كاهش رنگ تصاوير با شبكه‌هاي عصبي خودسامانده چندمرحله‌اي و ويژگي‌هاي افزونه

جواد راستي*[١]، سيد اميرحسن منجمي[٢] و عباس وفايي[٣]
[١] دانشجوي دكتري معماري كامپيوتر- گروه مهندسي كامپيوتر - دانشكده فني و مهندسي - دانشگاه اصفهان
[٢و٣] استاديار گروه كامپيوتر - دانشكده فني و مهندسي - دانشگاه اصفهان

(تاريخ دريافت ٨۶/١/٢۵ ، تاريخ دريافت روايت اصلاح شده ٨٨/٧/٥، تاريخ تصويب ٨٩/٣/٨)

چكيده

دسته‌بندي رنگ‌هاي يك تصوير به كمك روش‌هاي كاهش رنگ در بخش‌بندي، تشخيص و تفكيك اشياء و نيز توليد تصاوير شبه‌رنگي، فشرده‌سازي، كاهش فضاي ذخيره‌سازي و پهناي باند لازم براي انتقال تصاوير كاربرد دارد. در اين مقاله براي كاهش رنگ‌هاي تصوير، روشي مبتني بر شبكه‌هاي عصبي خودسامانده كوهنن به كار رفته است كه با استفاده از ويژگي‌هاي افزونه كه به كمك توابع خطي يك‌به‌يك از ويژگي‌هاي رنگي تصوير به دست مي‌آيند، قابليت تفكيك رنگ بهتر، نمايش جزييات بيشتر و نيز بخش‌بندي دقيق‌تر به ويژه در تشخيص اشياء كوچك نسبت به روش‌هاي سنتي را به دست مي‌دهد. با چندمرحله‌اي كردن روال كاهش رنگها كيفيت بهتري در اين روش ديده مي‌شود. همچنين در اين تحقيق اثر استفاده از توابع خطي تصادفي براي ايجاد ويژگي‌هاي افزونه، تأثير تصادفي بودن ترتيب ورودي‌ها در مرحله آموزش شبكه عصبي و نيز اثر الگوريتم‌هاي مختلف تطابق بر عملكرد شبكه روي تعدادي تصوير نمونه بررسي شده است.

واژه هاى كليدي: كاهش رنگ، بخش‌بندي، شبكه‌هاي عصبي خودسامانده، كوانتيزاسيون برداري، ويژگي‌هاي افزونه

مقدمه

رنگ يكي از مهم‌ترين ويژگي‌هاي تصوير است كه از فاكتورهاي مؤثر در تشخيص و تفكيك اشياء به شمار مي‌رود. تاكنون كاربردهاي متنوعي از رنگ در تشخيص اشياء تصوير به كار رفته است. كاربرد تبديل KLT[١] در استخراج ويژگي‌هاي رنگي تصوير [١]، تحليل هيستوگرام توزيع سطوح خاكستري براي دسته‌بندي رنگ‌ها [٢] و استفاده از مجموعه‌هاي فازي براي تشخيص لبه‌هاي رنگي [٣] در دهه ١٩٨٠ اولين تلاش‌ها در اين زمينه بودند. ايده‌هاي بعدي، استفاده از فضاي رنگي Lab براي دسته‌بندي رنگ‌ها [۴] و استفاده از اطلاعات رنگينگي[٢] [۵] بود. همچنين استفاده از رنگ و تئوري گراف براي دسته‌بندي رنگ‌ها در [۶] پيشنهاد شده است. يك تكنيك بخش‌بندي[٣] تصاوير به كمك تحليل بازگشتي هيستوگرام يك‌بعدي نيز در [٧] ارائه شده است.

كاهش تعداد رنگ تصاوير در ساده كردن تحليل، بخش‌بندي، فشرده‌سازي و كاهش فضاي ذخيره و پهناي باند لازم براي انتقال تصاوير به كار مي‌رود. يك تصوير با رنگ‌هاي حقيقي كه در فضاي RGB به كمك رنگ‌هاي ٨ بيتي بيان شود، بيش از ١۶ ميليون رنگ متنوع دارد كه تعداد زيادي از آنها از نظر بصري شباهت زيادي به هم دارند و تحليل را مشكل مي‌كنند. در اغلب اوقات پردازش يك تصوير با تعداد محدودي رنگ بسيار ساده‌تر است؛ چون توابع تحليل را با دامنه محدودتري از مقادير متغيرها درگير مي‌كند.

منظور از كاهش تعداد رنگ‌هاي يك تصوير رنگي، تركيب رنگ‌هاي نزديك و ايجاد بهترين جعبه (مجموعه) رنگ با تعدادي محدود رنگ است كه بتوانند نمايندگان خوبي از رنگ‌هاي اصلي تصوير باشند. ايجاد جعبه رنگ بهينه تكنيك‌هاي متنوعي دارد. متد Octree فضاي مكعب شكل RGB را به زيرمكعب‌هايي تقسيم مي‌كند و سپس زيرمكعب‌هاي همسايه را تا جايي با هم تركيب مي‌كند كه تعداد كافي از پيكسل‌هاي تصوير كه بايد متعلق به يك دسته رنگي باشند در آن قرار گيرند [٨، ٩]. دسته‌اي از الگوريتم‌هاي كاهش رنگ بر مبناي تقسيم متوالي فضاي رنگي عمل مي‌كنند [١٠]. روش‌هايي مانند برش ميانه[٤] [١١] و پراش (واريانس) كمينه[٥] [١٢، ١٣، ١۴، ١۵] براي پياده‌سازي اين الگوريتم پيشنهاد شده‌اند. همچنين روش‌هايي براي بهينه‌سازي اين تقسيم در [١۶، ١٧] آمده است.

* نويسنده مسئول : تلفن : ٠٣١١-٥٢٢١٩٨۴ , فاكس : ٠٣١١-٧٩٣٢۶٧٠ , Email: rasti@eng.ui.ac.ir

دسته ديگر الگـوريتم‌هـاي كـاهش رنـگ بـر مبنـاي خوشه‌بندي[٦] رنگ‌ها عمل مي‌كنند [١٨]. اين الگـوريتم‌هـا براي پيدا كردن جعبه رنگ بهينه از روشهاي دسـته‌بنـدي ماننـد GNC [١٩]، FOSART [٢٠، ٢١، ٢٢]، Fuzzy-ART [٢٣] و FCM [٢٤] استفاده مي‌كنند. مبنـاي ايـن الگوريتم‌ها شمارش پيكسل‌هاي هم‌رنـگ اسـت؛ بـه بيـان ديگر روش‌هاي فوق تعداد پيكسل‌هاي متعلق به هر رنـگ را شمرده و دسته‌رنگ‌هاي مشـابه كـه مجموعـاً بيشـترين پيكسل را به خود اختصاص داده‌اند به عنوان يك كلاس و رنگ ميانگين آن را به عنوان نماينده انتخاب مي‌كنند. اين روشها براي حذف رنگ‌هايي كـه نقـش كمـي در سـاخت تصوير دارند مفيد است؛ امـا بـراي تحليـل و بخـش‌بنـدي تصاوير چندان مناسب نيستند؛ چون اشـياء كوچـك را در تصوير دسته‌بندي شده حذف مي‌كنند.

اين روش‌ها كـاهش رنـگ را بـه عنـوان يـك مسـأله كوانتيزاسيون برداري[٧] تعبير مي‌كنند. در واقع هر پيكسـل مانند يك بردار با مؤلفه‌هاي ويژگي‌هاي رنگي (مثلاً درصد مشاركت رنگ‌هاي اصلي قرمز و سبز و آبي در ساخت آن) در نظر گرفته مي‌شود كه در فرآيند كوانتيزاسيون بـرداري بايد با هم تركيب شوند و بردارهايي بسازند كه نماينـدگان خوبي از رنگ‌هاي تصوير باشند. به بيان ديگر كاهش رنگ، يك تبديل از فضاي برداري وسيع به فضاي برداري محدود است. استفاده از شبكه‌هـاي عصـبي بـراي دسـته‌بنـدي و كوانتيزاسيون بردارها مزاياي بسياري نسبت به روش‌هـاي محاسباتي دارد كه از جمله آنها مي‌توان به تحمـل‌پـذيري در مقابل خطا و نقص داده‌ها و نويز و نيز قابليت اسـتفاده براي مجموعه داده‌هاي مختلف اشـاره كـرد. هنگـامي كـه اطلاعات كافي راجع به ويژگـي‌هـاي مسـأله دسـته‌بنـدي موجود نيست، استفاده از شبكه‌هـاي عصـبي بـدون نـاظر براي دسته‌بندي بردارهاي ورودي تكنيك مؤثري است.

ساختار خودسامانده كوهنن (KSOFM[٨])، يك شبكه عصبي بدون ناظر متداول است كه در مسائل زيادي بـراي كوانتيزاسيون بردارها مورد اسـتفاده قـرار مـي‌گيـرد [٢٥، ٢٦]. در واقع شبكه عصـبي كـوهنن بـر مبنـاي يـادگيري رقابتي[٩] عمل مي‌كند. در اين ساختار، بردارهاي نماينده‌اي وجود دارند كه كلاس‌هاي نهايي را مشخص مي‌كنند. ايـن بردارهاي نماينـده بـراي جـذب بردارهـاي ورودي رقابـت مي‌كنند و در عين حال شـباهت خـود بـه آنهـا را هرچـه بيشتر افزايش مي‌دهند. پس از فرآيند آموزش، كلاس‌هايي با نمايندگان مجزا تشكيل مي‌شوند كه توانايي دسـته‌بنـدي بردارهاي ورودي با دقت بالا را دارند.

استفاده از شبكه عصـبي كـوهنن بـراي كـاهش رنـگ پيچيده‌سازي‌هاي متنوعي داشـته اسـت. پيشـنهاد اوليـه ايـن روش در [٢٧] ارائـه شـد. در تحقيقـات بعـدي، عـلاوه بـر ويژگيهاي رنگـي تصـوير، از اطلاعـاتي ماننـد تركيـب رنـگ پيكسلهاي همسايه براي ارائه ويژگي‌هاي مكاني و بـافتي بـه شبكه عصبي و افزايش قابليت كلاس‌بندي آن نيـز اسـتفاده شده است [٢٨]. همين الگوريتم با اصـلاحاتي در [٢٩، ٣٠، ٣١] گـزارش شـده اسـت. الگـوريتمي بـراي كوانتيزاسـيون تصاوير سياه و سفيد در [٣٢] ارائه شد كه بعدها به تصـاوير رنگـي تعمـيم يافـت [٣٣]. تركيـب شـبكه KSOFM بـا الگوريتم‌هاي فازي براي كاهش رنگ در [٣٤] پيشنهاد شده است. عـلاوه بـر كـاهش رنـگ، اسـتفاده از KSOFM بـراي كلاس‌بندي رنگ‌هاي تصوير و بخش‌بنـدي آن نيـز بـه كـار رفته است [٣٥، ٣٦].

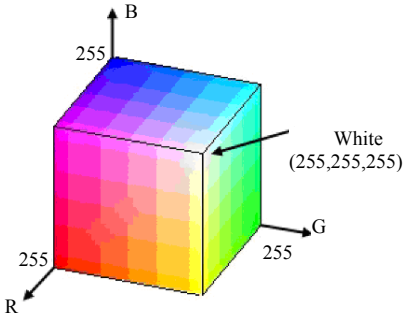
در اين مقاله، با بهره‌گيري از ويژگي‌هاي افزونـه رنگـي كه با استفاده از توابع يك‌به‌يك از روي ويژگـي‌هـاي اصـلي رنگ به دسـت مـي‌آينـد، قابليـت يـادگيري شـبكه عصـبي كوهنن افزايش يافته اسـت كـه تصـاوير مناسـبي بـا تعـداد رنگ‌هاي محدود ايجاد مي‌كند. استفاده از ويژگي‌هاي افزونه در ايجاد كلاس‌هاي جامع‌تر و بخش‌بندي بهتر تصـاوير نيـز مؤثر است. به علاوه روش چندمرحله‌اي كاهش رنگ، تصـوير بخش‌بندي شده‌اي با جزييات بيشتر به دست مي‌دهد.

در بخش ٢، تكنيك‌هاي محاسباتي مبتنـي بـر تقسـيم فضاي مكعب RGB توضـيح داده شـده اسـت. بخـش ٣ بـه تشريح ساختار شبكه‌هاي عصبي كوهنن اختصـاص دارد. در بخش ۴ معماري شبكه عصبي كوهنن براي كاهش رنـگ بـا استفاده از ويژگيهاي افزونه و نتايج استفاده از الگوريتم فوق براي كاهش رنگ و نيز بخش‌بندي تصاوير رنگي آمده است. نتيجه استفاده از روش چندمرحله‌اي كـاهش رنـگ و توابـع تبـديل تصـادفي بـراي ايجـاد ويژگيهـاي افزونـه در بهبـود كلاس‌بندي و نيز اثر ايجاد تغييـرات در سـاختار روش فـوق مانند الگوريتم تطابق و ترتيب ارائـه داده‌هـاي ورودي بـراي آموزش شبكه در اين بخش روشن مي‌شود. بخش ۶ نيـز بـه ارائه نتايج مقاله اختصاص دارد.

كاهش رنگ در فضاي مكعب‌شكل RGB

هر تصوير رنگي را مي‌توان به صورت يك مجموعه از

پیکسل‌ها تصور کرد که هر پیکسل متناظر با یك نقطه در فضاي رنگي RGB است. در این فضا، هر کدام از رنگ‌هاي قابل رؤیت ترکیبي از سه رنگ اصلي قرمز و سبز و آبي با درصدهاي مختلف هستند. درصد مشارکت هر رنگ اصلي در ساخت یك رنگ به صورت عددي بین صفر تا یك مقدار ماکزیمم (معمولاً ۲۵۵) بیان مي‌شود. بر این اساس، مي‌توان فضاي RGB را به صورت یك مکعب رنگي تصور کرد که تمام رنگ‌ها در این مکعب قرار مي‌گیرند (شکل ۱).



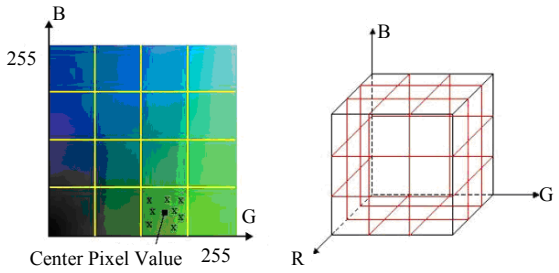
شکل ۱: مکعب رنگي فضاي **RGB**.

بنابراین هر پیکسل تصویر را مي‌توان متناظر با یك بردار سه‌عنصري در نظر گرفت که هر عنصر، نمایانگر درصد مشارکت یك رنگ اصلي در ساخت رنگ آن پیکسل است. از ترکیب سه رنگ اصلي که هرکدام با ۲۵٦ حالت بیان شوند، بیش از ١٦میلیون رنگ مختلف ایجاد مي‌شود. پردازش، ذخیره، تحلیل و انتقال تصاویر رنگي با این تعداد زیاد رنگ چندان ساده نیست؛ به همین دلیل به روش‌هایي روي مي‌آوریم که با حفظ کیفیت تصویر، تعداد کمتري رنگ داشته باشند. در واقع مسأله کاهش رنگ، ایجاد نگاشتي از فضایي با میلیون‌ها بردار رنگي به فضایي با تعداد محدودي بردار است؛ به نحوي که هریك از بردارهاي فضاي مقصد نماینده دسته‌اي از بردارها (رنگ‌ها) در تصویر اصلي باشند. به تعبیري با یك فرآیند کوانتیزاسیون برداري مواجه هستیم.

براي کاهش رنگ یك تصویر رنگي در فضاي مکعبي RGB دو روش عمده وجود دارد. در روش اول که به روش کوانتیزاسیون یکنواخت[10] معروف است، مکعب فوق به جعبه‌هاي هم‌اندازه مکعب‌شکل تقسیم مي‌شود و تمام پیکسل‌هایي که در یك جعبه قرار دارند، همگي به رنگ مرکز آن جعبه درمي‌آیند [۸]. در واقع تبدیلي از فضاي سه‌بعدي مکعب رنگي به بردار یك‌بعدي اندیس جعبه رنگ انجام مي‌شود. رابطه ۱ کوانتیزاسیون یکنواخت براي کاهش رنگ‌ها به N رنگ اصلي را نشان مي‌دهد.

$$\text{Palette} = \text{Blue\_Palte} * (N+1)^2 + \text{Red\_Plate} * (N+1) + \text{Green\_Plate} + 1 \qquad (۱)$$

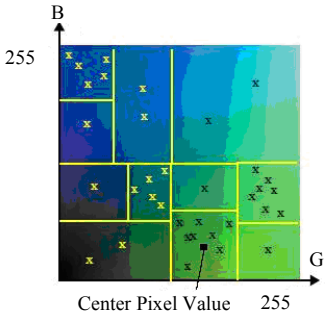
برشي از مکعب تقسیم‌بندي شده را در شکل (۲) مي‌بینید.



(ب) (الف)

شکل ۲: کوانتیزاسیون یکنواخت در الف) مکعب **RGB** ب) صفحه **R = 0**.

این روش ساده است؛ اما چون تجمع رنگ‌هاي تصویر در فضاي مکعب را یکنواخت فرض مي‌کند از کارایي خوبي برخوردار نیست [۱۰]. روش دوم که کوانتیزاسیون بر مبناي پراش (واریانس) کمینه (MVQ[11]) نام دارد، عمل کاهش رنگ را با استفاده از روش هم‌گروه کردن رنگ‌هایي که کمترین پراش را دارند انجام مي‌دهد [۱۲]. به عنوان مثال تعدادي رنگ قرمز که کمترین پراش را تا یك رنگ قرمز مرکزي دارند با یکدیگر هم‌گروه شده و رنگ مرکزي آن گروه به آن‌ها منسوب مي‌شود. در این روش جعبه‌هاي هم‌رنگ، هم‌اندازه نیستند و حتي لزوماً فضاي داخلي مکعب RGB را نیز پر نمي‌کنند. یعني اگر در یك بخش از فضاي داخلي مکعب RGB هیچ پیکسلي وجود نداشته باشد، آن بخش در هیچ‌کدام از جعبه‌هاي هم‌رنگ قرار نخواهد گرفت. کد این روش در [۱۵] آمده است. شکل ۳ روش فوق را نشان مي‌دهد.

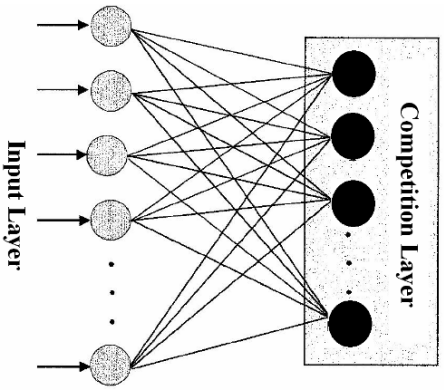


شکل ۳: کوانتیزاسیون بر مبناي پراش کمینه.

تجربـــه نشـــان داده كـــارايي ايـــن روش از روش كوانتيزاسيون يكنواخت بيشتر اسـت [١٠]. در ايـن روش تعداد بيشتري از مدخل‌هاي جعبـه رنـگ بـه رنـگ‌هـايي اختصاص دارد كه تعداد پيكسل بيشتري متناظر با آنها در تصوير وجود دارد؛ مثلاً اگر تعداد پيكسل‌هـاي طيـف‌هـاي مختلف رنگ آبي در يك تصوير دو برابر تعداد پيكسل‌هاي طيف‌هاي مختلف رنگ قرمز باشد، تعداد مدخل‌هاي رنگي اختصاص داده شده به رنـگ آبـي در جعبـه رنـگ نهـايي تقريباً دو برابر رنگ قرمز خواهد بـود. ايـن روش را از ايـن پس روش تقسيم مكعب RGB مي‌ناميم.

ساختار شبكه عصبي خودساماندهٔ كوهنن

شبكه عصبي كوهنن به منظور دسته‌بندي بردارها بـر مبناي شباهت ذاتي آنها عمل مي‌كند. به بيان ديگـر ايـن شبكه عصبي تعداد زيادي بردار را به تعداد محدودي بردار نماينـده[١٢] نگاشـت مـي‌كنـد؛ بـه نحـوي كـه هركـدام از بردارهاي فوق نشـانگر خصوصـيات دسـته‌اي از بردارهـاي فضاي ابتدايي باشند. شكل (٤) ساختار يك شبكه عصبي خودساماندهٔ كوهنن با J بردار نماينـده را نشـان مـي‌دهـد [٢٥]. از ايـن پـس ايـن روش را بـه اختصـار KSOFM[١٣] مي‌ناميم.



شكل ٤ : ساختار يك شبكه عصبي كوهنن با **J** بردار نماينده.

استفاده از شبكه كـوهنن دو مرحلـه دارد: در مرحلـه آموزش، بردارهاي فضاي ورودي به شبكه اعمال مي‌شـوند و كلاس‌ها بر اساس تفاوت‌هاي آنها شـكل مـي‌گيرنـد. در مرحله استفاده، هركـدام از بردارهـاي ورودي بـه يكـي از كلاسهاي فوق نظير مي‌شوند و عمل دسـته‌بنـدي بردارهـا انجـام مـي‌شـوند. در ابتـداي مرحلـه آمـوزش، بردارهـاي نماينـده داراي مقـادير كـاملاً تصـادفي هسـتند تـا هـيچ پيش‌فرضي در مـورد نحـوه پخـش اوليـه آنهـا در فضـاي برداري وجود نداشـته باشـد [٢٦]. يكـي از راه‌هـاي پخـش بردارهاي نماينـده، انتخـاب تصـادفي تعـدادي از بردارهـاي ورودي و تنظيم بردارهاي نماينده بر اسـاس آنهـا اسـت. در ادامه، بردارهاي ورودي به شبكه اعمـال مـي‌شـوند. پـس از اعمال هر بردار ورودي، شباهت آن با بردارهـاي نماينـده در لايه رقابت سنجيده مي‌شود. معيار ايـن شـباهت مـي‌توانـد فاصله اقليدسي بين بردار ورودي و بردار نماينده باشد. رابطه ٢ نحوه محاسبه فاصله اقليدسي بين بردار ورودي x و بـردار نماينـده يعنـي $w_i = [w_{1i} , w_{2i} , \dots , w_{ni}]$ و را نشـان مي‌دهد .

$$d_i = d(w_i, x) = \sqrt{(w_{1i} - x)^2 + (w_{2i} - x)^2 + \dots + (w_{ni} - x)^2} \quad (٢)$$

هر يک از بردارهاي نماينده كلاس‌ها كه داراي كمترين فاصله تا بردار ورودي **x** باشد، كلاس متناظر با بردار ورودي **x** و به اصطلاح كلاس برنده[١٤] خواهد بود.

معيار ديگر سنجش شباهت بردارها، مقدار ضرب داخلي بين آنهاست. اگر بردارهاي نماينده كلاس‌هـا و ورودي‌هـا را نرمال كنيم، ضرب داخلي بين آنها متناظر با كسينوس زاويه بين آنها خواهد بود. (رابطه ٣).

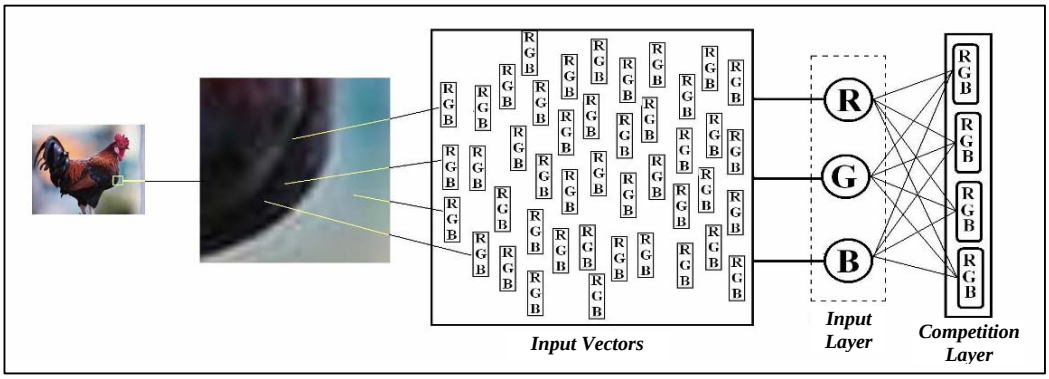
$$< x , wi > = | x | . | wi | . \cos(\theta) = 1.1 . \cos(\theta) = \cos(\theta) \quad (٣)$$

هرچه شباهت بين **x** و $\mathbf{w_i}$ بيشتر باشد، زاويه بين آنها كمتر و كسينوس اين زاويه بيشتر است.

بردار نماينده برنده كه بيش از بردارهاي نماينده ديگـر به بردار ورودي شباهت دارد ، از طريق الگوريتم تطابق خود را به بردار ورودي نزديكتر مي‌كند. رابطه ۴ نحوه تطابق بردار برنده w_k با بردار ورودي x را نشان مي‌دهد.

$$w_k^{new} = w_k^{old} + \alpha(x - w_k^{old}) \quad (٤)$$

مقدار α كه ضريب تطـابق نـام دارد بـين صـفر و يـك است. در ابتداي آموزش مقدار α بزرگ است تا كـلاس‌هـا از هـم جـدا شـوند و سـپس بـه‌تـدريج كـاهش مـي‌يابـد تـا شباهت‌هاي جزيي بردار نماينـده بابردارهـاي ورودي كـه در كلاس نظير آن قرار مـي‌گيرنـد بيشـتر شـود [٢٦]. پـس از مرحله آموزش، شبكه كوهنن داراي تعدادي بـردار نماينـده است كه هركـدام واجـد خصوصـيات دسـته‌اي از بردارهـاي ورودي هسـتند. در مرحلـه اسـتفاده، بردارهـاي ورودي بـه شبكه اعمـال مـي‌شـوند و در لايـه رقابـت، جـذب كلاسـي مي‌شوند كه بيشترين شباهت با بردار نماينـده آن كـلاس را دارند.



شکل ۵ : ساختار شبکه عصبي کوهنن براي ايجاد تصوير ۴ رنگ از يك

شبکه عصبي کوهنن براي کاهش رنگ

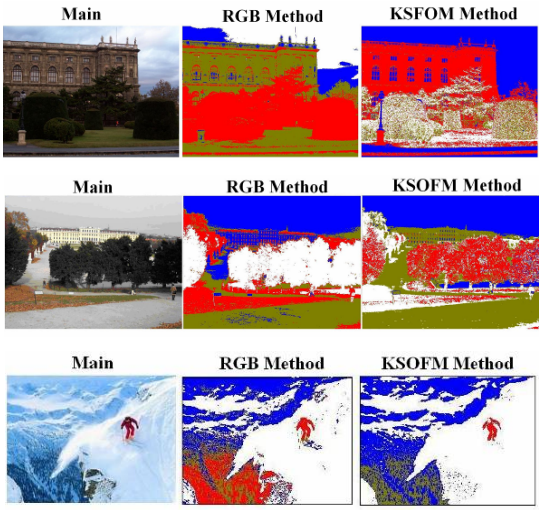
همان‌طور که قبلاً گفته شد، هر پيکسل تصوير رنگي در فضاي RGB را مي‌توان به‌صورت يك بردار ۳ عنصري تصور کرد که درصد مشارکت هرکدام از رنگ‌هاي اصلي قرمز و سبز و آبي عناصر اين بردار را تشکيل مي‌دهند. کاهش رنگ را مي‌توان به عنوان يك مسأله دسته‌بندي بردارها در نظر گرفت که در آن نگاشتي از تصوير اصلي که داراي ميليون‌ها بردار رنگي است، به تصويري داراي تعداد محدودي بردار رنگ انجام مي‌پذيرد. شبکه KSOFM مي‌تواند براي اين دسته‌بندي برداري به کار رود.

ساختار شبکه عصبي کوهنن براي کاهش رنگ

يك ساختار ابتدايي براي اين شبکه، در نظر گرفتن بردارهاي سه‌عنصري RGB به‌عنوان بردارهاي نماينده و ورودي است. شکل (۵) يك شبکه عصبي کوهنن براي کاهش رنگ‌هاي تصوير به چهار رنگ را نشان مي‌دهد.

در مرحله آموزش، بردارهاي ورودي RGB که متناظر با پيکسل‌هاي تصوير هستند به شبکه عصبي اعمال مي‌شوند و به کمك الگوريتم تطابق، هرکدام از کلاسهاي لايه رقابت به يك دسته رنگ در تصوير اصلي شبيه مي‌شوند. پس از پايان مرحله آموزش، چهار بردار رنگي داريم که هرکدام نماينده دسته‌اي از رنگ‌هاي تصوير اصلي هستند.

در مرحله استفاده، رنگ هر پيکسل به‌صورت يك بردار ۳ عنصري RGB به شبکه اعمال مي‌شود و در کلاسي قرار مي‌گيرد که به نماينده آن کلاس از بقيه کلاس‌ها شبيه‌تر است. به اين ترتيب يك تصوير چهار رنگ به دست مي‌آيد که به ويژه در بخش‌بندي تصوير بسيار کارآمد است. شکل (۶) نمونه‌هايي از مقايسه الگوريتم محاسباتي تقسيم مکعب RGB و الگوريتم مبتني بر KSOFM را نشان مي‌دهد. براي سادگي مقايسه، پس از کلاس‌بندي از يك جعبه رنگ ثابت با چهار رنگ آبي و قرمز و سبز و سفيد استفاده کرده‌ايم (رنگ‌هاي فوق ارتباطي با رنگ‌هاي تصوير اصلي ندارند). تصاوير فوق که موسوم به تصاوير شبه‌رنگي[10] هستند، براي کمك به افراد کم‌بينا براي تشخيص اشياء و تحليل صحنه کاربرد دارند [۳۷، ۳۸، ۳۹].

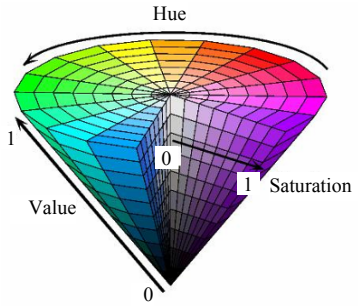


شکل ۶ : مقايسه تصوير ۴ رنگ که با الگوريتم‌هاي **RGB** و **KSOFM** به دست آمده است.

همان‌طور که مي‌بينيد در مجموعه تصاوير اول روش KSOFM جزييات بافتي درختان را بهتر آشکار کرده و آسمان را به يك رنگ درآورده است. در مجموعه تصاوير دوم ساختمان و درخت‌ها به کمك روش KSOFM بهتر آشکار شده‌اند. در مجموعه تصاوير سوم، روش KSOFM اسکي‌باز را به رنگي متفاوت از بقيه تصوير درآورده است؛ در حالي که

در روش تقسيم مكعب RGB چون تعداد پيكسل‌هاي مجموعه‌هاي هم‌رنگ بايد تقريباً برابر باشد، تعداد زيادي از پيكسل‌هاي مربوط به قسمت درختكاري نيز به رنگ لباس اسكي‌باز درآمده‌اند.

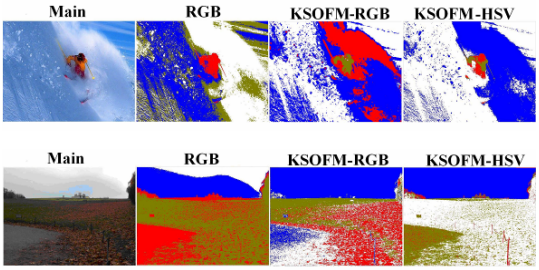
به جاي بيان يك پيكسل با ويژگيهاي رنگي RGB مي‌توان از مدل رنگي دركي[۱۶] HSV استفاده نمود. در اين مدل، يك رنگ به كمك سه ويژگي تـه رنگ[۱۷] (طيف رنگ)، اشباع[۱۸] (غلظت رنگ) و روشني[۱۹] (ميزان نور سفيدي كه با رنگ مخلوط است) بيان مي‌شود. شكل (۷) مدل رنگي HSV را نشان مي‌دهد.



شكل ۷ : مدل رنگي **HSV**.

مدل رنگي HSV يك مدل دركي است. در حالي كه هيچيك از سه پارامتر مدل RGB اطلاع دقيقي راجع به حالت بصري رنگ نمي‌دهند، پارامترهاي مدل HSV به درك رنگ كمك مي‌كنند.

شكل (۸) تفاوت استفاده از بردارهاي RGB و HSV براي ايجاد تصاوير ۴ رنگ را نشان مي‌دهدكه در مجموعه تصوير اول استفاده از بردارهاي HSV (چهار رنگ مهم تصوير اصلي به صورت چهار قطعه جدا درآمده‌اند) و در مجموعه تصوير دوم استفاده از بردارهاي RGB (جزييات بافتي سطح چمن بهتر آشكار شده است) كيفيت بهتري نشان داده است.



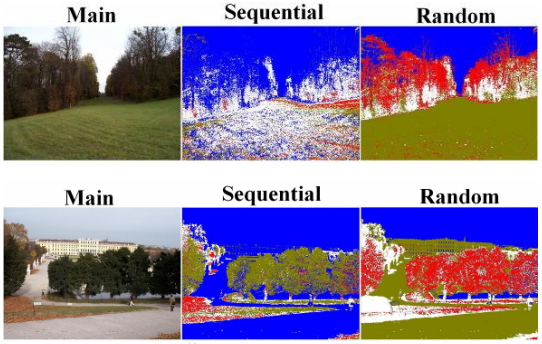
شكل ۸ : مقايسه يك تصوير رنگي با تصاوير ۴ رنگ كه با الگوريتم‌هاي **RGB** و **KSOFM-RGB** و **KSOFM-HSV** به دست آمده‌اند.

همان‌طور كه در شكل‌هاي (۶) و (۸) ديده مي‌شود، الگوريتم KSOFM مي‌تواند جزييات دقيق و حتي اشياء كوچكي كه رنگ متمايزي دارند را تشخيص دهد؛ در حالي كه الگوريتم تقسيم مكعب RGB به دليل اينكه بايد تعداد پيكسل‌هاي متعلق به هر دسته تقريباً با دسته‌هاي ديگر برابر باشد، دسته‌رنگ‌هاي كوچك را در دسته‌رنگ‌هاي بزرگتر محو مي‌كند؛ بنابراين براي كاهش تعداد رنگ‌هاي تصاوير رنگي با حفظ كيفيت بصري مؤثرتر خواهد بود.

ترتيب ارائه داده‌هاي ورودي به شبكه

همان‌طور كه گفته شد، پيكسل‌هاي تصوير به عنوان بردارهاي ورودي براي آموزش شبكه عصبي به كار مي‌روند. در [۲۸] الگوريتمي مبتني بر تقسيم‌بندي فراكتالي تصوير براي كاهش تعداد پيكسلهاي لازم براي آموزش شبكه و افزايش سرعت آموزش پيشنهاد شده است.

ترتيب ارايه پيكسل‌هاي تصوير مسأله مهمي در آموزش شبكه عصبي فوق به شمار مي‌رود. قبلاً اشاره شد كه كاهش رنگ، يك مسأله دسته‌بندي بردارها به شمار مي‌رود. اگر پيكسلهاي تصوير به ترتيب سطري يا ستوني به شبكه اعمال شوند، آموزش شبكه به درستي انجام نمي‌شود. چون پيكسل‌هاي مجاور در يك تصوير رنگي، عموماً متعلق به يك شيء و داراي رنگ‌هاي نزديك به هم هستند، اعمال متوالي آنها به شبكه موجب همگرايي همه كلاس‌ها به سمت يك رنگ مي‌شود. هنگامي كه پيكسل‌هاي يك شيء ديگر به شبكه اعمال مي‌شوند، باز همه كلاس‌ها رنگ قبلي را فراموش كرده و شبيه رنگ جديد مي‌شوند. اين روند، آموزش شبكه را با خطاي فراموشي[۲۰] مواجه مي‌كند [۲۶].



شكل ۹ : تفاوت تصاوير ۴ رنگ به‌دست آمده از شبكه **KSOFM** كه با ارائه ترتيبي و تصادفي پيكسل‌ها آموزش ديده‌اند.

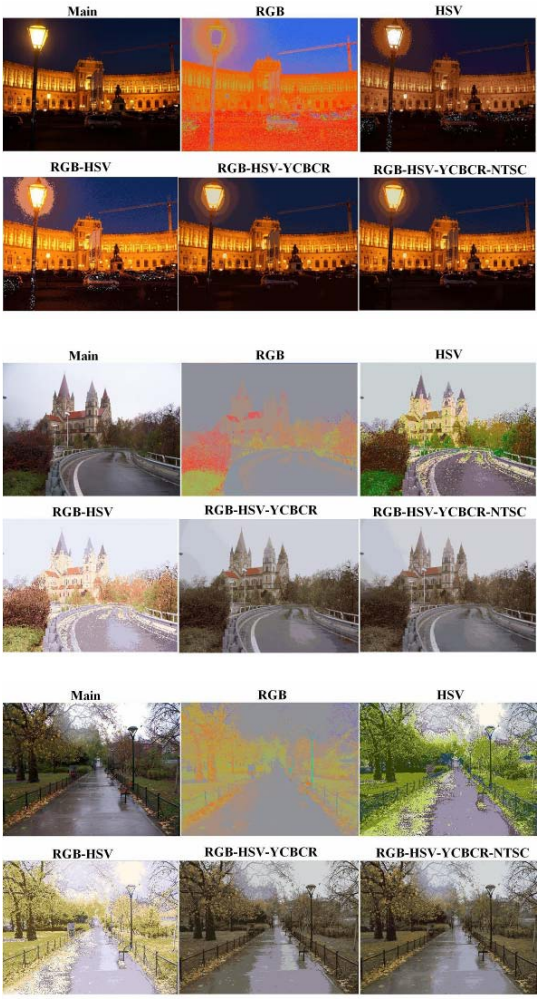
براي حل اين مشكل، پيكسل‌هاي تصوير بايد به ترتيبي تصادفي به شبكه اعمال شوند تا در آموزش شبكه به لحاظ

ترتيب اعمال ورودي‌ها هيچ نظارتي انجـام نشـده باشـد و همچنان طبيعت بدون ناظر KSOFM حفظ شود. تصـاوير شكل (٩) نشان مي‌دهـد كيفيـت عملكـرد شـبكه عصـبي وقتي با پيكسل‌هاي تصادفي آموزش مي‌بينـد بـه صـورت قابل توجهي بهتر از آموزش ترتيبي است.

ساختار شبكه عصبي با ويژگي‌هاي افزونه[٢١]

همان‌طور كه در شكل (٥) ديده مي‌شـود، از بردارهـاي RGB متناظر با پيكسل‌ها براي ارايـه ويژگـي‌هـاي رنگـي تصوير به شبكه عصبي كوهنن اسـتفاده شـده اسـت. ايـن روش براي دسته‌بندي رنگ‌هاي تصـوير مفيـد اسـت؛ امـا بردارهاي نماينده در انتهاي كلاس‌بندي بيانگر خصوصيات (رنگ) اعضاي كلاس خود نيستند. به بيان ديگر بـا اينكـه كلاس‌بندي با اين بردارهاي نماينده رنگي به خوبي انجـام مي‌شود؛ اما تصوير كلاس‌بندي‌شـده كـه تنهـا داراي ايـن رنـگ‌هـا باشـد از نظـر بصـري كيفيـت مناسـبي نـدارد. دسته‌بندي رنگ‌ها به كمك بردارهاي ويژگي‌هاي HSV به پاسخ بهتري منجر مي‌شود؛ اما اين پاسخ نيز از نظر كيفي قابـل مقايسـه بـا روش محاسـباتي تقسـيم مكعـب RGB نيست. در شكل (١٠) نمونه‌هاي از اين تصاوير با نـام‌هـاي RGB و HSV مشخص شده‌اند. براي اصلاح ايـن مشـكل، به جاي استفاده از يك مجموعه ويژگي RGB و يـا HSV، از هر دو مجموعه ويژگي اسـتفاده مـي‌كنـيم؛ بـه عبـارت ديگر، بردارهاي ورودي و نماينده به جاي سه عنصر داراي شش عنصر هستند. تصاوير كاهش رنگ داده شده بـا ايـن روش كيفيت بسيار بهتري نسبت به اسـتفاده از تنهـا سـه ويژگـي رنگـي (يـك مـدل رنگـي) دارنـد (در شـكل ١٠ تصـاويري كـه بـا نـام RGB-HSV مشـخص شـده‌انـد را ببينيد). بايد توجه داشت كه پارامترهاي HSV بـه كمـك يك تابع يك‌بـه‌يـك از روي پارامترهـاي RGB بـه دسـت مي‌آيند.

با اينكه به نظر مي‌آيد اين افزونگي اطلاعات جديـدي براي آموزش شبكه در بر نداشته باشد؛ اما در عمل وجـود ويژگي‌هاي افزونه باعث بهبـود عملكـرد شـبكه در انتـزاع رنگ‌ها مي‌شود. اضافه كردن ويژگي‌هاي افزونه ديگر كه به كمك توابع يك‌به‌يك ديگر از روي ويژگـي‌هـاي RGB بـه دست مي‌آيند (مـثلاً بيـان رنـگ در فضـاي YCBCR يـا NTSC [٤٠])، عملكرد شبكه را بسيار بهبود مـي‌بخشـد و بردارهاي نماينده مناسبي براي كلاس‌ها ايجاد مي‌كند؛ به نحوي كه تصاوير رنگي كاهش رنگ داده شده كه تنها واجد اين بردارهاي رنگي هسـتند، از كيفيـت مطلـوبي برخـوردار مي‌باشند. شكل (١٠) تصاوير ١٦ رنگ كه به كمك شبكه

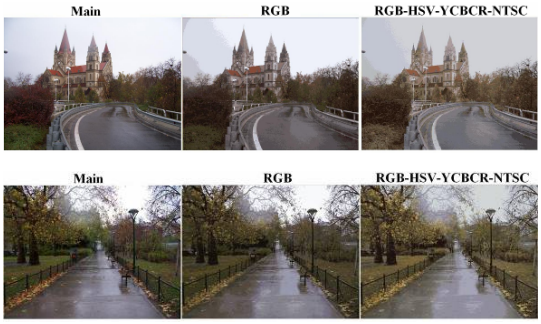


شكل ١٠ : تفاوت تصاوير ١٦ رنگ به‌دست آمده از شبكه **KSOFM** با ويژگي‌هاي افزونه مختلف.

عصبي كوهنن با بردارهايي با ويژگي‌هاي مختلف بـه دسـت آمده‌اند را با هم مقايسه مي‌كند. دقت در اين تصـاوير نشـان مي‌دهد كه با زياد شدن تعداد ويژگي‌هاي افزونـه، عـلاوه بـر افزايش شباهت بردارهاي نماينده به كلاس‌هايشـان و ايجـاد تصاوير با كيفيت بصري بهتـر، قـدرت تفكيـك كـلاس‌هـا و ايجاد جزييات بيشتر در تصـوير مقصـد نيـز بـالاتر مـي‌رود. نكته‌اي كه بايد مورد توجه قرار داد اين است كه بـا افـزايش تعداد ويژگـي‌هـاي افزونـه، انـدازه عـددي بردارهـاي نمونـه كوچك مي‌شود كه براي ايجـاد كيفيـت مناسـب در تصـوير مقصد، بايد در عدد ثابتي ضرب شود. مثلاً اگر بردارها نرمال شده باشند، تجربـه نشـان داده اسـتفاده از ضـريب ٢ بـراي

بردارهـاي RGB-HSV و ضـريب ٢٥٠ بـراي بردارهـاي RGB-HSV-YCBCR به نتايج مناسبي منجر مي‌شود.

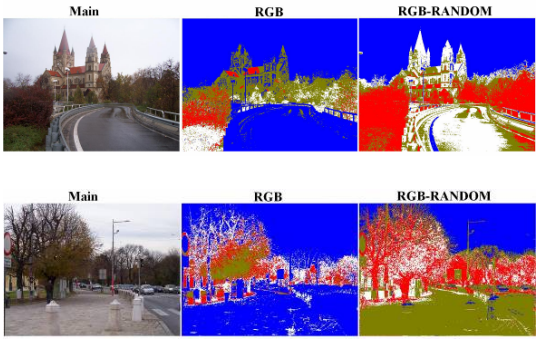
تصـاوير آخـر شـكل (١٠) (كـه RGB-HSV-YCBCR-NTSC نام‌گذاري شده‌اند) از نظر كيفيت بـا روش تقسـيم مكعب RGB قابل رقابت است و از نظر تفكيـك جزييـات بهتر از آن عمل مي‌كند. شكل (١١) نمونه‌هايي از مقايسـه اين دو روش را نشان مي‌دهد.



شكل ١١ : مقايسه روش‌هاي **RGB** و **KSOFM** براي توليد تصاوير ١۶ رنگ.

به طبيعي‌تر بودن شكل آسمان و كف جاده در شكل‌هـاي بالا دقت كنيد.

شايد به نظر برسد استفاده از ويژگي‌هـاي مـدل‌هـاي رنگي YCBCR يا NTSC به دليل اينكـه خـود، فضـاهاي رنگي هستند اين اثر را در بهبود كيفيـت عملكـرد شـبكه دارند. اما شكل (١٢) نشان مي‌دهد حتي اگر با يـك تـابع تصادفي يك‌به‌يك ويژگي‌هاي افزونـه جديـدي بـه دسـت آوريم، باز هم قدرت تفكيك كلاس‌ها بيشتر مي‌شود.



شكل ١٢ : افزايش قدرت تفكيك شبكه با ويژگي‌هاي افزونه كه با تابع تصادفي از ويژگي‌هاي **RGB** به‌دست آمده‌اند.

ماننـد شـكل (۶) بـراي سـادگي مقايسـه، پـس از كلاس‌بندي از يك جعبه رنگ ثابت با چهـار رنـگ آبـي و قرمز و سبز و سفيد استفاده شده است. منظور از RGB در ايـن شـكل ايـن اسـت كـه بردارهـاي ورودي و نماينـده، بردارهاي ٣ عنصري RGB هستند. در شكلهايي كـه عنـوان RGB-RANDOM دارند، بردارها شش عنصري هستند كـه سه ويژگي دوم با يك تابع تصادفي يك‌به‌يك از سـه ويژگـي اول بـه‌دسـت آمـده‌انـد. افـزايش قابليـت يـادگيري شـبكه KSOFM با اضافه كردن تعداد ويژگي‌هاي بردارها موضوعي جالب توجه است و نشان مي‌دهد بيان ويژگي‌هـاي طبيعـي يك مجموعه داده به صور مختلف مي‌توانـد ويژگـي‌هـايي از داده‌ها كه از يك زاويه ديد قابل رؤيت نيستند را بـه شـبكه ارائه كند و قابليت يادگيري و عملكرد آن را بهبود ببخشد.

از سوي ديگر، يكي از مواردي كـه بـه رونـد يـادگيري شبكه عصبي لطمه مي‌زند، تباني[٢٢] بين طبيعت ويژگي‌هـاي داده‌هاي ورودي است. بنابراين هر روشي كه اين تباني را به هم بزند، مي‌تواند به يادگيري بهتر شبكه عصبي منجر شود. اضافه كردن نويز با توان كم به مجموعه داده‌هـاي آموزشـي (وقتي تعداد داده‌ها كم است) و به كار بردن مجموعه جديد و بزرگتر داده‌ها براي آموزش شبكه از همين تئوري پيـروي مي‌كنـد [٢۶]. مـي‌تـوان افـزايش كيفيـت عملكـرد شـبكه KSOFM با اضافه كردن ويژگي‌هايي به بردارهاي شبكه كـه به كمك توابع يك‌به‌يك از روي ويژگي‌هاي اصلي بـه دسـت مي‌آيند را نيز در همين چارچوب توجيه كرد.

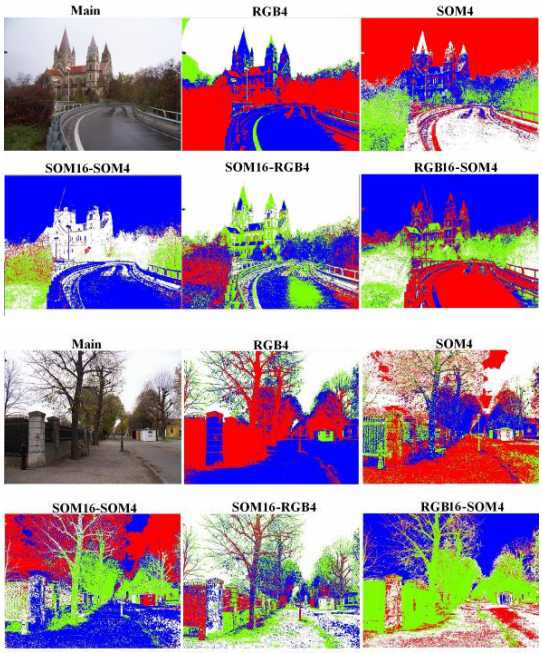
از جمله دلايلي كه مي‌توان براي افزايش بازدهي شبكه پس از افزونگي برشمرد، متقارن شدن بيشتر ماتريس وزنهـا و افزايش درجه آزادي يا ظرفيت شبكه مـذكور اسـت. يـك ماتريس متقارن‌تر وزن‌ها عمومـاً خطـاي محاسـبه مـاتريس شبه‌معكوس را كاهش مـي‌دهـد. ايـن مـاتريس شـبه‌وارون، بهترين گزينه ممكن براي براي تحقق نگاشت شـبكه اسـت. افزايش ظرفيت يا درجه آزادي شبكه نيز به بهبـود كيفيـت حافظه مي‌انجامد [۴١].

توجه كنيد چون هدف ايـن تحقيـق، اسـتفاده از روش KSOFM به هدف افزايش دقت در بخش‌بندي و نيز كيفيت بصري تصاوير كاهش رنگ داده شده است، مقايسه كمي اين روش با روش RGB ميسر نيسـت و تنهـا بايـد بـه مقايسـه بصري و كيفي اكتفا نمود. به بيان ديگر، اگـر از مـلاك‌هـاي كمي مانند MSE يا هيستوگرام جهت شباهت‌سنجي تصوير كاهش رنگ داده شده و تصوير اصلي سود ببـريم، كمتـر يـا بيشتر بودن اين ملاكها دليلي بر بـالاتر يـا پـايين تـر بـودن كيفيت بصري تصـاوير حاصـل نيسـت. در عـوض، مجموعـه تصاوير اصلي و كاهش رنگ داده شده به هـر دو روش RGB و KSOFM (بـيش از ٥٠ تصـوير) در معـرض ديـد ٥ نـاظر

انساني قرار گرفتند و در مورد اكثريت مطلق تصاوير بنـابر تشخيص ناظران، روش KSOFM كيفيـت بصـري بهتـري نسبت به روش RGB دارد. در موارد ديگـر ماننـد كيفيـت بخش‌بندي، حفظ بافت تصوير و نيز مشخص ماندن اشـياء كوچك، شكل‌هاي (٦) و (٨) و (١٢) نشان‌دهنده عملكـرد بهتر روش KSOFM نسبت به روش تقسيم مكعـب RGB است.

كاهش چندمرحله‌اي تعداد رنگ‌ها

براي افزايش قدرت تفكيك شـبكه عصـبي مـي‌تـوان كاهش رنگ را به صورت چند مرحلـه‌اي انجـام داد. مـثلاً براي ايجاد يك تصـوير ۴ رنـگ، بـه جـاي نگاشـت چنـد ميليون بردار رنگي به ۴ رنگ، ابتـدا كـاهش رنـگ بـه ۱۶ رنگ و سپس كاهش ۱۶ رنگ به ۴ رنگ را انجام مي‌دهيم. تصـاوير شـكل (۱۳) نشـان مـي‌دهنـد ايـن روش از نظـر تفكيك جزييات بهتر عمل مي‌كند.



شكل ۱۳ : افزايش قدرت تفكيك شبكه با كاهش چندمرحله‌اي رنگها.

روش SOM16-RGB4 بـه ايـن معناسـت كـه ابتـدا كاهش تعداد رنگ‌ها به ۱۶ رنگ به كمك شبكه KSOFM و سپس كاهش از ۱۶ رنـگ بـه ۴ رنـگ بـه كمـك روش تقسيم مكعب RGB انجام مي‌شود. عملكرد بهتر اين روش نشان مي‌دهد شبكه KSOFM در حل مسايل دسته‌بنـدي كـلان بهتـر از روش‌هـاي كوانتيزاسـيون معمـولي عمـل مي‌كند. در ضمن كاهش حجم فضاي دسته‌بندي نيز در بالا بردن كيفيت نگاشت مؤثر است كـه ايـن نكتـه بـه ظرفيـت محدود نگاشت هر حافظه برمي‌گردد.

اثر الگوريتم‌هاي مختلف تطابق بركلاس‌بندي رنگ‌ها

همان‌طور كه قبلاً ذكر شد، در مرحلـه آمـوزش شـبكه عصبي كوهنن، بردار نماينده‌اي كه بيشـترين شـباهت را بـا بردار ورودي دارد، به عنوان بردار برنده انتخاب مي‌شود و بـا افزودن درصدي از تفاوت آن با بـردار ورودي بـه مقـدار آن، شباهتش با بردار ورودي بيشتر مي‌شود (رابطه ۴).

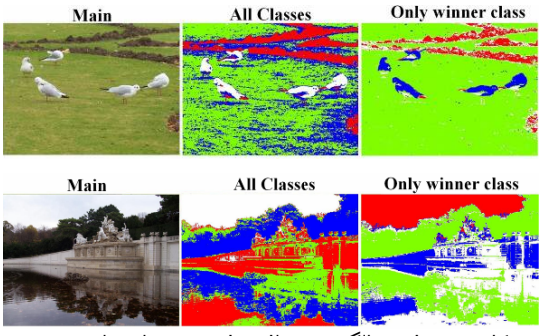
همان‌طور كه در اين رابطه ديده مي‌شود، تنها ضرايب متناظر با بردار برنده تغيير مي‌كنند و بقيه ضرايب بدون تغيير باقي مي‌مانند. اگر اين كار چند مرتبه تكرار شود، به نحوي كه چند كلاس مكرراً برنده شوند و ضرايب آنها اصلاح شود و بقيه كلاس‌ها بدون تغيير باقي بمانند، رفته رفته كلاس‌هاي بازنده از رقابت فاصله مي‌گيرند و تأثير چنداني در ساختار كلاس‌بندي شبكه نخواهند داشت. اين مشكل به نام مشكل نرون مرده[۲۳] معروف است [٢٦].

براي اينكه بردار ورودي علاوه بر كلاس برنده روي بقيه كلاس‌هـا نيـز اثـر بگـذارد و از ايجـاد مشـكل نـرون مـرده جلوگيري شود، مي‌توان كلاس برنده را با ضـريب α و بقيـه كلاس‌ها را با ضريبي كمتر از α به ورودي شبيه نمود [٢٦]. به‌عنوان مثال اگر كلاس زام برنده شده باشد داريم:

$$w_j^{new} = w_j^{old} + \alpha\,(x - w_j^{old}) \qquad (۵)$$
$$w_i^{new} = w_i^{old} + \eta\,(x - w_i^{old}) \quad \eta << \alpha \quad , i \neq j$$

راه بهتر اين است كه هرچه يك بردار نماينده به بـردار ورودي بيشتر شبيه باشد، ضريب افزايش شـباهت آن (α) را نيز بزرگتر در نظر بگيريم. در ايـن تحقيـق، مقـدار اوليـه α برابر ۰/۹ است كه در طول آموزش به تدريج تا ۰/۱ كـاهش مي‌يابد. اگر مقدار α در هنگام جذب بردار iام را بنـاميم، مقدار η براي كلاس برنده برابر خود α_i و براي كلاسـي كـه شباهت آن با بردار جذب شده در مرتبه بعد از كلاس برنـده قرار دارد برابر $\alpha_i/20$ است. به همين ترتيب ضريب تطبيق η براي كلاس‌هاي بعدي با تقسيم ضريب كلاس قبلـي بـر ۲۰ تعيين مي‌گردد. تصاوير شكل (۱۴) نشان مي‌دهـد در حـالي كه الگـوريتم تغييـر فقـط كـلاس برنـده، دركـلاس‌بنـدي و بخش‌بندي مناسبتر تصـوير (بـه ويـژه بـراي توليـد تصـاوير شبه‌رنگي) مؤثر است (مثلاً پرنده‌ها در شكل بالا يا ساختمان در شكل پايين بهتر جـدا شـده‌انـد)، الگـوريتم تغييـر همـه

كلاس‌ها با ضرايب متفاوت جزييات بافت تصوير را بهتر معلوم مي‌كند (به بافت چمن در شكل بالا يا جزييات درخت‌ها در شكل پايين دقت كنيد).



شكل ١۴: مقايسه الگوريتم تطابق با تغيير فقط بردار برنده و تغيير همه بردارها.

چون بافت در ارتباط دسته-پيكسل‌هاي مجاور تعريف مي‌شود و الگوريتم تغيير همه ضرايب، همسايه‌هاي يك دسته را نيز با ضريبي كمتر آموزش مي‌دهد و ارتباط بافتي آنها را حفظ مي‌كند. بديهي است بار زماني اجراي الگوريتم تغيير همه ضرايب با تعداد كلاس‌ها نسبت مستقيمي دارد و از اين نظر الگوريتم تغيير فقط كلاس برنده بهتر عمل مي‌كند.

نتايج

براي كاهش تعداد رنگهاي يك تصوير كه در تحليل، بخش‌بندي، فشرده‌سازي و كاهش فضاي لازم براي ذخيره‌سازي و پهناي باند انتقال تصوير مؤثر است، مي‌توان از روش‌هاي دسته‌بندي برداري استفاده كرد. در اين مقاله از شبكه‌هاي عصبي KSOFM براي كاهش رنگ استفاده شد كه در اغلب موارد به پاسخ مناسبتري نسبت به روش محاسباتي تقسيم مكعب RGB منجر مي‌شود. به‌ويژه عملكرد شبكه در تشخيص جزييات و اشياء كوچك در تصوير جالب توجه است. استفاده از ويژگي‌هاي افزونه كه به كمك توابع يك‌به‌يك از روي سه ويژگي اصلي RGB به دست مي‌آيند، علاوه بر بالا بردن قدرت كلاس‌بندي شبكه، موجب شباهت هرچه بيشتر بردارهاي نماينده با كلاس منتسب به آنها و توليد تصاوير با رنگ‌هاي محدود بهتر و داراي كيفيت بصري بالاتر مي‌شود. تصادفي كردن ترتيب ارائه اطلاعات رنگي پيكسل‌هاي تصوير به شبكه عصبي باعث افزايش قدرت يادگيري شبكه مي‌شود. كاهش چندمرحله‌اي تعداد رنگ‌ها به دليل منطقي‌تر كردن روند ايجاد تصوير كاهش رنگ يافته، از نظر معلوم كردن جزييات تصوير بهتر از كاهش يك‌مرحله‌اي رنگ‌ها عمل مي‌كند. هرچند الگوريتم تطابق كه در مرحله آموزش تنها كلاسي را كه بيشترين شباهت با بردار ورودي دارد تغيير مي‌دهد، از نظر كلاس‌بندي و بخش‌بندي تصوير به خوبي عمل مي‌كند، اما با تغيير همه كلاس‌ها با ضرايب متفاوت، مي‌توان جزييات بيشتري از بافت تصوير به دست آورد.

مراجع

1 - Ohta, Y., Kanade, T. and Sakai, T. (1980). "Color information for region segmentation." *Computer Graphics Image Processing 13*, PP. 222–241.

2 - Connah, O.M. and Fishbourne, C.A. (1981). "The use of color information in industrial scene analysis." *Proc 1st Int Conf Robot Vision Sensory Controls*, Stratford-on Avon, UK, PP. 340–347.

3 - Huntsberger, T. and Delxazi, M. (1985). "Color edge detection." *Pattern Recognition Lett 3*, PP. 205–209.

4 - Tominaga, S. (1990). "A color classification method for color images using a uniform color space." *IEEE Int Conf Pattern Recognition*, New Jersey, PP. 803–810.

5 - Jordan, J. and Bovik, A. (1988). "Conventional stereo vision using color." *IEEE Control Systems Magazine*, PP. 31–36.

6 - Valchos, T. and Constantinides, A.G. (1993). "Graph-theoretical approach to color picture segmentation and contour classification." *IEE Proc Pt. I 140*, PP. 36–45.

7 - Schettini, R. (1994). "A segmentation algorithm for color images", *Pattern Recognition Lett 14*, PP. 499–506.

8 - Ashdown, I. (1994). "Octree color quantization". *In: Radiosity—A Programmer's Perspective*. Wiley, New York.

9 - Sirisathitkula, Y., Auwatanamongkola, S. and Uyyanonvara, B. (2004). "Color image quantization using adjacent colors- line segments." *J. Pattern Recognit. Lett. 25*, No.9, PP. 1025–1043.

10 - Scheunders, P. (1997). "A comparison of clustering algorithms applied to color image quantization." *Pattern Recognition Letters 18*, PP. 1379–1384.

11 - Heckbert, P. (1982). "Color image quantization for frame buffer display." *Computer & Graphics 16*, PP. 297–307.

12 - Orchard, M. T. and Bouman, C.A. (1991). "Color Quantization of Images." *IEEE Transactions on Signal Processing,* Vol. 39, No.12, PP. 2677-2690.

13 - Wu, X. (1991). "Efficient statistical computation for optimal color quantization." In: Arvo, J. (Ed.) *Graphics Gems II*. Boston: Academic Press.

14 - Wan, S. J., Prusinkiewicz, P. and Wong, S. K. M. (1990). "Variance based color image quantization for frame buffer display." *Color Research and Application 15,* No.1, PP. 52–58.

15 - Haines, E. (2004). *Graphics Gems Repository.* Retrieved on February 5, 2004, from http://www.graphicsgems.org

16 - Wu, X. (1992). "Color quantization by dynamic programming and principal analysis." *ACM Transactions on Graphics 11,* No. 4, PP. 384–392.

17 - Kanjanawanishkul K. and Uyyanonvara, B. (2005). "Novel fast color reduction algorithm for time-constrained applications." *Journal of Visual Communication and Image Representation, Elsevier*, PP. 311-332.

18 - Vlajic, H. C. and Card, H. C. (2001). "Vector quantization of images using modified adaptive resonance algorithm for hierarchical clustering." *IEEE Transactions on Neural Networks 12*, PP. 1147–1162.

19 - Fritzke, B. (1995). "A growing neural gas network learns topologies." In: *Tesauro, G., Touretzky, D.S., Leen, T.K. (Eds.), Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 7. MIT Press, Cambridge, MA, PP. 625–632.

20 - Baraldi, A. and Blonda, P. (1999). "A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition." part I. *IEEE Transactions on Systems*, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics 29, No.6, PP. 778–785.

21 - Baraldi, A. and Parmiggiani, F. (1997). "Novel neural network model combining radial basis function, competitive Hebbian learning rule,and fuzzy simplified adaptive resonance theory." In: *Proceedings of the SPIE's Optical Science, Engineering and Instrumentation : Applications of Fuzzy Logic Technology IV*, San Diego, CA, Vol. 3165, PP. 98–112.

22 - Baraldi, A. and Parmiggiani, F. (1998). "A fuzzy neural network model capable of generating/removing neurons and synaptic links dynamically." In: *Blonda, P., Castellano, M., Petrosino, A. (Eds.), Proceedings of the WILF 1997—II Italian Workshop on Fuzzy Logic*. World Scientific, Singapore, PP. 247–259.

23 - Carpenter, G., Grossberg, S. and Rosen, D. B. (1991). "Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system". *Neural Networks 4*, PP. 759–771.

24 - Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press, New York.

25 - Kohonen, T. (1990). "The self-organizing map." *Proceedings of IEEE 78,* No. 9, PP. 1464–1480.

26 - Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation.* 2nd Edition, Prentice Hall.

27 - Dekker, A. H. (1994). "Kohonen neural networks for optimal color quantization." *Network: Computation in Neural Systems 5*, PP. 351–367.

28 - Papamarkos, N. (1999). "Color reduction using local features and a kohonen self-organized feature." *Map Neural Network, John Wiley & Sons*, Inc. Int J Imaging Syst Technol, Vol. 10, PP. 404–409.

29 - Atsalakis, A., Papamarkos, N. and Andreadis, I. (2002). "On estimation of the number of image principal colors and color reduction through self-organized neural networks." *Int. Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol. 12, Issue 3, PP. 117-127.

30 - Cheng, G., Yang, J., Wang, K. and Wang, X. (2006). "Image Color Reduction Based on Self-Organizing Maps and Growing Self-Organizing Neural Networks." *Proceedings of the Sixth International Conference on Hybrid Intelligent Systems***,** PP. 24.

31 - Atsalakis, A., Andreadis, I. and Papamarkos, N. (2001). "Histogram Based Color Reduction through Self-Organized Neural Network**s.**" *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks,* PP. 470-476.

32 - Papamarkos, N. and Atsalakis, A. (2000). "Gray-level reduction using local spatial features." *Computer Vision and Image Understanding 78*, PP. 336–350.

33 - Papamarkos, N., Atsalakis, A. and Strouthopoulos, C. (2002). "Adaptive color reduction." *IEEE Transactions on Systems,* Man and Cybernetics Part B: Cybernetics 32, No. 1, PP. 44-56.

34 - Zagoris, K., Papamarkos, N. and Koustoudis, I. (2007). "Color reduction using the combination of the Kohonen self-organized feature map and the Gustafson-Kessel fuzzy algorithm." *In: Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg.

35 - Huang, H. Y., Chen, Y. S. and Hsu, W. H. (2002). "Color image segmentation using a self-organized map algorithm." *Journal of Electronic Imaging 11,* No. 2, PP. 136–148.

36 - Yeo, N. C, Lee, K. H., Venkatesh, Y. V and Ong, S. H. (2005). "Colour image segmentation using the self-organizing map and adaptive resonance theory." *Image and Vision Computing 23*, PP. 1060–1079.

37 - Sanavullah, M. Y. and Ravindran, R. S. (2004). "Pseudocolour image processing in digital mammography." *Proceedings of the International Conference on Cognition and Recognition.* PP. 752-758.

38 - Brun, A., Knutsson, H., Park, H. J., Shenton, M. E. and Westin, C. F. (2004). "Clustering fiber traces using normalized cuts." *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, PP. 368–375.

39 - Vilaseca, M., Pujol, J., Arjona, M., De Lasarte, M. and Martinez-Verdu, F. (2004). "Color visualization system for the discrimination of indistinguishable samples in the visible spectrum." *AIC Color and Paints, Interim Meeting of the International Color Association, Proceedings*, PP.147-150.

40 - Anderson, Gray H. (1994). *Video Editing and Post-Production: A Professional Guide*, Knowledge Industry Pubns; 3rd edition.

41 - Schalkoff, R. J. (1997). *Artificial Neural Networks*, McGraw-Hill Companies.

واژه های انگلیسی به ترتیبب استفاده در متن

1- Karnhunen Loeve Transform
2 - Chromatic Information
3 - Segmentation
4 - Median Cut
5 - Minimum Variance
6 - Clustering
7 - Vector Quantization
8 - Kohenen Self-Organizing Feature Map
9 - Competitive Learning
10 - Uniform Quantization
11 - Minimum Variance Quantization
12 - Template
13 - Kohenen Self-Organizing Feature Mapping
14 - Winner Class
15 - Pseudo Colored Images
16 - Perceptual
17 - Hue
18 - Saturation
19 - Value (Brightness)
20 - Forgetting Problem
21 - Redundant
22 - Collaboration
23 - Dead Unit