آشکارسازی پویای پوست با استفاده از ادغام ویژگی‌های مبتنی بر هیستوگرام دوبعدی

بهاره مرادی و مهدی ازوجی*

دانشکدهٔ مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، مازندران، ایران

چکیده

در این مقاله، روشی پویا برای آشکارسازی پوست (جداسازی پیکسل‌های پوست از پیکسل‌های غیرپوست) در تصاویر رنگی ارائه شده است.. روش‌های ایستا به‌طور عمومی به‌دلیل بهره‌گیری از یک مدل پوست ثابت، درصورت وجود تغییرات روشنایی و نیز حضور گروه‌های نژادی گوناگون در یک تصویر کارایی مناسبی ندارند. در روش ارائه‌شده، با استخراج اطلاعات محلی پوست در هر تصویر به‌صورت پویا، الگوریتم در برابر شرایط نورپردازی متغیر بسیار مقاوم شده است. افزون بر این، بهره‌گیری از ویژگی‌های مناسب جداساز ، چگونگی ادغام اطلاعات و طبقه‌بندی پیکسل‌ها با استفاده از قاعده تصمیم‌گیری بیز، کارایی بهتری را نسبت به روش‌های پیشین نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: آشکارسازی پوست، مدل پویای پوست، هیستوگرام دوبعدی، روش تصمیم‌گیری بیز.

A Dynamic Skin Detection Method Using the Fusion of 2-D Histogram-Based Feaures

Bahare Moradi & Mehdi Ezoji*

Department of Electrical and Computer Engineering, Babol University of Technology, Mazandaran, Iran

Abstract

This paper presents a dynamic approach to Skin Detection- to separate the skin pixels from non-skin pixels- in colored images. The static methods which use a fixed skin color model, will fail if there are illumination variations or different skin colors in an image. Because of contextual information the proposed algorithm will be less sensitive to the uncontrolled illumination conditions. In addition, the selection of discriminant features and the fusion of them and Bayesian classification increase the accuracy of the proposed method in comparison to the reference methods.

Keywords: Skin Detection; Skin Dynamic model, 2-D Histogram; Bayesian Rule.

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

۱- مقدّمه

در میان فناوری‌های روبه‌رشد، پردازش تصویر و بینایی ماشین، هستهٔ مرکزی پژوهش‌های بسیاری را در مهندسی و علوم رایانه تشکیل می‌دهد. یکی از مسأله‌های مهم در بینایی ماشین، آشکارسازی پوست انسان در تصاویر دیجیتال است که پژوهش‌های زیادی در این زمینه صورت پذیرفته است. آشکارسازی پوست، فرآیند یافتن پیکسل‌های رنگ پوست انسان در یک تصویر یا ویدئو است.

آشکارسازی پوست، علاوه بر کاربردهای مستقیم در بسیاری از تحلیل‌های مرتبط با پردازش تصویر و بینایی ماشین به‌عنوان گام پیش‌پردازش مطرح می‌شود. با نفوذ روزافزون اینترنت در زندگی و لزوم مراقبت از کودکان و نوجوانان در دسترسی به محتواهای نامناسبی چون تصاویر پورنوگرافی و صحنه‌های خشونت‌بار و عدم کارایی مناسب الگوریتم‌های مبتنی بر متن مانند NetNanny، CyberSitter و SurfWatch مسدودسازی بر پایهٔ تصویر، توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است [1]. از دیگر کاربردهای آشکارسازی پوست می‌توان به ردیابی انسان در ویدئو، آشکارسازی چهره، شناسایی اشخاص، تحلیل ژست، تفسیر زبان اشاره، سامانه‌های بازیابی مبتنی بر محتوا اشاره کرد.

تاکنون روش‌های گوناگونی در زمینهٔ بینایی ماشین به‌منظور آشکارسازی پوست ارائه شده است. آشکارسازیِ پوست انسان، عملیاتِ مستقیم و ساده‌ای به نظر می‌رسد؛ اما درحقیقت، این مسأله بسیار مشکل‌تر از آن است که نشان می‌دهد. با توجه به لزوم استفاده از آشکارسازی پوست برای تصاویری که در طیف مرئی تصویربرداری شده و هم‌چنین محدودیت‌های موجود در روش‌های مبتنی بر طیف غیرمرئی، در بیش‌ترِ پژوهش‌هایی که در زمینهٔ تشخیص پوست صورت گرفته است، روی تصویربرداری در طیف مرئی تمرکز شده است که به‌عوامل گوناگونی مانند تغییرات روشنایی، ویژگی‌های دوربین، نژاد، سن، جنسیت و آرایش، پوشش عینک و ... حساس‌اند. اگرچه پردازش در طیف غیرمرئی مانند مادون قرمز و تصویر برداریِ طیفی می‌تواند بخشی از این دشواری‌ها را کاهش دهد، ولی به‌دلیل گرانی و پیچیدگی تجهیزات مورد نیاز، به پردازش در طیف غیرمرئی کمتر پرداخته شده است.

آشکارسازی پوست، مبتنی بر اطلاعات رنگ، با توجه به افزایش سرعت پردازش‌ها و با توجه به این که رنگ پوست حاوی اطلاعات مقاوم در برابر چرخش و تغییر مقیاس و انسدادها یا پوشیدگی‌های جزئی است، نسبت به روش‌های مبتنی بر ویژگی، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. بنابراین نخستین گام در آشکارسازی پوست مبتنی بر رنگ در یک تصویر، توصیف پیکسل‌های تصویر در یک فضای رنگ مناسب است؛ به‌گونه‌ای که به کاهش هم‌پوشانی پیکسل‌های پوست و غیرپوست منجر شود. فرض بر این است که تبدیل فضای رنگ، با فراهم‌کردن پارامترهای مقاوم در برابر تغییرات شرایط نورپردازی، هم‌پوشانی میان پیکسل‌های پوست و غیرپوست را کاهش می‌دهد. بنابراین تاکنون فضاهای رنگ متعددی برای این منظور پیشنهاد شده است. فضای رنگ RGB پرکاربردترین فضای رنگ برای ذخیره و نمایش تصاویر دیجیتال است. RGB متناظر با سه رنگ اصلی قرمز، سبز و آبی است. یکی از معایب این فضای رنگ، همبستگی بالای کانال‌های رنگ در آن است. برای کاهش این وابستگی به روشنایی، عناصر RGB را هنجارسازی کرده تا مجموع r+g+b برابر با یک شود. بدین صورت دیگر یکی از مؤلفه‌ها، اطلاعات ارزشمندی در خود نخواهد داشت.

اگر چه طی بررسی انواع روش‌های مدل‌سازی و آشکارسازی پوست نتیجه‌گیری شده است که مدل‌های غیرپارامتری مستقل از تبدیلات فضای رنگ هستند، درحالی که کارایی مدل‌های پارامتری با تغییر فضای رنگ تغییر می‌کند [2] ولی در [3] نشان داده شده است که به‌ازای هر فضای رنگ، یک آشکارساز بهینه می‌توان یافت.

از آن‌جایی که مؤلفهٔ روشنایی[1] رنگ پوست نسبت به مؤلفهٔ رنگینی[2] آن، تغییرات بسیار بیشتری دارد [4]، برخی پژوهش‌گران تلاش کردند تنها با پردازش مؤلفه‌های رنگینی به نتایج بهتری دست یابند؛ ولی مقایسهٔ روش‌های گوناگون نشان می‌دهد که نادیده‌گرفتن مؤلفهٔ روشنایی، به کاهش کارایی آشکارساز پوست منجر می‌شود.

افزون بر انتخاب یک فضای رنگ مناسب، برای تفکیک نواحی پوستی و غیر پوستی، یک طبقه‌بند کارآمد نیاز است که بتواند در برابر تغییرات روشنایی، تغییرات رنگ پوست (ویژگی‌های نژادی) و نیز پس‌زمینه‌های پیچیدهٔ مقاوم باشد. یکی از ساده‌ترین روش‌های طبقه‌بندی، روش آستانه‌گذاری صریح (آستانه ثابت یا وفقی) روی کانال‌های گوناگون رنگ یا ترکیبی خطی/ غیرخطی از کانال‌های رنگ است.

[1] Intensity
[2] Chrominance

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

اگر چه روش‌هایی مبتنی بر آستانهٔ تصمیم ثابت در فضاهای رنگی گوناگون مانند [5] برای آشکارسازی پوست ارائه شده است، ولی همان‌گونه که می‌دانیم چنین روش‌هایی به‌طور معمول در شرایط چالش‌برانگیز، کارایی مناسبی ندارند. در [6]، آشکارسازی پوست مبتنی بر ادغام ویژگی‌ها در فضای رنگ RGB با استفاده از روش بیز انجام شده است. در این روش احتمال‌های شرطی مورد نیاز را از روی هیستوگرام یک‌بعدی به‌دست آورده‌اند؛ سرانجام با آستانه‌گذاری روی نسبت احتمال‌های شرطی پوست به غیرپوست، در دو گام جداگانه به آشکارسازی پیکسل‌های پوست پرداخته‌اند.

در [7] آستانه‌گذاری پویا بر روی یک سیگنال خطا که تبدیلی به‌دست‌آمده از فضای RGB است، ارائه شده است. با فرض یکسان‌بودن رنگ پوست چهره و بدن یک انسان، آستانه‌ها با استفاده از اطلاعات چهره (که با یک آشکارساز چشم به‌دست می‌آید) در هر تصویر به‌روزرسانی می‌شوند. بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش‌های بیان‌شده نیز در مواجهه با شرایط نورپردازی متغیر، حضور اشخاص از گروه‌های نژادی گوناگون و پس زمینه‌های پیچیده عملکرد ضعیفی دارند.

روش پیشنهادی در این مقاله، به‌دلیل استفاده از اطلاعات محلی با بهره‌گیری از هیستوگرام دوبعدی پیشنهاد شده در [8] و نیز بهره‌گیری از مدلی پویا در تحمین رنگ پوست در هر تصویر در مقایسه با روش‌های پیشین مقاومت خوبی در برابر تغییرات روشنایی، پس‌زمینه‌های پیچیده و رنگ پوست از خود نشان می‌دهد. افزون بر این، در این مقاله با طراحی ماسکی مبتنی بر ویژگی‌های آماری رنگ پوست، نتیجه خروجی آشکارساز در مرحلهٔ پس پردازش به همراه یک عملیات ریخت‌شناسی[1] بهبود داده شده است.

ادامهٔ مقاله چنین سازمان‌دهی شده است: در بخش ۲ گام‌های گوناگون روش پیشنهادی توصیف می‌شود. بخش ۳ نتایج آزمایش و مقایسهٔ آن با روش مرجع را در برمی‌گیرد. بخش ۴ نتیجه‌گیری، بحث و کارهای آینده را ارائه می‌دهد.

۲- روش پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی در سه گام مجزای آموزش، آشکارسازی و پس‌پردازش توصیف می‌شود. در گام آموزش، با استفاده از روش هیستوگرام دو بعدی، یک مدلِ کلی، برای پیکسل‌های غیرپوست محاسبه می‌شود. در این مقاله، نیازی به محاسبهٔ مدل پوست در گام آموزش نداریم؛ چون در گام آشکارسازی، مدل پوست برای هر تصویر آزمون، به‌صورت جداگانه محاسبه می‌شود؛ سپس با استفاده از مدل پوستِ محاسبه‌شده در گام آشکارسازی و مدل غیرپوستِ محاسبه‌شده در گام آموزش، طبقه‌بندی صورت می‌گیرد. در گامِ پس‌پردازش، با اعمال عملیاتی منطقی، روی خروجی طبقه‌بندی‌شده در گام قبل، نتیجهٔ آشکارسازی بهبود می‌یابد.در ادامه به بیان دقیق‌تر الگوریتم پیشنهادی می‌پردازیم.

۲-۱- انتخاب ویژگی

روشن است ویژگی‌هایی که به تمایز بیشتر پیکسل‌های پوست و غیرپوست از هم منجر شوند، می‌توانند نرخ آشکارسازی را به میزان چشم‌گیری بهبود بخشند.

از این رو، در خلال بررسی ویژگی‌های متعدد در کانال‌های رنگ گوناگون (مانند RGB، Normalized RGB، CIE-XYZ، CMY، CMYK، HSI، YCbCr و Lab)، شش تا از بهترینِ آن‌ها طی روش‌های فیلتر و Wrapper Method مبتنی بر مقایسهٔ میزان هم‌پوشانی هیستوگرام‌های طبقهٔ پوست و غیرپوست و نیز دست‌یابی به نرخ آشکارسازی بالاتر و نرخ خطای کمتر انتخاب شده است که سه مورد از آن‌ها، در [7] نیز استفاده شده است.

این ویژگی‌های پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های {R}، $\{M_1=|R-G|\}$ و نیز $\{M_2=\max(R,G,B)-\min(R,G,B)\}$ و نیز تغییرات متقابل ویژگی‌های {B&M}، {R&Y} و {R&A} تعریف شده‌اند که در زیربخش بعدی با جزئیات بیشتری تعریف خواهند شد.

R و G و B نمایندهٔ کانال‌های سه‌گانهٔ فضای رنگ RGB، a و b به ترتیب نمایندهٔ کانال دوم و سوم در فضای رنگ Lab و m و y نمایندهٔ کانال دوم و سوم در فضای رنگ CMY هستند.

انتخاب این ویژگی‌ها با این حقیقت فیزیولوژی که پوست نژادهای گوناگون شامل مؤلفه‌های رنگی قرمز و زرد محسوسی است، هم‌خوانی دارد.

۲-۲- انتخاب مدل پوست/غیرپوست

روش پیشنهادی برای تعیین نقشهٔ نگاشت احتمالی پوست، به محاسبه مدل رنگی پوست و نیز مدل رنگی غیرپوست

[1] Morphology

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

می‌پردازد که این‌چنین می‌تواند با در نظر گرفتن اطلاعات محلی ناحیه‌های پوست/غیرپوست به کارایی بهتر طبقه‌بند بیز منجر شود. اگر فرض کنیم که دو ویژگیِ ورودی x و y دارای تعداد t سطحِ مجزا باشد یعنی:

$x=\{x_1,x_2,\ldots,x_t\}$ و $y=\{y_1,y_2,\ldots,y_t\}$ که: $x_1<x_2<\ldots<x_t$ و $y_1<y_2<\ldots<y_t$ باشد، با بهره‌گیری از روش ارائه شده در (چلیک و همکاران، ۲۰۱۲)، هیستوگرام دو بعدی H^c_{xy} چنین توصیف می‌شود:

$$H^c_{xy}=\{h^c_{xy}(m,n)\,|\,1\le m\le t, 1\le n\le t\} \quad (۱)$$

که در آن c طبقهٔ مربوط به پیکسل‌های پوست (S) یا غیر پوست (NS) و $h^c_{xy}(m,n)\in\mathbb{R}$ چنین است:

$$h^c_{xy}(m,n)=\sum_{\forall u}\sum_{\forall v}\sum_{k=-\lceil w/2\rceil}^{\lceil w/2\rceil}\sum_{l=-\lceil w/2\rceil}^{\lceil w/2\rceil}\psi_{(m,n)}\big(x(u,v)\big),y(u+k,v+l)\big) \quad (۲)$$

که در آن w (یک عدد صحیح و فرد) عرض پنجرهٔ درنظرگرفته‌شدهٔ اطراف هر پیکسل را مشخص می‌کند. $h^c_{xy}(m,n)$ تعداد رخداد سطح n ام از کانال x یعنی x_n، در همسایگی سطح m ام از کانال y یعنی y_m را مشخص می‌کند. [ ] بیانگر عمل‌گر جزء صحیح است.

$\psi\big(x(u,v),y(u+k,v+l)\big)\in\{0,1\}$ یک تابع دودویی است که رخداد سطح x_m و y_n در موقعیت مکانی (i,j) و $(i+k,\ j+l)$ را چنین مشخص می‌کند:

$$\psi_{(m,n)}\big(x(u,v),y(u+k,v+l)\big)=\begin{cases}1 & if\ x_m=x(u,v)\,\&\,y_n=y(u+k,v+l)\\ 0 & OW\end{cases} \quad (۳)$$

پس از محاسبهٔ مقادیر $h^c_{xy}(m,n)$، مؤلفه‌های هیستوگرام دوبعدی را مطابق رابطهٔ (۴) نرمالیزه می‌کنیم:

$$h^c_{xy}(m,n)=h^c_{xy}(m,n)\Big/\sum_{u=1}^{t}\sum_{v=1}^{t}h^c_{xy}(u,v) \quad (۴)$$

در این مقاله، مدل متناظر با ویژگی‌های رنگی به دو صورت هم‌رخدادی خودیِ[1] همان ویژگی رنگی یا H^c_{xx} و نیز هم‌رخدادی متقابل[2] دو ویژگی رنگی یا H^c_{xy} محاسبه می‌شود.

[1] Self co-occurence

۲-۲-۱- مدل غیرپوست

برای تعیین مدل غیرپوست، سی تصویر شامل ۲۶۱۳۱۹۹ پیکسل غیرپوست را به‌صورت تصادفی از مجموعه داده‌یِ غیرپوست Invalid source specified. Compaq انتخاب کردیم؛ سپس با استفاده از هیستوگرام دوبعدی، به‌ازای هر کدام از ویژگی‌های جداسازِ معرفی شده، مدل غیرپوست را از روی مجموعه دادهٔ آموزش محاسبه می‌کنیم.

مدل غیرپوستِ محاسبه‌شده به‌ازای هر کدام از ویژگی‌های جداساز (H^{NS}_{BB}، H^{NS}_{M1M1}، H^{NS}_{M2M2}، H^{NS}_{Ra}، H^{NS}_{Ry} و H^{NS}_{bm}) در شکل (۱) دیده می‌شود. با توجه به کوچک‌بودن مقادیر هیستوگرام‌ها، برای نمایش بهتر، از نگاشت لگاریتمی این مقادیر در شکل (۱) برای نمایش استفاده شده است.

۲-۲-۲- مدل پوست

مدل پویای پوست، طی گام‌های زیر تعیین می‌شود:

- استخراج ناحیهٔ چهره
- حذف نواحی غیرپوست چهره طی خوشه‌بندی مبتنی بر K-Means
- استخراج مدل رنگی پوست از روی ناحیهٔ پوست چهره، بر پایهٔ هیستوگرام دوبعدی
- استخراج نقشهٔ احتمالی پوست با استفاده از روش بیز برای هر کدام از ویژگی‌ها
- آشکارسازی با استفاده از آستانه‌گذاری صریح روی ترکیبی از نقشه‌های احتمالی پوست که هر کدام از آن‌ها به‌ازای یکی از ویژگی‌های جداساز محاسبه شده‌اند
- بهبود نتیجهٔ طبقه‌بندی با استفاده از یک ماسک پوست مناسب و عملیات ریخت‌شناسی

برای به‌دست‌آوردن اطلاعات رنگ پوست در هر تصویر، به‌صورت روش ذکرشده در Invalid source specified. عمل کرده‌ایم. ابتدا می‌توان به‌کمک جعبه‌ابزار Invalid source specified. Machine Perception محل چشم‌ها را در تصویر تعیین کرد. حال با فرض داشتن مختصات چشم‌ها، مطابق شکل (۲)، Invalid source specified. یک ماسک بیضوی در مرکز خط متصل‌کنندهٔ دو چشم بنا و نواحی چهره در تصویر استخراج می‌شود. اگر فاصلهٔ بین دو چشم L باشد، قطرهای بزرگ و کوچک بیضی

[2] Cross co-occurence

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

را به‌ترتیب برابر با ۱/۸L و ۱/۶L در نظر می‌گیریم. ماسک بیضوی چنین محاسبه می‌شود:

$$\frac{(x-x_0)^2}{(d/2)^2}+\frac{(y-y_0)^2}{(D/2)^2}\le 1 \qquad (۵)$$

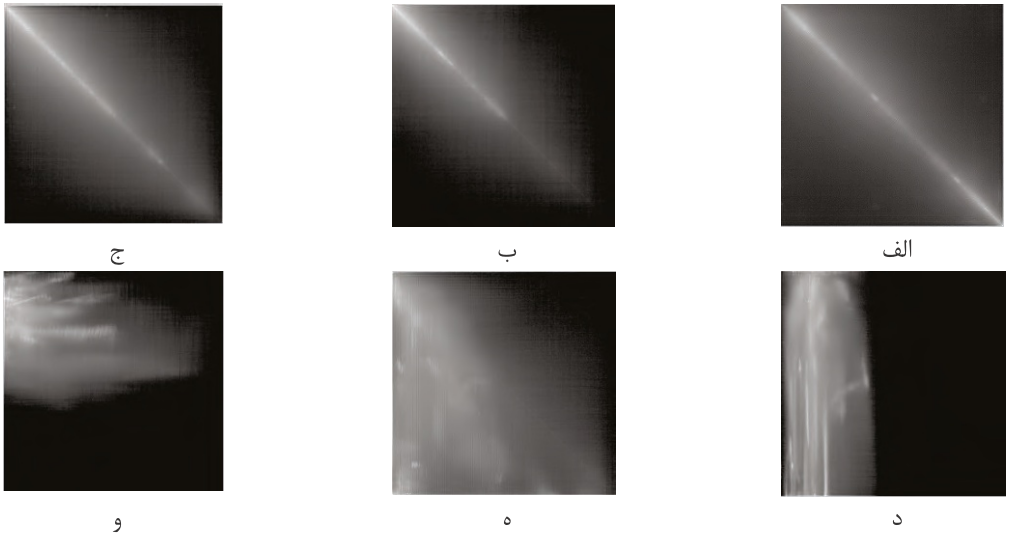
که در آن x و y به‌ترتیب محورهای افقی و عمودی، (x_0,y_0) مرکز خط متصل‌کنندهٔ دو چشم و نیز d و D به‌ترتیب قطرهای کوچک و بزرگ بیضی هستند.

روشن است که ناحیهٔ چهرهٔ استخراج‌شده شامل هر دو گروه پیکسل‌های پوست و غیرپوست است. همان‌گونه که می‌دانیم، ناحیهٔ پوست دارای بافت هموار و ناحیهٔ غیرپوست مانند چشم‌ها و لب‌ها دارای بافت غیر هموار است. از سویی دیگر، می‌دانیم که رنگ پوست انسان‌ها از گروه‌های نژادی گوناگون، ناحیهٔ کوچکی از فضای رنگ را اشغال می‌کند [2] با درنظرگرفتن این موضوع، می‌توان با استفاده از خوشه‌بندی K-Means ناحیهٔ چهره را به دو گروه پیکسل‌های پوست و غیرپوست تقسیم‌بندی کرد.

در شکل (۳)، نتیجهٔ استخراج ناحیهٔ چهره در سه فضای رنگ RGB، CMY و HSV نشان داده شده است. پس از بررسی مولفه‌های گوناگون از فضاهای رنگی مختلف و درنظرگرفتن میزان هم‌پوشانی پیکسل‌های پوست و غیرپوست در ناحیهٔ چهره به این نتیجه رسیدیم که مؤلفه‌های فضای رنگی HSV را به‌عنوان ویژگی‌های ورودی الگوریتم K-Means انتخاب کنیم.

شکل (۴-الف) پراکندگی پیکسل‌های پوست و غیرپوست متعلق به ناحیهٔ چهره را در فضای رنگ HSV نشان می‌دهد.

با فرض این‌که ناحیهٔ چهره، شامل نواحی پوستی نرمال، سایه افتاده و یا با روشنایی بالا و نیز نواحی غیر پوستی تیره و روشن است، ناحیهٔ چهره را به پنج خوشه تقسیم می‌کنیم. اگر فرض کنیم که در ناحیهٔ چهره، جمعیت پیکسل‌های غیرپوست (چشم‌ها و ابروها) بسیار کمتر از پیکسل‌های پوست است، مطابق شکل (۴-ب) می‌توانیم با انتخاب دو تا از کم‌جمعیت‌ترین خوشه‌ها، ناحیه غیرپوست در چهره را استخراج کنیم؛ سپس با حذف پیکسل‌های غیرپوست از ناحیهٔ چهره، اطلاعات رنگی پوست در ناحیهٔ چهره را به‌دست آوریم.



(شکل-۱): نمایش لگاریتمی مدل غیر پوست محاسبه‌شده از روی مجموعه آموزش الف: H_{BB}^{NS}، ب: H_{M1M1}^{NS}، ج: H_{M2M2}^{NS}، د: H_{Ra}^{NS}، ه: H_{Ry}^{NS}، و: H_{bm}^{NS}

(Figure-1): Logarithmic depiction of non-skin model extracted from training set from top/right to down/left: H_{BB}^{NS}, H_{M1M1}^{NS}, H_{M2M2}^{NS}, H_{Ra}^{NS}, H_{Ry}^{NS}, H_{bm}^{NS}

همان‌گونه که شکل (۵) نشان می‌دهد، با استفاده از عملیات خوشه‌بندی، در این گام، تمامی پیکسل‌های پوست و غیرپوست به‌درستی تفکیک نمی‌شوند و هم‌چنان مقداری از پیکسل‌های غیرپوست در گروه پیکسل‌های پوست باقی می‌مانند. درواقع در این گام نمی‌توانیم مدل پوست را به‌طور دقیق محاسبه کنیم. با این وجود، مدل پوست به‌دست‌آمده هم‌چنان قابل قبول است و نتایج آشکارسازی نیز این فرض را تأیید می‌کند.

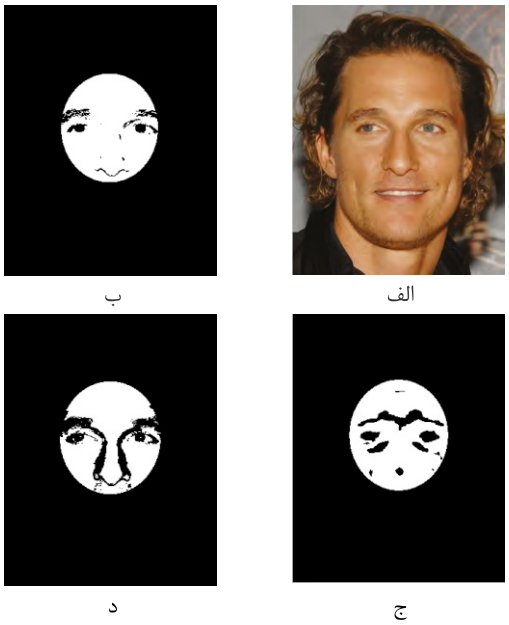
اکنون می‌توانیم به‌ازای هر کدام از شش ویژگی معرفی‌شده، مدل رنگی پوست متناظر با ناحیهٔ پوستی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

استخراج‌شده را با استفاده از روابط (۱-۲) به‌دست آوریم. هیستوگرام دوبعدی پوست ویژگی‌های گوناگون متناظر با شکل (۵) در شکل (۶) نشان داده شده است. مشابه با شکل (۱)، در شکل (۶) هم با توجه به کوچک‌بودن مقادیر هیستوگرام‌ها، لگاریتم آن‌ها نشان داده شده است.

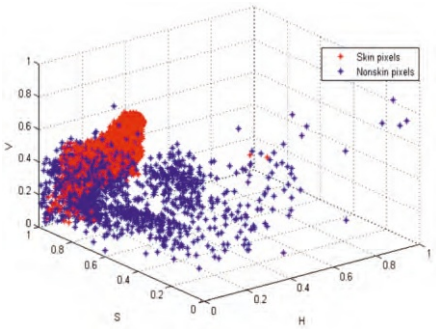
(شکل- ۲): مدل ماسک بیضوی بنا شده روی مختصات چشم‌ها

(Figure-2): Elliptic mask model based on eyes points

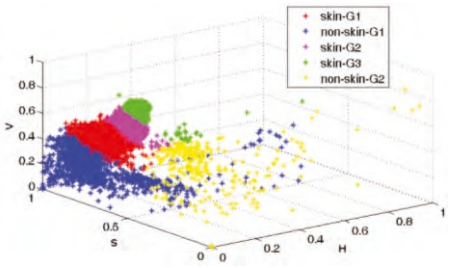


(شکل- ۳)- الف: تصویر اصلی و ناحیه‌ی‌چهره استخراج شده مبتنی بر مختصات چشم‌ها،مبتنی بر فضای رنگ ب: HSV، ج: CMY د: RGB

(Figure-3): From top/right to down/left: Input image and face regions extracted based on different color spaces: HSV, CMY and RGB, respectively.



الف

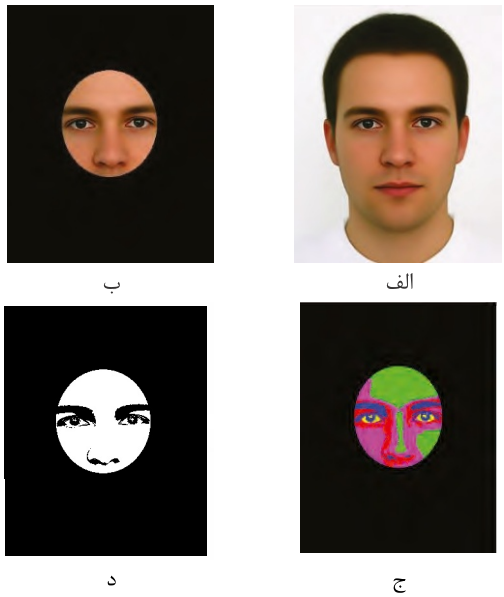


ب

(شکل- ۴)- الف: پراکندگی پیکسل‌های پوست و غیرپوستِ ناحیهٔ چهره در فضای رنگی HSV، ب: خوشه بندی پیکسل‌های پوست و غیرپوستِ ناحیهٔ چهره در فضای رنگی HSV

(Figure-4): From top to down: Scatter plot of skin and non-skin pixels, Clustering of the skin and non-skin pixels in HSV color space

نمونه‌ای از ناحیهٔ پوستی استخراج‌شده مبتنی بر فضای رنگ HSV در شکل (۵) نشان داده می‌شود.



(شکل- ۵)- الف: تصویر اصلی [11]، ب: ناحیهٔ چهره استخراج‌شده مبتنی بر مختصات چشم‌ها، ج: خوشه بندی ناحیهٔ چهره، د: پیکسل‌های پوست چهره

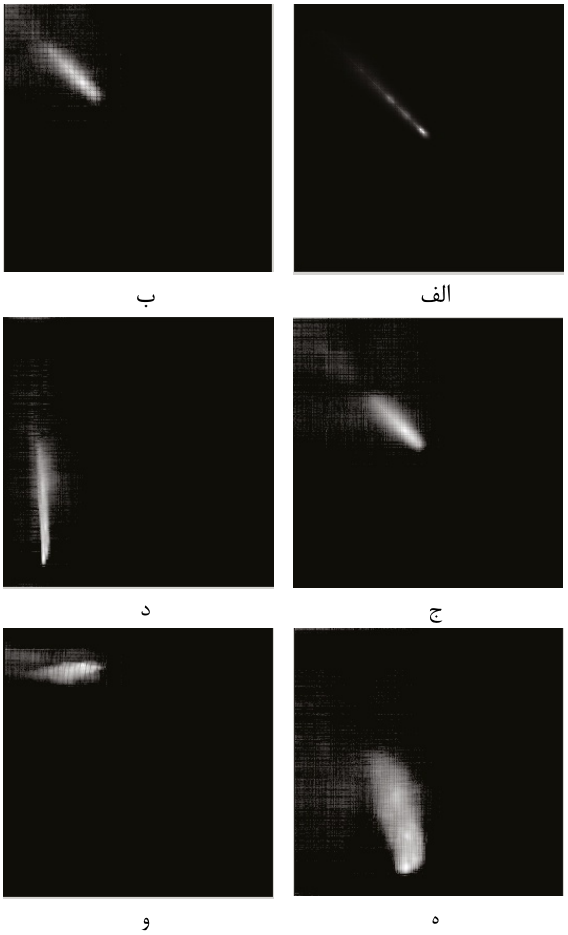
(Figure-5): From top/right to down/left: Input image [11], Face region extracted from eyes points, Clustering of the pixels in the face region, Skin pixels

۲-۳-گام آشکارسازی

در این گام، تصویر RGB ورودی را به فضاهای رنگی معرفی‌شده، انتقال می‌دهیم و ویژگی‌های جداساز را استخراج می‌کنیم. به‌منظور محاسبهٔ احتمال شرطیِ ویژگی‌های معرفی‌شده که از روی تصویر آزمون استخراج شده‌اند، از

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

مدل‌های پوست و غیرپوستِ محاسبه‌شده در گام پیشین استفاده می‌کنیم.



(شکل- ۶)- نمایش لگاریتمی مدل پوست محاسبه‌شده به‌ازای ویژگی‌های مختلف الف: H^S_{BB}، ب: H^S_{M1M1}، ج: H^S_{M2M2}، د: H^S_{Ra}، ه: H^S_{Ry}، و: H^S_{bm} متناظر با تصویرِ شکل ۴

(Figure-6): Logarithmic depiction of skin model computed from different features using Fig. 4 -from top/right to down/left- H^S_{BB}, H^S_{M1M1}, H^S_{M2M2}, H^S_{Ra}, H^S_{Ry} and H^S_{bm}, respectively.

نقشهٔ احتمال شرطی پوست و غیرپوست برای هر پیکسل (i,j) و به‌ازای ماتریس ویژگی x و y چنین محاسبه می‌شود:

$$p\left(x(i,j),y(i,j)|C\right)=\sum_{k=-\left[w/2\right]}^{\left[w/2\right]}\sum_{l=-\left[w/2\right]}^{\left[w/2\right]}H^C_{xy}\left(x(i+k,j+l),y(i+k,j+l)\right) \quad (۶)$$

که در آن C یکی از کلاس‌های پوست یا غیرپوست و H^C_{xy} ماتریس هم‌رخدادی متقابل ویژگی‌های x و y در کلاس C است. بدین صورت در تصمیم‌گیری دربارهٔ یک پیکسل، به‌احتمال پوست/غیرپوست‌بودن همسایگان آن پیکسل مبتنی بر هم‌رخدادیِ خودی ($x=y$) و غیرخودی ($x\neq y$) هم توجه می‌شود. با فرض مستقل‌بودن ویژگی‌ها از یکدیگر و با استفاده از روش تصمیم‌گیری بیز، مقدار احتمالی پوست را متناظر با ویژگی‌های مختلف در هم ادغام می‌توان کرد:

$$\frac{\prod_{i=1}^{n}p(x_i|S)}{\prod_{i=1}^{n}p(x_i|NS)}\geq\theta \quad (۷)$$

که در آن x_i، i امین ویژگی جداساز، n تعداد کل ویژگی‌ها و θ یک مقدار آستانه است که به‌صورت تجربی انتخاب و در آزمایش‌های گوناگون یکسان انتخاب شده است.

اگرچه میان ویژگی‌ها مقداری وابستگی وجود دارد و مقدار دقیق احتمال‌ها توسط رابطهٔ (۶) به‌دست نمی‌آید، با این وجود، نتایج مشاهده شده در [1] و [2] نشان می‌دهد که تصمیم‌گیری مبتنی بر این روش، برای طبقه‌بندی پاسخ مناسبی می‌دهد.

پیکسل‌هایی که نسبت شباهت متناظر آن‌ها بزرگتر از مقدار θ است به‌عنوان پیکسل پوست برچسب می‌خورند و برعکس.

نقشهٔ احتمالی پوست برای شش ویژگی پیشنهادشده به‌ازای یک تصویر آزمون در شکل (۷) نشان داده شده‌است. همان‌گونه که از شکل (۷) پیدا است یک ویژگی به‌تنهایی نمی‌تواند تمام پیکسل‌های پوست و غیرپوست را به‌درستی تفکیک کند؛ به‌علاوه استفاده از یک ویژگی به‌تنهایی در تغییرات روشنایی و پس‌زمینه‌های پیچیده نیز ضعیف عمل می‌کند. از این‌رو در این مقاله با استفاده از رهیافت ادغام ویژگی‌های مناسب و ترکیب اطلاعات ویژگی‌های معرفی‌شده، توصیف بسیار مناسب‌تری از نواحی پوستی ارائه داده و فرآیند آشکارسازی را بهبود داده‌ایم.

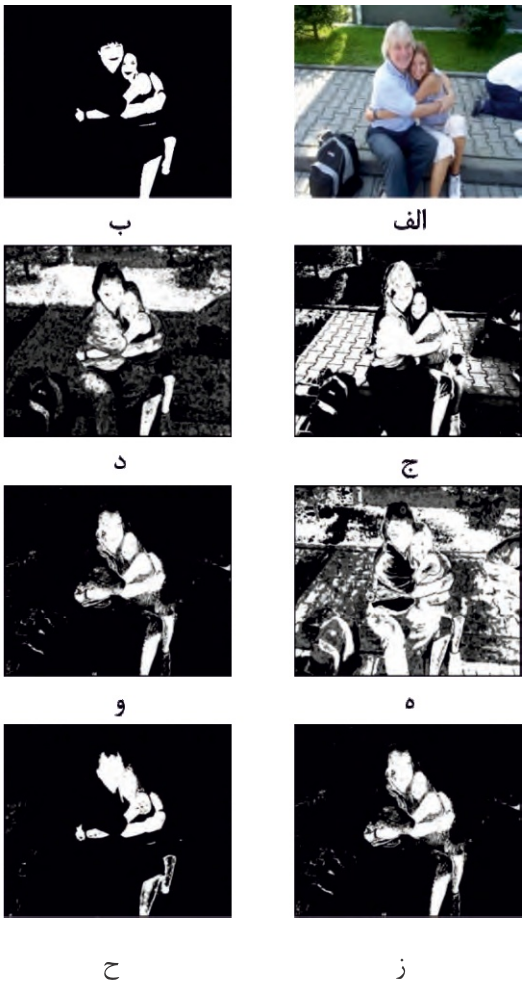
۲-۴-پس پردازش

در این مقاله، پس از بررسی ویژگی‌های گوناگون از رنگ پوست انسان، ماسکی ارائه کردیم که می‌تواند نتیجهٔ آشکارسازی را بهبود چشم‌گیری بخشد.

همان‌گونه که می‌دانیم پوست انسان مؤلفهٔ قرمزرنگ بالایی دارد؛ با درنظرگرفتن این واقعیت و نیز تأیید آماری،

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

نتیجه گرفته‌ایم که در بیش‌تر پیکسل‌های پوست مقدار مؤلفهٔ قرمزرنگ از مقدار مؤلفه‌های سبز و آبی رنگ بیش‌تر است. ازاین‌رو ماسک پیشنهادی مطابق (۸) خواهد بود.



(شکل- ۷)- الف: تصویر اصلی، ب: Ground truth، نقشه احتمال پوست برای ویژگی‌های جداساز معرفی شده: (ج-ه) هم‌اتفاقی خودی R، |R-G| و max(R,G,B)-min(R,G,B)، (و-ح) هم اتفاقی متقابل R&A، R&Y و B&M

(Figure-7): from top/right to down/left: Input image, Ground Truth, Skin probability maps based on self/cross co-occurrence discriminant features such as R, |R-G|, max(R, G, B)-min(R, G, B), R&A, R&Y and B&M.

مجموعه دادهٔ Pratheepan [11] شامل ۷۸ تصویر با ۳۱۵۰۴۸۲ تعداد پیکسل پوست و ۱۵۶۴۸۲۷۱ تعداد پیکسل غیرپوست است.

اعمال ماسک پیشنهادی در (۸) بر تصاویر این مجموعه داده نشان می‌دهد که ۹۹/۴۰۲۵ درصد از پیکسل‌های پوست و ۵۸/۶۱۲۲ درصد از پیکسل‌های غیرپوست در رابطهٔ (۸) صدق می‌کنند.

هم‌چنین اعمال ماسک پیشنهادی روی یک مجموعه دادهٔ بزرگ‌تر شامل هزار تصویر که به‌صورت تصادفی از مجموعه دادهٔ Compaq [9]، انتخاب شده‌اند نیز نتایج پیشین را تصدیق می‌کند. این آزمایش نیز نشان می‌دهد که ۹۸/۱۴۸۹ درصد از پیکسل‌های پوست و ۵۱/۵۴۴۲ درصد از پیکسل‌های غیرپوست در این مجموعه داده نیز شرایط (۸) را برآورده می‌کنند؛ بنابراین، این ماسک می‌تواند با حذف بخشی از نواحی غیرپوست که به‌اشتباه پوست تشخیص داده شده‌اند نتیجهٔ آشکارسازی را بهبود دهد. شکل (۸) نتیجهٔ اعمال ماسک پیشنهادی روی شش تصویر از مجموعه دادهٔ Pratheepan [11] را نشان می‌دهد.

پس از اعمال ماسک پیشنهادی روی خروجی گام آشکارسازی، نتیجه نهایی را با حذف حفره‌های بسیار کوچک بهبود می‌دهیم؛ برای حذف حفره‌ها ابتدا یک بلوک w*w اطراف هر پیکسل در نظر می‌گیریم. اگر بیش‌تر از ۸۰٪ از پیکس‌های موجود در همسایگی یک پیکسل که به‌عنوان پیکسل غیرپوست تشخیص داده شده است، پیکسل‌های پوست باشند، آن پیکسل را به‌عنوان پیکسل پوست انتخاب می‌کنیم. هم‌چنین اگر بیش‌تر از ۸۰ درصد از پیکسل‌های موجود در همسایگی یک پیکسل که به‌عنوان پیکسل پوست تشخیص داده شده است، پیکسل‌های غیرپوست باشند، آن پیکسل را به‌عنوان پیکسل غیرپوست انتخاب می‌کنیم. این مقادیر آستانه به‌صورت تجربی و با درنظرگرفتن مصالحه‌ای میان مقادیر TPR و FPR به‌دست آمده است.

$$g_1(m,n)=\begin{cases}1 & \max(R,G,B)(m,n)=R(m,n)\\ 0 & OW\end{cases} \qquad (۸)$$

$$TPR=\frac{TP}{TP+FN} \qquad (۹)$$

۳- نتایج آزمایش‌ها

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی به‌اندازه‌گیری خطای طبقه‌بندی می‌پردازیم. ممکن است طبقه‌بند به‌اشتباه یک پیکسل غیرپوست را پوست و یا یک پیکسل پوست را غیرپوست تشخیص بدهد. این خطاها به‌ترتیب False Positives (FP) و False Negatives (FN) نامیده می‌شوند. در بحث آشکارسازی پوست، True Positives (TP) پیکسل‌های پوستی هستند که طبقه‌بند، به‌درستی آن‌ها را پیکسلِ پوست تشخیص داده است. True Negatives (TN)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

(شکل- ۸)- نتیجه اعمال تنهای ماسک پیشنهادی در رابطه (۸) بر روی برخی تصاویر مجموعه دادهٔ Pratheepan [11]
(Figure-8): Results of the proposed mask from Eq. (8) on some images from Pratheepan dataset [11]

پیکسل‌های غیرپوستی هستند که طبقه‌بند به‌درستی آن‌ها را پیکسل غیرپوست تشخیص داده است. این مقادیر با مقایسهٔ پیکسل به پیکسل تصویرِ طبقه‌بندی‌شده توسط آشکارساز و ماسک‌های درست‌نمای متناظر آن (Ground Truth) چنین محاسبه می‌شود:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \qquad (۱۰)$$

مقادیر معرفی‌شده به‌منظور ترسیم منحنی مشخصهٔ عملکرد سامانهٔ (ROC) که بیانگر مصالحهٔ نسبی میان سود و هزینه است برای نشان دادن کارایی یک طبقه‌بند، استفاده می‌شوند (فاوست و همکاران، ۲۰۰۶). برای ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی، آزمایش‌های گوناگونی بر روی تصاویر پایگاه‌های داده Compaq [9] و Pratheepan [11] انجام شده است.

آزمایش یک: در این بخش کارایی الگوریتم پیشنهادی را روی مجموعه دادهٔ Pratheepan ارزیابی می‌کنیم. این مجموعه داده از ۷۸ تصویر که به‌صورت تصادفی از Google دانلود شده و توسط دوربین‌های گوناگون در شرایط نورپردازی مختلف تصویر برداری شده‌اند تشکیل شده است و ۳۲ تصویر چهره و ۴۶ تصویر خانوادگی در پس‌زمینه‌های ساده و پیچیده دارد. این مجموعه شامل ۳۱۵۰۴۸۲ پیکسل پوست و ۱۵۶۴۸۲۷۱ پیکسل غیرپوست است.

شکل (۹) نمودارهای TPR و FPR به‌دست آمده از اعمال روش پیشنهادی روی تصاویر مجموعهٔ دادهٔ Pratheepan [11] را نشان می‌دهد. نرخ خطای این روش برای ۹۳/۵۹ درصد از تصاویر این مجموعه داده کمتر از ۱۰٪ است؛ در حالی‌که نرخ خطا در برخی روش‌ها مانند روش [6] تا ۵۰٪ پیش رفته است. از سویی دیگر در ازای بیش از ۶۰٪ تصاویر آزمون، نرخ آشکارسازی الگوریتم پیشنهادی بالاتر از ۸۰٪ است.

امتیاز روش ارائه‌شده در این مقاله پایین‌نگاه‌داشتن نرخ خطا ضمن بالابردن نرخ آشکارسازی است.

آزمایش دو: از آنجاکه فراوانی پیکسل‌های پوست در تصاویر گوناگون آزمایش یک، با هم فرق دارد، در کنار چنین نموداری (شکل ۹)، نتیجه اعمال الگوریتم پیشنهادی را بر روی تعدادی از تصاویر آزمون نشان داده‌ایم. از مقایسه چشمی/دیداری این خروجی‌ها، کارایی بهتر الگوریتم پیشنهادی تأیید می‌شود. شکل (۱۰) کارایی روش پیشنهادی و روش ارائه‌شده در [6] را مورد مقایسه قرار می‌دهد. از مقایسهٔ چشمی/دیداری این خروجی‌ها، به‌سادگی دیده می‌شود که روش پیشنهادی در این مقاله نسبت به روش [6] نرخ خطای کمتری دارد و بسیار بهتر عمل می‌کند.

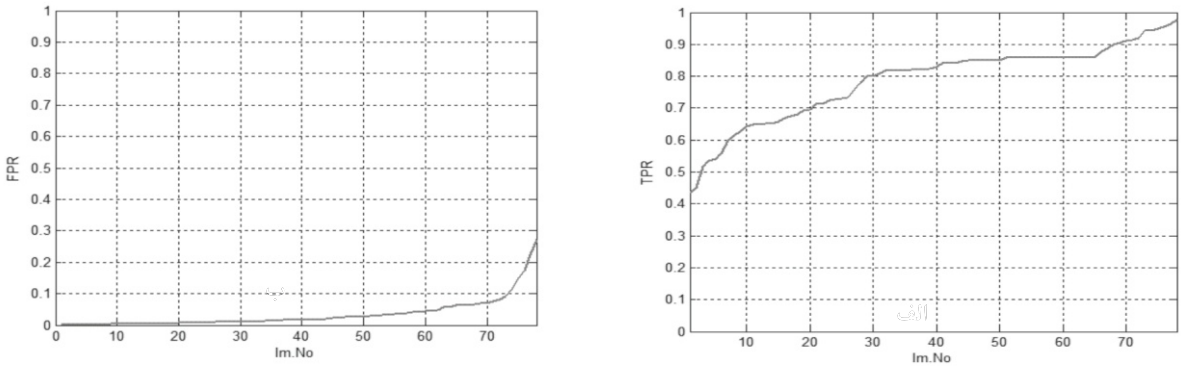
شکل (۱۱) نتایج روش پیشنهادی و روش ارائه‌شده در [11] و [13] را نشان می‌دهد. همان‌گونه که دیده می‌شود، روش پیشنهادی در این مقاله، در تصاویری که روش‌های مورد مقایسه خطای زیادی از خود نشان داده‌اند، بهتر عمل کرده است.

در شکل (۱۲) به‌ازای چند تصویر خانوادگی، روش پیشنهادی و روش ارائه‌شده در [11] مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

شکل (۱۳) نتیجهٔ اعمال روش پیشنهادی روی تصاویر دیگری از مجموعه دادهٔ Pratheepan را نشان می‌دهد. وجود پس‌زمینه‌های ساده و پیچیده، رنگ پوست گروه‌های نژادی گوناگون و تغییرات روشنایی در تصاویر مورد ارزیابی و پایین بودن نرخ خطای FPR کارایی الگوریتم پیشنهادی را ثابت می‌کند.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

آزمایش سه: در این آزمایش با اعمال مقادیر آستانهٔ گوناگون، منحنی تغییرات TPR بر حسب FPR را به‌ازای تصویرهای مجموعهٔ دادهٔ Pratheepan [11] ، رسم شده است. شکل (۱۴) منحنی ROC محاسبه‌شده برای روش پیشنهادی و روش ارائه‌شده در [14] را نمایش می‌دهد. همان‌گونه که در شکل (۱۳) دیده می‌شود، به ازای مقادیر یکسان از نرخ آشکارسازی (TPR)، مقدار خطا در این رهیافت نسبت به رهیافت ارائه شده در [14] بسیار کمتر است.



(شکل- ۹)–الف: نرخ آشکارسازی(TPR) و ب: نرخ خطا (FPR) برای روش پیشنهادی روی مجموعه دادهٔ Pratheepan

(Figure-9): Results of the proposed method on Pratheepan dataset, first row: TPR, Second row: FPR

(شکل- ۱۰)- الف: ground truth، و نتیجه حاصل از روش پیشنهادی در ب: [7]، ج: این مقاله

(Figure-10): From right column to left column: Ground truth, Results of the methods proposed in [7] and this work, respectively.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

د ج ب الف

(شکل- ۱۱)- الف: ground truth، و نتیجه روش پیشنهادی در ب: [13]، ج: [11]، د: این مقاله

(Figure-11): From right column to left column: Ground truth, Results of the methods proposed in: [13], [11], **and this work, respectively.**

د ج ب الف

(شکل- ۱۲)- الف: تصویر اصلی [11]، ب: Ground truth، و نتیجه روش پیشنهادی در ج: [11]، د: این مقاله

(Figure-12): From right column to left column: Original image, Ground truth, Results of the methods proposed in [11] **and this work, respectively.**

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

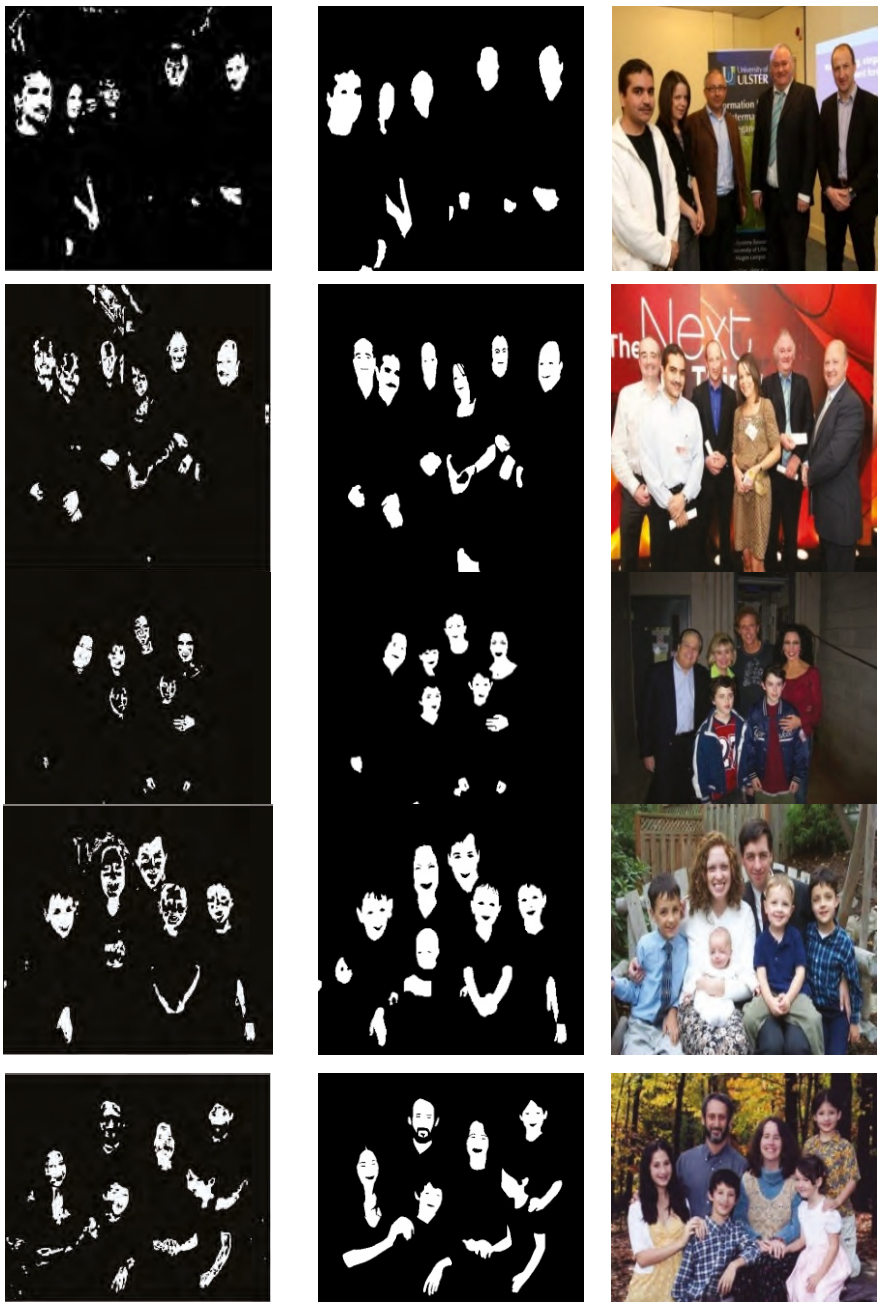
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

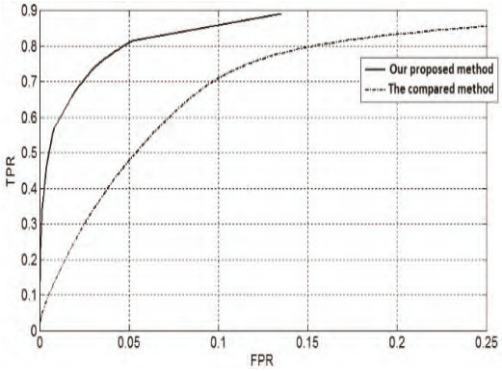
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]



(ج) (ب) (الف)

(شکل- ۱۳)- الف: تصویر اصلی، ب: ground truth ، ج: نتیجه حاصل از روش پیشنهادی در این مقاله

(Figure-13): From right column to left column: Original Images, Ground truth, Results of the method proposed in this work, respectively.



(شکل- ۱۴)- منحنی ROC متناظر با روش پیشنهادی و روش ارائه شده در [14]

(Figure-14)-ROC Curves corresponding to the methods proposed in this work and [14]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش آشکارسازی پویا مبتنی بر هیستوگرام دوبعدی و نیز روش تصمیم‌گیری بیز با معرفی شش ویژگی رنگی کارآمد ارائه شده است. استفاده از یک مدل پوست خاص برای هر تصویر، استفاده از اطلاعات پیکسل‌های مجاور مبتنی بر هیستوگرام دوبعدی و ادغام ویژگی‌ها در یک بستر احتمالاتی به کارایی بهتر روش پیشنهادی در برابر شرایط نورپردازی، پس‌زمینه‌های پیچیده و تغییرات گروه‌های نژادی منجر شده است. هم‌چنین، گام پس‌پردازش شامل ماسک پوست پیشنهادی و عملیات دودویی نتیجهٔ نهایی را بهبود داده است. مقایسهٔ روش پیشنهادی با روش‌های مرجع نشان می‌دهد روش پیشنهادی کارایی بسیار بهتری نسبت به روش مرجع دارد.

۵- مراجع 5-Reference

[1] P. Greenfield, P. Rickwood and H. C. Tran, "Effectiveness of internet filtering software products," *Australian Broadcasting Authority Mathematical and Information Sciences,* pp. 34-55, 2001.

[2] P. Kakumanu, S. Makrogiannis and N. Bourbakis, "A survey on skin-color modeling and detection methods," *Pattern Recognition,* vol. 40, no. 3, pp. 1106-1122, 2007.

[3] A. Albiol, L. Torres and E. J. Delp, "Optimum color space for skin detection," in *Intenational Conference on Image Processing*, 2001.

[4] J. Yang, W. Lu and A. Waibel, "Skin-color Modeling and Adaption," in *Computer Vision (ACCV)*, 1997.

[5] F. Tomaz, T. Candeias and H. Shahbazkia, "Fast and accurate skin segmentation in solor images," in *First Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, 2004.

[6] M. Shoyaib, M. Abdullah-Al-Wadud, O. Chae and R. Byungyong, "Skin Detection Using Statistics of Small Amount of Training Data," *Electronics Letters,* vol. 48, no. 2, pp. 87-88, 2012.

[7] P. Yogarajah, J. Condell, K. Curran and P. McKevitt, "A dynamic threshold approach for skin tone detection in colour images," *International Journal of Biometrics,* vol. 4, no. 1, pp. 38-55, 2012.

[8] T. Celik, "Two-dimensional histogram equalization and contrast enhancement," *Pattern Recognition,* vol. 45, no. 10, pp. 3810-3824, 2012.

[9] 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.

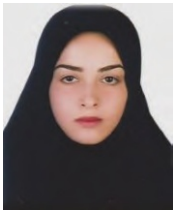
[10] I. Fasel, B. Fortenberry and J. Movellan, "A generative framework for real time object detection and classification," *Computer Vision and Image Understanding,* vol. 98, no. 1, pp. 182-210, 2005.

[11] W. R. Tan, C. S. Chan, P. Yogarajah and J. Condell, "A fusion approach for efficient human skin detection," *IEEE Transactions on Industrial Informatics,* vol. 8, no. 1, pp. 138-147, 2012.

[12] L. I. Kuncheva, "On the optimality of naive bayes with dependent binary features," *Pattern Recognition Letters,* vol. 27, no. 7, pp. 830-837, 2006.

[13] I. Hwang, S. H. Lee, B. Min and N. Cho, "Luminance adapted skin color modeling for the robust detection of skin areas," in *20th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2013.

[14] B. Moradi and M. Ezoji, "Skin detection based on contextual information," in *2nd international conference on pattern recognition and image analysis*, 2015.



بهاره مرادی مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق-الکترونیک به‌ترتیب از دانشگاه یزد و دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل دریافت کرد. ایشان در حال حاضر، پژوهش‌های خود را در زمینهٔ پردازش سیگنال و تصویر، بازشناسی الگو، بینایی ماشین و هوش مصنوعی ادامه می‌دهند.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

b.moradi@stu.nit.ac.ir

مهدی ازوجی مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۱ از دانشگاه صنعتی شریف و مدارک کارشناسی ارشد و دکتری را به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۹ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر در رشته مهندسی برق-الکترونیک دریافت کرد. زمینه‌های مورد علاقه ایشان شامل بینایی ماشین، بازشناسی آماری/ساختاری الگو و نیز یادگیری منیفلد است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

m.ezoji@nit.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2025-12-17]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.63]