

# Modelo Matemático para Redução do Espectro Provável de Tons de Pele no Espaço de Cores RGB para Aplicação em Visão Robótica com Detecção de Face

Rafael D. F. Feitosa\*, Leandro L. G. de Oliveira†, Anderson da S. Soares† and Fabrizzio A. A de M. N. Soares†

\*Departamento de Informática

Instituto Federal Goiano - IF Goiano, Iporá, Goiás, Brasil

Email: rafael.feitosa@ifgoiano.edu.br

†Instituto de Informática

Universidade Federal de Goiás - UFG, Goiânia, Goiás, Brasil

Email: {leandroluis, anderson, fabrizzio}@ufg.br

**Abstract**—Skin detection techniques are widely applied to locate and track the human body for the purpose of further recognition. Some advantages of face detection based on skin color in relation to other techniques are the smallest processing time and the angle of rotation invariance and semi-occlusion of faces. Numerous researches have been done with the aim of increasing the capacity perception of the environment by robotic devices using computer vision. In this article are presented the results of a survey that investigated the reduction in the amplitude of spectrum of colors in the RGB system for detecting skin with possible application in robotic systems developed for tracking and recognition of people. Applied to 16,777,216 possible combinations of colors in the RGB system the 6 rules considered relevant by the proposed mathematical model allowed a 98.3657% reduction of the spectrum. Experimental results prove the accuracy method considering only 1.6343% (253,159) of colors as candidates for human skin tones and a high rate of correct classification in tests on images of database Fddb.

## I. INTRODUÇÃO

Técnicas de detecção de pele são amplamente aplicadas para localizar e rastrear partes do corpo humano com o objetivo de posterior reconhecimento [1] tendo recebido nos últimos anos grande atenção no desenvolvimento de pesquisas em razão das inúmeras possíveis aplicações como detecção e rastreamento de faces, identificação de pessoas nuas, identificação de movimentos das mãos, entre outras [2].

Um grande número de pesquisas tem sido desenvolvidas com o objetivo de detectar faces em imagens coloridas, com base no tom da pele humana, utilizando diversos espaços de cores como RGB, HSV, YCbCr, CIELAB e outros [3]–[6]. Estudos têm mostrado que os tons da pele humana geralmente se agrupam em determinadas faixas dos espaços de cores e que estas podem ser usadas para identificar pixels de pele em uma imagem digital colorida [7]–[9].

Algumas vantagens da detecção de faces baseada na cor da pele em relação às outras técnicas são o menor tempo de processamento e a invariância no ângulo de rotação e na semi-occlusão das faces [2]. Entretanto, existem fatores que influenciam de modo negativo nos resultados como as

variações nas condições de iluminação, fundos complexos e que possuem cores semelhantes aos tons de pele, variedade dos dispositivos de captura, diversidade étnica e características físicas intrínsecas dos indivíduos presentes no espectro visível de cores da imagem [3], [10]. Essas desvantagens podem ser suprimidas utilizando o espectro invisível de cores como o infravermelho [11], [12], sendo necessários equipamentos de elevado custo para utilização desses métodos, limitando-os em algumas aplicações específicas [10].

Para [5] a detecção e o reconhecimento automáticos de faces humanas é um dos mais intrigantes e importantes problemas no gerenciamento de bancos de imagens de faces, visão computacional e cibernética, podendo ser aplicados como mecanismo de segurança em substituição a chaves, cartões, senha ou números de identificação pessoal (PIN). Além da utilização em sistemas de segurança, pesquisas em detecção de faces podem ser aplicadas também nas áreas de Análise de Expressões Faciais, Interface Homem-Computador e Conteúdo Baseado na Recuperação de Imagens (CBIR) [13].

O uso de robôs tem aumentado rapidamente nos últimos anos com o foco de sua aplicação migrando das linhas de montagem nas indústrias para casas equipadas com robôs de serviço. Comparados com robôs industriais dedicados, que se limitam a repetir tarefas específicas, os robôs domésticos interagem com as pessoas durante a execução de tarefas. Neste contexto, as interfaces humano-computador tradicionais, aquelas que demandam atuação física direta do homem no dispositivo, deixam de ser relevantes. Em substituição às tradicionais, interfaces mais intuitivas e naturais, centradas no humano, passam a ser necessárias para garantir que os robôs se mantenham úteis e fáceis de usar [14]. Assim, inúmeras pesquisas têm sido desenvolvidas com o intuito de ampliar a capacidade percepção do ambiente por parte de dispositivos robóticos utilizando visão computacional como em [15], [16].

Dentre os cinco sentidos básicos do ser humano – visão, paladar, tato, audição e olfato – podemos considerar a visão como o mais usado e mais completo visto que este permite capturar informações do ambiente explorado como cor,

forma, distância, posicionamento, tamanho e em alguns casos o material do objeto. Quando os primeiros estudos sobre visão computacional começaram a ser desenvolvidos na década de 60 os pesquisadores acreditavam que em pouco tempo seria possível programar as máquinas para emularem a visão humana. No entanto, com a evolução das pesquisas, constatou-se a grande complexidade dessa área [17]. Fazer com que um sistema de visão computacional processe imagens com características diferentes e responda de uma maneira previsível e desejável para todas elas é uma tarefa complexa [18].

Em conjunto, as áreas de visão computacional e robótica buscam de forma crescente por meio de pesquisas desenvolver técnicas para ampliar a autonomia, a capacidade de percepção do ambiente e a captura de informações por parte dos sistemas robóticos. Nessa perspectiva, projetos de robótica autônoma voltados para aplicação em reconhecimento ou rastreamento de pessoas podem se beneficiar da junção das técnicas de detecção de pele e de face tanto para ampliar a capacidade de conhecimento do ambiente quanto para reduzir o custo computacional do processamento empregado pelo dispositivo após a captura da imagem onde ele atua.

Nesse artigo são apresentados os resultados de uma pesquisa que investigou a redução da amplitude do espectro de cores no sistema RGB para detecção de pele baseada em amostras de indivíduos de diversas idades e etnias com possibilidade de aplicação em sistemas robóticos desenvolvidos para rastreamento ou reconhecimento de pessoas. Em consonância com o objetivo estabelecemos um modelo matemático a partir de um conjunto de regras para classificação de tons de pele e não-pele dos pixels em imagens digitais coloridas. Seguindo a organização do artigo: na seção II discutimos os trabalhos mais recentes sobre detecção de pele e face em imagens; na seção III descrevemos a metodologia dos experimentos; na seção IV apresentamos e discutimos os resultados; e na seção V apresentamos as conclusões e os trabalhos futuros.

## II. TRABALHOS CORRELATOS

Considerando a diversidade étnica dos indivíduos, um dos grandes desafios ao se estabelecer regras para classificação de pixels de pele e não-pele em imagens é contemplar, de forma abrangente, a variação dos tons da pele humana. Recentes estudos vêm tentando modelar esses conjuntos de regras de forma combinada para determinar métodos eficazes.

Segundo [19] o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) adota atualmente a classificação racial empregada nas pesquisas realizadas em território nacional distinguindo as variedades pela característica “cor da pele”, que pode ser branca, preta, amarela e parda, a única exceção sendo a categoria indígena, introduzida no Censo Demográfico 1991. No ano de 2008 foi realizada a Pesquisa de Características Étnico-raciais da População do Brasil (PCERP 2008) com o objetivo de levantar uma base empírica de informações, visando subsidiar estudos e análises para a elaboração de alternativas de aprimoramento do sistema de classificação étnico-racial utilizado nos diversos levantamentos estatísticos de dados populacionais do IBGE [20]. Como critério de seleção de amostragem, foi escolhida uma unidade da federação em cada grande região abrangendo os estados do Amazonas, Paraíba, São Paulo, Rio Grande do Sul, Mato Grosso e o Distrito

Federal considerando a representação étnico-racial e fatores logísticos e operacionais.

Na tentativa de caracterizar a distribuição padrão da cor da pele humana [1] define as técnicas predecessoras como simples por utilizar poucos recursos computacionais através de um conjunto bem reduzido de regras e carentes de flexibilidade nas regras rigidamente fixadas. Cita os métodos baseados nas redes neurais como lentos na fase de treinamento e propõe as fases de treinamento e detecção de pele. Na fase de treinamento um conjunto de imagens de pele e não-pele são processadas de forma independente para determinar os histogramas médios de cada modelo. Para fins de padronização e comparação dos resultados alcançados por [7] foi utilizado o espaço de cores RGB.

Utilizando imagens RGB convertidas para HSV, [4] consideram o canal H (matiz) para determinar a faixa de cor para detecção de face comprovando experimentalmente que a tonalidade da pele humana se encontra em uma faixa bem definida do espaço de cores. O método consiste na conversão do espaço de cores seguida por verificações, pixel a pixel da imagem, para classificá-los como pele ou não-pele e operações morfológicas para determinar a região de interesse.

Como estratégia mais eficaz do que a utilizada em [4] percorrendo todos os pixels da imagem, [3] propõem uma técnica híbrida usando a detecção de face baseada no tom de pele no espaço de cor RGB e na abordagem de bloco com o objetivo de alcançar uma rápida detecção das faces. A abordagem de bloco consiste em dividir, virtualmente, a imagem em quadrados e aplicar a relação de detecção nos pixels do canto. Se todos os pixels satisfizerem a relação então o bloco é classificado como um bloco de pele. Para melhorar a eficiência do método e comprovar a presença de face na imagem é aplicado um algoritmo de detecção de olhos.

Abordando o espaço de cores YCbCr [13] investiga a detecção de faces em regiões de pele validando as ocorrências através da aplicação do método de busca de modelo à procura de similaridade entre imagens de entrada e modelos de imagens previamente treinadas. Inicialmente, uma imagem de entrada é convertida para o espaço de cores YCbCr, em seguida as regiões de pele são segmentadas por *thresholding* e por fim é aplicado o modelo correspondente para seleção das faces.

Em combinação, quatro espaço de cores, RGB, YCbCr, HSV e CIELAB, são utilizados em [24] para detecção de faces com as etapas de segmentação da pele, binarização da imagem, rejeição de áreas de não-face baseada nas propriedades geométricas da face humana e determinação da área ocupada pela face na imagem.

No trabalho de [2], é investigado e validado o efeito da transformação dos espaços de cores na eficácia da detecção de pele para encontrar o espaço mais apropriado para esta aplicação, o papel do componente de luminância do espaço de cor e a técnica mais apropriada para seleção dos pixels. São consideradas nove abordagens de modelagem de pele nos espaços de cores IHLS, HSI, RGB, RGB normalizado, YCbCr e CIELAB.

Com o mesmo propósito de detecção de faces, [6] sugerem um novo algoritmo de detecção de pele em imagens baseado nos espaços de cores combinados YCgCr e HSV. A imagem

de entrada é submetida ao balanceamento de cores a fim de corrigir as variações de luz, em seguida é convertida, simultaneamente, para os espaços de cores HSV e YCbCr. Após segmentada, são realizadas operações morfológicas na região da pele e calculada a proporção da face para descartar regiões de pele que não são faces.

Aplicando um conjunto de regras fixas em uma instalação de arte interativa [21] utilizam o filtro descrito em (1) para detectar pele humana no espaço de cor RGB.

$$se \left\{ \begin{array}{l} R > 95, G > 4, B > 20 \\ \max\{R, G, B\} - \min\{R, G, B\} > 15 \\ |R - G| > 15 \\ R > G, R > B \end{array} \right. \quad \text{então pele} \\ \text{ou} \\ \left\{ \begin{array}{l} R > 220, G > 210, B > 170 \\ |R - G| \leq 15 \\ R > B, G > B \end{array} \right. \quad (1)$$

Abordando em conjunto os espaços de cores RGB, YCbCr e HSI [22] em seu trabalho também sugerem um filtro de cor RGB para detecção de pele humana como apresentado em (2).

$$se \{ 0.836 * G - 14 < B < 0.836 * G + 44 \quad \text{então pele} \quad (2)$$

Com o objetivo de determinar um conjunto comum de características compartilhadas pelos tons de pele humana no espaço de cor RGB, [23] propõem o modelo apresentado em (3) para detecção de pele aplicada na seleção de possíveis imagens com conteúdo pornográfico em combinação com o espaço de cor YCbCr.

$$se \left\{ \begin{array}{l} R > 95, G > 4, B > 20 \\ |R - G| > 15 \\ R > G, R > B \end{array} \right. \quad \text{então pele} \quad (3)$$

### III. MATERIAIS E MÉTODOS

Neste trabalho propomos um método para reduzir a gama provável de tons de pele humana em imagens digitais armazenadas utilizando o espaço de cor RGB por meio de um modelo matemático de seleção de pixels a partir de amostras de tons de peles de pessoas de diferentes etnias. O sistema RGB foi escolhido como objeto de estudo em razão de:

- Ser um dos mais usados atualmente para armazenamento e representação de imagens digitais;
- Simplicidade e intuitividade do modelo;
- Não necessitar de nenhuma transformação computacional para a investigação realizada.

Utilizando-se de um conjunto de amostras de tons de pele humana é possível construir um modelo matemático que descreve como as variáveis de cada pixel de cor no sistema RGB se relacionam. Dessa forma, pode-se determinar quais regras satisfazem a teoria investigada, ou seja, quais critérios

uma cor deve atender para ser classificada como tom de pele. Para compreender a resposta do sistema proposto o modelo mecânico foi usado dividindo-o em componentes e observando o comportamento de cada parte e das interações que ocorreram entre elas.

No experimento foram utilizadas 951 amostras de pele recortadas da face, na região entre as linhas dos olhos e do nariz, em quadrados de 20x20 pixels, a partir de fotos de indivíduos, entre homens e mulheres de diversas faixas etárias, capturadas em ambiente controlado por [25] no Projeto Humanae que objetiva armazenar e catalogar todos os tons de pele humana possível (Fig. 1). A escolha da base de imagens foi realizada procurando maximizar a abrangência das etnias, garantindo que o conjunto utilizado para a construção do modelo matemático contivesse de maneira igualitária representantes com a característica étnica-racial cor da pele branca, preta, parda e amarela.

Para uniformizar a cor da pele de cada amostra e determinar o tom predominante das regiões segmentadas foi calculada a média dos pixels nas três dimensões do espaço RGB resultando em uma cor única que representa o tom de pele de cada indivíduo analisado. Os tons de peles resultantes das médias foram representados na estrutura de grafos não-direcionados, independentes para cada tom, formados por quatro vértices cada (três vértices representando os canais R, G e B e o quarto vértice representando o tom de pele na escala de cinza nomeado I) (Fig. 2). O tamanho de cada vértice foi modelado proporcionalmente em função da intensidade de cada canal e calculados os padrões de distribuição e distância entre os mesmos.

As regras da hipótese do modelo matemático investigado foram divididas em duas categorias: intervalos entre máximos e mínimos ( $\gamma$ ) e relações entre distribuições e distâncias ( $\delta$ ). Nas regras de intervalos entre máximos e mínimos foram investigadas as proporções entre as distâncias dos vértices dos grafos como exemplificado em (4). Nas regras de relações entre distribuições e distâncias foram realizadas operações relacionais de superioridade e igualdade entre os canais e as distâncias entre estes como em (5).



Fig. 1: Amostras de pele usadas na construção do modelo matemático

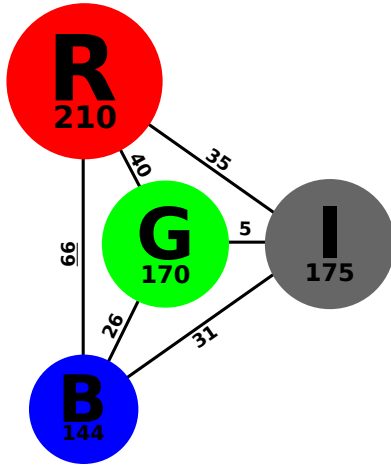


Fig. 2: Exemplo de grafo representando a distribuição e a distância dos canais R, G, B e I de uma amostra de tom de pele

$$\gamma_{max\ S} = \max_x, \text{onde } x \in S \frac{|R - B|}{|R - G|} \quad (4)$$

$$\delta = |R - G| > |G - B| \quad (5)$$

Inicialmente foram definidas empiricamente um total de 115 regras, nomeadas de C0 a C114 (47 de intervalos entre máximos e mínimos e 68 de relações entre distribuições e distâncias) e aplicadas no conjunto de 951 tons de pele e outro conjunto de 1.016.087 tons de não-pele extraídos de diversas imagens que não continham pele. Apenas 99 regras foram consideradas relevantes quando comparados os resultados dos dois conjuntos testados. Aplicadas às 16.777.216 (256 x 256 x 256) combinações possíveis de cores no sistema RGB as 99 regras consideradas relevantes possibilitaram a redução total de 98,4911% do espectro totalizando 253.159 possíveis tons de pele.

Observamos que no conjunto das 99 regras consideradas para construção do modelo matemático muitas descartavam as mesmas faixas de cores classificadas como não-pele. Passamos então a tratar o problema como de interseção parcial e total dos conjuntos de cores selecionadas por cada característica, havendo a necessidade de filtrá-las para determinar as sobreposições, eliminar as redundâncias e tornar o método proposto mais eficiente e, conseqüentemente, mais rápido.

#### IV. RESULTADOS

Após gerar os conjuntos de cores que atendiam todas as 99 características investigadas encontramos 18 regras que, em conjunto, mantinham a redução de 98,4911% da gama de cores possível para a pele humana, organizadas por ordem decrescente de relevância (Tabela I).

Para determinar a ordem de relevância das regras foram executados 18 conjuntos de testes para mensurar o percentual de contribuição de cada uma na composição do modelo. No

1º conjunto de testes foi escolhida a regra mais relevante individualmente (C59) e nas medições subsequentes foram adicionadas, uma a uma, as demais observando qual elevava mais o índice de redução da gama de cores prováveis para a pele humana, obtendo a seguinte ordem C4, C8, C1, C35, C6, C108, C39, C37, C9, C15, C3, C2, C0, C46, C36, C44 e C38.

Analisando a variação a cada conjunto de testes realizados, dado pelo acréscimo do percentual de redução da gama de cores, observamos que após o 6º conjunto ocorre uma estabilização com aumentos inferiores a 0,04% a cada nova regra adicionada ao modelo (Fig. 3). Para fins de aumento da eficiência computacional consideramos apenas as 6 características mais relevantes para composição final do modelo alcançando o índice de redução de 98,3657% do espectro totalizando 274.193 possíveis tons de pele.

Aplicadas as 6 regras do modelo matemático investigado (6) no espectro do sistema RGB provou-se que os tons da pele humana branca, preta, amarela e parda estão em uma faixa bem definida do espectro de cores determinada por características em comum (Fig. 4). Ordenando os tons de pele selecionados pelo modelo proposto, do mais claro para o mais escuro, podemos observar visualmente na Figura 5, gerada automaticamente, a gama de cores da pele humana.

$$\text{se } \begin{cases} 9 \leq |R - G| \leq 71 \\ 8 \leq |R - I| \leq 57 \\ 4 \leq |B - I| \leq 47 \\ 22,7451 \leq \frac{R}{255} \leq 97,6471 \\ R > I > G > B \\ |R - G| \leq B \end{cases} \text{ então pixel de pele} \quad (6)$$

Para demonstração do método e verificação de sua eficácia na detecção de pele, as 6 regras consideradas para modelo matemático proposto foram empregadas em um conjunto de imagens de testes obtidas do banco de faces Fddb [26]. Manualmente, todos os pixels de não-pele das 100 imagens utilizadas foram substituídos pela cor RGB 0 0 255 (azul) escolhida por termos observado em nossos experimentos que a pele humana, dentre as 3 cores que a compõe no sistema RGB – vermelho, verde e azul – possui em menor quantidade

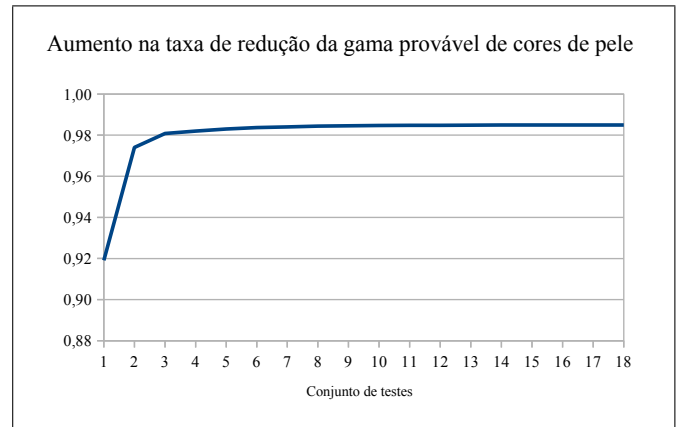


Fig. 3: Índice de redução da gama provável de cores de pele humana a cada adição de uma nova característica

Tabela I: Seleção ordenada das características relevantes do modelo matemático proposto nos conjuntos de testes (%).

Carac.	1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°	10°	11°	12°	13°	14°	15°	16°	17°	18°
C0	3,4843	92,2647	97,6934	98,1190	98,2356	98,3080	98,3786	98,4165	98,4507	98,4589	98,4692	98,4785	98,4840	<b>98,4894</b>	-	-	-	-
C1	58,4717	97,3823	97,6140	<b>98,1996</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C2	45,4803	97,2528	97,4995	98,1420	98,2586	98,3500	98,3711	98,4096	98,4454	98,4623	98,4726	98,4819	<b>98,4874</b>	-	-	-	-	-
C3	68,9026	94,2427	97,5171	98,1560	98,2726	98,3636	98,3771	98,4135	98,4493	98,4663	98,4727	<b>98,4820</b>	-	-	-	-	-	-
C4	46,4938	<b>97,4018</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C6	51,3107	96,6113	97,5242	98,1584	98,2750	<b>98,3657</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C9	1,2462	92,0833	97,4470	98,1137	98,2303	98,3242	98,3801	98,4144	98,4502	<b>98,4672</b>	-	-	-	-	-	-	-	-
C15	1,2243	92,1197	97,4360	98,1042	98,2127	98,3076	98,3781	98,4166	98,4492	98,4662	<b>98,4765</b>	-	-	-	-	-	-	-
C35	25,3906	92,5592	97,5666	98,1861	<b>98,2952</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C36	24,6094	93,0501	97,7367	98,1142	98,2308	98,3046	98,3752	98,4134	98,4468	98,4582	98,4684	98,4777	98,4833	98,4887	98,4895	<b>98,4908</b>	-	-
C37	23,4375	94,9640	97,9167	98,1228	98,2394	98,3149	98,3854	98,4226	<b>98,4569</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C38	63,5451	96,2672	97,8280	98,0835	98,2001	98,2955	98,3660	98,4044	98,4403	98,4582	98,4674	98,4767	98,4822	98,4875	98,4895	98,4906	98,4909	<b>98,4911</b>
C39	86,2769	95,6574	97,8408	98,1425	98,2370	98,3310	98,4015	<b>98,4399</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C44	78,1662	96,4112	97,8848	98,0886	98,2032	98,2984	98,3689	98,4072	98,4402	98,4571	98,4674	98,4767	98,4822	98,4876	98,4896	98,4907	<b>98,4910</b>	-
C46	75,4822	95,0377	97,7358	98,0887	98,2054	98,3008	98,3689	98,4064	98,4422	98,4587	98,4684	98,4777	98,4831	98,4885	<b>98,4904</b>	-	-	-
C59	<b>91,9087</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C83	33,3328	97,3663	<b>98,0830</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C108	50,4860	92,0040	97,4588	98,1299	98,2465	98,3391	<b>98,4041</b>	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

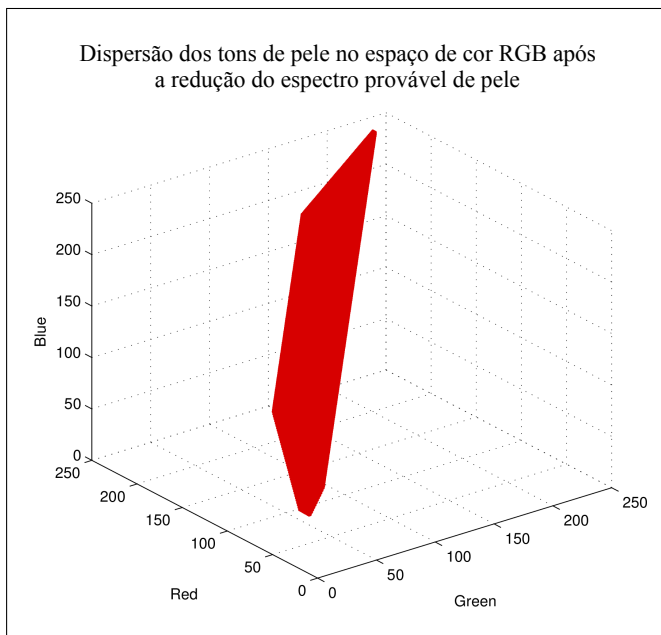


Fig. 4: Dispersão das cores classificadas como tom de pele humana pelo modelo matemático proposto no sistema RGB

a cor azul. Com essa metodologia foi possível determinar os índices de acerto e erro na classificação dos pixels de pele e não-pele, ainda que de modo aproximado considerando a perda nas bordas entre a pele e outras regiões de não-pele. Após as



Fig. 5: Gama provável de cores para pele humana obtida pelo modelo matemático em ordem de intensidade

imagens serem submetidas, pixel a pixel, ao método, operações de erosão, dilatação e preenchimento foram aplicadas com o objetivo de uniformizar as zonas de pele detectadas (Fig. 7). As medições de acerto e erro, em valores médios, podem ser vistas na Figura 6 e consideraram as taxas de:

- Verdadeiro-positivo para pixels de pele classificados como pele (VP);
- Verdadeiro-negativo para pixels de não-pele classificados como não-pele (VN);
- Falso-positivo para pixel de não-pele classificados como pele (FP);
- Falso-negativo para pixels de pele classificados como não-pele (FN).

Utilizando os modelos propostos por [21], [22] e [23] por serem essencialmente baseados na observação do comportamento dos canais R, G e B para classificação de pixels de pele humana, comparamos os resultados destes com o modelo proposto na detecção de pele aplicada no conjunto de imagens de testes (Fig. 6). Apesar de não alcançar o melhor resultado na detecção de pixels de pele (VP) em comparação com

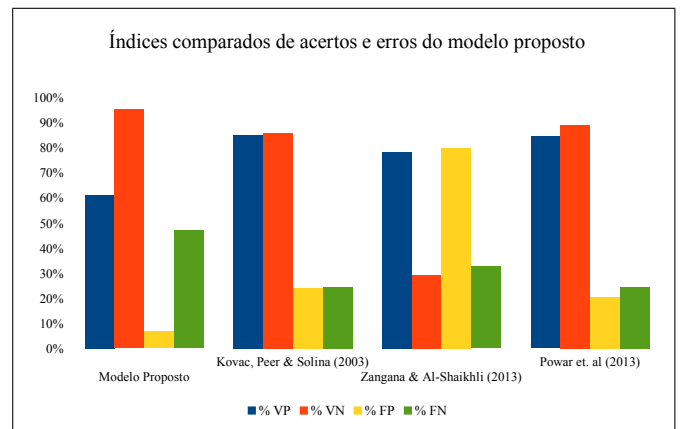


Fig. 6: Comparação do modelo matemático proposto com os algoritmos desenvolvidos por [21], [22] e [23], respectivamente

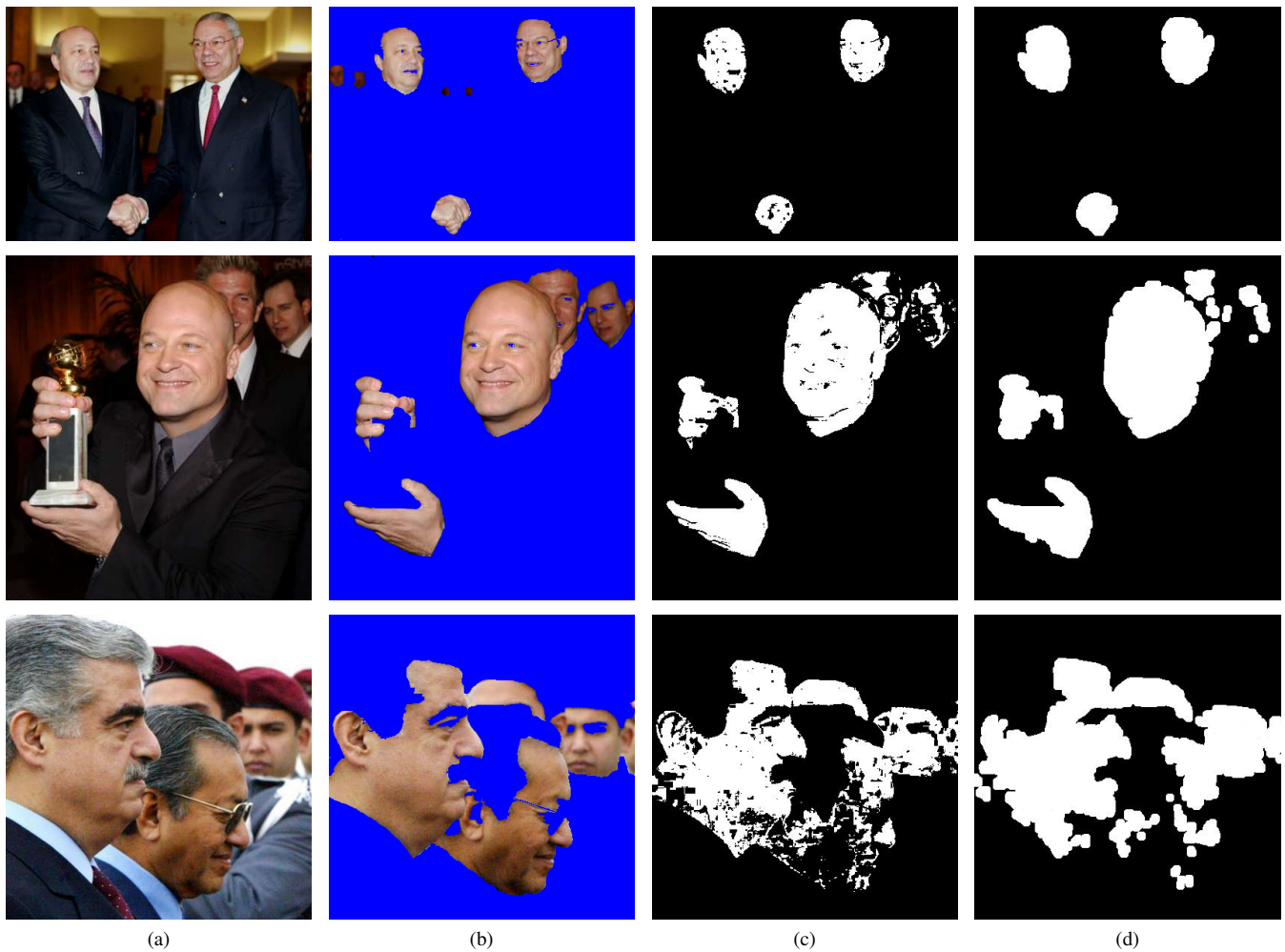


Fig. 7: (a) Imagens de testes, (b) remoção manual dos pixels de não-pele, (c) detecção pelo modelo proposto e (d) operações de erosão, dilatação e preenchimento.

os demais, o modelo matemático proposto se mostrou mais eficiente ao alcançar 95,2769% de acerto descartando pixels como não-pele (VN). Dessa forma, o conjunto de regras que compõe o modelo apresentado garante o menor índice de pixels de não-pele classificados como pele (FP) em apenas 6,7163% dos casos. A Tabela II compara os índices de redução do espectro de cor RGB quando a totalidade de cores do espaço é submetida à classificação pelos modelos matemáticos utilizados nos experimentos.

Tabela II: Índice de redução do espectro RGB para cores classificadas como pele.

Modelos	Índice de redução
Modelo proposto	98,3657%
Kovac, Peer & Solina (2003)	80,0100%
Zangana & Al-Shaikhli (2013)	77,5269%
Powar et. al (2013)	80,3581%

## V. CONCLUSÕES

Neste trabalho apresentamos um método para reduzir a faixa de cores no sistema RGB classificadas como tons de pele humana para detecção de faces com possibilidade de aplicação em sistemas robóticos desenvolvidos para rastreamento ou reconhecimento de pessoas. Resultados experimentais comprovaram a eficiência do modelo matemático proposto considerando apenas 1,6343% das cores do espectro RGB como candidatas a tons de pele. Foram utilizadas 6 regras de comparação de superioridade e igualdade entre faixas de valores determinadas a partir de amostras de pele de indivíduos de diversas idades e etnias capturadas em ambiente controlado.

Provamos que os tons da pele humana branca, preta, amarela e parda estão em uma faixa bem definida do espectro de cores RGB determinada por características em comum. Observamos ainda que o modelo proposto seleciona com precisão os prováveis tons da pele humana quando estes são ordenados do mais claro para o mais escuro e gerada uma imagem para comprovação visual. Quando comparado com os algoritmos disponíveis na literatura, o modelo proposto se mostrou mais eficiente ao alcançar 95,2769% de acerto

descartando pixels como não-pele (VN) e o menor índice de pixels de não-pele classificados como pele (FP) em apenas 6,7163% dos casos. Essas taxas estão relacionadas diretamente ao maior índice de redução do espectro provável de tons de pele humana no espaço de cores RGB proporcionado pelo modelo.

Em trabalhos futuros, pretendemos investigar a redução do espectro provável de cores para a pele humana em outros espaços de cores como YCbCr e HSV afim de determinar o melhor espaço de cor para detecção de pele em imagens coloridas ou a combinação entre dois ou mais espaços para aumentar os índices de acerto.

#### REFERÊNCIAS

- [1] H.-M. Sun, "Skin detection for single images using dynamic skin color modeling," *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 4, pp. 1413 – 1420, 2010.
- [2] R. Khan, A. Hanbury, J. Stöttinger, and A. Bais, "Color based skin classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, no. 2, pp. 157 – 163, 2012.
- [3] M. Sharif, S. Mohsin, and M. Y. Javed, "Real time face detection using skin detection (block approach)," *Journal of Applied Computer Science & Mathematics*, vol. 10, no. 5, 2011.
- [4] M. Miss.Snehal and D. M. S. R. Chougule, "Skin detection for face recognition based on HSV color space," *International Journal of Engineering Sciences & Research Technology*, vol. 2, no. 7, p. 1883, 2013.
- [5] C. Lin, "Face detection in complicated backgrounds and different illumination conditions by using YCbCr color space and neural network," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, no. 16, pp. 2190 – 2200, 2007.
- [6] K. Hawari, B. Ghazali, J. Ma, and R. Xiao, "An innovative face detection based on skin color segmentation."
- [7] M. J. Jones and J. M. Rehg, "Statistical color models with application to skin detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 46, no. 1, pp. 81–96, 2002.
- [8] J. Yang, W. Lu, and A. Waibel, "Skin-color modeling and adaptation," in *Asian Conference on Computer Vision*. Springer, 1998.
- [9] M. Störing, H. J. Andersen, and E. Granum, "Physics-based modelling of human skin colour under mixed illuminants," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 35, no. 3, pp. 131–142, 2001.
- [10] P. Kakumanu, S. Makrogiannis, and N. Bourbakis, "A survey of skin-color modeling and detection methods," *Pattern recognition*, vol. 40, no. 3, pp. 1106–1122, 2007.
- [11] D. A. Socolinsky, A. Selinger, and J. D. Neuheisel, "Face recognition with visible and thermal infrared imagery," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 91, no. 1, pp. 72–114, 2003.
- [12] S. G. Kong, J. Heo, B. R. Abidi, J. Paik, and M. A. Abidi, "Recent advances in visual and infrared face recognition - a review," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 97, no. 1, pp. 103–135, 2005.
- [13] S. Tripathi, V. Sharma, and S. Sharma, "Face detection using combined skin color detector and template matching method," *International Journal of Computer Applications*, vol. 26, no. 7, pp. 5–8, July 2011, published by Foundation of Computer Science, New York, USA.
- [14] C.-B. Park and S.-W. Lee, "Real-time 3D pointing gesture recognition for mobile robots with cascade HMM and particle filter," *Image and Vision Computing*, vol. 29, no. 1, pp. 51–63, 2011.
- [15] G. Adorni, S. Cagnoni, S. Enderle, G. K. Kraetzschmar, M. Mordonini, M. Plagge, M. Ritter, S. Sablatnög, and A. Zell, "Vision-based localization for mobile robots," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 36, no. 2, pp. 103–119, 2001.
- [16] A. Paulino, J. Batista, and H. Araújo, "Maintaining the relative positions and orientations of multiple robots using vision," *Pattern recognition letters*, vol. 22, no. 12, pp. 1331–1335, 2001.
- [17] D. de Milano and L. B. Honorato, "Visão computacional.," Faculdade de Tecnologia, Universidade Estadual de Campinas, 2010.
- [18] H. R. Rosa, "Segmentação automática dos pulmões em radiografias de tórax para auxílio no diagnóstico de pneumonias na infância," Tese de mestrado, Universidade Federal de Goiás, 2012.
- [19] R. G. Osorio, "A classificação de cor ou raça do ibge revisitada, características étnico-raciais da população: classificações e identidade," Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, 2013.
- [20] Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, "Características étnico-raciais da população: classificações e identidades," 2011.
- [21] J. Kovac, P. Peer, and F. Solina, "Human skin color clustering for face detection," in *EUROCON 2013 International Conference on Computer as a Tool*, vol. 2. IEEE, 2003.
- [22] H. M. Zangana and I. F. Al-Shaikhli, "A new algorithm for human face detection using skin color tone," *IOSR Journal of Computer Engineering*, vol. 11, no. 6, pp. 31–38, 2013.
- [23] V. Powar, A. Kulkarni, R. Lokare, and A. Lonkar, "Skin detection for forensic investigation," in *Computer Communication and Informatics (ICCCI), 2013 International Conference on*. IEEE, 2013, pp. 1–4.
- [24] D. S. Raghuvanshi and D. Agrawal, "Human face detection by using skin color segmentation, face features and regions properties," *International Journal of Computer Applications*, vol. 38, no. 9, pp. 14–17, January 2012, published by Foundation of Computer Science, New York, USA.
- [25] A. Dass (2014, april 20), Humanae project [online], Available: <http://humanae.tumblr.com>.
- [26] V. Jain and E. Learned-Miller, "FDDB: A benchmark for face detection in unconstrained settings," University of Massachusetts, Amherst, UMC-CS-2010-009, 2010.