

## بخش‌بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه

جواد راستی<sup>۱\*</sup>

سید امیرحسن منجمی<sup>\*\*</sup>

عباس وفایی<sup>\*\*\*</sup>

\* استادیار، دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه اصفهان، اصفهان

\*\* دانشیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، اصفهان

\*\*\* استادیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، اصفهان

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۴/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۱۱/۳۰

### چکیده

یکی از مسایل مهم در پردازش خودکار تصاویر بیرونی، نحوه بخش‌بندی این تصاویر به هدف تشخیص شیء در آنها می‌باشد. مشخصات خاص این تصاویر از جمله تنوع رنگ، اثرات نوری متفاوت، وجود سایه‌های رنگی، جزئیات بافتی زیاد و وجود اشیاء کوچک و ناهمگن باعث می‌شود مسأله بخش‌بندی تصاویر بیرونی به ویژه بخش‌بندی رنگی با چالش‌های جدی مواجه شود. در تحقیقات قبلی برای خوشه‌بندی رنگی تصاویر بیرونی به هدف بخش‌بندی ابتدایی، روشی مبتنی بر الگوریتم خوشه‌بندی k-means در بستری با دقت چندگانه پیشنهاد شده بود. این روش با استفاده از محو عمودی جزئیات بافتی تصویر و حذف کلاسه‌های محرز در تصاویر محو شده و سپس اضافه کردن کلاسه‌ها در تصاویر با دقت بالاتر، کارایی مناسبی برای بخش‌بندی ابتدایی این تصاویر در مقایسه با روش k-means عادی نشان می‌داد. در این مقاله، یک روش تطبیق‌پذیر با تصویر با استفاده از هیستوگرام حلقوی تهرنگ برای تشخیص کلاس‌های محرز در تصاویر محوشده در بستری با دقت دوگانه پیشنهاد گردیده است. کارایی این الگوریتم به کمک یک روش ارزیابی‌بنظرارت شده روی دو پایگاه داده از تصاویر بیرونی بررسی شده که حدود ۲۰٪ کاهش خطای پیکسلی در بخش‌بندی و نیز دقت و حدود ۳۰٪ سرعت بیشتر در همگرایی الگوریتم خوشه‌بندی، نشانگر کیفیت بالاتر روش پیشنهادی نسبت به روش عادی است.

**کلید واژگان:** تصاویر بیرونی، خوشه‌بندی، بخش‌بندی رنگی، دقت

تصویر.

### ۱. مقدمه

پردازش خودکار تصاویر بیرونی یکی از زمینه‌های مهم بینایی ماشین است که از جمله کاربردهای آن می‌توان به ساخت روپات‌های هوشمند برای ایفای نقش در محیط‌های خارجی [۱] و طراحی کامپیوترهای پوشیدنی [۲] اشاره کرد. بخش‌بندی یکی از مهمترین گام‌های ابتدایی پردازش خودکار تصاویر است که موفقیت در تحلیل تصویر تا حد زیادی به آن وابسته است [۳]. بخش‌بندی، تصویر را به اجزاء سازنده آن تقسیم می‌کند تا به کمک روندهای تشخیص شیء بتوان این اجزاء را شناسایی نمود. این تشخیص در زمینه‌های زیادی از بینایی ماشین مانند تحلیل صحنه و ردیابی اشیاء کاربرد خواهد داشت.

مشخصات خاص تصاویر بیرونی از جمله تغییرات نوری، وجود جزئیات بافتی زیاد و وجود اشیاء کوچک و زیاد و ناهمگن، باعث می‌شود مسأله بخش‌بندی تصاویر بیرونی با چالش‌های جدی مواجه شود [۴، ۵]. به همین دلیل استفاده از رویه‌های پیش‌پردازش که بتواند ابعاد فضای اطلاعاتی تصویر را کاهش دهد، برای بخش‌بندی این تصاویر معمولاً ضروری است.

رنگ یکی از مهمترین ویژگی‌های هر شکل است که با تکیه بر آن می‌توان تا حد زیادی به موفقیت بخش‌بندی امیدوار بود [۶، ۷]. اما تنوع رنگی تصویر که در سیستم‌های دیجیتال امروزی به صورت معمول چند میلیون رنگ را دربرمی‌گیرد، مانعی جدی در این راه به شمار می‌رود. یکی از ابزارهای معمول پیش‌پردازش برای عملیات بخش‌بندی استفاده از روش‌های کاهش و دسته‌بندی رنگ‌هاست. روندهای کاهش رنگ،

پیشنهاد شده در [۲۸-۲۵] اشاره کرد. هرچند با استفاده از این الگوریتم مانند آنچه پیش‌تر در [۲۱] پیشنهاد کردیم، می‌توان با حفظ کیفیت بصری تصویر، پهنای باند لازم برای انتقال و نیز فضای مورد نیاز برای ذخیره‌سازی تصویر را به نحو مطلوبی کاهش داد، اما به لحاظ تنوع رنگ و جزئیات بافتی تصاویر بیرونی، روش  $k$ -means استاندارد (مانند دیگر روش‌های خوشه‌بندی رنگی) معمولاً کارایی مناسبی در کاهش رنگ این تصاویر به هدف بخش‌بندی ابتدایی (که در آن شکل کلی اشیاء اهمیت بیشتری دارد) از خود نشان نمی‌دهد و عموماً منجر به بخش‌بندی نادرست می‌شود [۲۹، ۳۰]. به منظور بهبود روش  $k$ -means برای بخش‌بندی رنگی تصاویر بیرونی، در [۳۱] روشی مبتنی بر خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی با حذف تدریجی خوشه‌ها با استفاده از هرم گوسی با دقت چندگانه پیشنهاد کردیم که در مقایسه با روش  $k$ -means عادی، کارایی بهتری در بخش‌بندی تصاویر بیرونی و ایجاد شکل کلی اشیاء از خود نشان می‌داد. در این مقاله، روش فوق به صورت تطبیق‌پذیر با تصویر گسترش داده می‌شود تا به کمک تجمع آماری رنگ‌های تصویر که از روی هیستوگرام توزیع رنگ به دست می‌آیند، بتواند نسبت به شرایط نوری و بافتی متنوع تصاویر بیرونی مقاوم باشد. کارایی این الگوریتم نسبت به روش  $k$ -means استاندارد و نسخه بهبود یافته آن، به کمک یک روش ارزیابی نظارت‌شده روی دو مجموعه تصویر استاندارد در بستری با دقت دوگانه بررسی خواهد شد.

در بخش ۲ به معرفی روش  $k$ -means و عملکرد آن در کاهش رنگ تصاویر بیرونی خواهیم پرداخت. بخش ۳ این تحقیق به تشریح الگوریتم  $k$ -means بهبود یافته و نسخه گسترش یافته آن اختصاص دارد. روش و نتایج ارزیابی الگوریتم در بخش ۴، تحلیل نتایج در بخش ۵ و جمع‌بندی نهایی و پیشنهادهایی برای بهبود روش مورد تحقیق در بخش ۶ آورده شده است.

## ۲. روش $k$ -means برای کاهش رنگ

روش  $k$ -means استاندارد، یک الگوریتم خوشه‌بندی است که می‌تواند برای دسته‌بندی رنگ‌های یک تصویر به کار رود. اگر هر پیکسل تصویر رنگی را برداریم شکل از ویژگی‌های رنگی آن پیکسل در نظر بگیریم، روش  $k$ -means باید این بردارهای رنگی را از روش‌هایشان به هم به  $k$  خوشه تقسیم کند. هرچند ساده‌ترین ویژگی‌های رنگی مورد استفاده، ویژگی‌های فضای RGB یا مانند [۳۲] ویژگی‌های فضای HSV است، اما تحقیقات انجام شده در [۳۳] نشان می‌دهد فضای رنگی CIE-Lab به لحاظ ادراکی بودن، بیشترین بازده را در مسأله خوشه‌بندی رنگی

تصویر را از یک فضای اطلاعاتی با ابعاد چند میلیون رنگ به یک فضای دسته‌بندی شده محدود با ابعاد چند رنگ مهم تبدیل می‌کنند. تحلیل ماشینی این فضای محدود کاری ساده‌تر و طبعاً کاراتر است که می‌تواند به عنوان گامی ابتدایی در بخش‌بندی تصویر به کار رود [۸].

هدف از کاهش تعداد رنگ‌های یک تصویر، ترکیب رنگ‌های نزدیک و ایجاد تصویری جدید با تعدادی محدود رنگ است که بتواند رنگ‌های تصویری اصلی (الگوها یا اشیاء) را به نمایش درآورد. این فرآیند می‌تواند برای تقسیم تصویر به عناصر اصلی سازنده‌اش مفید باشد. دسته‌ای از روش‌های کاهش رنگ بر مبنای تقسیم متوالی مکعب سه‌بعدی RGB عمل می‌کنند که از جمله آنها می‌توان به روش‌های Octree [۹]، برش میانه [۱۰]، و الگوریتم‌های مبتنی بر پراش [۱۱] اشاره کرد. دسته‌ی دیگر الگوریتم‌های کاهش رنگ، بر مبنای خوشه‌بندی رنگ‌ها عمل می‌کنند [۱۲]. این الگوریتم‌ها برای پیدا کردن رنگ‌های مهم تصویر از روش‌های خوشه‌بندی مانند کوانتیزاسیون برداری [۱۳]، GNG [۱۴]، FOSART [۱۵]، Fuzzy ART [۱۶]، ACR [۱۷] استفاده می‌کنند. شبکه‌های عصبی نیز برای خوشه‌بندی اطلاعات رنگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. به عنوان مثال، شبکه عصبی خودسامانده کوهونن برای کاهش رنگ محبوبیت فراوانی دارد که از جمله پژوهش‌های مرتبط با آن می‌توان از [۲۰-۱۸] نام برد. پیش‌تر، با افزایش تعداد ویژگی‌های رنگی به صورت افزونه و در نظر گرفتن پیکسل‌ها در فضاهای رنگی مختلف، در [۲۱] روشی مبتنی بر شبکه عصبی خودسامانده پیشنهاد کردیم که به دسته‌بندی بهتر رنگ‌ها می‌انجامد.

در روش‌های مزبور، پیکسل‌های تصویر مانند یک بردار با مؤلفه‌های ویژگی‌های رنگی (مثلاً درصد مشارکت رنگ‌های اصلی قرمز و سبز و آبی در ساخت آن) در نظر گرفته می‌شوند که باید با هم ترکیب شوند و بردارهایی بسازند که نمایندگان خوبی از رنگ‌های تصویر باشند. به بیان دیگر به‌کاهش رنگ می‌توان به عنوان یک تبدیل از فضای برداری وسیع به فضای برداری محدود نگریست. این فضای برداری محدود همان رنگ‌های مهم تصویر است که دسته‌بندی اشیاء تصویر به کمک آنها می‌تواند قدم مهمی در بخش‌بندی ابتدایی تصویر باشد [۲۰، ۲۲].

یکی از راه‌حل‌های ساده، سریع، و کارا برای مسأله خوشه‌بندی استفاده از الگوریتم  $k$ -means است [۲۳] که به همراه نسخه فازی آن به نام Fuzzy c-means یا FCM [۲۴]، پرکاربردترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی در کاربردهای صنعتی پردازش تصویر و یادگیری ماشینی به شمار می‌روند که از جمله پژوهش‌های اخیر می‌توان به الگوریتم‌های

خود قرار گیرند. معیار این صحت، کمینه شدن حاصل جمع خطاها،  $k$  در رابطه ۲ است:

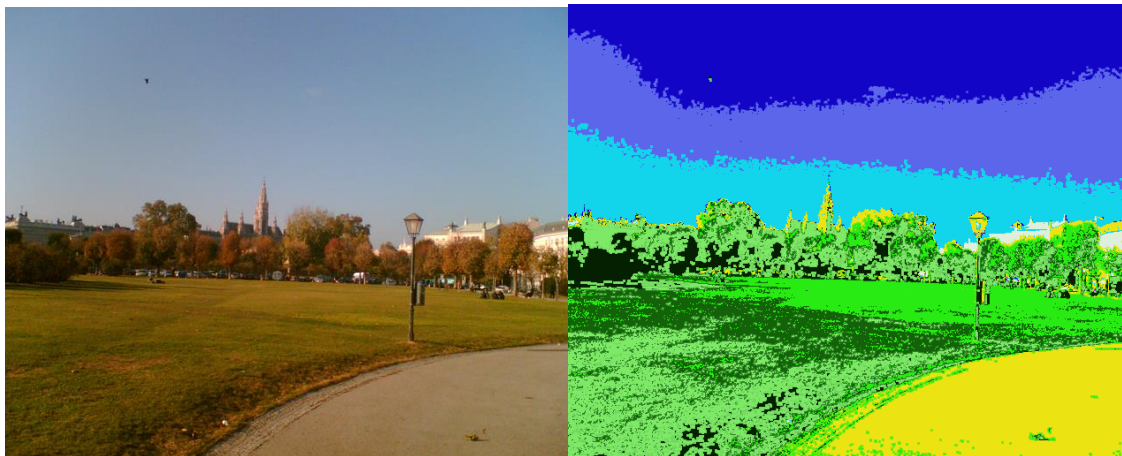
$$S = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} d(c_i, p) \quad (2)$$

که در آن  $d(c_i, p_j)$  فاصله اقلیدسی مرکز خوشه  $i$ ام تا پیکسل  $j$ ام آن خوشه است.

انتساب بردارهای ورودی برای تصحیح مقادیر بردارهای نماینده حتماً باید تصادفی باشد؛ در غیر این صورت بردارهای نماینده در فضای برداری به خوبی پخش نخواهند شد و مشکل فراموشی پیش خواهد آمد [۳۴].

۴) پس از پایان فرآیند آموزش، بردارهای نماینده در محل صحیح خود قرار گرفته‌اند. اکنون با ارائه پیکسل‌های تصویر به این بردارها و نظیر کردن هر پیکسل به شبیه‌ترین بردار نماینده، می‌توان به خوشه‌بندی صحیحی رسید.

روش فوق به عنوان یکی از متداول‌ترین شیوه‌های خوشه‌بندی و کاهش رنگ تصاویر به کار می‌رود؛ اما همانطور که در بخش ارزیابی نتایج نشان داده خواهد شد، روش  $k$ -means استاندارد کارایی مناسبی در کاهش رنگ این تصاویر به هدف بخش‌بندی ابتدایی از خود نشان نمی‌دهد [۲۹] [۳۰]. شکل ۱ این مطلب را به خوبی نشان می‌دهد.



شکل ۱ - تصویر اصلی (راست) و تصویر کاهش رنگ داده شده به کمک الگوریتم  $k$ -means (چپ)

به اشتباه با کلاس‌های بزرگتر ترکیب شده‌اند؛ مثلاً برج وسط تصویر با جاده یا ساختمان‌های بالا سمت چپ با سبزه و شاخ و برگ درختان تلفیق شده‌اند.

اهم دلایل عدم کارایی الگوریتم  $k$ -means استاندارد برای بخش‌بندی به هدف تشخیص اشیاء در تصاویر بیرونی به شرح زیر است:

دارد. به‌علاوه چون فاصله اقلیدسی دو رنگ در این فضا متناسب با تفاوت بصری آنهاست، خوشه‌بندی رنگی با تکیه بر فاصله اقلیدسی در این فضا کاراتر می‌شود. به همین لحاظ در این تحقیق از ویژگی‌های رنگی پیکسل‌ها در فضای CIE-Lab استفاده شده است.

الگوریتم  $k$ -means برای خوشه‌بندی فوق به شرح زیر است:

۱) در آغاز  $k$  پیکسل تصادفی از تصویر به عنوان نمایندگان ابتدایی خوشه رنگی (در فضای CIE-Lab) انتخاب می‌شوند که باید در ادامه اصلاح شوند.

۲) یکی از پیکسل‌های تصویر به صورت تصادفی انتخاب و به بردارهای نماینده عرضه می‌شود. شباهت بردار ورودی با هر کدام از بردارهای نماینده که بیشتر باشد، بردار ورودی جذب آن شده و در عین حال آن بردار نماینده را به خود شبیه می‌کند. برای این هدف، مقدار جدید بردار نماینده «برنده» برابر میانگین مقدار قبلی و بردار ورودی جذب شده خواهد بود (رابطه ۱). معیار شباهت می‌تواند فاصله اقلیدسی، حاصلضرب داخلی، یا معیارهای دیگر باشد.

$$(1) \quad \text{پیکسل جدید، بردار نماینده قدیم} = f$$

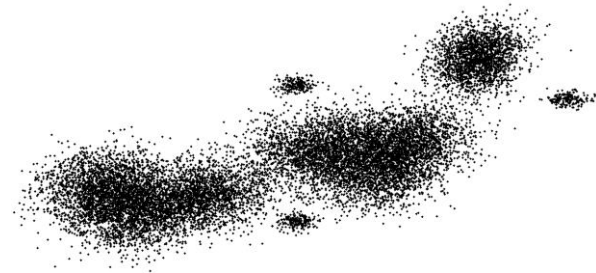
که تابع  $f$  در الگوریتم  $k$ -means تابع میانگین می‌باشد.

۳) گام ۲ با ارائه بقیه پیکسل‌های تصویر به بردارهای نماینده و تکرار این روند تا جایی ادامه می‌یابد که بردارهای نماینده در جای صحیح

همانطور که مشاهده می‌شود، الگوریتم  $k$ -means نمی‌تواند رنگهای تصویر را با حفظ کیفیت بصری ترکیب کند. اما تصویر حاصل از آن برای بخش‌بندی به هدف تشخیص شیء مناسب نیست. مثلاً در شکل بالا دیده می‌شود که آسمان و چمن با وجود اینکه یک شیء واحد هستند، به دلیل وجود جزئیات بافتی و سایه‌های رنگی مختلف، به چند بخش مختلف کم‌اهمیت تقسیم شده‌اند. به علاوه، بعضی اشیاء کوچک

جزئیات بافتی زیاد و نیز اشیاء کوچک و ناهمگن در تصاویر بیرونی باعث ایجاد نویز زیادی می‌شوند که سرعت و نیز دقت همگرایی را کاهش می‌دهد و یک خطای مانا در رابطه (۲) ایجاد می‌کند.

شکل ۲ یک نمای دوبعدی از مشکلات الگوریتم  $k$ -means در بخش‌بندی را نشان می‌دهد.

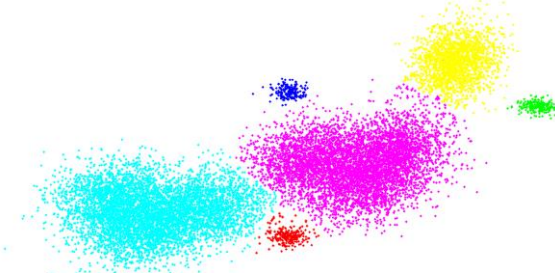


ب) خوشه‌بندی ایده‌آل

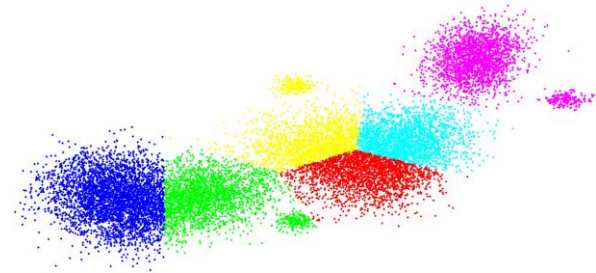
جزئیات بافتی، تعداد زیادی بخش کوچک و جدا از هم تولید می‌کند که برای روندهای تشخیص اشیاء مشکل‌ساز می‌باشند (چمن در شکل ۱).

تعدادی از اشیاء کوچک در بخش‌های بزرگتر ادغام می‌شوند (برج وسط تصویر در شکل ۱)

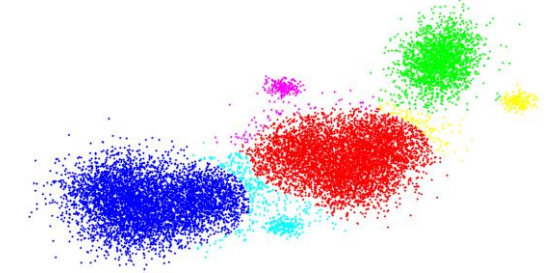
سایه‌های رنگی متعلق به یک شیء تعدادی بخش بی‌مورد تولید می‌کنند (چمن و آسمان در شکل ۱).



الف) یک فضای دوبعدی نوعی



د) خوشه‌بندی به کمک الگوریتم پیشنهادی



ج) خوشه‌بندی به کمک الگوریتم  $k$ -means عادی

شکل ۲) کارایی الگوریتم  $k$ -means در خوشه‌بندی

### ۳. بهبود الگوریتم $k$ -means به کمک هرم تصاویر چند

#### دقتی

حتماً تاکنون صحنه‌ای را که شخصی که تازه به هوش می‌آید در مقابل خود مشاهده می‌کند، دیده‌اید؛ اشیاء ابتدا کاملاً محو هستند و تنها رنگ چند شیء اصلی مشخص است. رفته‌رفته اشیاء مشخص‌تر می‌شوند و حتی اشیاء جدید که قبلاً دیده نمی‌شده‌اند اضافه می‌شوند. این موضوع می‌تواند برای بخش‌بندی ابتدایی تصاویر بیرونی یک ایده مناسب باشد؛ چون چشم انسان نیز در وهله اول برای تشخیص اشیاء مختلف به رنگ آنها بیشتر از جزئیات بافتی توجه می‌کند.

اگر یک فیلتر ملایم‌کننده (مانند فیلتر میانگیر یا گوسی) را پی‌درپی روی یک تصویر اعمال کنیم، تعدادی تصویر محوشده با دقت‌های متفاوت به دست می‌آیند. این تصاویر در بسیاری از کاربردهای پردازش

در شکل ۲-الف تعدادی نقطه را در یک فضای دوبعدی می‌بینید که باید دسته‌بندی شوند. یک خوشه‌بندی ایده‌آل باید این نقاط را به شش دسته (سه دسته بزرگتر و سه دسته کوچکتر) تقسیم کند (شکل ۲-ب). اما تعداد زیاد نقاط در دسته‌های بزرگتر سبب می‌شود تمرکز الگوریتم خوشه‌بندی  $k$ -means بر این دسته‌ها بیشتر شود. در نتیجه همانطور که در شکل ۲-ج دیده می‌شود، خوشه‌های بزرگتر به چند دسته کوچکتر تقسیم می‌شوند و خوشه‌های کوچکتر نادیده گرفته می‌شوند. شکل ۲-د خوشه‌بندی به کمک الگوریتمی که در بخش بعد تشریح می‌شود را نشان می‌دهد.

### ۳.۱. الگوریتم بهبودیافته

در طبقات بالای هرم چنددقتی، جزئیات بافتی و اشیاء کوچک محو شده و رنگ مهم‌ترین ویژگی شیء برای بخش‌بندی خواهد بود. به علاوه سایه‌های مربوط به یک رنگ تا حد زیادی با هم ترکیب می‌شوند. این دو ویژگی یک بستر مناسب برای کاهش رنگ تصاویر بیرونی را فراهم می‌کند. در [۳۱] برای ایجاد تصاویر ۶ رنگ و ۹ رنگ یک روش کاهش رنگ بر اساس الگوریتم  $k$ -means پیشنهاد کردیم که در هر طبقه هرم تصاویر چنددقتی به کمک خوشه‌بندی رنگی اشیاء مهم را تشخیص داده و در طبقه زیرین آنها را حذف می‌کند تا بخش‌بندی در ادامه فقط روی اشیاء باقی‌مانده متمرکز شود. استفاده از این روش نسبت به خوشه‌بندی کامل و یک مرحله‌ای تصویر در طبقات مختلف هرم فوق‌کارایی بهتری از خود نشان داده است؛ چون از تأثیر خوشه‌های بزرگ در خوشه‌بندی رنگی در طبقات پایین هرم جلوگیری می‌کند.

مراحل این روش (که از این پس الگوریتم حذف تدریجی نامیده می‌شود) برای ایجاد یک تصویر ۶ رنگ به کمک دو طبقه از هرم چنددقتی به شرح ذیل می‌باشد:

(۱) یک فیلتر ملایم‌کننده  $3 \times 3$  میانگیرا ۵ بار و ۱۰ بار روی تصویر اصلی اعمال می‌کنیم تا دو نسخه محو شده از تصویر (که به ترتیب B1 و B2 نامیده می‌شوند) به دست آیند. شکل ۴ این تصاویر محو شده را نشان می‌دهد.

تصویر از جمله بخش‌بندی و دسته‌بندی تصاویر مفید هستند [۳۷-۳۵]. چون با هر بار اعمال فیلتر ملایم‌کننده روی تصویر، حجم اطلاعات کمتر می‌شود، می‌توان با کاهش ترکیبی نمونه‌ها اندازه تصویر را نیز کاهش داد. بنابراین مجموعه تصاویر چنددقتی می‌توانند یک هرم تشکیل دهند که تصویر اصلی در قاعده آن و تصاویر محوتر (و البته کوچکتر) در طبقات بالاتر قرار می‌گیرند. شکل ۳ یک هرم تصاویر چنددقتی را نشان می‌دهد. اولین کاربرد هرم تصاویر چنددقتی در بخش‌بندی تصاویر به کمک ایجاد پیوندهایی بین پیکسل‌های نظیر در طبقات مختلف هرم در [۳۵] مطرح شد. در سال‌های اخیر بخش‌بندی تصاویر با استفاده از ویژگی‌هایی که از طبقات مختلف این هرم استخراج می‌شوند، موضوع تحقیقات زیادی بوده است که نمونه‌هایی از آنها در [۳۶] فهرست شده‌اند. همچنین در [۳۷] روشی برای خوشه‌بندی رنگی بر اساس تحلیل قله‌های هیستوگرام در طبقات مختلف هرم فوق مطرح شده است.



شکل ۳) هرم تصاویر چنددقتی برای یک تصویر بیرونی



ج

ب

الف

شکل ۴- الف) تصویر اصلی ب) تصویر B1 ج) تصویر B2

(۲) به کمک روش  $k$ -means تصویر B2 (محوترین نسخه تصویر) را به سه خوشه رنگی تقسیم می‌کنیم. شکل ۵-الف یک تصویر بیرونی و شکل ۵-ب، نسخه سه‌رنگی آن را نشان می‌دهد. این سه خوشه از رنگهای بسیار مهم تصویر با چگالی پیکسلی بالا هستند. نکته مهمی که

این کار باعث می‌شود تا نقاط مزاحم، اشیاء بسیار کوچک و به ویژه جزئیات بافتی که در تصاویر بیرونی بسیار دیده می‌شود و کار بخش‌بندی را با مشکل مواجه می‌کند از بین بروند و با ترکیب سایه‌های رنگی مشابه، تنها دسته‌های رنگی مهم باقی بمانند.



## بخش‌بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه

هیچکدام از خوشه‌های رنگی جا نمی‌گیرند و باید مجدداً خوشه‌بندی شوند. روش تعیین حد آستانه مزبور را در ادامه خواهیم دید. این نقاط را (که نقاط یتیم نامیده می‌شوند) در شکل ۵-۵ می‌بینید (قسمت سفیدرنگ این تصویر حاوی پیکسل‌های غیریتیم است که در خوشه‌بندی مرحله اول نمایندگان مناسب خود را یافته‌اند).

۴) اکنون به روشی مشابه گام ۲، نقاط یتیم را به سه خوشه جدید تقسیم می‌کنیم تا مجموعاً شش خوشه رنگی در تصویر به دست آوریم. تصویر ۶ کلاس که به این روش به دست آمده (شکل ۵-۵هـ) برای بخش‌بندی مناسب است؛ به ویژه وقتی آن را با زمانی مقایسه کنیم که از ابتدا تصویر را به ۶ کلاس تقسیم کرده باشیم (شکل ۵-۵و). برای مقایسه بهتر از یک جعبه رنگ متفاوت و درخشان استفاده شده است.

باید در اینجا مورد توجه قرار بگیرد این است که تعدادی از پیکسل‌های تصویر واقعاً به این سه کلاس شباهت دارند و در خوشه رنگی آنها قرار می‌گیرند؛ اما نقاطی دیگر هم در تصویر وجود دارند که مربوط به اشیاء دیگر هستند و رنگ‌های آنها شباهتی به این سه خوشه رنگی ندارد؛ اما به ناچار در این خوشه‌ها قرار گرفته‌اند. در گام بعدی این نقاط به صورت مجزا خوشه‌بندی خواهند شد. مقایسه شکل‌های ۵-ب و ۵-ج نشان می‌دهد حتی این کاهش رنگ سه خوشه‌ای به کمک تصاویر محوشده، به خاطر حذف جزئیات بافتی از دید بخش‌بندی بهتر از کاهش رنگ در فضای معمولی عمل می‌کند (هرچند کیفیت بصری پایین‌تری دارد).

۳) اکنون فاصله اقلیدسی نقاط تصویر B1 (نسخه واضح‌تر تصویر) را تا سه نماینده به دست آمده از مرحله قبل محاسبه می‌کنیم. نقاطی که فاصله اقلیدسی‌شان از هر سه نماینده بیش از حد آستانه  $th1$  باشد، در



ج



ب



الف



و



هـ



د

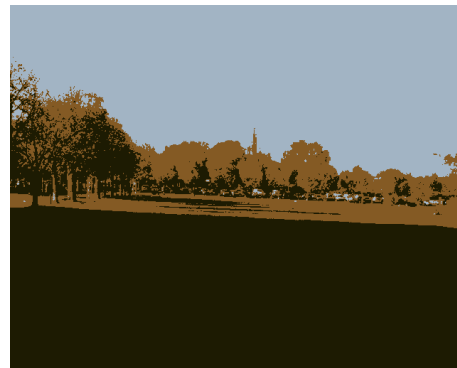
شکل ۵) الف) تصویر اصلی ب) تصویر B2 سه‌رنگی شده ج) تصویر اصلی سه‌رنگی شده د) نقاطی که در ۳ خوشه رنگی جا نگرفته‌اند هـ) تصویر شش رنگ به کمک  $k$ -means در هرم تصاویر چنددقتی و) تصویر شش رنگ به کمک  $k$ -means عادی

رنگی مهم که از طبقه بالاتر به دست آمده‌اند، از نسخه واضح‌تر تصویر برای یافتن اشیاء جدید استفاده می‌کند و با جلوگیری از تمرکز خوشه‌های رنگی در رنگ‌های مهم با چگالی پیکسلی بالا، به خوشه‌های رنگی کوچکتر (اشیاء کوچکتر) میدان بروز می‌دهد (شکل ۲ را مجدداً ببینید).

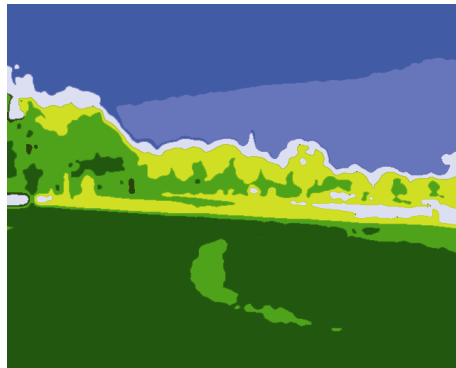
این کیفیت بهتر ناشی از این است که در مرحله میانی، سه خوشه‌ای که از مرحله اول به دست آمده‌اند حذف می‌شوند و در مرحله آخر سه خوشه جدید فقط با تمرکز بر بقیه تصویر به دست می‌آیند؛ در حالی که وقتی از ابتدا تصویر را به ۶ خوشه تقسیم کنیم، نقش خوشه‌هایی با چگالی بالا پررنگ‌تر می‌شود. به بیان دیگر، این روش با حذف خوشه‌های



ب



الف



د



ج

شکل ۶- الف) تصویر اصلی (ب) تصویر ۳ رنگ شده (ج) تصویر ۶ رنگ شده با روش حذف تدریجی (د) تصویر ۶ رنگ شده با  $k$ -means اعدادی

۱) به کمک الگوریتم تقسیم تطبیقی مکعب RGB تعدادی تجمع پیکسلی در فضای رنگی می‌یابیم؛ به گونه‌ای که این تعداد، از تعداد رنگی که معمولاً در یک تصویر بیرونی یافته می‌شود بیشتر باشد.

۲) یک گراف وزن دار کاملاً متصل که هر گره آن، ویژگی رنگی میانگین در یک خوشه در فضای رنگی CIE-Lab و وزن هر یال آن فاصله اقلیدسی بین رنگ دو گره دو سر آن (که در فضای مزبور متناظر با تفاوت بصری آن‌ها است) باشد، ایجاد می‌کنیم.

۳) یالی که کمترین وزن را دارد، کمترین فاصله اقلیدسی (معادل با کمترین تفاوت بصری) موجود بین دو رنگ را نشان می‌دهد. اگر وزن این یال از یک حد آستانه کمتر باشد، نشان می‌دهد که گره‌های (رنگ‌های) دو سر این یال به دلیل تشابه رنگی زیاد نامزد ترکیب شدن با یکدیگر هستند. بنابراین دو رنگ مزبور را با هم ترکیب کرده و یک رنگ ایجاد می‌کنیم؛ به علاوه در ساختار گراف، دو گره معادل این دو رنگ را ترکیب کرده و رنگ میانگین را به عنوان ویژگی رنگی گره جدید ثبت کرده و وزن یال‌هایی که به یکی از دو گره قبلی مرتبط بوده‌اند را به‌روز می‌کنیم. به کمک ایده هرس گراف که در [۴۱] نمونه‌ای از آن را مطرح

شکل ۶ اثر اجرای این الگوریتم روی تصویری دیگر را نشان می‌دهد.

### ۳.۲. تعیین تطبیقی تعداد خوشه‌ها

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، هدف از به‌کارگیری خوشه‌بندی در این تحقیق، ایجاد پیش‌الگوهای مناسب برای بخش‌بندی و تشخیص اشیاء در تصاویر بیرونی است. یکی از مسایل مهم در خوشه‌بندی رنگی، تشخیص تعداد صحیح رنگ‌های تصویر است [۲۰، ۳۸]. ایجاد پیش‌الگوهای زیاد (در نظر گرفتن تعداد زیاد رنگ نهایی در فرآیند کاهش رنگ مانند آنچه در [۳۹] پیشنهاد شده است) می‌تواند باعث سنگین شدن فرآیند بخش‌بندی و نهایتاً منجر به فرابخش‌بندی شود. از سوی دیگر تعداد کم پیش‌الگوها هم باعث از دست رفتن تعدادی از بخش‌ها و بخش‌بندی نادرست خواهد شد [۴۰]. در این تحقیق، مطابق با آنچه در [۴۱] پیشنهاد کردیم، برای تخمین تعداد خوشه‌های رنگی مهم در هر مرحله خوشه‌بندی به صورت زیر عمل می‌کنیم:

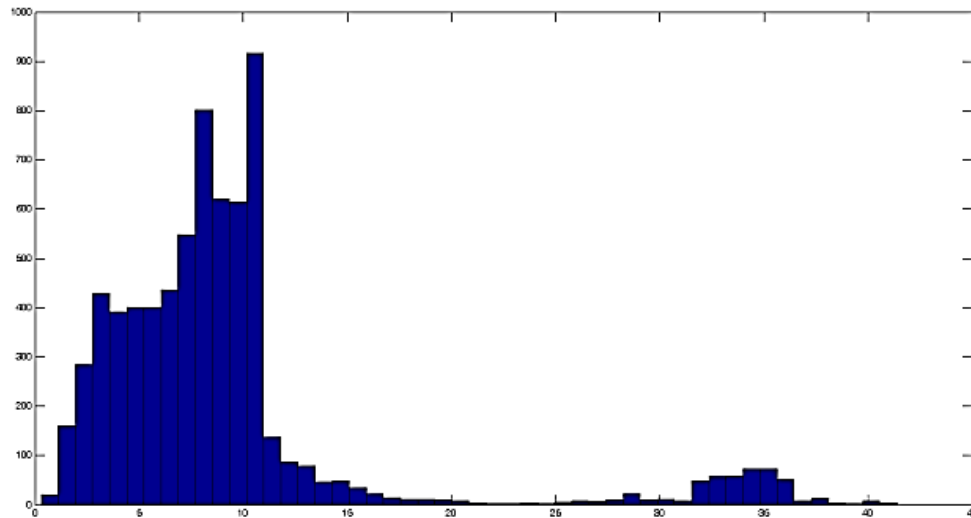
## بخش‌بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه

الگوریتم خوشه‌بندی با حذف تدریجی داده می‌شوند تا خوشه‌های مناسب پیش‌الگوهای بخش‌بندی را ایجاد کند.

### ۳.۳. تعیین سطوح آستانه شباهت

همانطور که پیشتر گفته شد، در روش حذف تدریجی در مرحله اول تصویر به سه رنگ اصلی خوشه‌بندی می‌شود و در مرحله دوم، نقاطی که به نمایندگان سه رنگ اصلی شبیه نیستند (پیکسل‌های یتیم)، مجدداً خوشه‌بندی می‌شوند. معیار خوشه‌بندی مجدد یک پیکسل این است که فاصله اقلیدسی آن پیکسل تا نماینده دسته‌اش از سطح آستانه  $th1$  بیشتر باشد. شکل ۷ نمودار هیستوگرام تعداد پیکسل‌ها برحسب فاصله تا نماینده دسته در یک خوشه نوعی را نشان می‌دهد.

کردیم، این کار را تا جایی ادامه می‌دهیم که کمترین وزن یال موجود در گراف (کمترین تفاوت بصری بین دو خوشه رنگی) از یک حد آستانه بیشتر شود (یعنی دو رنگ خیلی شبیه به هم نداشته باشیم). تعداد گره‌های باقیمانده نشان‌دهنده تعداد خوشه‌های رنگی مهم تصویر هستند. حد آستانه را درصدی از فاصله اقلیدسی بیشینه در فضای رنگی CIE-Lab در نظر می‌گیریم. هرچه این درصد بالاتر باشد، به رنگ‌ها بیشتر اجازه ترکیب شدن داده می‌شود؛ یعنی تعداد خوشه‌های رنگی در هر مرحله کمتر می‌شود و پیش‌الگوهای کلی‌تری خواهیم داشت. برای دستیابی به بخش‌بندی جزئی‌تر، باید این درصد کمتر شود. در این تحقیق بهترین پاسخ‌ها با ۵٪ دیده شده است. این تعداد خوشه‌ها به



شکل ۷- نمودار تعداد پیکسل‌ها برحسب فاصله اقلیدسی تا نماینده دسته در یک خوشه نوعی

#### ۳.۳.۱. سطح آستانه ثابت

می‌توان سطح آستانه شباهت هر خوشه را مانند روشی که در [۳۱] پیشنهاد داده‌ایم، یک مقدار ثابت (مثلاً ۹۰٪ بیشینه فاصله اقلیدسی بین پیکسل‌های آن خوشه با مرکز آن) در نظر گرفت؛ رابطه ۳ جزئیات این روش را نشان می‌دهد:

$$th_i = \text{Max}(d_i) \times 90\% \quad (3)$$

$th_i$  سطح آستانه خوشه  $i$ ام و  $d_i$  مجموعه فاصله اقلیدسی پیکسل‌های خوشه  $i$ ام با مرکز آن است.

این روش در بسیاری از موارد بهبود خوبی نسبت به روش  $k$ -means عادی از نظر دقت بخش‌بندی ایجاد می‌کند؛ اما در بعضی از موارد نیز موفق عمل نمی‌کند؛ دلیل این عدم موفقیت را می‌توان در عدم

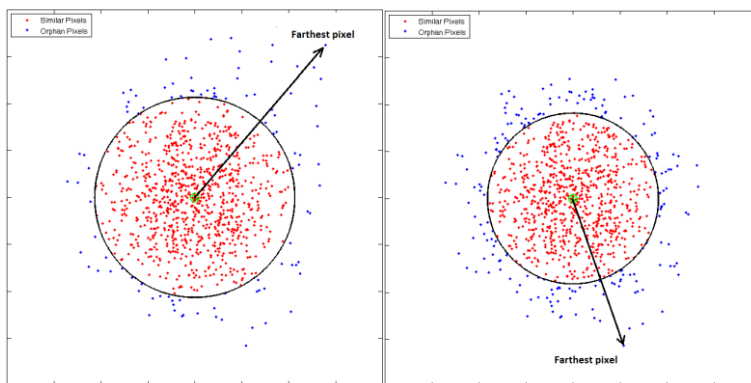
همانطور که در این شکل می‌بینید، نمودار دو قله‌ای است؛ قله اول مربوط به تجمع پیکسل‌هایی است که به نماینده دسته شبیه هستند و قله دوم، پیکسل‌هایی را نشان می‌دهد که به نماینده خوشه شبیه نیستند (احتمالاً مربوط به یک شیء جدید). بدیهی است آستانه  $th1$  باید جایی بین این دو قله باشد.

تعیین صحیح حد آستانه شباهت، یک عامل تعیین‌کننده در کیفیت الگوریتم فوق است. به همین لحاظ روشی باید تدوین شود که این حد آستانه را از روی مشخصات آماری تصویر به صورتی تعیین کند که در مقابل تغییرات ویژگی‌های خاص تصاویر بیرونی از جمله تغییرات بافتی و رنگی و نوری مقاوم باشد.

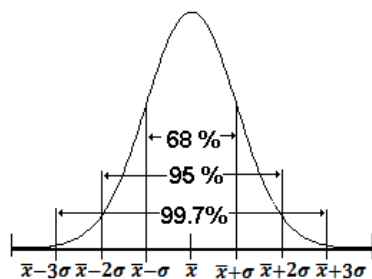


که دور از مرکز یک خوشه قرار گرفته باشند (مثلاً در اثر نویز)، باعث زیاد شدن سطح آستانه می‌شوند. در شکل ۸ دو خوشه نوعی دوبعدی با سطح آستانه ثابت ۰.۵٪ با هم مقایسه شده‌اند:

توجه کافی رابطه ۳ به توزیع رنگهای درون یک خوشه جستجو کرد. به بیان دیگر تعیین یک درصد ثابت برای تمام خوشه‌ها در تمام تصاویر (به ویژه در مورد تصاویر بیرونی که دارای تنوع رنگ و نور هستند) نمی‌تواند انتخاب مناسبی باشد. به عنوان مثال، حتی چند پیکسل محدود



شکل ۸- مقایسه حد آستانه شباهت دو خوشه تقریباً مشابه



شکل ۹- نمودار تجمع داده‌ها در یک توزیع نرمال

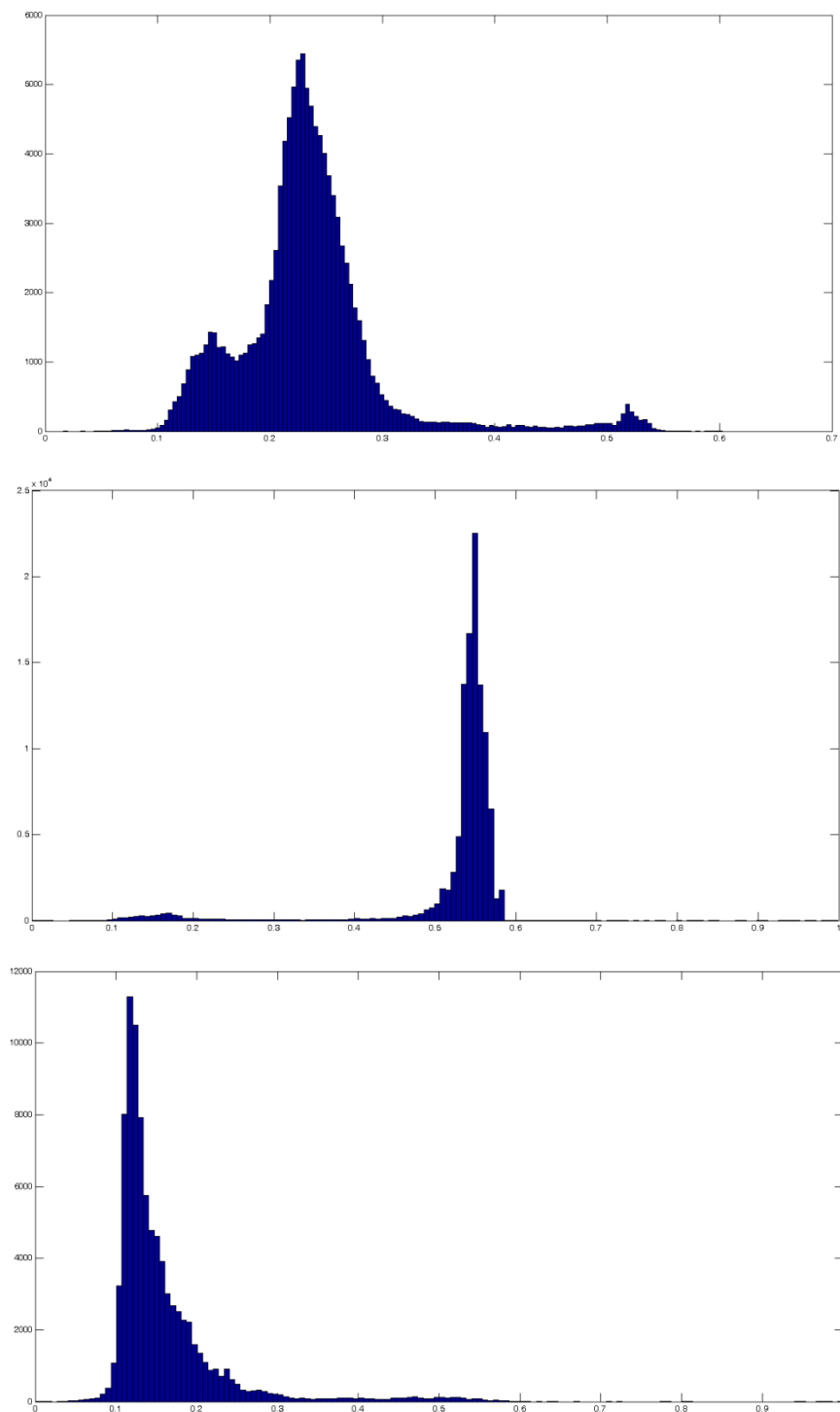
همانطور که در این نمودار دیده می‌شود، حدود ۶۸٪ انرژی توزیع نرمال در فاصله «انحراف معیار  $\pm$  میانگین» و حدود ۹۵٪ انرژی آن در فاصله «انحراف معیار  $\pm 2$  میانگین» قرار دارد. بنابراین برای به دست آوردن پیکسل‌های یتیم می‌توان حد آستانه شباهت را مثلاً در فاصله اقلیدسی  $2\sigma$  (دو برابر انحراف معیار) از میانگین خوشه در نظر گرفت. البته برای مسأله مورد نظر ما در این تحقیق، «میانگین خوشه رنگی» پارامتر برآورد تجمع رنگها در یک خوشه نیست؛ چون می‌تواند توسط رنگ‌های دور از مرکز دسته تحت تأثیر سوء قرار گیرد. شاخص تجمع در این مسأله «تکرار رنگها» و به عبارت دیگر «مد» توزیع آماری رنگها در یک خوشه است؛ به بیان دیگر رنگ‌های که دور از رنگ‌های پرتکرار خوشه‌شان قرار می‌گیرند، باید به عنوان «یتیم» در نظر گرفته شده و مجدداً خوشه‌بندی شوند. بنابراین هرچند در مورد توزیع نرمال میانگین و مد با هم برابرند، اما در ادامه شاخص مد را به عنوان معیار تجمع در نظر می‌گیریم.

در شکل بالا دو خوشه با توزیع تقریباً مشابه را می‌بینید که حد آستانه شباهت آنها (که با یک دایره نشان داده شده است) اصولاً باید شبیه هم باشند؛ اما چند پیکسل دور از مرکز در خوشه سمت چپ باعث افزایش قابل ملاحظه سطح آستانه شباهت این خوشه شده است. هرچند احتمالاً می‌توان برای یک مجموعه ثابت از تصاویر یک سطح آستانه شباهت مناسب از راه سعی و خطا به دست آورد؛ اما این حد آستانه بهمجموعه دیگری از تصاویر قابل تعمیم نیست. به بیان دیگر الگوریتم فوق در برابر تغییرات شرایط نوری و بافتی مقاوم نیست؛ به همین لحاظ بهتر است حد آستانه شباهت هر خوشه با توجه به توزیع آماری رنگها در آن خوشه تعیین شود.

### ۳.۳.۲. تعیین سطح آستانه به کمک هیستوگرام رنگ

همانطور که گفته شد، الگوریتم خوشه‌بندی در مرحله اول تعدادی از رنگهای تصویر را در یک دسته قرار می‌دهد. تعدادی از رنگهای هم‌دسته واقعاً به هم شبیه هستند (احتمالاً مربوط به یک شیء)؛ اما در هر دسته چند رنگ (چند شیء) وجود دارند که شباهتی به رنگهای دیگر آن دسته ندارند و به ناچار در آن دسته قرار گرفته‌اند. این رنگها باید از این دسته تفکیک و مجدداً خوشه‌بندی شوند تا بتوانند اشیاء دیگر تصویر را مشخص کنند. مطابق آنچه در [۴۲] پیشنهاد شده است، می‌توان توزیع رنگهای داخل یک خوشه را (مانند دیگر پدیده‌های طبیعی) «توزیع نرمال» جمعی حول رنگ میانگین آن دسته فرض کرد. شکل ۹ نمودار یک توزیع نرمال را نشان می‌دهد.

بخش بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه



شکل ۱۰-هیستوگرام ته رنگ (Hue) در سه خوشه رنگی مربوط به شکل ۵

توزیع رنگ‌های یک تصویر بیرونی در خوشه‌های رنگی، کمی با توزیع نرمال متفاوت است (هرچند این توزیع‌ها را نمی‌توان به توزیعی بهتر از نرمال نظیر کرد). شکل ۱۰ نمونه توزیع هیستوگرام ته رنگ (پارامتر H در فضای رنگی HSV [۳۲]) در سه خوشه شکل ۵ را نشان می‌دهد. این هیستوگرام‌ها حالت حلقوی دارند؛ به عبارت دیگر پیکسلهایی که در انتهای نمودار (با مقدار ۱) قرار دارند، با پیکسل‌های ابتدای نمودار (با مقدار صفر) هم‌رنگ می‌باشند. شکل ۱۱ این موضوع را نشان می‌دهد.



شکل ۱۱- نمودار تغییرات تهرنگ (Hue)

نمودارهای شکل ۱۰ نشان می‌دهند که توزیع رنگ‌ها در یک خوشه رنگی حالت شبه‌نرمال داشته و نیز در خوشه‌های مختلف شکلی متفاوت دارد؛ بنابراین فاصله اقلیدسی  $2\sigma$  از «مد» رنگ‌ها در همه تصاویر انتخاب مناسبی نیست. به علاوه گاهی با توزیع‌های نرمال چندقله‌ای مواجه هستیم که تکیه بر مشخصات توزیع نرمال تک‌قله‌ای را ناموجه می‌سازد (هیستوگرام خوشه اول در شکل ۱۰ را ببینید).

برای رفع این مشکل، در این تحقیق از شیوه‌ای دیگر برای تعیین رنگ‌های یتیمدر یک خوشه استفاده می‌کنیم. مراحل این روش به شرح ذیل است:

بلندترین قله هیستوگرام رنگ یک خوشه را انتخاب می‌کنیم ( $\mu$ ). این رنگ، پرتکرارترین رنگ در این خوشه و به عبارتی «مد» این توزیع آماری است.

از سمت راست  $\mu$  به سمت انتهای هیستوگرام حرکت می‌کنیم تا به رنگی برسیم که تعداد پیکسل‌های آن کمتر از ۰.۵٪ پیکسل‌های به رنگ  $\mu$  باشد. این رنگ را  $U$  می‌نامیم. اگر در این حرکت به انتهای هیستوگرام برخوردیم و هنوز به رنگ  $U$  نرسیده باشیم، به دلیل حلقوی بودن هیستوگرام تهرنگ «چرخ زده» و جستجو را از ابتدای هیستوگرام پیگیری می‌کنیم.

از سمت چپ  $\mu$  به سمت ابتدای هیستوگرام حرکت می‌کنیم تا به رنگی برسیم که تعداد پیکسل‌های آن کمتر از ۰.۵٪ پیکسل‌های به رنگ  $\mu$  باشد. این رنگ را  $L$  می‌نامیم. اگر در این حرکت به ابتدای هیستوگرام برخوردیم و هنوز به رنگ  $L$  نرسیده باشیم، به دلیل حلقوی بودن هیستوگرام تهرنگ «چرخ زده» و جستجو را از انتهای هیستوگرام پیگیری می‌کنیم.

به کمک رابطه ۴، رنگ‌هایی که پیکسل‌های آن رنگ یتیم هستند را تعیین می‌کنیم:

$$\text{orphan colors} = \begin{cases} (\text{colors below } L) \cup (\text{colors above } U) & \text{if } L < U \\ (\text{colors below } L) \cap (\text{colors above } U) & \text{if } U < L \end{cases} \quad (4)$$

شکل ۱۲ رنگ‌های مزبور (داخل مستطیل قرمز رنگ) در مورد سه خوشه رنگی را نشان می‌دهد. پیکسل‌هایی به این رنگ‌ها یتیم هستند و مجدداً خوشه‌بندی می‌شوند تا رنگ‌های جدیدی (مربوط به اشیاء جدید) را معرفی کنند. توجه کنید که در خوشه اول شکل ۱۲ شرط  $L < U$  و در خوشه‌های دوم و سوم شرط  $U < L$  صادق است.

#### ۴. ارزیابی روشها

همانطور که در شکل‌های ۵ و ۶ دیدیم، روش حذف تدریجی از نظر بصری نسبت به روش عادی نتایج مناسبتری برای بخش‌بندی تولید می‌کند. اما ارزیابی بصری نمی‌تواند ملاکی مناسب برای ارزیابی کیفیت یک روش بخش‌بندی باشد. به همین لحاظ، برای ارزیابی کارایی الگوریتم بهتر است از یک روش کمی نیز استفاده شود.

روش‌های کمی ارزیابی الگوریتم‌های بخش‌بندی به سه دسته عمده تقسیم می‌شوند [۴۳]:

الف) روش‌های تحلیلی که بر ویژگی‌های یک الگوریتم بخش‌بندی مانند پیچیدگی و بهره‌وری زمانی و نوع پردازش، فارغ از خروجی آن تمرکز می‌کنند. این روش‌ها برای مقایسه کارایی الگوریتم‌های بخش‌بندی در تشخیص شیء چندان مناسب نیستند.

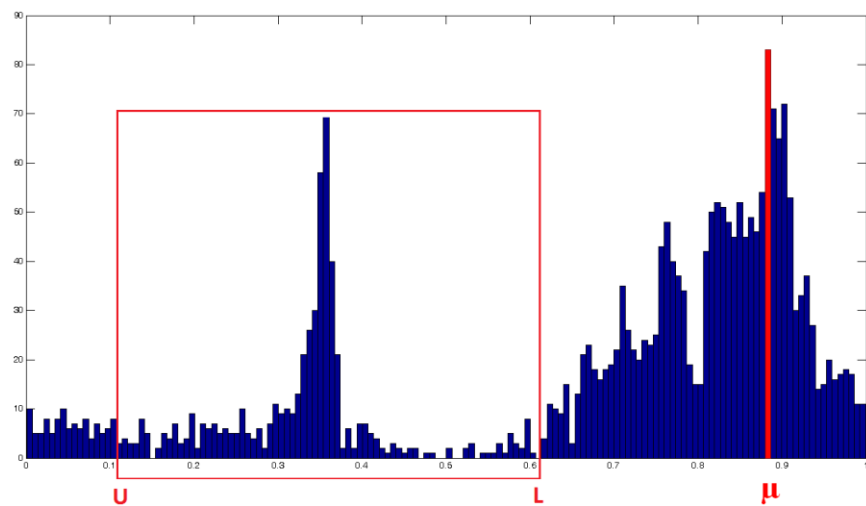
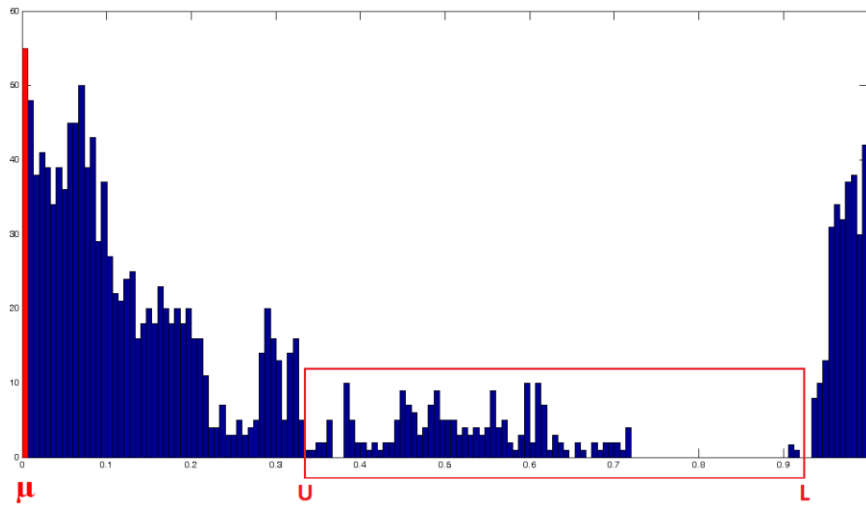
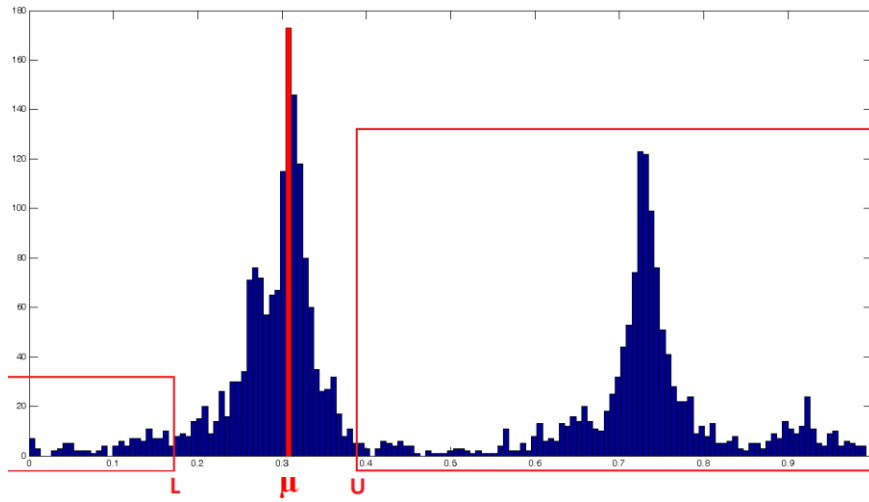
ب) روش‌های تجربی نظارت شده که کیفیت یک الگوریتم بخش‌بندی را بر اساس اختلاف خروجی آن با بخش‌بندی دستی توسط ناظر می‌سنجند.

ج) روش‌های تجربی نظارت‌نشده که بر اساس پارامترهای دید انسانی نسبت به کیفیت یک الگوریتم بخش‌بندی اظهار نظر می‌کنند.

بهترین و معمول‌ترین شیوه ارزیابی کمی الگوریتم‌های بخش‌بندی که در این تحقیق نیز از آن استفاده شده است، روش نظارت شده می‌باشد که بیشترین دقت در ارزیابی الگوریتم‌ها را داراست [۴۳].

بنابراین باید تعدادی تصویر بیرونی را توسط ناظر انسانی به ۶ رنگ بخش‌بندی کنیم و سپس تصاویر خوشه‌بندی شده به کمک روش  $k$ -means استاندارد و روش‌های حذف تدریجی پیشنهاد شده را با تصاویر مرجع مقایسه کنیم. هر روشی که تصویر حاصل از آن اختلاف کمتری در برچسب پیکسل‌ها با تصویر مرجع داشته باشد روش بهتری است.

بخش‌بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه



شکل ۱۲-رنگ‌های یتیم در سه خوشه متفاوت (داخل کادر قرمز رنگ)

نرمالیزه شدن تهیه شده است. نقطه ضعف روش نظارت‌شده، امکان عدم دقت ناظر یا اعمال سلیقه شخصی وی هنگام بخش‌بندی است؛ برای به حداقل رساندن این مشکل، تنها رنگ‌های اصلی توسط ناظر انتخاب می‌شود و یافتن رنگ‌های مشابه رنگ اصلی در تصویر (پیکسل‌هایی که در یک خوشه رنگی قرار می‌گیرند) توسط نرم‌افزار فوتوشاپ و بدون هیچگونه اعمال نظر از سوی ناظر انجام می‌پذیرد. شکل ۱۳ چند نمونه از تصاویری که به این روش بخش‌بندی شده‌اند را نشان می‌دهد.



شکل ۱۳- تصاویر مرجع ایجاد شده به کمک ناظر انسانی و نرم‌افزار فوتوشاپ

ح) تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه بخش‌بندی شده‌اند را بر تعداد کل پیکسل‌های تصویر تقسیم می‌کنیم تا درصد خطای بخش‌بندی به دست آید. بدیهی است هرچه این درصد خطا کمتر باشد، الگوریتم قوی‌تر است.

د) متوسط درصد خطا را به ازای تمام تصاویر پایگاه داده مورد بررسی به دست می‌آوریم. رابطه ۵ نحوه محاسبه متوسط خطای بخش‌بندی (که به اختصار ASE نامیده می‌شود) را نشان می‌دهد.

$$ASE = \frac{\sum_{i=1}^K \frac{\sum_{j=1}^M \zeta_j^i}{N_i}}{K} \quad (5)$$

در این رابطه  $K$  تعداد تصاویر در پایگاه داده مورد بررسی (در اینجا ۵۳)،  $M$  تعداد بخش‌های تصویر مرجع (در اینجا ۶)،  $N_i$  تعداد پیکسل‌های تصویر  $i$ ام و  $\zeta_j^i$  تعداد پیکسل‌های به اشتباه بخش‌بندی شده در بخش  $i$ ام تصویر  $i$ ام است.

جدول ۱ درصد متوسط خطا در پایگاه داده تهیه شده را در مورد روش  $k$ -means عادی و دو نسخه روش حذف تدریجی را نشان می‌دهد.

برای این کار، یک پایگاه داده به نام UIDS توسط «گروه پژوهشی پردازش کاربردی تصویر و سیگنال دانشگاه اصفهان» فراهم آورده شده است که شامل ۵۰ تصویر بیرونی با اندازه‌های  $640 \times 640$  و  $640 \times 480$  می‌باشد و توسط یک ناظر، بر اساس شباهت‌های رنگی بین پیکسل‌ها بخش‌بندی شده تا تصاویر مرجع ۶ رنگ (که به اصطلاح استاندارد طلایی یا Ground Truth نامیده می‌شوند) ایجاد شوند. تصاویر این پایگاه داده از محیط‌های طبیعی و در شرایط نوری، رنگی و بافتی متنوع و بدون

اکنون باید تصاویر ایجاد شده توسط روش  $k$ -means استاندارد و دو روش حذف تدریجی (که در ۳-۱-۳ و ۳-۲-۳ پیشنهاد شده‌اند) را با تصویر مرجع مقایسه کنیم تا مشخص شود کدام روش کیفیت بهتری دارد.

در شکل ۱۴ بخش‌های ایجاد شده در تصویر مرجع، تصویر ایجاد شده به کمک روش عادی و تصویر ایجاد شده به کمک روش حذف تدریجی را می‌بینید. بخش‌های مشابه به روشی خودکار و با توجه به بیشینه شباهت بین دو بخش تعیین می‌شوند.

برای ارزیابی هر الگوریتم مطابق با روشی که در [۴۴] پیشنهاد شده به شیوه زیر عمل می‌کنیم:

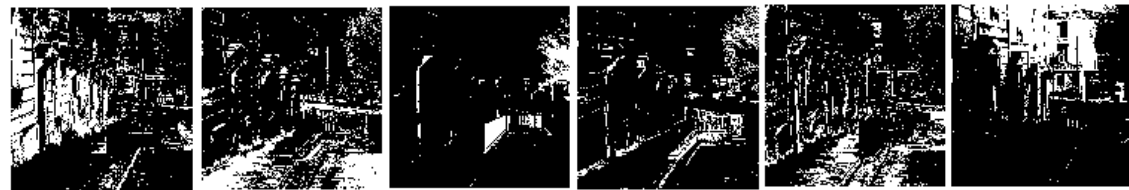
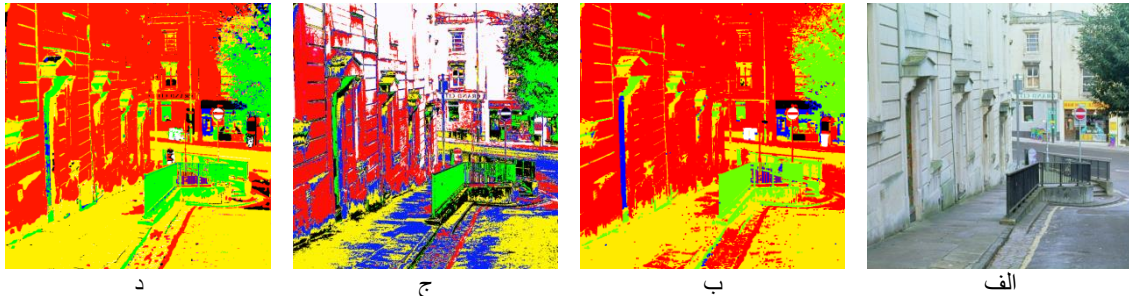
الف) تفاضل بین بخش‌های به دست آمده از آن الگوریتم و بخش‌های به دست آمده از تصویر مرجع (تعداد پیکسل‌های مورد اختلاف بین دو بخش متناظر) را می‌یابیم.

ب) تفاضل‌های فوق (که تعداد آنها بیانگر ضعف الگوریتم در بخش‌بندی صحیح است) را به ازای تمام بخش‌ها با هم جمع می‌کنیم.

بخش‌بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه

جدول ۱ - مقایسه کیفیت روش‌های خوشه‌بندی برای بخش‌بندی تصاویر به ۶ رنگ

روش حذف تدریجی ۲ (بخش ۳-۳-۲)	روش حذف تدریجی ۱ (بخش ۳-۳-۱)	kmeans عادی	الگوریتم
۲۹٪/۱۶	۳۶٪/۸۲	۴۰٪/۲۱	درصد متوسط خطا (ASE)



ز

شکل ۱۴- الف) تصویر اصلی (ب) تصویر مرجع (ج) تصویر ۶ رنگ شده به کمک روش  $k$ -means عادی (د) تصویر ۶ رنگ شده به کمک روش حذف تدریجی (ه) بخش‌های به دست آمده از تصویر مرجع (و) بخش‌های به دست آمده از تصویر ۶ رنگ شده به روش حذف تدریجی (ز) بخش‌های به دست آمده از تصویر ۶ رنگ شده به روش  $k$ -means عادی

مقادیر ذکر شده در جدول ۱ نشان‌دهنده کاهش قابل ملاحظه درصد متوسط خطا به کمک روش حذف تدریجی است. علاوه بر پایگاه داده ذکر شده، روش مورد بررسی این تحقیق به کمک پایگاه داده استاندارد Sowerby Image Data-base (SID) که در [۴۵] معرفی شده نیز مورد ارزیابی قرار گرفت. این مجموعه شامل ۱۰۴ تصویر بیرونی است که توسط ناظر انسانی بر اساس اشیاء موجود در تصاویر به ۵ تا ۷ بخش تقسیم شده‌اند. از این پایگاه داده برای

ارزیابی تحقیقات دیگری از جمله [۴۶] نیز استفاده شده است. جدول ۲ کیفیت روش‌های مورد بحث در این مقاله را در مورد این پایگاه داده نشان می‌دهد. برای آزمایش روش پیشنهادی در یک بستر با دقت دوگانه روی تصویری از این پایگاه داده که به  $N$  بخش تقسیم شده باشد، ابتدا تصویر به سه خوشه و سپس پیکسل‌های یتم به  $N-3$  خوشه تقسیم می‌شوند.



جدول ۲- مقایسه کیفیت روش‌های خوشه‌بندی برای بخش‌بندی تصاویر به کمک پایگاه داده SID

الگوریتم	kmeans عادی	روش حذف تدریجی (بخش ۱-۲-۳)	روش حذف تدریجی (بخش ۲-۳)
درصد متوسط خطا (ASE)	۴۶٪/۱۲	۴۴٪/۸	۲۶٪/۷

همانطور که در جدول ۲ می‌بینید، روش حذف تدریجی با آستانه شباهت ثابت برای پایگاه داده SID به کیفیت مناسبی نرسیده است. این در حال است که با تغییر درصد حذف پیکسل‌های یتیم در رابطه ۳ با سعی و خطا، درصد خطای کمتری به دست خواهد آمد (مثلاً به ازای ۵۰٪ در رابطه ۳ به درصد متوسط خطای ۲۴/۸۳٪ می‌رسیم). مزیت روش پیشنهادی در این مقاله برای تعیین حد آستانه شباهت، تعیین این آستانه از روی ویژگی‌های آماری رنگی تصویر است که آن را نسبت به تغییرات شرایط نوری و رنگی و بافتی تصاویر بیرونی مقاوم می‌کند و

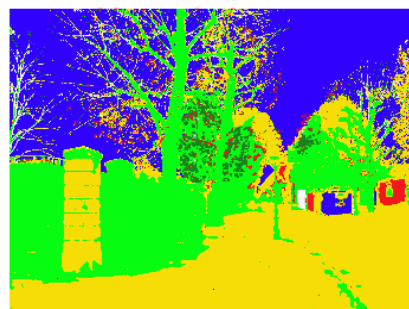
کاربر را از تنظیم الگوریتم به ازای شرایط مختلف تصاویر بی‌نیاز می‌نماید.

### ۵. تحلیل نتایج

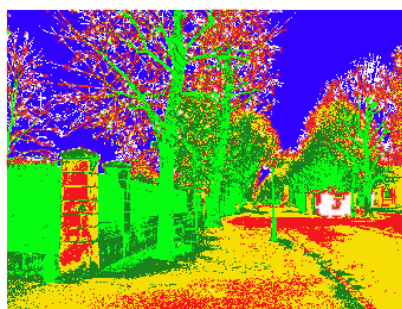
تصاویر به دست آمده نشان می‌دهد کیفیت روش پیشنهادی برای بخش‌بندی ابتدایی تصاویر مناسب است. به‌عنوان نمونه، در شکل ۱۵ تصویر بخش‌بندی شده به کمک روش پیشنهادی بیشتر از تصویر بخش‌بندی شده به کمک روش عادی، به تصویر مرجع شبیه است.



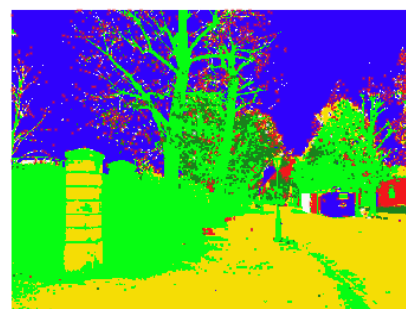
الف



د



ج



ب

شکل ۱۵) مقایسه الگوریتم‌های بخش‌بندی به روش k-means (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر مرجع (ج) تصویر حاصل از روش k-means عادی (د) تصویر حاصل از روش حذف تدریجی

شکل ۴ و ۵ می‌بینید که آسمان به بیش از یک بخش تقسیم شده است؛ در حالی که انتظار داریم کل آسمان یک بخش در نظر گرفته شود. این موضوع نه تنها باعث اشتباه در بخش‌بندی اشیاء بزرگتر می‌شود، بلکه به دلیل تأثیرپذیری از تعداد پیکسل‌ها، گاهی باعث می‌شود اشیاء کوچک هم در تصویر بخش‌بندی شده نهایی حضور نداشته باشند. این مشکل

یک ویژگی جالب توجه روش پیشنهادی در شکل‌های ۵ و ۶ دیده می‌شود؛ در روش عادی، تعداد پیکسل‌ها روی نماینده‌ها تأثیر می‌گذارد. به همین دلیل اگر در تصویر چند سایه مربوط به یک رنگ با تعداد پیکسل زیاد موجود باشد (مثلاً بخش‌های مختلف آسمان یا چمن)، این سایه‌ها به عنوان اشیاء مختلف در نظر گرفته می‌شوند. مثلاً در هر دو

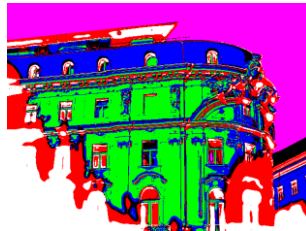
## بخش‌بندی تصاویر رنگی بیرونی به هدف تشخیص اشیاء به کمک هیستوگرام با دقت دوگانه

عنوان یک شیء واحد در نظر گرفته می‌شوند، بلکه بخش‌هایی که در روش عادی از بین می‌روند (مانند اشیاء کوچک)، در روش پیشنهادی خود را نشان می‌دهند.

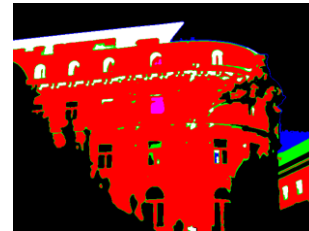
البته این ویژگی روش پیشنهادی در مواردی باعث بروز خطا نیز می‌شود. مثلاً در شکل ۱۶ می‌بینید که بخشی از ساختمان که روی آن سایه افتاده است، رنگی نزدیک به آسمان دارد. این موضوع باعث بروز خطا در روش پیشنهادی نسبت به روش عادی شده است.



ج



ب



الف

شکل ۱۶ (الف) تصویر اصلی (ب) روش عادی (ج) روش پیشنهادی

خوشه‌های رنگی مناسب را در تصاویر ایجاد می‌کند. این در حالی است که در روش  $k$ -means در کمتر از ۳۰٪ موارد همگرایی به کمینه عمومی در مرتبه اول اجرای الگوریتم به دست خواهد آمد و با احتساب تکرارهای لازم برای همگرایی همه تصاویر، این زمان بیش از ۵۰ دقیقه خواهد بود. البته باید اذعان داشت که در مواردی که روش  $k$ -means به کمینه عمومی همگرا می‌شود، سرعت آن از روش پیشنهادی بیشتر است؛ چون ساختار مرحله به مرحله آن را ندارد. اما همانطور که ذکر شد، دقت الگوریتم پیشنهادی در تشخیص رنگ‌های صحیح از روش  $k$ -means بالاتر است.

نکته دیگری که باید در مورد روش پیشنهادی مدنظر قرار گیرد این است که اگر سه رنگ ابتدایی (در واقع محل تصادفی اولیه سه بردار نماینده) به اشتباه انتخاب شود، کل الگوریتم با شکست مواجه می‌شود. البته این یک اشکال ذاتی الگوریتم  $k$ -means است و در نسخه استاندارد این روش نیز دیده می‌شود.

استفاده از هرم تصاویر چنددقتی باعث بهبود قابل توجهی در نتایج می‌شود؛ به گونه‌ای که بدون استفاده از طبقات این هرم خطای بخش‌بندی پیکسلی حدود ۶٪ افزایش می‌یابد. شکل ۱۷ نشان می‌دهد با استفاده از هرم فوق، تغییرات نمودار هیستوگرام فاصله پیکسل‌های یک دسته از مرکز آن دسته ملایم‌تر می‌شود. به بیان دیگر با استفاده از این هرم، رنگهای نزدیک با هم ترکیب می‌شوند و باعث یکنواخت شدن

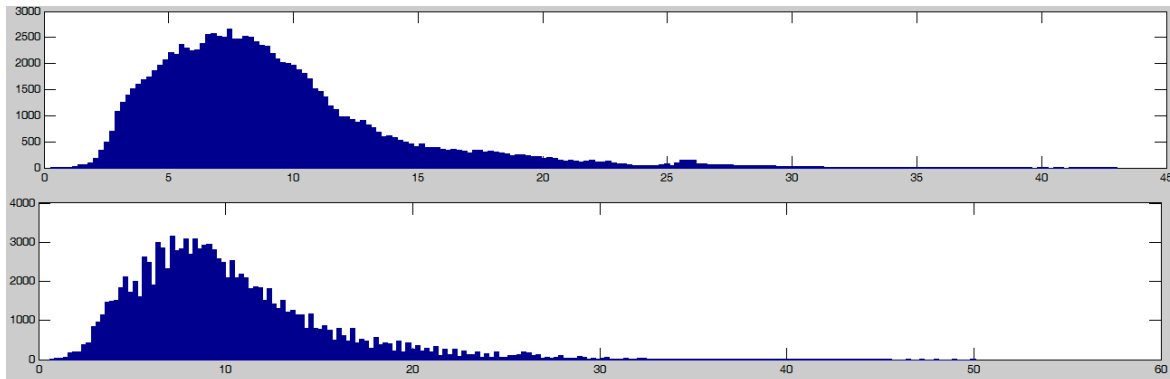
یکی از نقاط ضعف عمده روش  $k$ -means برای کاهش رنگ به عنوان پیش‌گام بخش‌بندی است؛ به ویژه وقتی تصاویر مورد بررسی از تصاویر بیرونی باشند که از نور محیط تأثیر بسیار می‌پذیرند و گاه یک شیء واحد را در قالب چند رنگ نزدیک به هم نشان می‌دهند.

در روش پیشنهادی، در هر مرحله اشیائی که تعداد پیکسل‌های زیاد (و حتی چند سایه رنگی) دارند به عنوان یک شیء واحد در نظر گرفته شده و حذف می‌شوند و خوشه‌بندی مرحله بعد تنها بر پیکسل‌های باقیمانده متمرکز می‌شود؛ به همین دلیل نه تنها سایه‌های یک رنگ به

مزیت دیگر این روش دقت همگرایی و سرعت بیشتر آن نسبت به روش عادی است. همانگونه که پیشتر گفته شد، تکرار الگوریتم خوشه‌بندی  $k$ -means تا جایی ادامه می‌یابد که حاصل جمع «مجموع فواصل نقاط هر دسته تا نماینده آن دسته» کمینه شود (رابطه ۲ را ببینید). اگر انتخاب مکان اولیه بردارهای نماینده به درستی صورت نگیرد (که در انتخاب تصادفی تنها به اقبال شما بستگی دارد)، حاصل جمع فوق یا به کمینه‌ای همگرا نمی‌شود یا به یک کمینه محلی همگرا خواهد شد که طبعاً نتیجه مناسبی نخواهد داشت [۴۷]. این مشکل هنگام زیاد بودن تعداد خوشه‌ها، بیشتر بروز می‌کند؛ چون تعداد نماینده‌ها و به تبع آن احتمال واقع شدن تعدادی از نماینده‌ها در کمینه‌های محلی بیشتر می‌شود. به همین لحاظ الگوریتمی که از ابتدا تصویر را به ۶ یا ۹ رنگ تقسیم کند، در بسیاری از مواقع به کمینه عمومی همگرا نخواهد شد (در پایگاه داده ما، در بیش از ۷۰٪ موارد این مشکل ایجاد می‌شود). به علاوه تکرارهای زیاد الگوریتم برای همگرا شدن به یک کمینه عمومی، زمان اجرای آن را بالا می‌برد. در مقابل، روش پیشنهادی در هر مرحله تنها با سه بردار نماینده سروکار دارد؛ به همین لحاظ احتمال درگیر شدن با کمینه‌های محلی و طولانی شدن زمان همگرایی آن ناچیز خواهد بود. در برآورد زمانی کارایی الگوریتم که به کمک کامپیوتری با پردازنده پنتیوم Core i5 با فرکانس ۲ گیگاهرتز و RAM چهار گیگابایتی روی پایگاه داده UIDS انجام شد، الگوریتم پیشنهادی در کمتر از ۱۷ دقیقه

نکته کلیدی الگوریتم پیشنهادی، محو کردن تصاویر نیست؛ چون در کنار مزایای آن، اشیاء کوچک در محوسازی از بین می‌روند. استفاده از هرم تصاویر چنددقتی باعث به‌کارگیری همزمان تصاویر محوشده و تصاویر با وضوح بالا می‌شود تا در کنار توجه به اشیاء کوچک و جزئیات بافتی در موقعیت مناسب، از مزایای تصاویر محو شده نیز استفاده کند.

توزیع پیکسل‌های هم‌رنگ در یک دسته می‌شوند. این موضوع به نوبه خود سبب کاهش اشتباه الگوریتم بخش‌بندی در مواجهه با سایه‌های هم‌رنگ و نیز بافتهای تصاویر بیرونی خواهد شد. البته باید به این نکته توجه داشت که با وجود اینکه محو کردن تصاویر با از بین بردن جزئیات بافتی و ترکیب سایه‌های رنگی به بخش‌بندی کمک می‌کند، اما



شکل ۱۷- مقایسه نمودار هیستوگرام فاصله‌های پیکسل‌های یک دسته تا مرکز دسته در هرم تصاویر چنددقتی (تصویر بالا) و بدون استفاده از هرم تصاویر چنددقتی (تصویر پایین)

تصاویر بیرونی را به حداقل می‌رساند. کارایی این الگوریتم به کمک یک روش ارزیابی نظارت‌شده روی دو پایگاه داده از تصاویر بیرونی بررسی شد. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد این روش برای کاهش رنگ تصاویر بیرونی به هدف بخش‌بندی ابتدایی از الگوریتم  $k$ -means عادی بهتر عمل می‌کند.

در پایان باید به این نکته توجه داشت که در [۴۸] از آمارگان‌های مرتبه بالاتر نیز برای تشخیص پیکسل‌ها یتیم بهره بردیم. اما روش تحلیل هیستوگرام که شکل توزیع رنگ‌ها در خوشه‌ها را در نظر می‌گیرد به مراتب ساده‌تر و کیفیت آن بالاتر است.

## ۶. نتیجه‌گیری و پیشنهادات

با انجام اصلاحاتی روی روش پیشنهادی، می‌توان به کیفیت بهتری دست یافت. مثلاً یکی از اشکالات به کارگیری هرم تصاویر چنددقتی این است که با اعمال فیلتر ملایم‌کننده روی تصویر، لبه‌های تصویر تغییر شکل و نیز تغییر رنگ می‌دهند که این موضوع باعث می‌شود لبه‌های تصویر به عنوان یک دسته رنگی جدید در نظر گرفته شوند. در شکل‌های ۱۸-الف و ۱۸-ب، یک تصویر بیرونی و نسخه محو شده آن و در شکل ۱۸-ج لبه‌های تغییر رنگ داده مشاهده می‌شوند.

در این مقاله، مشکلات الگوریتم  $k$ -means برای کاهش رنگ تصاویر بیرونی به هدف بخش‌بندی ابتدایی و تشخیص شیء در آنها بررسی و روشی برای حل این مشکل پیشنهاد شد. در این روش که بر مبنای بستری متشکل از دو دقت متفاوت تصویر عمل می‌کند، با حذف تدریجی خوشه‌های اشیاء مهم در هر طبقه هرم، تمرکز روش خوشه‌بندی بر بقیه اشیاء افزایش می‌یابد. در این تحقیق، روشی برای تعیین حدود رنگ‌های مهم در هر مرحله پیشنهاد شد که با استفاده از ویژگی‌های آماری خوشه‌های رنگی، وابستگی الگوریتم به شرایط



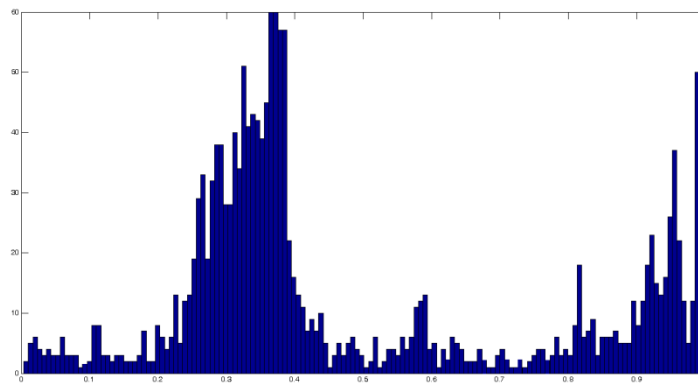
ج

ب

الف

شکل ۱۸-الف) تصویر اصلی (ب) تصویر محو شده (ج) لبه‌های تغییر رنگ داده شده در اثر محو شدن

است. واضح است هرچه این درصد بزرگتر باشد، تعداد پیکسل‌هایی که به مرحله بعد راه می‌یابند بیشتر خواهد بود و این موضوع احتمال تقسیم یک شیء واحد به چند بخش (*over-segmentation*) را افزایش می‌دهد؛ این در حالی است که اگر درصد فوق‌خیلی کوچک باشد، رنگ‌های کمی به مرحله بعد راه می‌یابند و احتمال از نظر دور ماندن بخش‌های کوچک (*under-segmentation*) بیشتر می‌شود [۴۰]. حتی اگر درصد فوق‌خیلی کوچک (مثلاً ۰.۱٪) باشد، گاهی با بررسی هیستوگرام تهرنگ موفق به یافتن رنگ‌های *U* و *L* نمی‌شویم. به بیان دیگر، در هیستوگرام تهرنگ نمی‌توان رنگی یافت که تعداد پیکسل‌های آن کمتر از ۰.۱٪ پیکسل‌های به رنگ  $\mu$  باشد. نمونه‌ای از این هیستوگرام را در شکل ۱۹ می‌بینید.



شکل ۱۹- یک هیستوگرام تهرنگ «تخت»

نکته دیگر اینکه همزمان با شفاف‌سازی تصویر (عبور به طبقات پایینی هرم تصاویر چنددقتی) ویژگی‌های بافتی خود را بهتر نشان می‌دهند که می‌توان آنها را نیز برای بخش‌بندی ابتدایی تصویر مورد استفاده قرار داد. در واقع طول بردارهای مربوط به ویژگی‌های پیکسل‌ها می‌تواند با عبور به طبقات پایینی هرم تصاویر چنددقتی افزایش یابد و شامل ویژگی‌های بافتی نیز شود.

هرچند در این مقاله به هدف بخش‌بندی تصاویر بیرونی الگوریتم خوشه‌بندی *k-means* سفارشی شد، اما روش پیشنهادی در این مقاله می‌تواند برای بهبود نتایج الگوریتم‌های دیگر خوشه‌بندی مانند [۱۵، ۲۱] نیز مورد استفاده قرار گیرد.

پس از بخش‌بندی ابتدایی باید به کمک تکنیک‌های بازیابی تصاویر، ماهیت بخش‌ها تشخیص داده شود که بخش تکمیل‌کننده این تحقیق خواهد بود [۴۲، ۵۰].

برای رفع این مشکل، می‌توان ابتدا لبه‌های تصویر را به دست آورد و از نظر گرفتن پیکسل‌های نزدیک به لبه‌ها به عنوان پیکسل تیم اجتناب نمود؛ چون احتمالاً این پیکسل‌ها هم‌رنگ با زمینه هستند و به دلیل استفاده از فیلترهای ملایم‌کننده تغییر رنگ داده‌اند. میزان نزدیکی به لبه در روش بالا می‌تواند با توجه به قوت لبه تعیین شود.

برای بهبود دقت بخش‌های ایجاد شده، بعد از به کار بردن روش مزبور یک مرحله ادغام نیز می‌تواند انجام پذیرد تا کلاس‌های ایجاد شده را در صورت لزوم بر حسب شباهت‌های رنگی و بافتی و شکلی و نیز پیوستگی پیکسل‌ها ادغام کند و یا اشیائی که تعداد پیکسل‌های آنها کم است (اشیاء کوچک یا کم اهمیت) را حذف کند. ایده‌هایی برای ادغام در [۴۹] مطرح شده است.

نکته دیگر در مورد درصد استفاده شده در مراحل ۲ و ۳ الگوریتم پیشنهاد شده در این تحقیق برای تعیین رنگ‌های *L* و *U* (در اینجا ۰.۵٪)

چنین می‌نماید که در این خوشه تمام رنگ‌ها وجود دارند! در حالی که این طور نیست؛ در چنین خوشه‌ای پارامترهای اشباع و روشنایی (*S* و *V* در فضای *HSV*) مقادیری دارند که تغییر تهرنگ در رنگ‌های آن خوشه تأثیری ندارد و به همین لحاظ در هیستوگرام تهرنگ تمام رنگ‌ها دیده می‌شوند. مثلاً اگر روشنایی صفر باشد، پارامترهای *H* و *S* هر مقداری داشته باشند تفاوتی ندارد و آن رنگ، سیاه دیده می‌شود (نوار بالایی شکل ۱۱ را ببینید). بنابراین اگر هیستوگرام تهرنگ یک خوشه تخت باشد (رنگی که شرایط رنگ‌های *U* و *L* را ارضا کند وجود نداشته باشد)، رنگ‌های آن خوشه همگی به یک رنگ دیده می‌شوند و به همین لحاظ هیچ‌یک از آنها به عنوان رنگ تیم در نظر گرفته نمی‌شوند. در هر حال تعیین بهینه مقدار درصد مذکور با توجه به شرایط تصویر می‌تواند به کیفیت الگوریتم پیشنهادی کمک کند.

پوشیدنی برای کمک به افراد نابینا و کم‌بینا در مسیریابی بیرون منزل و کمک به آن‌ها در مواجهه با چالش‌هایی نظیر عبور از خیابان و چهارراه بهره برد.

### مراجع

- [1]. W. W. Mayol, "Wearable Visual Robots," Ph.D, Computer Science, University of Oxford, 2004.
- [2]. M. Everingham, B. T. Thomas, and T. Troscianko, "Wearable mobility aid for low vision using scene classification in a Markov random field model framework," *International Journal of Human Computer Interaction, special issue on mediated reality*, vol. 15, pp. 231-244, 2003.
- [3]. R. C. González and R. E. Woods, *Digital Image Processing*: Pearson/Prentice Hall, 2008.
- [4]. R. Manduchi, "Learning Outdoor Color Classification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 1713-1723, 2006.
- [5]. J. Batlle, A. Casals, J. Freixenet, and J. Martí, "A review on strategies for recognizing natural objects in colour images of outdoor scenes," *Image and Vision Computing*, vol. 18(6-7), pp. 515-530, 2000.
- [6]. Y.-W. Tai, J. Jia, and C.-K. Tang, "Soft Color Segmentation and Its Applications," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, pp. 1520-1537, 2007.
- [7]. H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun, and J. Wang, "Color Image Segmentation: Advances & Prospects," *Pattern Recognition*, vol. 34, pp. 2259-2281, 2001.
- [8]. H. B. M'hadheb, A. Douik, M. M. Fendri, and M. Annabi, "Reduction of color variability in color image segmentation," in *IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems*, 2006.
- [9]. I. Ashdown, "Octree color quantization," in *Radiosity: A Programmer's Perspective*, ed: Wiley New York 1994.
- [10] P. Heckbert, "Color image quantization for frame buffer display," *SIGGRAPH Comput. Graph.*, vol. 16, pp. 297-307, 1982.
- [11]. S. J. Wan, P. Prusinkiewicz, and S. K. M. Wong, "Variance based color image quantization for frame buffer display," *Color Res. Applicat.*, vol. 15(1), pp. 52-58, 1990.
- [12]. P. Scheunders, "A comparison of clustering algorithms applied to color image quantization," *Pattern Recognition Letters*, vol. 18, pp. 1379-1384, 1997.
- [13]. N. Vljajic and H. C. Card, "Vector quantization of images using modified adaptive resonance algorithm for hierarchical clustering," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 12, pp. 1147-1162, 2001.
- [14]. B. Fritzke, "A Growing Neural Gas Network Learns Topologies," *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1995.
- [15]. A. Baraldi and P. Blonda, "A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition. II," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 29, pp. 786-801, 1999.
- [16]. G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Reynolds, and D. B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 3, pp. 698-713, 1992.
- [17]. N. Papamarkos, A. E. Atsalakis, and C. P. Strouthopoulos, "Adaptive color reduction," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 32, pp. 44-56, 2002.
- [18]. G. Cheng, J. Yang, K. Wang, and X. Wang, "Image Color Reduction Based on Self-Organizing Maps and Growing Self-Organizing Neural Networks," in *The Sixth International Conference on Hybrid Intelligent Systems*, 2006, p. 24.
- [19]. K. Zagoris, N. Papamarkos, and I. Koustoudis, "Color Reduction Using the Combination of the Kohonen Self-Organized Feature Map and the Gustafson-Kessel Fuzzy Algorithm," in *The 5th international conference on Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition*, Leipzig, Germany, 2007, pp. 703-715.
- [20]. A. Atsalakis, N. Papamarkos, and I. Andreadis, "On estimation of the number of image principal colors and color reduction through self-organized neural networks," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 12, pp. 117-127, 2002.
- [21]. J. Rasti, A. Monadjemi, and A. Vafaei, "Color reduction using a multi-stage Kohonen Self-Organizing Map with redundant features," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 13188-13197, 2011.
- [22]. S. Kiranyaz, S. Uhlmann, and M. Gabbouj, "Dominant Color Extraction Based on Dynamic Clustering by Multi-dimensional Particle Swarm Optimization," in *The Seventh International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing*, 2009, pp. 181-188.
- [23]. R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification*: Wiley, 2001.
- [24]. J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*: Kluwer Academic Publishers, 1981.
- [25]. M. Y. Choong, W. L. Khong, W. Y. Kow, L. Angeline, and K. T. K. Teo, "Graph-Based Image Segmentation Using K-Means Clustering and Normalised Cuts," in *The Fourth International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks*, 2012, pp. 307-312.
- [26]. Y. C. Hu and M. G. Lee, "K-means-based color palette design scheme with the use of stable flags," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 16, pp. 033003-1 to 033003-11, 2007.
- [27]. S. N. Sulaiman and N. A. M. Isa, "Adaptive fuzzy-K-means clustering algorithm for image segmentation," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 56, pp. 2661-2668, 2010.
- [28]. P. Ng and C.-M. Pun, "Skin Color Segmentation by Texture Feature Extraction and K-mean Clustering," in *The Third International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks*, 2011, pp. 213-218.
- [29]. R. Figueiredo, L. Schnitman, and F. d. Souza, "Using Neural Network and K-means Clustering for Image Segmentation in Outdoor Scenes," in *The 2nd International Congress on University-Industry Cooperation*, Perugia, Italy, 2007.
- [30]. R. Huang, N. Sang, D. Luo, and Q. Tang, "Image Segmentation via Coherent Clustering in Lab Color Space," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, pp. 891-902, 2011.

[۳۱] جواد راستی، سید امیرحسین منجمی و عباس وفاپی، «کاهش رنگ تصاویر

بیرونی به هدف بخش‌بندی ابتدایی با استفاده از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی با

حذف تدریجی در هرم گوسی»، ششمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، دانشگاه اصفهان، آبان ۱۳۸۹.

- [32]. A. Roy, S. K. Parui, D. Nandi, and U. Roy, "Color image segmentation using a semi-wrapped gaussian mixture model," in *The 4th international conference on Pattern recognition and machine intelligence*, Moscow, Russia, 2011, pp. 148-153.
- [33]. M. Recky and F. Leberl, "Windows Detection Using K-means in CIE-Lab Color Space," in *The 20th International Conference on Pattern Recognition*, 2010, pp. 356-359.
- [34]. S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*: Prentice Hall PTR, 1994.
- [35]. H. J. Aantonisse, "Image segmentation in pyramids," *Computer Graphics and Image Processing* vol. 19, pp. 367-383, 1982.
- [36]. R. Marfil, L. Molina-Tanco, A. Bandera, J. A. Rodriguez, and F. Sandoval, "Pyramid segmentation algorithms revisited," *Pattern Recognition*, vol. 39, pp. 1430-1451, 2006.
- [37]. G. Ramella and G. S. Baja, "Color Quantization by Multiresolution Analysis," in *The 13th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, Germany, 2009, pp. 525-532.
- [38]. A. Atsalakis and N. Papamarkos, "Color reduction and estimation of the number of dominant colors by using a self-growing and self-organized neural gas," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 19, pp. 769-786, 2006.
- [39]. S. Makrogiannis, G. Economou, and S. Fotopoulos, "A region dissimilarity relation that combines feature-space and spatial information for color image segmentation," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 35, pp. 44-53, 2005.
- [40]. Y. J. Zhang, *Advances in Image And Video Segmentation*: IRM Press, 2006.
- [41]. J. Rasti, A. Monadjemi, and A. Vafaei, "A Graph-Based Vision System for Automatic Object Detection in Outdoor Scenes," in *The 22nd International DAAAM Symposium*, Vienna, Austria, 2011, pp. 0167-0168.
- [42]. A. Bosch, X. Munoz, and J. Freixenet, "Segmentation and description of natural outdoor scenes," *Image and Vision Computing*, vol. 25, pp. 727-740, 2007.
- [43]. H. Zhang, J. E. Fritts, and S. A. Goldman, "A Co-Evaluation Framework for Improving Segmentation Evaluation," in *SPIE Defense and Security Symposium - Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIV*, 2005, pp. 420-430.
- [44]. A. Alonso-Betanzos, B. Arcay-Varela, and A. Castro-Martínez, "Analysis and evaluation of hard and fuzzy clustering segmentation techniques in burned patient images," *Image and Vision Computing*, vol. 18, pp. 1045-1054, 2000.
- [45]. D. Collins, W. A. Wright, and P. Greenway, "The sowerby image database," presented at the The 7th IEEE International Conference of Image Processing and Its Applications, Manchester, England, 1999.
- [46]. X. He, R. S. Zemel, and M. Carreira-Perpi, "Multiscale conditional random fields for image labeling," in *IEEE computer society conference on Computer vision and pattern recognition*, Washington, D.C., USA, 2004, pp. 695-703.
- [47]. A. Likas, M. Vlassis, and J. Verbeek, "The global k-means clustering algorithm," *Pattern Recognition* vol. 36, pp. 451-461, 2003.
- [۴۸]. جواد راستی، «ارائه یک روش بخش‌بندی مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند به منظور تشخیص اشیاء در تصاویر بیرونی»، پایان‌نامه دکترا، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، ۱۳۹۱.
- [49]. F. Y. Shih and S. Cheng, "Automatic seeded region growing for color image segmentation," *Image and Vision Computing*, vol. 23, pp. 877-886, 2005.
- [50]. R. Datta, D. Joshi, J. Li, and J. Z. Wang, "Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age," *ACM Computing Surveys*, vol. 40, pp. 1-60, 2008.