill, 1997. 414 p.

NANDWAL, A.; SHRIVASTAVA, R.; VYAS, K. Face Recognition Using Content Based Image Retrieval (CBIR) Technique. VSRD-IJCSIT, v. 2, n. 7, p. 605-611, 2012.

NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL, NSTC (Estados Unidos). Face Recognition. Washington: National Science and Technology Council - Subcommittee on Biometrics, 2006. 10 p.

NATIONAL SCIENCE AND TECHNOLOGY COUNCIL, NSTC (Estados Unidos). Iris Recognition. Washington: National Science and Technology Council - Subcommittee on Biometrics, 2006. 10 p.

O'GRADY, J.V.; O'GRADY, K.V. The Information Design Handbook. 1<sup>st</sup> edition. Cincinnati: How Books, 2008. 224 p.

POYNTON, C. Color FAQ: Frequently Asked Questions About Color. Toronto, 1997. 24 p.

REICHMANN, M. The Luminous Landscape. Disponível em: <<http://www.luminous-landscape.com>>. Acesso em: 10 nov. 2012.

TORRES, R. S.; FALCÃO, A. X. Content-Based Image Retrieval: Theory and Applications. RITA, v. XIII, n. 2, 2006.

TUFTE, E. R. The Visual Display of Quantitative Information. 15<sup>th</sup> edition. Cheshire: Graphics Press LCC, 1995. 199 p.

\_\_\_\_\_. Visual Explanations: Images and Quantities, Evidence and Narrative. 5<sup>th</sup> edition. Cheshire: Graphics Press LCC, 2003. 157 p.

VARIS, L. Skin: The complete guide to digitally lighting, photographing, and retouching faces and bodies. 1<sup>st</sup> edition. Indianapolis: Wiley, 2006. 432 p.