



روش جدیدی برای نمایه‌سازی تصاویر رنگی مبتنی بر فشرده‌سازی و مورفولوژی ریاضی

حسین نظام‌آبادی پور

سعید سریزدی

بخش مهندسی برق، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

چکیده

در این مقاله، با استفاده از مورفولوژی ریاضی روش مناسبی برای توصیف تصویر رنگی ارائه شده و از آن در کاربردهای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی تصویر استفاده شده است. در ساختار فشرده، ویژگی مناسبی برای نمایه‌سازی تصویر بر اساس رنگ ارائه گردیده است. ویژگیهای استخراج شده از حوزه فشرده با ویژگیهای استخراج شده از حوزه پیکسل، در بازیابی تصویر روی یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر از ۱۰ گروه معنایی مقایسه و نتایج آن ارائه شده است. همچنین نتایج فشرده‌سازی تصاویر رنگی با استفاده از روش پیشنهادی، روی تصاویر استاندارد ارائه گردیده است. نتایج آزمایشها استفاده از ساختار پیشنهادی برای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی همزمان را تایید می‌کند.

کلمات کلیدی: بازیابی تصویر بر اساس محتوی، توصیف تصویر، نمایه‌سازی، فشرده‌سازی، مورفولوژی ریاضی، ویژگی رنگ

۱- مقدمه

محاسباتی بالایی دارد که موجب پایین آمدن کارایی نمایه‌سازی از نظر صرف زمان می‌شود. با توجه به اینکه ذخیره کردن حجم انبوه پایگاههای تصویر بدون عمل فشرده‌سازی کاری دشوار است؛ می‌توان نتیجه گرفت که در آینده‌ای نزدیک روشهایی برای فشرده‌سازی برگزیده می‌شوند که در آنها عمل نمایه‌سازی از قلمرو فشرده نیز امکان پذیر باشد [۱۵ و ۱۶]. بنابراین ارائه روشهای مناسب برای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی همزمان تصویر از اهمیت خاصی برخوردار است. از این رو، تعدادی از محققان در تلاش برای استخراج مستقیم ویژگی از محیطهای فشرده و ارائه روشهای جدید برای نمایه‌سازی و فشرده‌سازی همزمان برآمده‌اند [۸-۱۶].

در این مقاله، ما با استفاده از مورفولوژی ریاضی روش مناسبی برای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی تصویر ارائه می‌کنیم. در ساختار فشرده، ویژگی مناسبی برای نمایه‌سازی تصویر بر اساس ویژگی رنگ ارائه می‌کنیم. روش پیشنهادی با روش متداول هیستوگرام رنگ مقایسه و نتایج آن در بازیابی تصویر روی یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر از ۱۰ گروه معنایی ارائه می‌شود. همچنین نتایج فشرده‌سازی روش پیشنهادی روی تصاویر استاندارد ارائه خواهد شد.

ساختار این مقاله بدین ترتیب است که بخش دوم، به تعریف مورفولوژی ریاضی، مرور کارهای ارائه شده در زمینه مورفولوژی و استفاده از آن در فشرده‌سازی می‌پردازد. بخش سوم، روش پیشنهادی برای فشرده‌سازی تصویر را توصیف می‌کند.

در شبکه گسترده جهانی، دستیابی سریع و آسان به حجم بزرگی از اطلاعات امری ضروری و غیر قابل انکار است. با توجه به حجم بالای اطلاعات که بخش عظیمی از آن را تصاویر تشکیل می‌دهند، وجود سیستمهایی برای فشرده‌سازی و بازیابی آنها ضروری بنظر می‌رسد. روشهای نخستین نمایه‌سازی تصویر^۱ و بازیابی آن، مبتنی بر توصیفگرهای متنی است که با توجه به افزایش حجم پایگاههای داده تصویری و سلیقه‌ای بودن برچسبها به روشی ناکارآمد تبدیل شده است [۱]. تلاش برای حل این مشکل، منجر به پیدایش سیستمهای بازیابی تصویر بر اساس محتوی^۲، CBIR، شد.

روشهای نمایه‌سازی تصویر بر اساس محتوی به دو گروه عمده تقسیم می‌شوند. گروه اول، روشهایی هستند که ویژگیهایی همچون رنگ [۲-۳]، بافت [۴]، شکل [۵-۶] و چیدمان رنگ [۷] تصویر را از حوزه پیکسل استخراج کرده و تصویر را نمایه‌سازی می‌کنند. گروه دوم، استخراج ویژگی را از حوزه فشرده انجام داده و تصویر را نمایه‌سازی می‌کنند [۸-۱۶]. استفاده از الگوریتمهای گروه اول برای تصاویری که در حوزه فشرده قرار دارند در صورتی امکانپذیر است که تصویر از حوزه فشرده به حوزه پیکسل منتقل شود. این عمل نیاز به صرف وقت و هزینه

در واقع سایه، مجموعه تمام نقاط زیر منحنی است. اشتنبرگ سایه تصویر چند سطحی (سیگنال دوبعدی) را به عنوان یک تابع باینری ۳ بعدی در نظر گرفت و بدین ترتیب مورفولوژی ریاضی را به تصاویر غیر باینری تعمیم داد [۲۰]. نتیجه این تعمیم در روابط ۷ و ۸ آمده است.

$$U(E(F, B)) = U(F) \ominus U(B) \quad (7)$$

$$\Rightarrow E(F, B) = \underset{Y}{\text{Min}}[F(X - Y) - B(-Y)] \quad (\text{سایش})$$

$$U(D(F, B)) = U(F) \oplus U(B) \quad (8)$$

$$\Rightarrow D(F, B) = \underset{Y}{\text{Max}}[F(X - Y) + B(Y)] \quad (\text{گسترش})$$

عملیات "گشایش" و "بستن" نیز در این حالت نظیر روابط ۳ و ۴ توسط سایش (گسترش) و گسترش (سایش) متوالی تعریف می شود. مورفولوژی ریاضی به لحاظ تواناییش در استخراج ساختارهای هندسی در تصویر، مورد توجه در فشرده سازی تصویر قرار گرفته است. در بین روش های فشرده سازی مبتنی بر مورفولوژی ریاضی میتوان از الگوریتم اسکلت [۲۱]، سایش با همپوشی جزئی [۲۲ و ۲۳]، همپهای مورفولوژیک [۲۴-۲۸] و نمونه برداری غیر یکنواخت مورفولوژیک [۲۹ و ۳۰] نام برد.

الگوریتم اسکلت یکی از روشهای بیان تصویر به فرم فشرده است. اسکلت یک شی بنا به تعریف، مکان هندسی مراکز دیسکهای ماکسیمال است. دیسک ماکسیمال دیسکی است که بطور کامل در داخل شی قرار گیرد و با مرز شی حداقل در ۲ نقطه تماس باشد. اسکلت توسط اپراتورهای مورفولوژیک قابل محاسبه است [۱۹]. همچنین اسکلت مورفولوژیک تبدیلی برگشت پذیر است [۲۲]. در مرجع [۲۲]، روشی برای کدگذاری تصاویر باینری بر اساس الگوریتم اسکلت ارائه شده است که به تعداد عمل مورفولوژیک کمتری در مقایسه به الگوریتم اصلی نیاز دارد. همچنین نتایج این تحقیق بیان می کند که می توان با توجه به وجود همپوشی بین دیسکهای ماکسیمال، تعدادی از نقاط اسکلت را حذف نمود بدون اینکه به تصویر بازسازی شده خدشه ای وارد شود. ماراگوس در سال ۱۹۸۹ [۳۱] الگوریتم "اسکلت می نیمال" را ارائه کرد و آن را به سطح خاکستری تعمیم داد. همچنین در سال ۱۹۹۱، گوتسیاس [۳۲] اسکلت تعمیم یافته را مطرح نمود که اسکلتی با تعداد لایه های به مراتب کمتر از الگوریتم اسکلت معمولی است. اسکلت مورفولوژیک یکی از موفق ترین و شناخته ترین روشهای فشرده سازی تصویر، مخصوصاً تصویر باینری، است.

۲-۱ سایش با همپوشی جزئی

ایده سایش با همپوشی جزئی که اولین بار توسط ژنو و برای تصاویر باینری ارائه گردید بر پایه حذف نقاط زائد سایش کلاسیک استوار است. در واقع این عملگر بدنبال زیر مجموعه ای از سایش کلاسیک است که نتیجه "گسترش" آن مساوی یا بسیار نزدیک به تصویر "گشوده" شده باشد.

جهت محاسبه سایش با همپوشی جزئی، چهار نوع جاروب کردن متفاوت مطابق شکل ۱ مورد استفاده قرار می گیرد و متناظر با هر جاروب، یک نقطه آزمایش مطابق شکل ۲ روی عنصر سازنده تعریف می شود. مراحل مختلف الگوریتم سایش با همپوشی جزئی باینری به شرح زیر است:

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی باینری [۲۳ و ۲۴]

۱- مقداردهی اولیه:

$$E_{pr}(i, j) = 0, F_d(i, j) = 0, \forall (i, j) \in \text{Supp}(F) \quad 2-$$

۳- محاسبه سایش کلاسیک تصویر باینری ورودی، F :

$$E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$$

۴- برای: $m = 1, 2, 3, 4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت

اگر: (k, l)

نتایج حاصل از فشرده سازی چند تصویر استاندارد با روش پیشنهادی در بخش چهارم بیان می شود. در بخش پنجم، ویژگی مناسبی برپایه هیستوگرام رنگ برای نمایه سازی تصویر در قلمرو فشرده معرفی می شود. روش نمایه سازی پیشنهادی با روش هیستوگرام رنگ استخراج شده از تصویر در حوزه پیکسل مقایسه و نتایج آن در بازیابی از یک پایگاه تصویر شامل ۱۰۰۰ تصویر از ۱۰ گروه معنایی در فصل ششم می آید. بخش آخر نیز به جمع بندی مقاله اختصاص دارد.

۲- مورفولوژی ریاضی

مورفولوژی ریاضی به لحاظ توانایی در استخراج و آنالیز ویژگیهای هندسی، ابزاری مناسب برای توصیف تصاویر محسوب می شود. این ابزار که نخستین بار در سال ۱۹۶۴ توسط آقایان سرا و ماترون و برای تصاویر باینری مطرح گردید، روشی مبتنی بر تئوری مجموعه ها برای تجزیه و تحلیل ساختارهای هندسی تصاویر است [۱۷ و ۱۸]. این تجزیه و تحلیل در تصاویر باینری با توصیف تصویر توسط یک الگوی مشخص، که آن را عنصر سازنده می نامیم و در سرتاسر تصویر جایجا می کنیم، صورت می گیرد. تصویر باینری X و عنصر سازنده B را دو زیر مجموعه در فضای اقلیدسی یا دیجیتال E در نظر بگیرد. همچنین فرض کنید موقعیت مبدا در این فضا را o و انتقال یافته B به نقطه p را B_p بنامیم. در اینصورت دو عمل پایه مورفولوژی ریاضی که "گسترش" (\oplus) و "سایش" (\ominus) نامیده می شوند، توسط روابط ۱ و ۲ تعریف می گردند.

$$X \oplus B = \{x + b | x \in X, b \in B\} = \bigcup_{b \in B} X_b \quad (1)$$

$$X \ominus B = \{z \in E | B_z \subseteq X\} = \bigcap_{b \in B} X_{-b} \quad (2)$$

که در آن \cup و \cap به ترتیب بیانگر عملگرهای اشتراک (و منطقی) و اجتماع (یا منطقی) هستند. X تصویر باینری ورودی، B عنصر سازنده، X_b انتقال یافته X به موقعیت نقطه b ، B_z انتقال یافته B به نقطه z و نهایتاً X_{-b} انتقال یافته X به نقطه قرینه b است. تمام تبدیلهای مورفولوژیک - از جمله اسکلت مورفولوژیک، گسترش و سایش ژئودزیک [۱۹] و ... - بر اساس این دو عمل تعریف می شوند. نتیجه دو عمل متوالی سایش و گسترش توسط عنصر سازنده B به X را "گشایش" (\circ) و اعمال متوالی گسترش و سایش توسط عنصر سازنده B به X را "بستن" (\bullet) می نامیم.

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

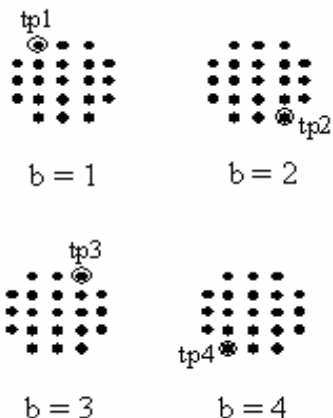
$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B \quad (4)$$

در این روابط X تصویر باینری، B عنصر سازنده و \oplus و \ominus به ترتیب سایش و گسترش مورفولوژیک می باشند که در روابط ۱ و ۲ تعریف شده اند. همانگونه که قبلاً نیز ذکر گردید، مورفولوژی ریاضی در ابتدا برای تصاویر (سیگنالهای) باینری مطرح شد. سپس تعمیم هایی برای این ابزار در حالت تصاویر چند سطحی ارائه گردید. یکی از متداولترین این تعمیم ها، روش ارائه شده بر پایه مفهوم "سایه" تابع توسط اشتنبرگ [۲۰] است. میتوان به هر تابع $F: R \rightarrow E^n$ ، یک مجموعه $U(F) \subset E^n \times R$ بر اساس رابطه زیر نسبت داد که آن را سایه تابع مینامیم.

$$U(F) = \{(X, z) : X \in D(F), z \in R \wedge z \leq F(X)\} \quad (5)$$

$$F(X) = \underset{z}{\text{Max}} U(F) \quad (6)$$

- (b=۲): جاروب از راست به چپ و از پایین به بالا
- (b=۳): جاروب از راست به چپ و از بالا به پایین
- (b=۴): جاروب از چپ به راست و از پایین به بالا



شکل ۲- نقاط آزمایش متناظر با جاروب های مختلف

مثالی از نحوه عمل این الگوریتم در شکل ۳ نشان داده شده است. نتیجه عملگر "سایش" باینری، مجموعه مراکز عناصر سازنده انتقال یافته است که بطور کامل در داخل تصویر قرار می گیرند. با در نظر گرفتن این نکته که یک عنصر سازنده در داخل تصویر قرار دارد، چنانچه سطح خاکستری تمام پیکسل های آن از سطح خاکستری پیکسل های متناظر در تصویر کوچکتر باشد، مفهوم "سایش" باینری به تصاویر سطح خاکستری تعمیم می یابد. تعمیم الگوریتم سایش با همپوشی جزئی باینری، برای تصاویر سطح خاکستری به شرح زیر است.

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی سطح خاکستری [۳۰]

مقداردهی اولیه: $F_d(i, j) = 0, F_{pr}(i, j) = 0, \forall (i, j) \in Supp(F)$

۱- محاسبه سایش کلاسیک تصویر سطح خاکستری ورودی، F :

$$E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$$

۲- برای: $m = 1, 2, 3, 4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت

اگر: (k, l)

: اعمال زیر را انجام بده:

$$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \quad \blacklozenge$$

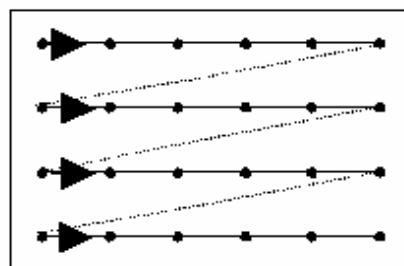
$$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \vee (B(i-k, j-l) + E(k, l))) \quad \blacklozenge$$

که در اینجا "∨" عملگر سوپریمم است. مثالی از نتیجه اعمال این الگوریتم به یک تصویر سطح خاکستری در شکل ۴ نشان داده شده است.

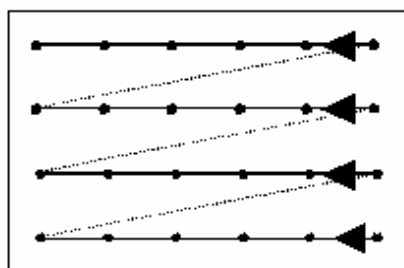
۲-۲ مقایسه با سایر روشها

در این قسمت به مقایسه تجربی عملکرد تجربی الگوریتم سایش با هم پوشی جزئی سطح خاکستری با الگوریتم اسکلت می نیمال که کارایی آن توسط گوتسیاس نشان داده شده است، پرداخته می شود. در این مورد تعداد زیادی تصاویر سطح خاکستری آزمایش شده و به لحاظ مشاهده نتایج در حجم مقاله، تنها نتایج مربوط به تصویر "دختر بچه" با ابعاد 256×256 ارائه می شود. اسکلت تعمیم یافته بکار گرفته شده یک اسکلت سازنده مربعی $i = 0, 1, 2$ ، $C(i)$ ، $B(i)$ و $0, 1, 2, 3$ ، $C(i)$ به ترتیب به ابعاد $\{3 \times 3, 3 \times 3, 5 \times 5\}$ و $\{1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5, 9 \times 9\}$ می- باشد. همچنین الگوریتم سایش با همپوشی جزئی در یک ساختار چند دقتی پیاده

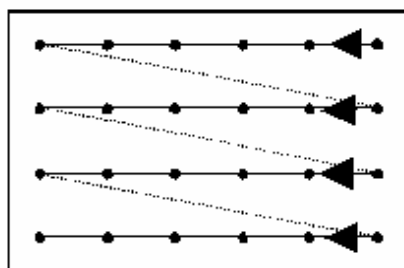
- عنصر سازنده در داخل تصویر قرار میگیرد و
 - نقطه آزمایش متناظر متعلق به $F_d(i, j)$ نمی باشد
- اعمال زیر را انجام بده:
- $$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \quad \blacklozenge$$
- $$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \cup \tilde{B}(i-k, j-l)) \quad \blacklozenge$$



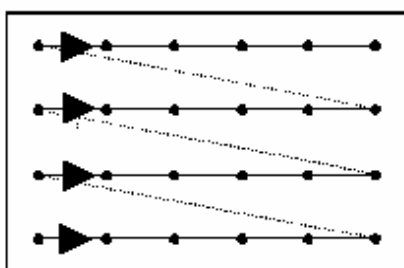
b = 1



b = 2



b = 3



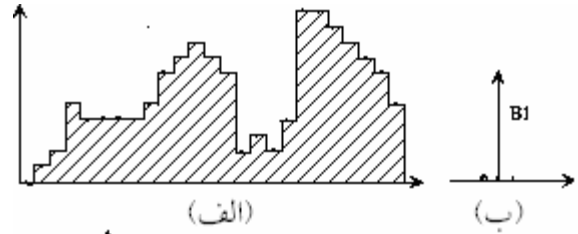
b = 4

شکل ۱- جاروب های مختلف مورد استفاده در الگوریتم سایش با همپوشی جزئی (b=۱): جاروب از چپ به راست و از بالا به پایین (جاروب کردن معمولی)

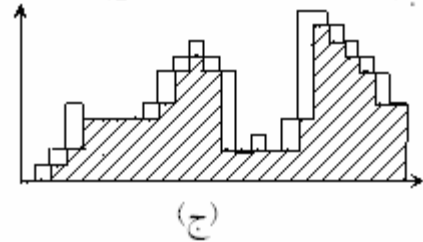
سازی شد (شکل ۵). نتیجه کیفی مربوط به این مقایسه در شکل ۶ آمده است. نتایج کمی مربوط به لایه های مختلف الگوریتم اسکلت تعمیم یافته و الگوریتم پیشنهادی در جدول ۱ و ۲ آمده است. همانگونه که این نتایج نشان می دهد، الگوریتم پیشنهادی با کیفیت تصویر بازسازی شده تقریباً برابر (کیفیت بینایی)، از آنتری پایین تری برخوردار است. در نتیجه از دیدگاه فشرده سازی از الگوریتم اسکلت مطلوبتر است.



(الف)



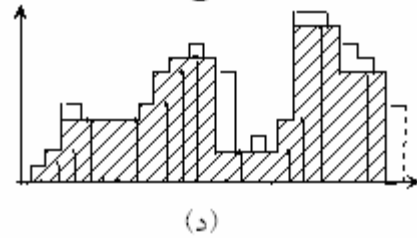
(ب)



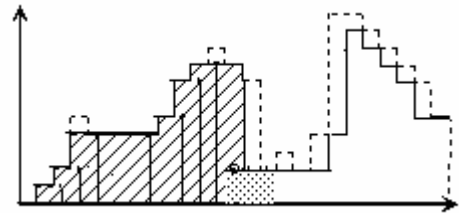
(ج)



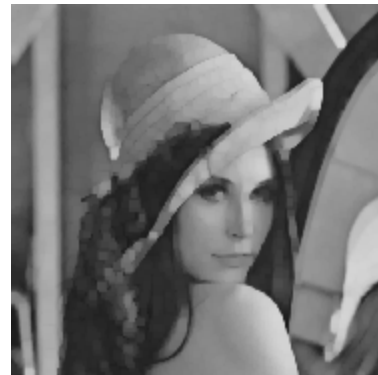
(ج)



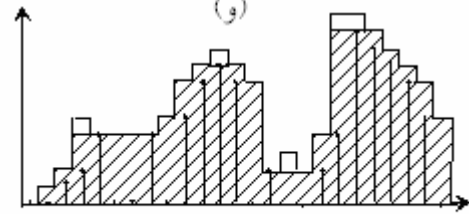
(د)



(و)



(د)



(ت)

شکل ۳- مثالی از اعمال عملگر سایش با همپوشی جزئی به یک سیگنال یک بعدی، (الف) سیگنال ورودی، (ب) عنصر سازنده یک بعدی بکار رفته که موقعیت نقطه آزمایش مربوط به جاروب از چپ به راست روی آن مشخص شده است (در حالت سیگنال یک بعدی، تنها ۲ روش جاروب از چپ به راست و از راست به چپ موجود است) و نقطه آزمایش مربوط به اولین پیمایش، (ج) سایش سیگنال ورودی، (د) سیگنال بازسازی شده بعد از اولین پیمایش، (و) یک مثال از موقعیت عنصر سازنده در حالت جاروب. در این مثال قسمت سیاه شده سطح زیر عنصر سازنده است و با توجه به اینکه نقطه آزمایش در داخل قسمت هاشور خورده (قبلاً پردازش شده) قرار می گیرد، بنابراین موقعیت مرکز این عنصر سازنده متعلق به سایش با همپوشی جزئی نمی باشد، (ت) نتیجه نهایی

شکل ۴- (الف) تصویر "لنا" $(512 \times 512 = 262144)$ (ب) سایش با همپوشی جزئی آن توسط یک عنصر سازنده مربعی 9×9 (تنها ۴۴۹۸۴ پیکسل غیر صفر) (ج) تصویر باز سازی شده (د) "گشایش" تصویر اصلی

۳-۲ مورفولوژی رنگی

جهت تعمیم عملگرهای مورفولوژیک برای تصاویر رنگی، یک راه اعمال مستقل عملگرهای سطح خاکستری به مولفه های مختلف رنگ است که به علت وابستگی زیاد مولفه های رنگ، مناسب به نظر نمی رسد. راه دیگر این است که مقدار رنگ هر پیکسل را به عنوان یک بردار سه بعدی در فضای رنگ در نظر گرفت. در گام بعدی با تعریف عملگرهای مقایسه‌ای و سوپریمم و انفیمم مناسب، می توان عملگرهای مورفولوژیک را به تصاویر رنگی تعمیم داد. در مرجع [۳۳] یک تعمیم برای مورفولوژی رنگی بر پایه سیستم رنگ hsv پیشنهاد شده است. به علت وابستگی کمتر بین مولفه ها در فضای hsv، این فضا مناسب ترین فضا برای این منظور است [۳۴]. روابط ۹ تا ۱۵ تعمیم عملگرهای مورفولوژی برای تصاویر رنگی به صورت برداری در فضای رنگ hsv را نشان می‌دهد.



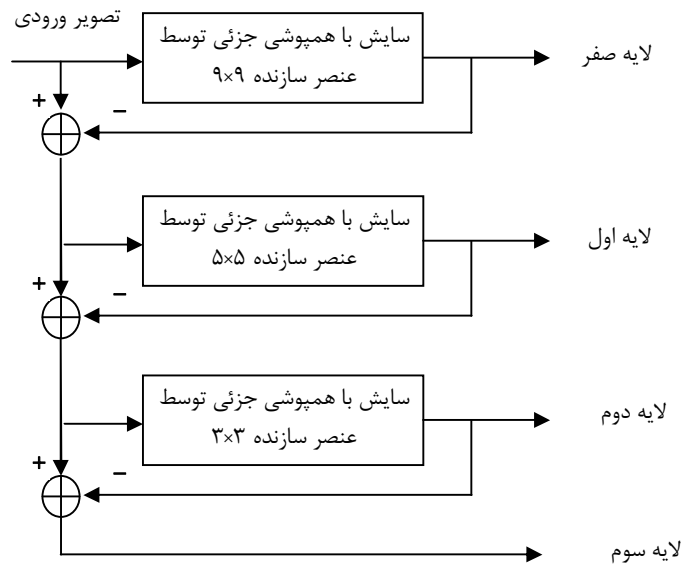
(الف)



(ب)



(ج)



شکل ۵- الگوریتم سایش با همپوشی جزئی با ساختار چند دقتی (الگوریتم پیاده سازی شده)

جدول ۱- نتایج کمی تصویر ۶-ب فشرده شده با الگوریتم اسکلت تعمیم یافته

شماره لایه	H	PSNR	ΔH	تعداد پیکسلها
۳	۱/۵۲	۱۷/۸۰		۸۵۹۱
۲	۱/۲۵	۲۰/۳۵	۲/۷۷	۱۰۱۵۹
۱	۱/۷۵	۲۸/۱۵	۴/۵۲	۱۴۴۷۰
۰	۳/۵۴	Inf	۸/۰۶	۳۶۸۵۰

جدول ۲- نتایج کمی تصویر ۶-ب فشرده شده با الگوریتم پیشنهادی

شماره لایه	H	PSNR	ΔH	تعداد پیکسلها
۳	۱/۶۴	۲۰/۲۴		۹۴۰۸
۲	۰/۷۹	۲۲/۲۱	۲/۴۳	۵۹۰۴
۱	۱/۴۸	۲۷/۶۶	۳/۹۱	۱۱۵۶۶
۰	۳/۷۱	Inf	۷/۶۲	۳۹۳۷۰

شکل ۶- (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر بدست آمده با الگوریتم اسکلت تعمیم یافته (PSNR= ۲۸/۱۵ db، آنتروپی= ۴/۵۲ بیت بر پیکسل) (ج) تصویر بدست آمده با الگوریتم پیشنهادی (PSNR= ۲۷/۶۶ db، آنتروپی= ۳/۹۱ بیت بر پیکسل)

$$x_1(h_1, s_1, v_1) < x_2(h_2, s_2, v_2) \Leftrightarrow$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_1 < v_2 \\ \text{or} \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 > s_2) \\ \text{or} \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 = s_2) \text{ and } (h_1 < h_2) \end{array} \right. \quad (9)$$

۳- روش پیشنهادی برای توصیف و ارائه مورفولوژیک تصاویر رنگی

در این بخش ما ضمن تعمیم سایش با همپوشی جزئی برای تصاویر رنگی، نسخهٔ بهبود یافته ای از آن ارائه خواهیم داد که کارآیی بسیار مطلوب تری نسبت به نسخهٔ اصلی داراست.

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی رنگی
مقداردهی اولیه:

$$E_{pr}(i, j) = (0,1,0), F_d(i, j) = (0,1,0), \forall (i, j) \in Supp(F)$$

- ۱- محاسبهٔ سایش برداری تصویر رنگی ورودی، $F: B \rightarrow B$ ، $E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$
- ۲- برای: $m = 1,2,3,4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت (k, l) اگر:

(k, l) اگر: $B(Pt_m) + E(k, l) > F_d((k, l) - Pt_m)$ اعمال زیر را انجام بده:
(که در اینجا " $>$ " اپراتور مقایسهٔ برداری تعریف شده در بخش قبل است)

$$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \blacklozenge$$

$$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \vee (\bar{B}(i-k, j-l) + E(k, l))) \blacklozenge$$

۳-۱ روش تعمیم یافته

ایدهٔ الگوریتم سایش با همپوشی جزئی بر حفظ حداقل نقاط از سایش کلاسیک استوار است که نتیجهٔ گسترش آن با تصویر گشوده برابر یا بسیار نزدیک به آن باشد. اما چنانچه هدف حذف تعداد بیشتری از نقاط باشد به نحوی که حداقل افت کیفیت در تصویر بازسازی شده حاصل گردد، الگوریتم فوق قادر به پاسخگویی نیست. جهت حصول به هدف فوق، ما الگوریتم پیشنهادی را بدین صورت تعمیم می دهیم که در بررسی تعلق موقعیت نقطهٔ آزمایش به قسمت بازسازی شدهٔ تصویر، قدری انعطاف نشان داده و آن را با مقدار تصویر بازسازی شده باضافهٔ $a = (a_h, a_s, a_v)$ مقایسه می کنیم.

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی رنگی تعمیم یافته
مقداردهی اولیه:

$$E_{pr}(i, j) = (0,1,0), F_d(i, j) = (0,1,0), \forall (i, j) \in Supp(F)$$

- ۱- محاسبهٔ سایش برداری تصویر رنگی ورودی، $F: B \rightarrow B$ ، $E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$
- ۲- برای: $m = 1,2,3,4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت (k, l) اگر:

(k, l) اگر: $B(Pt_i) + E(k, l) > F_d((k, l) - Pt_i) + (a_h, a_s, a_v)$ اعمال زیر را انجام بده:

$$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \blacklozenge$$

$$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \vee (\bar{B}(i-k, j-l) + E(k, l))) \blacklozenge$$

(که در اینجا " $>$ " اپراتور مقایسهٔ برداری تعریف شده در بخش قبل است)
مثالی از اعمال الگوریتم پیشنهادی به تصویر رنگی "لنا" در شکل ۷ نشان داده شده است.
از آنجا که در عملگر مقایسهٔ برداری، بیشترین ارزش را برای مولفهٔ سوم (یعنی v) قائل شده ایم، نقش a_v در الگوریتم تعمیم یافته، تعیین کننده تر از سایر ضرائب خواهد بود.

$$x_1(h_1, s_1, v_1) > x_2(h_2, s_2, v_2) \Leftrightarrow \tag{10}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_1 > v_2 \\ or \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 < s_2) \\ or \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 = s_2) \text{ and } (h_1 > h_2) \end{array} \right.$$

$$x_1(h_1, s_1, v_1) = x_2(h_2, s_2, v_2) \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} v_1 = v_2 \\ or \\ s_1 = s_2 \\ or \\ h_1 = h_2 \end{array} \right. \tag{11}$$

$$\wedge S_n = x_k(h_k, s_k, v_k) : \tag{12}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_k = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = \max\{s_i, s_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_i \neq s_j \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = s_i = s_j \\ \text{and } h_k = \min\{h_i, h_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \end{array} \right. \tag{13}$$

$$\vee S_n = x_k(h_k, s_k, v_k) :$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_k = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = \min\{s_i, s_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_i \neq s_j \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = s_i = s_j \\ \text{and } h_k = \max\{h_i, h_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \end{array} \right.$$

در اینصورت سایش F توسط عنصر سازنده g به صورت زیر تعریف می شود.

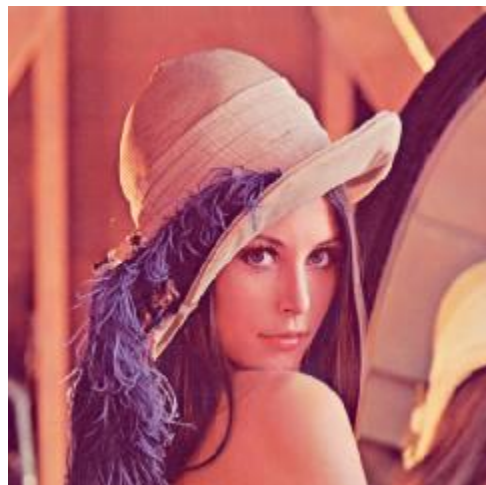
$$(F \ominus g)(x) = \wedge \{F(z) - g_x(z)\} \text{ for } z \in D[F] \cap D[g_x] \tag{14}$$

که در این رابطه g_x انتقال یافتهٔ g توسط x و $D[F] = \{x : F(x) \in HSV\}$ بیانگر حوزهٔ مقادیر F می باشد به نحو مشابه "گسترش" برداری به صورت رابطه ۱۵ تعریف می شود.

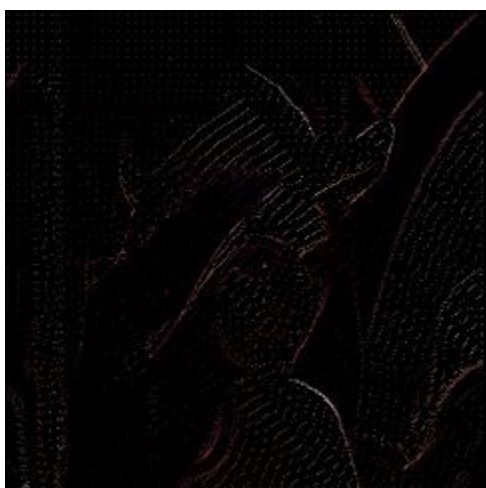
$$(F \oplus g)(x) = \vee \{F(z) - g_x(-z)\} \text{ for } z \in D[F] \cap D[g_x(-x)] \tag{15}$$



(د)



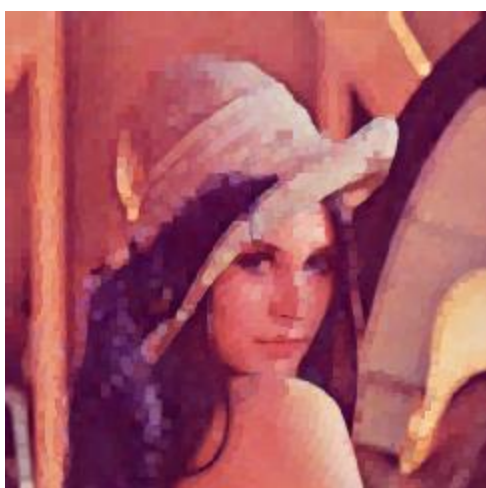
(الف)



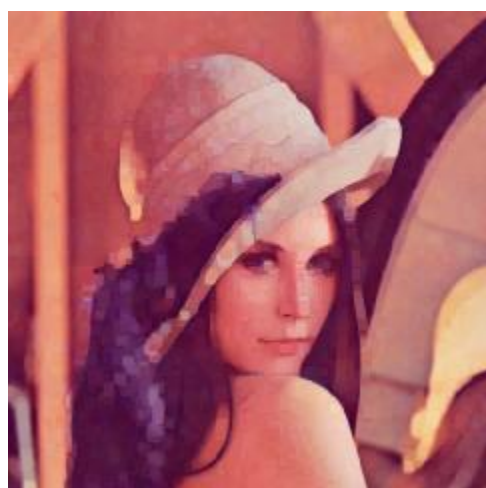
(ح)



(ب)



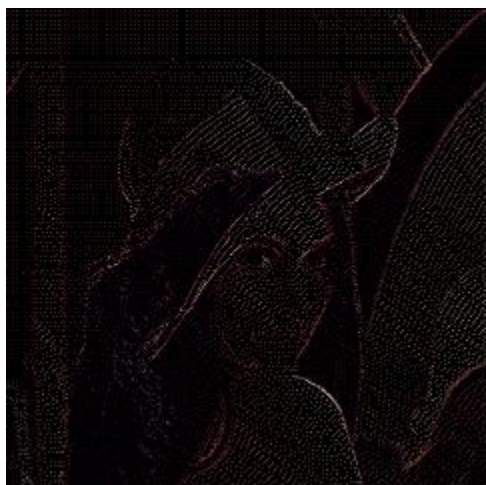
(و)



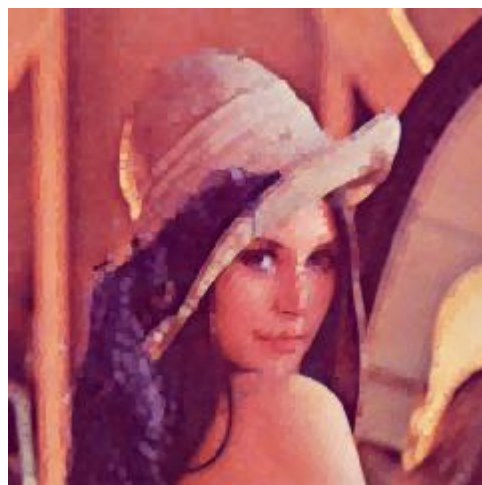
(ج)

ادامه شکل ۷

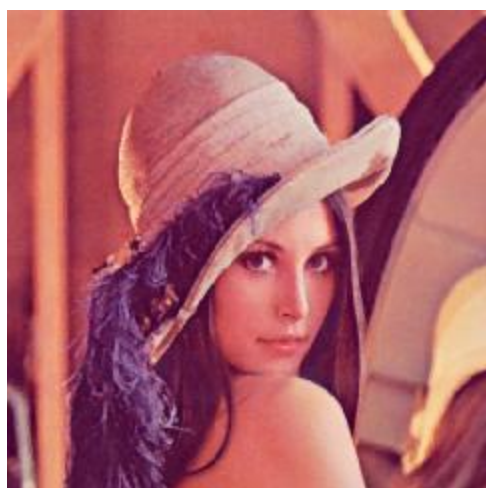
شکل ۷- (الف) تصویر "لنا" $512 \times 512 = 262144$ پیکسل، (ب) نمونه های حاصل شده از اعمال الگوریتم ساییش با همپوشی جزئی توسط عنصر سازنده مربعی 9×9 (نمونه غیر صفر)، (ج) تصویر باز سازی شده از روی شکل ب، (د) گشایش "لنا" توسط عنصر 9×9 ، (ح) نمونه های حاصل شده از اعمال الگوریتم تعمیم یافته توسط عنصر سازنده مربعی 9×9 و $(a_s = a_H = 0, a_v = 0/1)$ ، (تنها 9228 نمونه غیر صفر)، (و) تصویر باز سازی شده از روی شکل ج.



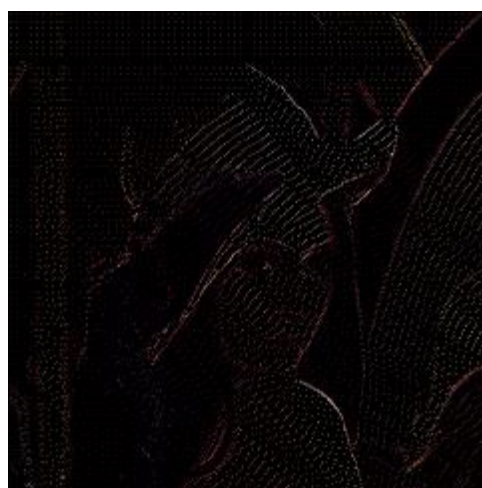
(د)



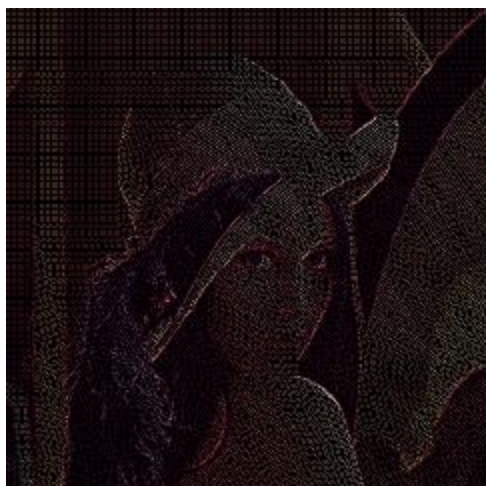
(الف)



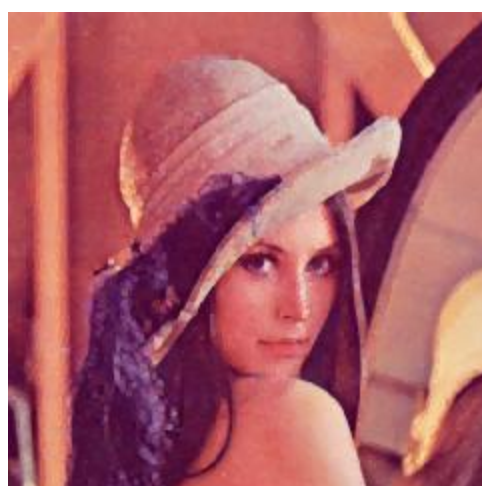
(ج)



(ب)



(و)



(ج)

شکل ۸- نتایج کیفی کد گذاری توسط الگوریتم پیشنهادی تعمیم یافته اعمال شده به تصویر رنگی "لنا"، (الف، ب) تصویر بازسازی شده و نمونه های حاصل شده توسط یک عنصر سازنده 7×7 (۱۲۳۸۱ پیکسل غیر صفر)، (ج، د) تصویر بازسازی شده و نمونه های حاصل شده توسط یک عنصر سازنده 5×5 (۱۸۵۲۰ پیکسل غیر صفر)، (ح، و) تصویر بازسازی شده و نمونه های حاصل شده توسط یک عنصر سازنده 3×3 (۳۸۲۶۶ پیکسل غیر صفر).

کیفیت تصویر بازسازی شده. بنابراین انتخاب اندازه عنصر سازنده می تواند با توجه به حداقل کیفیت قابل قبول تصویر بازسازی شده تعیین گردد.

۵- نمایه سازی تصویر در حوزه فشرده

با توجه به روش پیشنهاد شده در بخش سوم، مشاهده می شود که نقاط کلیدی و مهم تصویر نمونه برداری می شوند. اطلاعات رنگ نقاط نمونه برداری شده در فضای رنگ HSV، به همراه مختصات مکانی آنها در فرمت فشرده قرار دارند.

استخراج هیستوگرام رنگ حلقوی در این فرمت برای نمایه سازی تصاویر با توجه

به اطلاعات موجود در حوزه فشرده، کاری آسان و بدون صرف وقت و تبدیل تصویر به حوزه پیکسل است.

برای استخراج هیستوگرام رنگ حلقوی، ابتدا رنگ نقاط تصویر بطور خطی به M بازه کوانتیزه می شود. سپس فاصله دورترین نقطه از تصویر به مرکز آن که برابر نصف قطر تصویر است به N بازه مساوی تقسیم می شود و به مرکز تصویر N دایره رسم می شود (شکل ۱۰). تعداد پیکسلهای مربوط به هر یک از بازه های رنگ که بین هر دو دایره قرار گرفته اند، شمرده شده و یک بردار M بعدی ایجاد می شود [۳۶]. بنابراین برای هر تصویر یک ماتریس $M*N$ بعدی تشکیل می شود. مولفه های این ماتریس با تقسیم بر تعداد نقاط نمونه برداری نرمالیزه می شوند.

۶- بازیابی تصویر

۶-۱ مقایسه روش ارائه شده با روشهای متداول

ویژگی پیشنهاد شده در حوزه فشرده با ویژگی از نوع خود که در حوزه پیکسل از تصویر استخراج می شود، مقایسه می شود. برای تشکیل هیستوگرام رنگ حلقوی در حوزه پیکسل، تصویر از فضای رنگ RGB به فضای رنگ HSV منتقل می شود. سپس این فضا بطور خطی کوانتیزه می شود. هیستوگرام رنگ تصویر با شمردن نقاط هر بازه رنگ که بین دو دایره قرار می گیرند، محاسبه شده و به تعداد کل نقاط تصویر نرمالیزه می شود.

۶-۲ پایگاه تصویر

برای ارزیابی کارایی ویژگیهای پیشنهادی، از یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر استفاده شده است. این پایگاه از ۱۰ کلاس ۱۰۰ تصویری تشکیل شده است. ابعاد تصاویر این پایگاه 384×256 یا 384×256 هستند. این تصاویر از پایگاه تصویر کورل و از مجموعه تصاویر پروژه سیمپلیستی انتخاب شده اند [۳۷]. گروههای معنایی استفاده شده عبارتند از: مردم، شیرها، ساختمانها، اتوبوسها، داخل خانه، فیلهها، گلها، اسبها، کوهستان و غذاها. شکل ۱۱، از هر گروه معنایی یک تصویر را به عنوان مثال نشان می دهد.

۶-۳ معیار ارزیابی

برای ارزیابی کارایی سیستم ها و روشهای نمایه سازی در بازیابی تصویر از روشهای مختلفی استفاده می شود. اغلب روشها از دو معیار دقت^{viii} و فراخوانی^{ix} استفاده می کنند. در این تحقیق نیز از این دو معیار (دقت و فراخوانی) به ترتیب مطابق روابط ۱۸ و ۱۹ استفاده شده است [۳۸]

(۱۸)

تعداد تصاویر بازیابی شده مرتبط = دقت	
تعداد کل تصاویر بازیابی شده = فراخوانی	

(۱۹)

تعداد تصاویر بازیابی شده مرتبط = دقت	
تعداد کل تصاویر مرتبط موجود در پایگاه تصویر = فراخوانی	

در الگوریتم تعمیمی بقیه ضرائب را صفر در نظر می گیریم. بنابراین انتخاب a_p امری ظریف است براساس تجربه نویسندگان که از اعمال الگوریتم روی تعداد زیادی تصویر حاصل گردیده است برای اکثر موارد $a_p = 0.1$ انتخابی مناسب است. از طرف دیگر همانطور که شکل ۸ نشان می دهد افزایش اندازه عنصر سازنده، از یکطرف کاهش نقاط نمونه برداری و از سوی دیگر افت کیفیت تصویر بازسازی شده را به دنبال خواهد داشت.

۴- فشرده سازی و نتایج آن

همانگونه که دیدیم هدف سایش با همپوشی جزئی حذف نقاط زاید از سایش مورفولوژیک با حفظ کیفیت تصویر بازسازی شده است. نتایج تجربی نشان می دهد که تنها درصد کمی از نقاط سایش باقی می ماند که البته تعداد آنها به ابعاد عنصر سازنده بکار گرفته شده بستگی دارد. بنابراین نتیجه سایش با همپوشی جزئی یک تصویر، در عمل ماتریسی اسپارس است (ماتریسی که اکثر درایه های آن صفر هستند). جهت ارسال این ماتریس، دو نوع اطلاعات در کدگذاری بایستی لحاظ گردند: اطلاعات مربوط به موقعیت نمونه ها، و اطلاعات مقدار بردار رنگ هر نمونه. اطلاعات مربوط به موقعیت نمونه ها یک ماتریس باینری اسپارس است که توسط یکی از روش های کدگذاری باینری کاراً نظیر کدهای محاسباتی، کدهای بلوکی و ... قابل کدگذاری است. ما در این تحقیق روش کدگذاری بلوکی ارائه شده توسط زانگ [۳۵] را مناسب یافتیم. در این روش، ابتدا تصویر باینری

$n = 2^M = N_1 \times N_2$ پیکسلی ورودی - که پس از جاروب شدن متعارف در یک تابلو یک بعدی قرار گرفته است- به 2^a بلوک 2^b پیکسلی ناپوشا ($a + b = M$) تقسیم می گردد، سپس اطلاعات بلوک ها بصورت زیر کد می شوند:

- بلوکهای مجاور توسط یک "کاما" از هم جدا میشوند که این کاما توسط "0" کد میشود.
- برای بلوک هایی که تمام بیت های آن "0" هستند هیچ کدی ارسال نمی شود.
- در مورد سایر بلوک ها، هر بیت "1" توسط یک "1" و بدنبال آن یک عدد باینری b بیتی که موقعیت "1" را در داخل بلوک مشخص می کند، کد می گردد.

در اینصورت چنانچه تعداد بیت های "1" در تصویر باینری، k باشد، تعداد کل بیت های تصویر کد شده به روش فوق برابر است با،

$$L(k) = (2^a - 1) + k \times (b + 1) = (2^a - 1) + k \times (M - a + 1) \quad (16)$$

مقدار بهینه a که به مقدار کمینه L منجر می شود برابر خواهد بود با،

$$\frac{\partial L}{\partial a} = 2^a \times \ln(2) - k = 0 \Rightarrow a = \log_2\left(\frac{k}{\ln(2)}\right) \quad (17)$$

نتایج حاصل از کدگذاری ماتریس موقعیت در مورد تصاویر توصیف شده توسط الگوریتم تعمیم یافته - که نتایج کیفی آن ها در شکل ۸ نمایش داده شده اند - در جدول ۳ به نمایش درآمده اند. جهت کدگذاری مقادیر بردار رنگ نمونه ها، هر مولفه رنگ توسط ۶ بیت کد و به ترتیب ظاهر شدن آن ها در تصویر، ارسال میگردند. همچنین نتایج کمی و کیفی اعمال الگوریتم پیشنهادی روی دو تصویر با جزئیات و محتوای متفاوت "بابون" و "فلفل" در جدول ۳ و شکل ۹ به تصویر کشیده شده است. در مورد انتخاب اندازه عنصر سازنده لازم به ذکر است از آنجا که تصویر بازسازی شده توسط الگوریتم سایش با همپوشی جزئی، تقریبی از گشایش تصویر ورودی توسط عنصر سازنده است، بنابراین افزایش اندازه عنصر سازنده دو نتیجه متفاوت در بر خواهد داشت: الف- کاهش نقاط سایش با همپوشی جزئی و در نتیجه کاهش آنتروپی و افزایش ضریب فشرده سازی ب- کاهش

جدول ۳- ضرائب فشرده سازی و نتایج کمی روش فشرده سازی پیشنهادی برای تصاویر "لنا"، "بابون" و "فلفل"

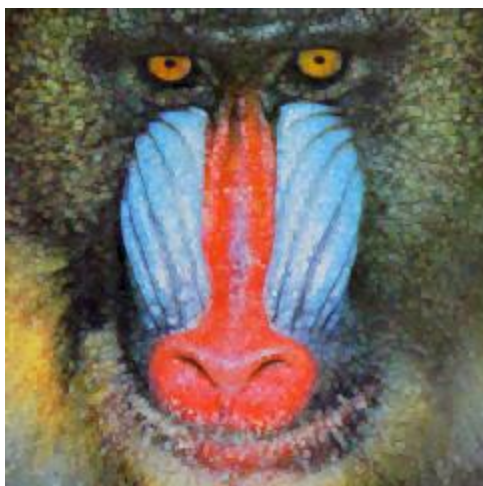
شماره تصویر	تعداد نمونه	a بهینه	L	ضریب فشرده سازی	اندازه عنصر سازنده
شکل ۷-و	۹۲۲۸	۱۴	۶۲۵۲۳	۲۷/۵۲	۹×۹
شکل ۸-الف	۱۲۳۸۱	۱۴	۷۸۲۸۸	۲۰/۸۹	۷×۷
شکل ۸-ج	۱۸۵۲۰	۱۵	۱۰۶۸۴۷	۱۴/۲۹	۵×۵
شکل ۸-ح	۳۸۲۶۶	۱۶	۱۸۰۳۳۴	۷/۲۴	۳×۳
شکل ۹-الف	۱۲۹۸۵	۱۴	۸۱۳۰۸	۱۹/۹۷	۷×۷
شکل ۹-ب	۱۹۰۹۷	۱۵	۱۰۹۱۵۵	۱۳/۸۹	۵×۵
شکل ۹-ج	۱۲۵۰۰	۱۴	۷۸۸۸۳	۲۰/۷۰	۷×۷
شکل ۹-د	۲۰۷۹۱	۱۵	۱۱۵۹۳۱	۱۲/۸۳	۵×۵



(ج)



(الف)



(د)



(ب)

شکل ۹- نتایج کیفی کد گذاری توسط الگوریتم پیشنهادی تعمیم یافته اعمال شده به تصاویر رنگی "فلفل" و "بابون"، الف و ج) تصویر بازسازی شده توسط عنصر سازنده ۷×۷، ب و د) تصویر بازسازی شده توسط عنصر سازنده ۵×۵

۴-۶ معیار شباهت

طبق تحقیقات انجام شده در این زمینه، معیار فاصله نقش بسزایی در نرخ طبقه‌بندی دارد [۳۸] [۳۹]. ما در این تحقیق از رابطه C^2 استفاده می‌کنیم. فاصله C^2 برای دو بردار n بعدی $\underline{X}=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ و $\underline{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ طبق رابطه ۲۰ تعریف می‌شوند.

$$C^2(\underline{X}, \underline{Y}) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - y_i}{x_i + y_i} \right)^2 \quad (20)$$

۵-۶ نتایج بازیابی

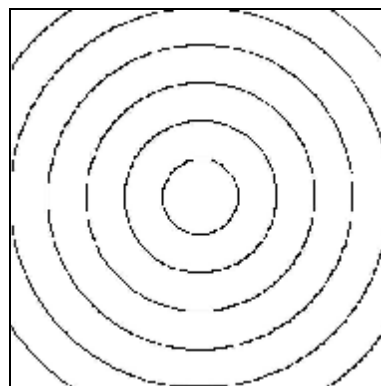
در آزمایش‌های انجام شده، فضای رنگ HSV بطور خطی به ۵۴ بازه ($M=54$)، کوانتیزه شده است بطوریکه هر یک از مولفه های hue، saturation و value به ترتیب به ۶، ۳ و ۳ بازه کوانتیزه شده‌اند [۳۹-۴۴]. همچنین در این آزمایشها N برابر ۵ فرض شده است. بنابراین برای هر تصویر بردار ویژگی با طول $54 \times 5 = 270$ ایجاد می‌شود. برای ارزیابی روش پیشنهادی از روش پرس و جو از طریق ارائه مثال استفاده شده است. برای محاسبه معیار دقت، به این نحو عمل می‌شود که به نوبت هر یک از ۱۰۰۰ تصویر پایگاه به عنوان تصویر پرس و جو انتخاب شده و بازیابی تصویر از بین ۹۹۹ تصویر دیگر انجام می‌شود. بنابراین برای هر تصویر پرس و جو، ۹۹ تصویر مشابه معنایی در پایگاه تصویر وجود دارد. در هر عمل بازیابی، تصاویر بازیابی شده از رتبه ۱ تا ۱۰۰ تعیین می‌شوند و معیار دقت محاسبه می‌شود. در نهایت برای هر یک از ویژگیها، میانگین این معیار برای ۱۰۰۰ تصویر پرس و جو محاسبه شده و به عنوان معیار نهایی برای مقایسه در نظر گرفته می‌شود.

نتایج بدست آمده از هیستوگرام رنگ تصویر در حوزه پیکسل و فشرده در جدول ۴ آمده است. با توجه به نتایج جدول ۴، مشخص می‌شود که دقت ویژگی استخراج شده از حوزه فشرده شده، بسته به تعداد تصویرهای بازیابی شده بین ۳ تا ۵ درصد از ویژگی استخراج شده از محیط پیکسل کمتر است. در شکل ۱۲، یک پرس و جو جوی به همراه تصاویر بازیابی شده در اولویت بالاتر آنها آمده است. با در نظر گرفتن این نکته که استخراج ویژگی در حوزه فشرده از نظر زمان مقرون به صرفه است و نیز اینکه دقت بازیابی در دو مورد ذکر شده چندان تفاوت ندارد، درمی‌یابیم که روش پیشنهادی قابلیت مناسبی در نمایه‌سازی تصویر در حوزه فشرده دارد.


۷- جمع بندی

با توجه به بزرگ شدن حجم پایگاههای تصویری، نیاز به فشرده سازی تصویر برای نگهداری و انتقال در شبکه گسترده جهانی ضروری به نظر می‌رسد. اگر چه امروزه با پیشرفتهای فوق‌العاده در سرعت پردازشگرها، تکنولوژی حافظه‌ها و ارتباطات شبکه‌ای سریعتر، مسئله نرخ فشرده‌سازی تصاویر مثل گذشته یک مسئله حاد نیست؛ اما از سوی دیگر با افزایش حجم پایگاههای داده تصویری، مدیریت این پایگاهها به گونه‌ای که دسترسی آسان به تصاویر دلخواه امکان پذیر باشد، موضوع مهمی است. بنابراین روشهای نو در زمینه فشرده‌سازی باید به گونه‌ای باشند که نمایه سازی تصویر برای کاربردهای بازیابی و بازشناسی در محیط کد شده مقصور باشد.

در این راستا، در مقاله حاضر روش جدیدی برای فشرده سازی و نمایه سازی تصاویر رنگی بر پایه مورفولوژی ریاضی ارائه شد. روش پیشنهاد شده در فشرده سازی تصویر روی تصاویر استاندارد آزموده شده و نتایج آن ارائه شد.



شکل ۱۰- چگونگی تقسیم تصویر به نواحی دایره ای شکل برای یک تصویر 256×256 ، تصویر به ۷ ناحیه تقسیم شده است.

	
گروه ۲: شیرها	گروه ۱: مردم
	
گروه ۴: اتوبوسها	گروه ۳: ساختمانها
	
گروه ۶: فیلها	گروه ۵: داخل خانه
	
گروه ۸: اسبها	گروه ۷: گلها
	
گروه ۱۰: غذاها	گروه ۹: کوهستان

شکل ۱۱- نمونه‌ای از تصاویر گروههای معنایی ده‌گانه در پایگاه تصویر

جدول ۴- میانگین نرخ دقت و فراخوانی بر اساس تعداد تصاویر بازیابی شده که برای ۱۰۰۰ پرس و جو محاسبه شده است

هیستوگرام رنگ حلقوی	تعداد تصاویر بازیابی شده												
	۱	۵	۱۰	۲۰	۳۰	۴۰	۵۰	۶۰	۷۰	۸۰	۹۰	۱۰۰	
دقت	در حوزه پیکسل	۰/۷۳۵	۰/۶۸۶	۰/۶۴۴	۰/۵۸۶	۰/۵۵۲	۰/۵۲	۰/۴۹۵	۰/۴۷	۰/۴۴۵	۰/۴۲۵	۰/۴۰۶	۰/۳۸۹
	در حوزه فشرده	۰/۷۰۱	۰/۶۴	۰/۶۰۸	۰/۵۳۵	۰/۵۱	۰/۴۵	۰/۴۳	۰/۴۰۷	۰/۳۹۷	۰/۳۷۹	۰/۳۵۴	۰/۳۳۹
فراخوانی	در حوزه پیکسل	۰/۰۰۷	۰/۰۳۴	۰/۰۶۴	۰/۱۱۷	۰/۱۶۵	۰/۲۰۸	۰/۲۴۷	۰/۲۸۲	۰/۳۱۱	۰/۳۴۰	۰/۳۶۵	۰/۳۸۹
	در حوزه فشرده	۰/۰۰۷	۰/۰۳۲	۰/۰۶۰	۰/۱۰۷	۰/۱۵۳	۰/۱۹۲	۰/۲۱۵	۰/۲۴۴	۰/۲۶۵	۰/۳۰۳	۰/۳۱۸	۰/۳۳۹



(الف)



(ب)

شکل ۱۲- تصاویر بازیابی شده بر اساس هیستوگرام رنگ حلقوی، (پرس و جو در شکل‌های الف و ب، ردیف بالا سمت چپ قرار دارد) الف) تصاویر بازیابی شده در حوزه فشرده ب) تصاویر بازیابی شده در حوزه پیکسل اولویت تصاویر بازیابی شده از بالا به پایین و از چپ به راست است.

[۱۳] ح. نظام‌آبادی‌پور، م. توکلی، ا. خواجه‌پور، س. سریزدی و ا. کبیر، « روش جدیدی برای نمایه‌سازی و بازیابی تصویر در قلمرو DCT »، **کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران**، ص ۴۷ تا ۵۵، تهران، ۱۳۸۲.

[۱۴] ح. نظام‌آبادی‌پور و ا. کبیر، « روشی برای بازیابی تصویر در حالت فشرده با quad-tree »، **اولین کنفرانس بین‌المللی فناوری اطلاعات و دانش**، دانشگاه امیر کبیر، ص ۲۸۶ تا ۲۹۲، تهران، ۱۳۸۲.

[۱۵] ا. م. افتخاری، ج. شنبه‌زاده، م. ف. محمودی و ح. سلطانیان زاده، « نمایه سازی تصاویر فشرده شده مبتنی بر IC-VQ با استفاده از هیستوگرام نواحی پیوسته »، **مجله تبریز**، جلد ۲۸، شماره ۱، ص ۱۱-۱۸، ۱۳۸۱.

[16] G. Qiu, "Constraint Adaptive Segmentation for Color Image Coding and Content-Based Retrieval," *Proceeding Multimedia Signal Processing Workshop*, France, 2001.

[17] J. Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology", Academic Press, New York, 1982.

[18] H. J. A. Heijmans, . C Ronse, "The Algebraic Basis of Mathematical Morphology I : Dilations and Erosions" *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Academic Press, no 50, 1990.

[19] J. Serra, L. Vincent, "An Overview of Morphological Filtering," *Circuits Systems Signal Processing*, no. 11, pp. 47-108, 1992.

[20] S. R Sternberg, "Grayscale Morphology," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, no. 35, pp. 333-355, 1986.

[21] P. Maragos, . R Schafer, "Morphological Skeleton Representation and Coding of Binary Images", *IEEE Transactions on ASSP*, vol. 34, no 5, 1986.

[22] R. Jeannot, "Représentation Morphologique de Formes et Codage d'Images Binaires; Extension aux Images Multi-Niveaux," *Thèse Doctorale*, INSA de Rennes, 1995.

[23] R. Jeannot, D. Wang, , V. Haese-Coat, "Binary Image Representation and Coding by A Double-Recursive Morphological Algorithm," *Signal Processing: Image Communication, Elsevier*, no. 8, pp. 241-266, 1996.

[24] X. KONG, J. GOUTSIAS, "A Study of Pyramidal Techniques for Image Representation and Compression," *Journal of Visual Communication & Image Representation*, vol. 5, no. 2, 1994, pp. 190-203.

[25] J. Goutsias, H. J Heijmans, "Nonlinear Multi-Resolution Signal Decomposition Schemes: I. Morphological Pyramids," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 11, pp. 1862-1876, 2000.

[26] L. A. Ouerturf, M. L Comer, E. J. Delp, "Color Image Coding Using Morphological Pyramid Decomposition," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 4, no. 2, pp. 177-185, 1995.

همچنین، استخراج ویژگی هیستوگرام رنگ در این روش به سادگی امکان پذیر است. این ویژگی با ویژگی مشابه که از کل تصویر در محیط پیکسل استخراج شده است، در بازیابی تصویر روی یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر با یکدیگر مقایسه شده است. نتایج این مقایسه بیانگر آن است که هیستوگرام رنگ پیشنهادی نتایج قابل قبول و نزدیک به هیستوگرام رنگ کل تصویر در محیط پیکسل ارائه می‌کند.

مراجع

[1] Y. Rui and T. S. Huang, "Image Retrieval: Current Technique Promising Directions and Open Issues, " *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 10, pp. 39-62, 1999.

[2] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.

[3] H. Nezamabadi-pour, and E. Kabir, "Image Retrieval Using Histograms of Unicolor and Bicolor Blocks and Directional Changes in Intensity Gradient," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 14, pp. 1547-1557, 2004.

[4] B. S. Manjunath and W. Y. Ma, "Texture Feature for Browsing and Retrieval of Image Data," *IEEE PAMI*, no. 18, vol. 8, pp. 837-842. 1996.

[5] F. Mokhtarian and S. Abbasi, "Shape Similarity Retrieval under Affine Transforms, " *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 31-41, 2002.

[6] F. Mahmoudi, J. Shanbehzadeh, A. M. Eftekhari-Moghadam and H. Soltanian-Zadeh, "Image Retrieval Based on Shape Similarity by Edge Orientation Autocorrelogram," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 1725-1736, 2003.

[7] J. R. Smith and C. S. Li, "Image Classification and Querying Using Composite Region Templates, " *Academic Press, Computer Vision and Understanding*, vol. 75, pp. 165-174, 1999.

[8] P. Ladret and A. G. Dugue, "Categorization and Retrieval of Scene Photographs From a JPEG Compressed Database," *Pattern Analysis and Applications*, no. 4, pp. 185-199, 2001.

[9] S. Climer and S. K. Bhatia, "Image Database Indexing Using JPEG Coefficients," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 2479-2488, 2002.

[10] J. Jiang, A. Armstrong and G. C. Feng, "Direct Content Access and Extraction From JPEG Compressed Images," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 2511-2519, 2002.

[11] G. Feng and J. Jiang, "JPEG Compressed Image Retrieval via Statistical Features," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 977-985, 2003.

[12] C. W. Ngo, T. C. Pong and R. T. Chin, "Exploiting Image Indexing Techniques in DCT Domain," *pattern Recognition*, vol. 34, pp. 1841-1851, 2001.

Changes in Intensity Gradient," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 14, pp. 1547-1557, 2004.

[42] H. Nezamabadi-pour, and E. Kabir, "Image Retrieval Using Block-Based Color Histogram and Local Distribution of Intensity Gradient," *2nd Int. Symposium on Telecommunication*, IST2003, Isfahan, Iran, pp. 176-180, 2003.

[۴۳] ح. نظام آبادی پور، ا. کبیر و س. سریزدی، «بازیابی تصویر با استفاده از اطلاعات رنگ و شکل»، دومین کنفرانس بینایی ماشین و پردازش تصویر ایران، ص ۲۲۶ تا ۲۳۲، تهران، ۱۳۸۱.

[۴۴]. ح. نظام آبادی پور، ا. کبیر و س. سریزدی، «بازیابی تصویر بر اساس هم‌رخدادی رنگها در بلوکهای لبه»، هشتمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، صفحات ۳۵۹ تا ۳۶۴، مشهد، ۱۳۸۱.

¹ - Image indexing

² - Content-Based Image Retrieval (CBIR)

³ - Dilation

⁴ - Erosion

⁵ - Open operation

⁶ - Close operation

⁷ - Open

⁸ - Precision

⁹ - Recall



سعید سریزدی کارشناسی مهندسی الکترونیک و کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات گرایش سیستم خویشتن را به ترتیب در سالهای ۱۳۶۴ و ۱۳۶۶ از دانشگاه صنعتی اصفهان و مدارک D.E.A در زمینه پردازش سیگنال و دکترا در زمینه پردازش تصویر را از دانشگاه Rennes1 فرانسه به ترتیب در سالهای

۱۳۷۳ و ۱۳۷۶ دریافت کرد. وی هم اکنون عضو هیئت علمی دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او مورفولوژی ریاضی، بازیابی تصویر، واترمارکینگ دیجیتال و کاربرد معادلات دیفرانسیل پاره‌ای در پردازش تصویر است.



حسین نظام آبادی پور کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در مهندسی برق-الکترونیک به ترتیب از دانشگاه شهید باهنر کرمان و دانشگاه تربیت مدرس در سالهای ۱۳۷۷ و ۱۳۷۹ دریافت کرد. او سپس دوره دکترا خود را در مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس در سال ۱۳۸۳

دریافت کرد و اکنون استادیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. و اکنون استادیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او بازیابی تصویر، روشهای بهینه سازی ابتکاری، بازشناسی الگو و کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر است.

[27] A. Toet, "A Morphological Pyramidal Image Decomposition," *Pattern Recognition Letters*, no. 9, pp. 255-261, 1989.

[28] F. K. Sun, P. Maragos, "Experiments on Image Compression Using Morphological Pyramids", SPIE, vol. 1199 *Visual Communications & Image Processing IV*, pp. 1303-1309, 1989.

[29] S. Saryazdi, V. Haese-Coat, J. Ronsin, , "Image Representation by A New Optimal Non-Uniform Morphological Sampling," *Pattern Recognition*, no. 33, pp. 961-977, 2000.

[30] S. Saryazdi, "Etude de Schemas de Codage Intra-Image Bases Sur le Sous-Echantillonnage Morphologique Non Uniform," *Thèse Doctorale*, Universite de Rennes 1, 1997.

[31] P. Maragos, "Pattern Spectrum and Multiscale Shape Representation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 701-716, 1989.

[32] J. Goutsias, "Morphological Representation of Discrete and Binary Images," *IEEE Trans. On Signal Processing*, vol. 39, no. 6, pp. 1369-1379, 1991.

[33] G. Louverdis, M. I. Vardavoulia, I. Andreadis, Ph. Tsalides, , "A New Approach to Morphological Image Processing," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 1733-1741, 2002.

[34] K. N. Plataniotis, A. N. Venetsanopoulos, "Color image processing and applications," *Springer*, 2000.

[35] G. Zeng, , N. Ahmed, "A Block Coding Technique for Encoding Sparse Binary Patterns," *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 37, no 5, pp. 778-780, 1989.

[36] A. Rao, R. K. Srihari and Z. Zhang, "Spatial color histograms for content-based image retrieval," *Proc. 11th IEEE Int. Conf. Tools with Artificial Intelligence, ICTAI'99*, pp.183-186, Chicago, 1999.

[37] J. Z. Wang, J. Li, D. Chan and G. Wiederholds, "Semantics-Sensitive Retrieval for Digital Picture Libraries," *D-Lib Magazine*, vol. 5, no. 11, DOI:10.10, ISSN 1082-9873, 1999.

[38] H. Muller, W. Muller, D. M. Squire, S. M. Maillent and T. Pun, "Performance Evaluation in Content-Based Image Retrieval: Overview and Proposals," *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, pp. 593-601, 2001.

[۳۹] ح. نظام آبادی پور و ا. کبیر، «ارزیابی معیارهای عدم شباهت در طبقه بندی تصویر»، نهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، ص ۳۶۲ تا ۳۷۰، تهران، ۱۳۸۲.

[۴۰] ح. نظام آبادی پور و ا. کبیر، «ارزیابی معیارهای عدم شباهت در بازیابی و طبقه بندی تصویر»، *مجله علمی پژوهشی فنی مدرس*، شماره ۲۲، ص ۸۹-۹۸، ۱۳۸۴.

[41] H. Nezamabadi-pour, and E. Kabir, "Image Retrieval Using Histograms of Unicolor and Bicolor Blocks and Directional



روش جدیدی برای نمایه‌سازی تصاویر رنگی مبتنی بر فشرده‌سازی و مورفولوژی ریاضی

حسین نظام‌آبادی پور

سعید سریزدی

بخش مهندسی برق، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

چکیده

در این مقاله، با استفاده از مورفولوژی ریاضی روش مناسبی برای توصیف تصویر رنگی ارائه شده و از آن در کاربردهای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی تصویر استفاده شده است. در ساختار فشرده، ویژگی مناسبی برای نمایه‌سازی تصویر بر اساس رنگ ارائه گردیده است. ویژگیهای استخراج شده از حوزه فشرده با ویژگیهای استخراج شده از حوزه پیکسل، در بازیابی تصویر روی یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر از ۱۰ گروه معنایی مقایسه و نتایج آن ارائه شده است. همچنین نتایج فشرده‌سازی تصاویر رنگی با استفاده از روش پیشنهادی، روی تصاویر استاندارد ارائه گردیده است. نتایج آزمایشها استفاده از ساختار پیشنهادی برای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی همزمان را تایید می‌کند.

کلمات کلیدی: بازیابی تصویر بر اساس محتوی، توصیف تصویر، نمایه‌سازی، فشرده‌سازی، مورفولوژی ریاضی، ویژگی رنگ

۱- مقدمه

محاسباتی بالایی دارد که موجب پایین آمدن کارایی نمایه‌سازی از نظر صرف زمان می‌شود. با توجه به اینکه ذخیره کردن حجم انبوه پایگاههای تصویر بدون عمل فشرده‌سازی کاری دشوار است؛ می‌توان نتیجه گرفت که در آینده‌ای نزدیک روشهایی برای فشرده‌سازی برگزیده می‌شوند که در آنها عمل نمایه‌سازی از قلمرو فشرده نیز امکان پذیر باشد [۱۵ و ۱۶]. بنابراین ارائه روشهای مناسب برای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی همزمان تصویر از اهمیت خاصی برخوردار است. از این رو، تعدادی از محققان در تلاش برای استخراج مستقیم ویژگی از محیطهای فشرده و ارائه روشهای جدید برای نمایه‌سازی و فشرده‌سازی همزمان برآمده‌اند [۸-۱۶]. در این مقاله، ما با استفاده از مورفولوژی ریاضی روش مناسبی برای فشرده‌سازی و نمایه‌سازی تصویر ارائه می‌کنیم. در ساختار فشرده، ویژگی مناسبی برای نمایه‌سازی تصویر بر اساس ویژگی رنگ ارائه می‌کنیم. روش پیشنهادی با روش متداول هیستوگرام رنگ مقایسه و نتایج آن در بازیابی تصویر روی یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر از ۱۰ گروه معنایی ارائه می‌شود. همچنین نتایج فشرده‌سازی روش پیشنهادی روی تصاویر استاندارد ارائه خواهد شد. ساختار این مقاله بدین ترتیب است که بخش دوم، به تعریف مورفولوژی ریاضی، مرور کارهای ارائه شده در زمینه مورفولوژی و استفاده از آن در فشرده‌سازی می‌پردازد. بخش سوم، روش پیشنهادی برای فشرده‌سازی تصویر را توصیف می‌کند.

در شبکه گسترده جهانی، دستیابی سریع و آسان به حجم بزرگی از اطلاعات امری ضروری و غیر قابل انکار است. با توجه به حجم بالای اطلاعات که بخش عظیمی از آن را تصاویر تشکیل می‌دهند، وجود سیستمهایی برای فشرده‌سازی و بازیابی آنها ضروری بنظر می‌رسد. روشهای نخستین نمایه‌سازی تصویر^۱ و بازیابی آن، مبتنی بر توصیفگرهای متنی است که با توجه به افزایش حجم پایگاههای داده تصویری و سلیقه‌ای بودن برچسبها به روشی ناکارآمد تبدیل شده است [۱]. تلاش برای حل این مشکل، منجر به پیدایش سیستمهای بازیابی تصویر بر اساس محتوی^۲، CBIR، شد.

روشهای نمایه‌سازی تصویر بر اساس محتوی به دو گروه عمده تقسیم می‌شوند. گروه اول، روشهایی هستند که ویژگیهایی همچون رنگ [۲-۳]، بافت [۴]، شکل [۵-۶] و چیدمان رنگ [۷] تصویر را از حوزه پیکسل استخراج کرده و تصویر را نمایه‌سازی می‌کنند. گروه دوم، استخراج ویژگی را از حوزه فشرده انجام داده و تصویر را نمایه‌سازی می‌کنند [۸-۱۶]. استفاده از الگوریتمهای گروه اول برای تصاویری که در حوزه فشرده قرار دارند در صورتی امکانپذیر است که تصویر از حوزه فشرده به حوزه پیکسل منتقل شود. این عمل نیاز به صرف وقت و هزینه

در واقع سایه، مجموعه تمام نقاط زیر منحنی است. اشتنبرگ سایه تصویر چند سطحی (سیگنال دوبعدی) را به عنوان یک تابع باینری ۳ بعدی در نظر گرفت و بدین ترتیب مورفولوژی ریاضی را به تصاویر غیر باینری تعمیم داد [۲۰]. نتیجه این تعمیم در روابط ۷ و ۸ آمده است.

$$U(E(F, B)) = U(F) \ominus U(B) \quad (7)$$

$$\Rightarrow E(F, B) = \underset{Y}{\text{Min}}[F(X - Y) - B(-Y)] \quad (\text{سایش})$$

$$U(D(F, B)) = U(F) \oplus U(B) \quad (8)$$

$$\Rightarrow D(F, B) = \underset{Y}{\text{Max}}[F(X - Y) + B(Y)] \quad (\text{گسترش})$$

عملیات "گشایش" و "بستن" نیز در این حالت نظیر روابط ۳ و ۴ توسط سایش (گسترش) و گسترش (سایش) متوالی تعریف می شود. مورفولوژی ریاضی به لحاظ تواناییش در استخراج ساختارهای هندسی در تصویر، مورد توجه در فشرده سازی تصویر قرار گرفته است. در بین روش های فشرده سازی مبتنی بر مورفولوژی ریاضی میتوان از الگوریتم اسکلت [۲۱]، سایش با همپوشی جزئی [۲۲ و ۲۳]، همپهای مورفولوژیک [۲۴-۲۸] و نمونه برداری غیر یکنواخت مورفولوژیک [۲۹ و ۳۰] نام برد.

الگوریتم اسکلت یکی از روشهای بیان تصویر به فرم فشرده است. اسکلت یک شی بنا به تعریف، مکان هندسی مراکز دیسکهای ماکسیمال است. دیسک ماکسیمال دیسکی است که بطور کامل در داخل شی قرار گیرد و با مرز شی حداقل در ۲ نقطه تماس باشد. اسکلت توسط اپراتورهای مورفولوژیک قابل محاسبه است [۱۹]. همچنین اسکلت مورفولوژیک تبدیلی برگشت پذیر است [۲۲]. در مرجع [۲۲]، روشی برای کدگذاری تصاویر باینری بر اساس الگوریتم اسکلت ارائه شده است که به تعداد عمل مورفولوژیک کمتری در مقایسه به الگوریتم اصلی نیاز دارد. همچنین نتایج این تحقیق بیان می کند که می توان با توجه به وجود همپوشی بین دیسکهای ماکسیمال، تعدادی از نقاط اسکلت را حذف نمود بدون اینکه به تصویر بازسازی شده خدشه ای وارد شود. ماراگوس در سال ۱۹۸۹ [۳۱] الگوریتم "اسکلت می نیمال" را ارائه کرد و آن را به سطح خاکستری تعمیم داد. همچنین در سال ۱۹۹۱، گوتسیاس [۳۲] اسکلت تعمیم یافته را مطرح نمود که اسکلتی با تعداد لایه های به مراتب کمتر از الگوریتم اسکلت معمولی است. اسکلت مورفولوژیک یکی از موفق ترین و شناخته ترین روشهای فشرده سازی تصویر، مخصوصاً تصویر باینری، است.

۲-۱ سایش با همپوشی جزئی

ایده سایش با همپوشی جزئی که اولین بار توسط ژنو و برای تصاویر باینری ارائه گردید بر پایه حذف نقاط زائد سایش کلاسیک استوار است. در واقع این عملگر بدنبال زیر مجموعه ای از سایش کلاسیک است که نتیجه "گسترش" آن مساوی یا بسیار نزدیک به تصویر "گشوده" شده باشد.

جهت محاسبه سایش با همپوشی جزئی، چهار نوع جاروب کردن متفاوت مطابق شکل ۱ مورد استفاده قرار می گیرد و متناظر با هر جاروب، یک نقطه آزمایش مطابق شکل ۲ روی عنصر سازنده تعریف می شود. مراحل مختلف الگوریتم سایش با همپوشی جزئی باینری به شرح زیر است:

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی باینری [۲۳ و ۲۴]

۱- مقداردهی اولیه:

$$E_{pr}(i, j) = 0, F_d(i, j) = 0, \forall (i, j) \in \text{Supp}(F) \quad 2-$$

۳- محاسبه سایش کلاسیک تصویر باینری ورودی، F :

$$E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$$

۴- برای: $m = 1, 2, 3, 4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت

اگر: (k, l)

نتایج حاصل از فشرده سازی چند تصویر استاندارد با روش پیشنهادی در بخش چهارم بیان می شود. در بخش پنجم، ویژگی مناسبی برپایه هیستوگرام رنگ برای نمایه سازی تصویر در قلمرو فشرده معرفی می شود. روش نمایه سازی پیشنهادی با روش هیستوگرام رنگ استخراج شده از تصویر در حوزه پیکسل مقایسه و نتایج آن در بازیابی از یک پایگاه تصویر شامل ۱۰۰۰ تصویر از ۱۰ گروه معنایی در فصل ششم می آید. بخش آخر نیز به جمع بندی مقاله اختصاص دارد.

۲- مورفولوژی ریاضی

مورفولوژی ریاضی به لحاظ توانایی در استخراج و آنالیز ویژگیهای هندسی، ابزاری مناسب برای توصیف تصاویر محسوب می شود. این ابزار که نخستین بار در سال ۱۹۶۴ توسط آقایان سرا و ماترون و برای تصاویر باینری مطرح گردید، روشی مبتنی بر تئوری مجموعه ها برای تجزیه و تحلیل ساختارهای هندسی تصاویر است [۱۷ و ۱۸]. این تجزیه و تحلیل در تصاویر باینری با توصیف تصویر توسط یک الگوی مشخص، که آن را عنصر سازنده می نامیم و در سرتاسر تصویر جایجا می کنیم، صورت می گیرد. تصویر باینری X و عنصر سازنده B را دو زیر مجموعه در فضای اقلیدسی یا دیجیتال E در نظر بگیرد. همچنین فرض کنید موقعیت مبدا در این فضا را o و انتقال یافته B به نقطه p را B_p بنامیم. در اینصورت دو عمل پایه مورفولوژی ریاضی که "گسترش" (\oplus) و "سایش" (\ominus) نامیده می شوند، توسط روابط ۱ و ۲ تعریف می گردند.

$$X \oplus B = \{x + b | x \in X, b \in B\} = \bigcup_{b \in B} X_b \quad (1)$$

$$X \ominus B = \{z \in E | B_z \subseteq X\} = \bigcap_{b \in B} X_{-b} \quad (2)$$

که در آن \cup و \cap به ترتیب بیانگر عملگرهای اشتراک (و منطقی) و اجتماع (یا منطقی) هستند. X تصویر باینری ورودی، B عنصر سازنده، X_b انتقال یافته X به موقعیت نقطه b ، B_z انتقال یافته B به نقطه z و نهایتاً X_{-b} انتقال یافته X به نقطه قرینه b است. تمام تبدیلهای مورفولوژیک - از جمله اسکلت مورفولوژیک، گسترش و سایش ژئودزیک [۱۹] و ... - بر اساس این دو عمل تعریف می شوند. نتیجه دو عمل متوالی سایش و گسترش توسط عنصر سازنده B به X را "گشایش" (\circ) و اعمال متوالی گسترش و سایش توسط عنصر سازنده B به X را "بستن" (\bullet) می نامیم.

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

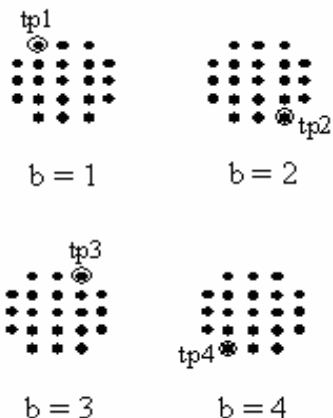
$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B \quad (4)$$

در این روابط X تصویر باینری، B عنصر سازنده و \oplus و \ominus به ترتیب سایش و گسترش مورفولوژیک می باشند که در روابط ۱ و ۲ تعریف شده اند. همانگونه که قبلاً نیز ذکر گردید، مورفولوژی ریاضی در ابتدا برای تصاویر (سیگنالهای) باینری مطرح شد. سپس تعمیم هایی برای این ابزار در حالت تصاویر چند سطحی ارائه گردید. یکی از متداولترین این تعمیم ها، روش ارائه شده بر پایه مفهوم "سایه" تابع توسط اشتنبرگ [۲۰] است. میتوان به هر تابع $F: R \rightarrow E^n$ ، یک مجموعه $U(F) \subset E^n \times R$ بر اساس رابطه زیر نسبت داد که آن را سایه تابع مینامیم.

$$U(F) = \{(X, z) : X \in D(F), z \in R \wedge z \leq F(X)\} \quad (5)$$

$$F(X) = \underset{z}{\text{Max}} U(F) \quad (6)$$

- (b=۲): جاروب از راست به چپ و از پایین به بالا
- (b=۳): جاروب از راست به چپ و از بالا به پایین
- (b=۴): جاروب از چپ به راست و از پایین به بالا



شکل ۲- نقاط آزمایش متناظر با جاروب های مختلف

مثالی از نحوه عمل این الگوریتم در شکل ۳ نشان داده شده است. نتیجه عملگر "سایش" باینری، مجموعه مراکز عناصر سازنده انتقال یافته است که بطور کامل در داخل تصویر قرار می گیرند. با در نظر گرفتن این نکته که یک عنصر سازنده در داخل تصویر قرار دارد، چنانچه سطح خاکستری تمام پیکسل های آن از سطح خاکستری پیکسل های متناظر در تصویر کوچکتر باشد، مفهوم "سایش" باینری به تصاویر سطح خاکستری تعمیم می یابد. تعمیم الگوریتم سایش با همپوشی جزئی باینری، برای تصاویر سطح خاکستری به شرح زیر است.

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی سطح خاکستری [۳۰]

مقداردهی اولیه: $F_d(i, j) = 0, F_{pr}(i, j) = 0, \forall (i, j) \in Supp(F)$

۱- محاسبه سایش کلاسیک تصویر سطح خاکستری ورودی، F :

$$E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$$

۲- برای: $m = 1, 2, 3, 4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت

اگر: (k, l)

: اعمال زیر را انجام بده:

$$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \quad \blacklozenge$$

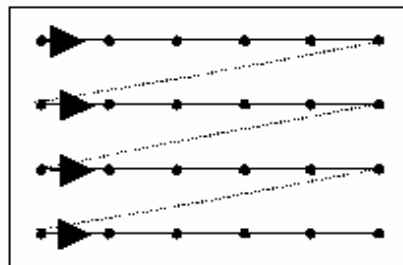
$$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \vee (B(i-k, j-l) + E(k, l))) \quad \blacklozenge$$

که در اینجا "∨" عملگر سوپریمم است. مثالی از نتیجه اعمال این الگوریتم به یک تصویر سطح خاکستری در شکل ۴ نشان داده شده است.

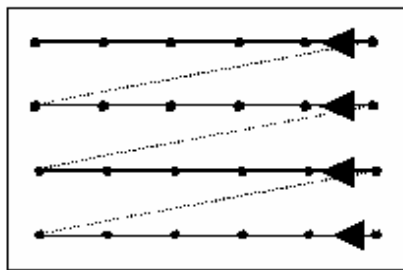
۲-۲ مقایسه با سایر روشها

در این قسمت به مقایسه تجربی عملکرد تجربی الگوریتم سایش با هم پوشی جزئی سطح خاکستری با الگوریتم اسکلت می نیمال که کارایی آن توسط گوتسیاس نشان داده شده است، پرداخته می شود. در این مورد تعداد زیادی تصاویر سطح خاکستری آزمایش شده و به لحاظ مشاهده نتایج در حجم مقاله، تنها نتایج مربوط به تصویر "دختر بچه" با ابعاد 256×256 ارائه می شود. اسکلت تعمیم یافته بکار گرفته شده یک اسکلت سازنده مربعی $i = 0, 1, 2$ ، $C(i)$ ، $B(i)$ و $0, 1, 2, 3$ ، $C(i)$ به ترتیب به ابعاد $\{3 \times 3, 3 \times 3, 5 \times 5\}$ و $\{1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5, 9 \times 9\}$ می-باشد. همچنین الگوریتم سایش با همپوشی جزئی در یک ساختار چند دقتی پیاده

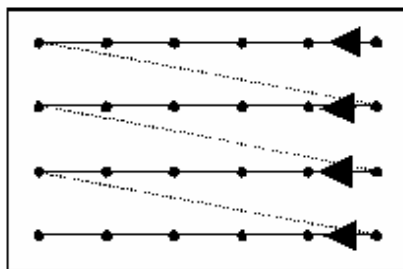
- عنصر سازنده در داخل تصویر قرار میگیرد و
 - نقطه آزمایش متناظر متعلق به $F_d(i, j)$ نمی باشد
- اعمال زیر را انجام بده:
- $$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \quad \blacklozenge$$
- $$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \cup \tilde{B}(i-k, j-l)) \quad \blacklozenge$$



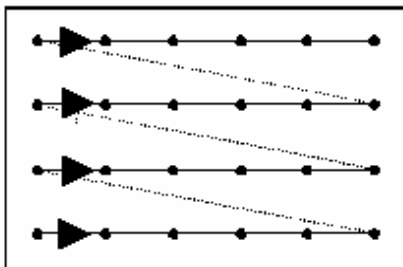
b = 1



b = 2



b = 3



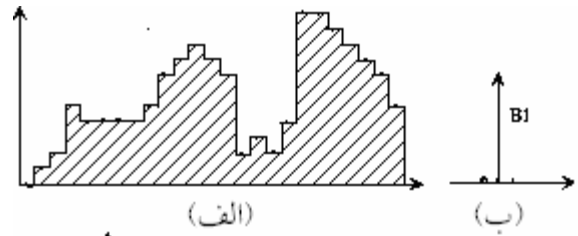
b = 4

شکل ۱- جاروب های مختلف مورد استفاده در الگوریتم سایش با همپوشی جزئی (b=۱): جاروب از چپ به راست و از بالا به پایین (جاروب کردن معمولی)

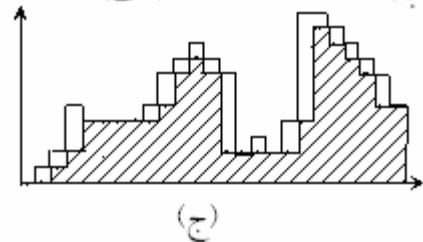
سازی شد (شکل ۵). نتیجه کیفی مربوط به این مقایسه در شکل ۶ آمده است. نتایج کمی مربوط به لایه های مختلف الگوریتم اسکلت تعمیم یافته و الگوریتم پیشنهادی در جدول ۱ و ۲ آمده است. همانگونه که این نتایج نشان می دهد، الگوریتم پیشنهادی با کیفیت تصویر بازسازی شده تقریباً برابر (کیفیت بینایی)، از آنتری پایین تری برخوردار است. در نتیجه از دیدگاه فشرده سازی از الگوریتم اسکلت مطلوبتر است.



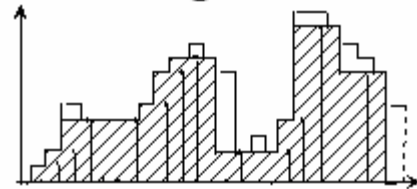
(الف)



(ب)



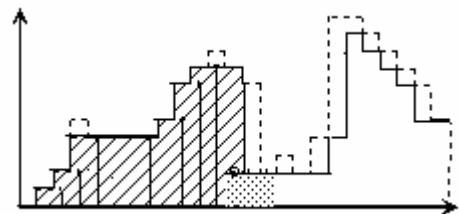
(ج)



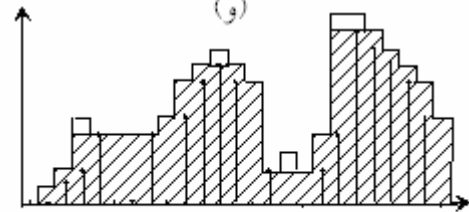
(د)



(ج)



(و)



(ت)



(د)

شکل ۳- مثالی از اعمال عملگر سایش با همپوشی جزئی به یک سیگنال یک بعدی، (الف) سیگنال ورودی، (ب) عنصر سازنده یک بعدی بکار رفته که موقعیت نقطه آزمایش مربوط به جاروب از چپ به راست روی آن مشخص شده است (در حالت سیگنال یک بعدی، تنها ۲ روش جاروب از چپ به راست و از راست به چپ موجود است) و نقطه آزمایش مربوط به اولین پیمایش، (ج) سایش سیگنال ورودی، (د) سیگنال بازسازی شده بعد از اولین پیمایش، (و) یک مثال از موقعیت عنصر سازنده در حالت جاروب. در این مثال قسمت سیاه شده سطح زیر عنصر سازنده است و با توجه به اینکه نقطه آزمایش در داخل قسمت هاشور خورده (قبلاً پردازش شده) قرار می گیرد، بنابراین موقعیت مرکز این عنصر سازنده متعلق به سایش با همپوشی جزئی نمی باشد، (ت) نتیجه نهایی

شکل ۴- (الف) تصویر "لنا" $(512 \times 512 = 262144)$ (ب) سایش با همپوشی جزئی آن توسط یک عنصر سازنده مربعی 9×9 (تنها 44984 پیکسل غیر صفر) (ج) تصویر باز سازی شده (د) "گشایش" تصویر اصلی

۳-۲ مورفولوژی رنگی

جهت تعمیم عملگرهای مورفولوژیک برای تصاویر رنگی، یک راه اعمال مستقل عملگرهای سطح خاکستری به مولفه های مختلف رنگ است که به علت وابستگی زیاد مولفه های رنگ، مناسب به نظر نمی رسد. راه دیگر این است که مقدار رنگ هر پیکسل را به عنوان یک بردار سه بعدی در فضای رنگ در نظر گرفت. در گام بعدی با تعریف عملگرهای مقایسه‌ای و سوپریمم و انفیمم مناسب، می توان عملگرهای مورفولوژیک را به تصاویر رنگی تعمیم داد. در مرجع [۳۳] یک تعمیم برای مورفولوژی رنگی بر پایه سیستم رنگ hsv پیشنهاد شده است. به علت وابستگی کمتر بین مولفه ها در فضای hsv، این فضا مناسب ترین فضا برای این منظور است [۳۴]. روابط ۹ تا ۱۵ تعمیم عملگرهای مورفولوژی برای تصاویر رنگی به صورت برداری در فضای رنگ hsv را نشان می‌دهد.



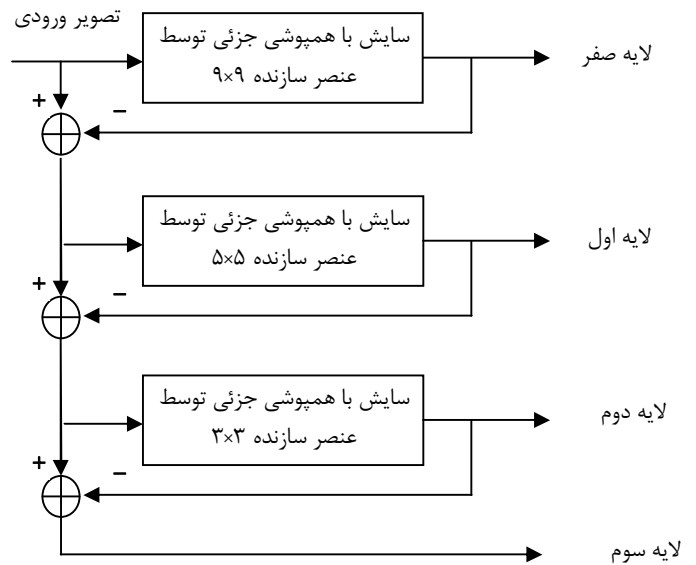
(الف)



(ب)



(ج)



شکل ۵- الگوریتم سایش با همپوشی جزئی با ساختار چند دقتی (الگوریتم پیاده سازی شده)

جدول ۱- نتایج کمی تصویر ۶-ب فشرده شده با الگوریتم اسکلت تعمیم یافته

شماره لایه	H	PSNR	ΔH	تعداد پیکسلها
۳	۱/۵۲	۱۷/۸۰		۸۵۹۱
۲	۱/۲۵	۲۰/۳۵	۲/۷۷	۱۰۱۵۹
۱	۱/۷۵	۲۸/۱۵	۴/۵۲	۱۴۴۷۰
۰	۳/۵۴	Inf	۸/۰۶	۳۶۸۵۰

جدول ۲- نتایج کمی تصویر ۶-ب فشرده شده با الگوریتم پیشنهادی

شماره لایه	H	PSNR	ΔH	تعداد پیکسلها
۳	۱/۶۴	۲۰/۲۴		۹۴۰۸
۲	۰/۷۹	۲۲/۲۱	۲/۴۳	۵۹۰۴
۱	۱/۴۸	۲۷/۶۶	۳/۹۱	۱۱۵۶۶
۰	۳/۷۱	Inf	۷/۶۲	۳۹۳۷۰

شکل ۶- (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر بدست آمده با الگوریتم اسکلت تعمیم یافته (PSNR= ۲۸/۱۵ db، آنتروپی= ۴/۵۲ بیت بر پیکسل) (ج) تصویر بدست آمده با الگوریتم پیشنهادی (PSNR= ۲۷/۶۶ db، آنتروپی= ۳/۹۱ بیت بر پیکسل)

$$x_1(h_1, s_1, v_1) < x_2(h_2, s_2, v_2) \Leftrightarrow$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_1 < v_2 \\ \text{or} \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 > s_2) \\ \text{or} \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 = s_2) \text{ and } (h_1 < h_2) \end{array} \right. \quad (9)$$

۳- روش پیشنهادی برای توصیف و ارائه مورفولوژیک تصاویر رنگی

در این بخش ما ضمن تعمیم سایش با همپوشی جزئی برای تصاویر رنگی، نسخهٔ بهبود یافته ای از آن ارائه خواهیم داد که کارایی بسیار مطلوب تری نسبت به نسخهٔ اصلی داراست.

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی رنگی
مقداردهی اولیه:

$$E_{pr}(i, j) = (0,1,0), F_d(i, j) = (0,1,0), \forall (i, j) \in Supp(F)$$

- ۱- محاسبهٔ سایش برداری تصویر رنگی ورودی، $F: E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$
- ۲- برای: $m = 1, 2, 3, 4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت (k, l) اگر:

$B(Pt_m) + E(k, l) > F_d((k, l) - Pt_m)$ اعمال زیر را انجام بده:
(که در اینجا " $>$ " اپراتور مقایسهٔ برداری تعریف شده در بخش قبل است)

$$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \blacklozenge$$

$$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \vee (\bar{B}(i-k, j-l) + E(k, l))) \blacklozenge$$

۳-۱ روش تعمیم یافته

ایدهٔ الگوریتم سایش با همپوشی جزئی بر حفظ حداقل نقاط از سایش کلاسیک استوار است که نتیجهٔ گسترش آن با تصویر گشوده برابر یا بسیار نزدیک به آن باشد. اما چنانچه هدف حذف تعداد بیشتری از نقاط باشد به نحوی که حداقل افت کیفیت در تصویر بازسازی شده حاصل گردد، الگوریتم فوق قادر به پاسخگویی نیست. جهت حصول به هدف فوق، ما الگوریتم پیشنهادی را بدین صورت تعمیم می دهیم که در بررسی تعلق موقعیت نقطهٔ آزمایش به قسمت بازسازی شدهٔ تصویر، قدری انعطاف نشان داده و آن را با مقدار تصویر بازسازی شده باضافهٔ $a = (a_h, a_s, a_v)$ مقایسه می کنیم.

الگوریتم سایش با همپوشی جزئی رنگی تعمیم یافته
مقداردهی اولیه:

$$E_{pr}(i, j) = (0,1,0), F_d(i, j) = (0,1,0), \forall (i, j) \in Supp(F)$$

- ۱- محاسبهٔ سایش برداری تصویر رنگی ورودی، $F: E(i, j) \leftarrow F(i, j) \ominus B$
- ۲- برای: $m = 1, 2, 3, 4$ ، تصویر ورودی را جاروب و برای هر موقعیت (k, l) اگر:

$B(Pt_i) + E(k, l) > F_d((k, l) - Pt_i) + (a_h, a_s, a_v)$ اعمال زیر را انجام بده:

$$E_{pr}(k, l) = E(k, l) \blacklozenge$$

$$F_d(i, j) \leftarrow (F_d(i, j) \vee (\bar{B}(i-k, j-l) + E(k, l))) \blacklozenge$$

(که در اینجا " $>$ " اپراتور مقایسهٔ برداری تعریف شده در بخش قبل است)

مثالی از اعمال الگوریتم پیشنهادی به تصویر رنگی "لنا" در شکل ۷ نشان داده شده است.

از آنجا که در عملگر مقایسهٔ برداری، بیشترین ارزش را برای مولفهٔ سوم (یعنی v) قائل شده ایم، نقش a_v در الگوریتم تعمیم یافته، تعیین کننده تر از سایر ضرائب خواهد بود.

$$x_1(h_1, s_1, v_1) > x_2(h_2, s_2, v_2) \Leftrightarrow \tag{10}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_1 > v_2 \\ or \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 < s_2) \\ or \\ (v_1 = v_2) \text{ and } (s_1 = s_2) \text{ and } (h_1 > h_2) \end{array} \right.$$

$$x_1(h_1, s_1, v_1) = x_2(h_2, s_2, v_2) \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} v_1 = v_2 \\ or \\ s_1 = s_2 \\ or \\ h_1 = h_2 \end{array} \right. \tag{11}$$

$$\wedge S_n = x_k(h_k, s_k, v_k) : \tag{12}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_k = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = \max\{s_i, s_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_i \neq s_j \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = s_i = s_j \\ \text{and } h_k = \min\{h_i, h_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \min\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \end{array} \right. \tag{13}$$

$$\vee S_n = x_k(h_k, s_k, v_k) :$$

$$\left\{ \begin{array}{l} v_k = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = \min\{s_i, s_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_i \neq s_j \\ or \\ v_k = v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \text{ and } s_k = s_i = s_j \\ \text{and } h_k = \max\{h_i, h_j\} \\ \text{if } \exists i \neq j : v_i = v_j = \max\{v_1, v_2, \dots, v_n\} \end{array} \right.$$

در اینصورت سایش F توسط عنصر سازنده g به صورت زیر تعریف می شود.

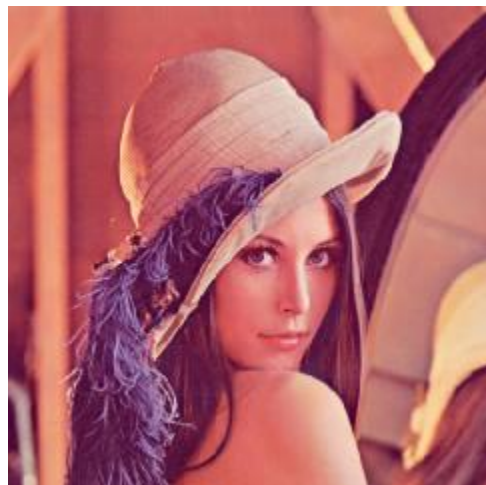
$$(F \ominus g)(x) = \wedge \{F(z) - g_x(z)\} \text{ for } z \in D[F] \cap D[g_x] \tag{14}$$

که در این رابطه g_x انتقال یافتهٔ g توسط x و $D[F] = \{x : F(x) \in HSV\}$ بیانگر حوزهٔ مقادیر F می باشد به نحو مشابه "گسترش" برداری به صورت رابطه ۱۵ تعریف می شود.

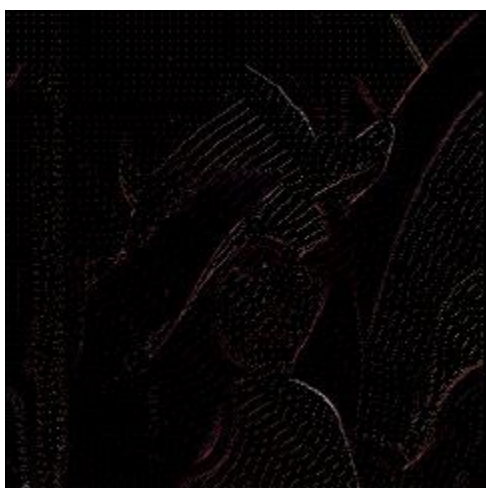
$$(F \oplus g)(x) = \vee \{F(z) - g_x(-z)\} \text{ for } z \in D[F] \cap D[g_x(-x)] \tag{15}$$



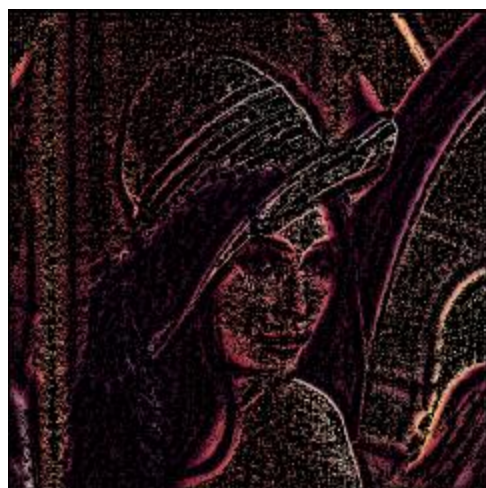
(د)



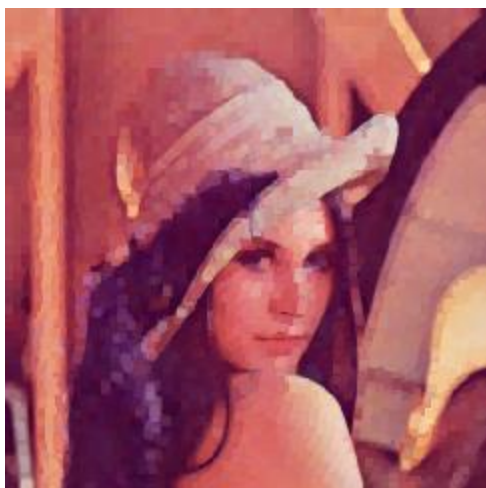
(الف)



(ح)



(ب)



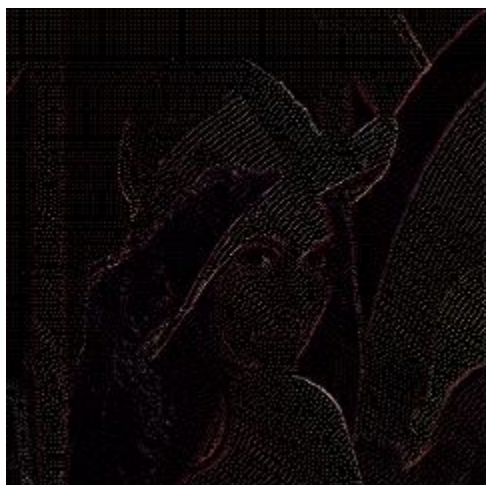
(و)



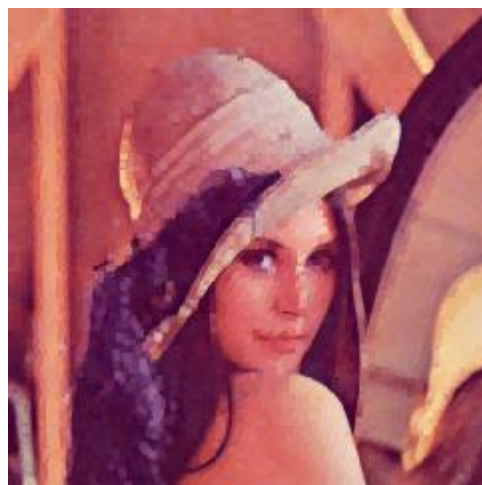
(ج)

ادامه شکل ۷

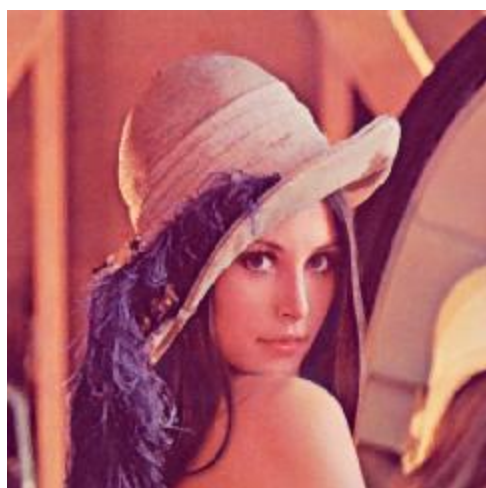
شکل ۷- (الف) تصویر "لنا" $512 \times 512 = 262144$ پیکسل، (ب) نمونه های حاصل شده از اعمال الگوریتم ساییش با همپوشی جزئی توسط عنصر سازنده مربعی 9×9 (نمونه غیر صفر)، (ج) تصویر باز سازی شده از روی شکل ب، (د) گشایش "لنا" توسط عنصر 9×9 ، (ح) نمونه های حاصل شده از اعمال الگوریتم تعمیم یافته توسط عنصر سازنده مربعی 9×9 و $(a_s = a_H = 0, a_v = 0/1)$ ، (تنها 9228 نمونه غیر صفر)، (و) تصویر باز سازی شده از روی شکل ج.



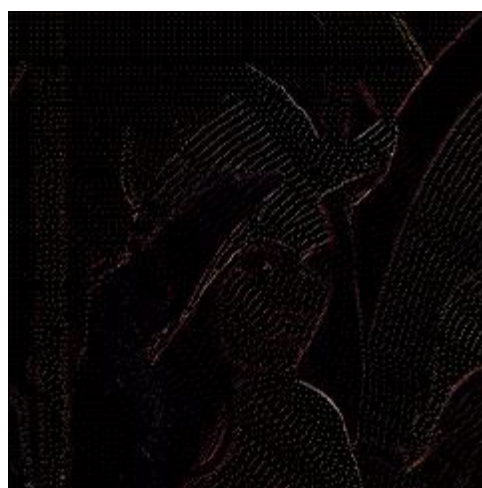
(د)



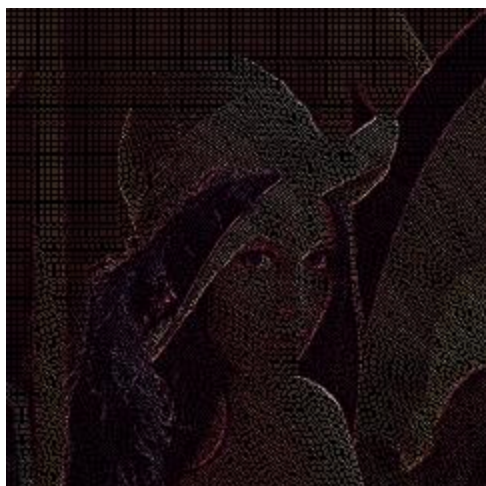
(الف)



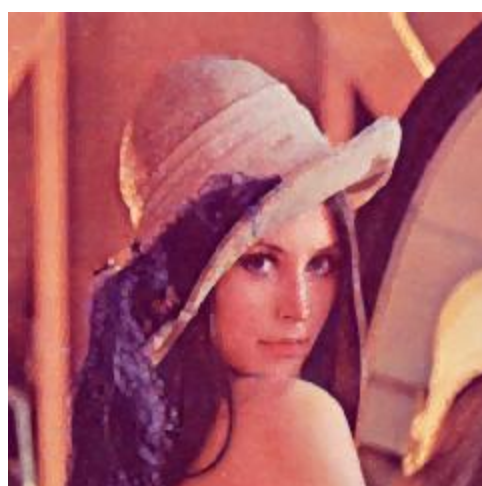
(ج)



(ب)



(و)



(ج)

شکل ۸- نتایج کیفی کد گذاری توسط الگوریتم پیشنهادی تعمیم یافته اعمال شده به تصویر رنگی "لنا"، (الف، ب) تصویر بازسازی شده و نمونه های حاصل شده توسط یک عنصر سازنده 7×7 (۱۲۳۸۱ پیکسل غیر صفر)، (ج، د) تصویر بازسازی شده و نمونه های حاصل شده توسط یک عنصر سازنده 5×5 (۱۸۵۲۰ پیکسل غیر صفر)، (ح، و) تصویر بازسازی شده و نمونه های حاصل شده توسط یک عنصر سازنده 3×3 (۳۸۲۶۶ پیکسل غیر صفر).

کیفیت تصویر بازسازی شده. بنابراین انتخاب اندازه عنصر سازنده می تواند با توجه به حداقل کیفیت قابل قبول تصویر بازسازی شده تعیین گردد.

۵- نمایه سازی تصویر در حوزه فشرده

با توجه به روش پیشنهاد شده در بخش سوم، مشاهده می شود که نقاط کلیدی و مهم تصویر نمونه برداری می شوند. اطلاعات رنگ نقاط نمونه برداری شده در فضای رنگ HSV، به همراه مختصات مکانی آنها در فرمت فشرده قرار دارند.

استخراج هیستوگرام رنگ حلقوی در این فرمت برای نمایه سازی تصاویر با توجه

به اطلاعات موجود در حوزه فشرده، کاری آسان و بدون صرف وقت و تبدیل تصویر به حوزه پیکسل است.

برای استخراج هیستوگرام رنگ حلقوی، ابتدا رنگ نقاط تصویر بطور خطی به M بازه کوانتیزه می شود. سپس فاصله دورترین نقطه از تصویر به مرکز آن که برابر نصف قطر تصویر است به N بازه مساوی تقسیم می شود و به مرکز تصویر N دایره رسم می شود (شکل ۱۰). تعداد پیکسلهای مربوط به هر یک از بازه های رنگ که بین هر دو دایره قرار گرفته اند، شمرده شده و یک بردار M بعدی ایجاد می شود [۳۶]. بنابراین برای هر تصویر یک ماتریس $M*N$ بعدی تشکیل می شود. مولفه های این ماتریس با تقسیم بر تعداد نقاط نمونه برداری نرمالیزه می شوند.

۶- بازیابی تصویر

۱-۶ مقایسه روش ارائه شده با روشهای متداول

ویژگی پیشنهاد شده در حوزه فشرده با ویژگی از نوع خود که در حوزه پیکسل از تصویر استخراج می شود، مقایسه می شود. برای تشکیل هیستوگرام رنگ حلقوی در حوزه پیکسل، تصویر از فضای رنگ RGB به فضای رنگ HSV منتقل می شود. سپس این فضا بطور خطی کوانتیزه می شود. هیستوگرام رنگ تصویر با شمردن نقاط هر بازه رنگ که بین دو دایره قرار می گیرند، محاسبه شده و به تعداد کل نقاط تصویر نرمالیزه می شود.

۲-۶ پایگاه تصویر

برای ارزیابی کارایی ویژگیهای پیشنهادی، از یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر استفاده شده است. این پایگاه از ۱۰ کلاس ۱۰۰ تصویری تشکیل شده است. ابعاد تصاویر این پایگاه 384×256 یا 384×256 هستند. این تصاویر از پایگاه تصویر کورل و از مجموعه تصاویر پروژه سیمپلیستی انتخاب شده اند [۳۷]. گروههای معنایی استفاده شده عبارتند از: مردم، شیرها، ساختمانها، اتوبوسها، داخل خانه، فیله، گله، اسبها، کوهستان و غذاها. شکل ۱۱، از هر گروه معنایی یک تصویر را به عنوان مثال نشان می دهد.

۳-۶ معیار ارزیابی

برای ارزیابی کارایی سیستم ها و روشهای نمایه سازی در بازیابی تصویر از روشهای مختلفی استفاده می شود. اغلب روشها از دو معیار دقت^{viii} و فراخوانی^{ix} استفاده می کنند. در این تحقیق نیز از این دو معیار (دقت و فراخوانی) به ترتیب مطابق روابط ۱۸ و ۱۹ استفاده شده است [۳۸]

$$(18)$$

$$\text{دقت} = \frac{\text{تعداد تصاویر بازیابی شده مرتبط}}{\text{تعداد کل تصاویر بازیابی شده}}$$

$$(19)$$

$$\text{دقت} = \frac{\text{تعداد تصاویر بازیابی شده مرتبط}}{\text{تعداد کل تصاویر مرتبط موجود در پایگاه تصویر}}$$

در الگوریتم تعمیمی بقیه ضرائب را صفر در نظر می گیریم. بنابراین انتخاب a_p امری ظریف است براساس تجربه نویسندگان که از اعمال الگوریتم روی تعداد زیادی تصویر حاصل گردیده است برای اکثر موارد $a_p = 0.1$ انتخابی مناسب است. از طرف دیگر همانطور که شکل ۸ نشان می دهد افزایش اندازه عنصر سازنده، از یکطرف کاهش نقاط نمونه برداری و از سوی دیگر افت کیفیت تصویر بازسازی شده را به دنبال خواهد داشت.

۴- فشرده سازی و نتایج آن

همانگونه که دیدیم هدف سایش با همپوشی جزئی حذف نقاط زاید از سایش مورفولوژیک با حفظ کیفیت تصویر بازسازی شده است. نتایج تجربی نشان می دهد که تنها درصد کمی از نقاط سایش باقی می ماند که البته تعداد آنها به ابعاد عنصر سازنده بکار گرفته شده بستگی دارد. بنابراین نتیجه سایش با همپوشی جزئی یک تصویر، در عمل ماتریسی اسپارس است (ماتریسی که اکثر درایه های آن صفر هستند). جهت ارسال این ماتریس، دو نوع اطلاعات در کدگذاری بایستی لحاظ گردند: اطلاعات مربوط به موقعیت نمونه ها، و اطلاعات مقدار بردار رنگ هر نمونه.

اطلاعات مربوط به موقعیت نمونه ها یک ماتریس باینری اسپارس است که توسط یکی از روش های کدگذاری باینری کاراً نظیر کدهای محاسباتی، کدهای بلوکی و ... قابل کدگذاری است. ما در این تحقیق روش کدگذاری بلوکی ارائه شده توسط زانگ [۳۵] را مناسب یافتیم. در این روش، ابتدا تصویر باینری $n = 2^M = N_1 \times N_2$ پیکسلی ورودی - که پس از جاروب شدن متعارف در یک تابلو یک بعدی قرار گرفته است - به 2^a بلوک 2^b پیکسلی ناپوشا ($a + b = M$) تقسیم می گردد، سپس اطلاعات بلوک ها بصورت زیر کد می شوند:

- بلوکهای مجاور توسط یک "کاما" از هم جدا میشوند که این کاما توسط "0" کد میشود.

- برای بلوک هایی که تمام بیت های آن "0" هستند هیچ کدی ارسال نمی شود.

- در مورد سایر بلوک ها، هر بیت "1" توسط یک "1" و بدنبال آن یک عدد باینری b بیتی که موقعیت "1" را در داخل بلوک مشخص می کند، کد می گردد.

در اینصورت چنانچه تعداد بیت های "1" در تصویر باینری، k باشد، تعداد کل بیت های تصویر کد شده به روش فوق برابر است با،

$$L(k) = (2^a - 1) + k \times (b + 1) = (2^a - 1) + k \times (M - a + 1) \quad (16)$$

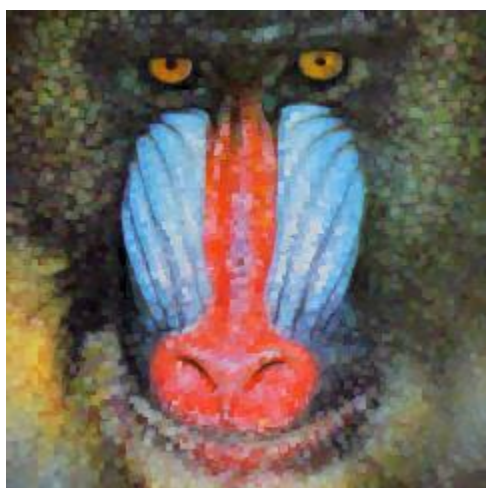
مقدار بهینه a که به مقدار کمینه L منجر می شود برابر خواهد بود با،

$$\frac{\partial L}{\partial a} = 2^a \times \ln(2) - k = 0 \Rightarrow a = \log_2\left(\frac{k}{\ln(2)}\right) \quad (17)$$

نتایج حاصل از کدگذاری ماتریس موقعیت در مورد تصاویر توصیف شده توسط الگوریتم تعمیم یافته - که نتایج کیفی آن ها در شکل ۸ نمایش داده شده اند - در جدول ۳ به نمایش درآمده اند. جهت کدگذاری مقادیر بردار رنگ نمونه ها، هر مولفه رنگ توسط ۶ بیت کد و به ترتیب ظاهر شدن آن ها در تصویر، ارسال میگردند. همچنین نتایج کمی و کیفی اعمال الگوریتم پیشنهادی روی دو تصویر با جزئیات و محتوای متفاوت "بابون" و "فلفل" در جدول ۳ و شکل ۹ به تصویر کشیده شده است. در مورد انتخاب اندازه عنصر سازنده لازم به ذکر است از آنجا که تصویر بازسازی شده توسط الگوریتم سایش با همپوشی جزئی، تقریبی از گشایش تصویر ورودی توسط عنصر سازنده است، بنابراین افزایش اندازه عنصر سازنده دو نتیجه متفاوت در بر خواهد داشت: الف- کاهش نقاط سایش با همپوشی جزئی و در نتیجه کاهش آنتروپی و افزایش ضریب فشرده سازی ب- کاهش

جدول ۳- ضرائب فشرده سازی و نتایج کمی روش فشرده سازی پیشنهادی برای تصاویر "لنا"، "بابون" و "فلفل"

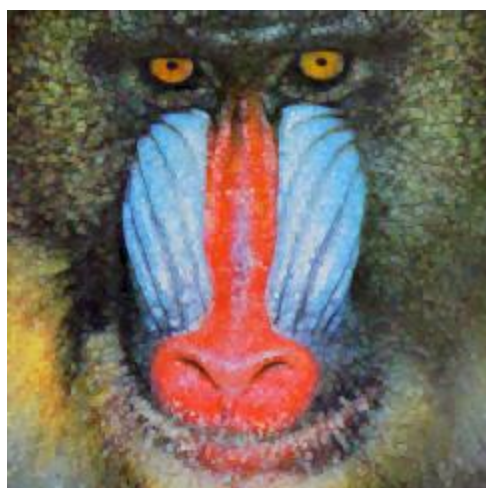
شماره تصویر	تعداد نمونه	a بهینه	L	ضریب فشرده سازی	اندازه عنصر سازنده
شکل ۷-و	۹۲۲۸	۱۴	۶۲۵۲۳	۲۷/۵۲	۹×۹
شکل ۸-الف	۱۲۳۸۱	۱۴	۷۸۲۸۸	۲۰/۸۹	۷×۷
شکل ۸-ج	۱۸۵۲۰	۱۵	۱۰۶۸۴۷	۱۴/۲۹	۵×۵
شکل ۸-ح	۳۸۲۶۶	۱۶	۱۸۰۳۳۴	۷/۲۴	۳×۳
شکل ۹-الف	۱۲۹۸۵	۱۴	۸۱۳۰۸	۱۹/۹۷	۷×۷
شکل ۹-ب	۱۹۰۹۷	۱۵	۱۰۹۱۵۵	۱۳/۸۹	۵×۵
شکل ۹-ج	۱۲۵۰۰	۱۴	۷۸۸۸۳	۲۰/۷۰	۷×۷
شکل ۹-د	۲۰۷۹۱	۱۵	۱۱۵۹۳۱	۱۲/۸۳	۵×۵



(ج)



(الف)



(د)



(ب)

شکل ۹- نتایج کیفی کد گذاری توسط الگوریتم پیشنهادی تعمیم یافته اعمال شده به تصاویر رنگی "فلفل" و "بابون"، الف و ج) تصویر بازسازی شده توسط عنصر سازنده ۷×۷، ب و د) تصویر بازسازی شده توسط عنصر سازنده ۵×۵

۴-۶ معیار شباهت

طبق تحقیقات انجام شده در این زمینه، معیار فاصله نقش بسزایی در نرخ طبقه‌بندی دارد [۳۸] [۳۹]. ما در این تحقیق از رابطه C^2 استفاده می‌کنیم. فاصله C^2 برای دو بردار n بعدی $\underline{X}=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ و $\underline{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ طبق رابطه ۲۰ تعریف می‌شوند.

$$C^2(\underline{X}, \underline{Y}) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - y_i}{x_i + y_i} \right)^2 \quad (20)$$

۵-۶ نتایج بازیابی

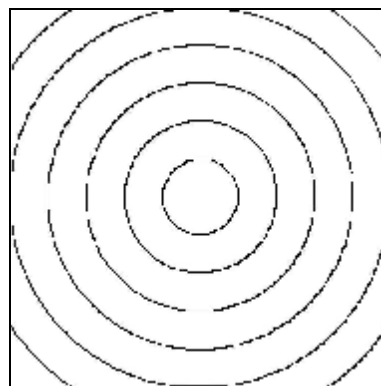
در آزمایش‌های انجام شده، فضای رنگ HSV بطور خطی به ۵۴ بازه ($M=54$)، کوانتیزه شده است بطوریکه هر یک از مولفه های hue، saturation و value به ترتیب به ۶، ۳ و ۳ بازه کوانتیزه شده‌اند [۳۹-۴۴]. همچنین در این آزمایشها N برابر ۵ فرض شده است. بنابراین برای هر تصویر بردار ویژگی با طول $54 \times 5 = 270$ ایجاد می‌شود. برای ارزیابی روش پیشنهادی از روش پرس و جو از طریق ارائه مثال استفاده شده است. برای محاسبه معیار دقت، به این نحو عمل می‌شود که به نوبت هر یک از ۱۰۰۰ تصویر پایگاه به عنوان تصویر پرس و جو انتخاب شده و بازیابی تصویر از بین ۹۹۹ تصویر دیگر انجام می‌شود. بنابراین برای هر تصویر پرس و جو، ۹۹ تصویر مشابه معنایی در پایگاه تصویر وجود دارد. در هر عمل بازیابی، تصاویر بازیابی شده از رتبه ۱ تا ۱۰۰ تعیین می‌شوند و معیار دقت محاسبه می‌شود. در نهایت برای هر یک از ویژگیها، میانگین این معیار برای ۱۰۰۰ تصویر پرس و جو محاسبه شده و به عنوان معیار نهایی برای مقایسه در نظر گرفته می‌شود.

نتایج بدست آمده از هیستوگرام رنگ تصویر در حوزه پیکسل و فشرده در جدول ۴ آمده است. با توجه به نتایج جدول ۴، مشخص می‌شود که دقت ویژگی استخراج شده از حوزه فشرده شده، بسته به تعداد تصویرهای بازیابی شده بین ۳ تا ۵ درصد از ویژگی استخراج شده از محیط پیکسل کمتر است. در شکل ۱۲، یک پرس و جو جوی به همراه تصاویر بازیابی شده در اولویت بالاتر آنها آمده است. با در نظر گرفتن این نکته که استخراج ویژگی در حوزه فشرده از نظر زمان مقرون به صرفه است و نیز اینکه دقت بازیابی در دو مورد ذکر شده چندان تفاوت ندارد، درمی‌یابیم که روش پیشنهادی قابلیت مناسبی در نمایه‌سازی تصویر در حوزه فشرده دارد.

۷- جمع بندی

با توجه به بزرگ شدن حجم پایگاههای تصویری، نیاز به فشرده سازی تصویر برای نگهداری و انتقال در شبکه گسترده جهانی ضروری به نظر می‌رسد. اگر چه امروزه با پیشرفتهای فوق‌العاده در سرعت پردازشگرها، تکنولوژی حافظه‌ها و ارتباطات شبکه‌ای سریعتر، مسئله نرخ فشرده‌سازی تصاویر مثل گذشته یک مسئله حاد نیست؛ اما از سوی دیگر با افزایش حجم پایگاههای داده تصویری، مدیریت این پایگاهها به گونه‌ای که دسترسی آسان به تصاویر دلخواه امکان پذیر باشد، موضوع مهمی است. بنابراین روشهای نو در زمینه فشرده‌سازی باید به گونه‌ای باشند که نمایه سازی تصویر برای کاربردهای بازیابی و بازشناسی در محیط کد شده مقدر باشد.

در این راستا، در مقاله حاضر روش جدیدی برای فشرده سازی و نمایه سازی تصاویر رنگی بر پایه مورفولوژی ریاضی ارائه شد. روش پیشنهاد شده در فشرده سازی تصویر روی تصاویر استاندارد آزموده شده و نتایج آن ارائه شد.



شکل ۱۰- چگونگی تقسیم تصویر به نواحی دایره ای شکل برای یک تصویر 256×256 ، تصویر به ۷ ناحیه تقسیم شده است.

	
گروه ۲: شیرها	گروه ۱: مردم
	
گروه ۴: اتوبوسها	گروه ۳: ساختمانها
	
گروه ۶: فیلها	گروه ۵: داخل خانه
	
گروه ۸: اسبها	گروه ۷: گلها
	
گروه ۱۰: غذاها	گروه ۹: کوهستان

شکل ۱۱- نمونه‌ای از تصاویر گروههای معنایی ده‌گانه در پایگاه تصویر

جدول ۴- میانگین نرخ دقت و فراخوانی بر اساس تعداد تصاویر بازیابی شده که برای ۱۰۰۰ پرس و جو محاسبه شده است

هیستوگرام رنگ حلقوی	تعداد تصاویر بازیابی شده												
	۱	۵	۱۰	۲۰	۳۰	۴۰	۵۰	۶۰	۷۰	۸۰	۹۰	۱۰۰	
دقت	در حوزه پیکسل	۰/۷۳۵	۰/۶۸۶	۰/۶۴۴	۰/۵۸۶	۰/۵۵۲	۰/۵۲	۰/۴۹۵	۰/۴۷	۰/۴۴۵	۰/۴۲۵	۰/۴۰۶	۰/۳۸۹
	در حوزه فشرده	۰/۷۰۱	۰/۶۴	۰/۶۰۸	۰/۵۳۵	۰/۵۱	۰/۴۵	۰/۴۳	۰/۴۰۷	۰/۳۹۷	۰/۳۷۹	۰/۳۵۴	۰/۳۳۹
فراخوانی	در حوزه پیکسل	۰/۰۰۷	۰/۰۳۴	۰/۰۶۴	۰/۱۱۷	۰/۱۶۵	۰/۲۰۸	۰/۲۴۷	۰/۲۸۲	۰/۳۱۱	۰/۳۴۰	۰/۳۶۵	۰/۳۸۹
	در حوزه فشرده	۰/۰۰۷	۰/۰۳۲	۰/۰۶۰	۰/۱۰۷	۰/۱۵۳	۰/۱۹۲	۰/۲۱۵	۰/۲۴۴	۰/۲۶۵	۰/۳۰۳	۰/۳۱۸	۰/۳۳۹



(الف)



(ب)

شکل ۱۲- تصاویر بازیابی شده بر اساس هیستوگرام رنگ حلقوی، (پرس و جو در شکل‌های الف و ب، ردیف بالا سمت چپ قرار دارد) (الف) تصاویر بازیابی شده در حوزه فشرده (ب) تصاویر بازیابی شده در حوزه پیکسل اولویت تصاویر بازیابی شده از بالا به پایین و از چپ به راست است.

[۱۳] ح. نظام‌آبادی‌پور، م. توکلی، ا. خواجه‌پور، س. سریزدی و ا. کبیر، « روش جدیدی برای نمایه‌سازی و بازیابی تصویر در قلمرو DCT »، **کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران**، ص ۴۷ تا ۵۵، تهران، ۱۳۸۲.

[۱۴] ح. نظام‌آبادی‌پور و ا. کبیر، « روشی برای بازیابی تصویر در حالت فشرده با quad-tree »، **اولین کنفرانس بین‌المللی فناوری اطلاعات و دانش**، دانشگاه امیر کبیر، ص ۲۸۶ تا ۲۹۲، تهران، ۱۳۸۲.

[۱۵] ا. م. افتخاری، ج. شنبه‌زاده، م. ف. محمودی و ح. سلطانیان زاده، « نمایه سازی تصاویر فشرده شده مبتنی بر IC-VQ با استفاده از هیستوگرام نواحی پیوسته »، **مجله تبریز**، جلد ۲۸، شماره ۱، ص ۱۱-۱۸، ۱۳۸۱.

[16] G. Qiu, "Constraint Adaptive Segmentation for Color Image Coding and Content-Based Retrieval," *Proceeding Multimedia Signal Processing Workshop*, France, 2001.

[17] J. Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology", Academic Press, New York, 1982.

[18] H. J. A. Heijmans, . C Ronse, "The Algebraic Basis of Mathematical Morphology I : Dilations and Erosions" *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Academic Press, no 50, 1990.

[19] J. Serra, L. Vincent, "An Overview of Morphological Filtering," *Circuits Systems Signal Processing*, no. 11, pp. 47-108, 1992.

[20] S. R Sternberg, "Grayscale Morphology," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, no. 35, pp. 333-355, 1986.

[21] P. Maragos, . R Schafer, "Morphological Skeleton Representation and Coding of Binary Images", *IEEE Transactions on ASSP*, vol. 34, no 5, 1986.

[22] R. Jeannot, "Représentation Morphologique de Formes et Codage d'Images Binaires; Extension aux Images Multi-Niveaux," *Thèse Doctorale*, INSA de Rennes, 1995.

[23] R. Jeannot, D. Wang, , V. Haese-Coat, "Binary Image Representation and Coding by A Double-Recursive Morphological Algorithm," *Signal Processing: Image Communication, Elsevier*, no. 8, pp. 241-266, 1996.

[24] X. KONG, J. GOUTSIAS, "A Study of Pyramidal Techniques for Image Representation and Compression," *Journal of Visual Communication & Image Representation*, vol. 5, no. 2, 1994, pp. 190-203.

[25] J. Goutsias, H. J Heijmans, "Nonlinear Multi-Resolution Signal Decomposition Schemes: I. Morphological Pyramids," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 11, pp. 1862-1876, 2000.

[26] L. A. Ouerturf, M. L Comer, E. J. Delp, "Color Image Coding Using Morphological Pyramid Decomposition," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 4, no. 2, pp. 177-185, 1995.

همچنین، استخراج ویژگی هیستوگرام رنگ در این روش به سادگی امکان پذیر است. این ویژگی با ویژگی مشابه که از کل تصویر در محیط پیکسل استخراج شده است، در بازیابی تصویر روی یک پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر با یکدیگر مقایسه شده است. نتایج این مقایسه بیانگر آن است که هیستوگرام رنگ پیشنهادی نتایج قابل قبول و نزدیک به هیستوگرام رنگ کل تصویر در محیط پیکسل ارائه می‌کند.

مراجع

[1] Y. Rui and T. S. Huang, "Image Retrieval: Current Technique Promising Directions and Open Issues," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 10, pp. 39-62, 1999.

[2] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.

[3] H. Nezamabadi-pour, and E. Kabir, "Image Retrieval Using Histograms of Unicolor and Bicolor Blocks and Directional Changes in Intensity Gradient," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 14, pp. 1547-1557, 2004.

[4] B. S. Manjunath and W. Y. Ma, "Texture Feature for Browsing and Retrieval of Image Data," *IEEE PAMI*, no. 18, vol. 8, pp. 837-842. 1996.

[5] F. Mokhtarian and S. Abbasi, "Shape Similarity Retrieval under Affine Transforms," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 31-41, 2002.

[6] F. Mahmoudi, J. Shanbehzadeh, A. M. Eftekhari-Moghadam and H. Soltanian-Zadeh, "Image Retrieval Based on Shape Similarity by Edge Orientation Autocorrelogram," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 1725-1736, 2003.

[7] J. R. Smith and C. S. Li, "Image Classification and Querying Using Composite Region Templates," Academic Press, *Computer Vision and Understanding*, vol. 75, pp. 165-174, 1999.

[8] P. Ladret and A. G. Dugue, "Categorization and Retrieval of Scene Photographs From a JPEG Compressed Database," *Pattern Analysis and Applications*, no. 4, pp. 185-199, 2001.

[9] S. Climer and S. K. Bhatia, "Image Database Indexing Using JPEG Coefficients," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 2479-2488, 2002.

[10] J. Jiang, A. Armstrong and G. C. Feng, "Direct Content Access and Extraction From JPEG Compressed Images," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 2511-2519, 2002.

[11] G. Feng and J. Jiang, "JPEG Compressed Image Retrieval via Statistical Features," *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 977-985, 2003.

[12] C. W. Ngo, T. C. Pong and R. T. Chin, "Exploiting Image Indexing Techniques in DCT Domain," *Pattern Recognition*, vol. 34, pp. 1841-1851, 2001.

Changes in Intensity Gradient," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 14, pp. 1547-1557, 2004.

[42] H. Nezamabadi-pour, and E. Kabir, "Image Retrieval Using Block-Based Color Histogram and Local Distribution of Intensity Gradient," *2nd Int. Symposium on Telecommunication*, IST2003, Isfahan, Iran, pp. 176-180, 2003.

[۴۳] ح.ن. نظام آبادی پور، ا. کبیر و س. سریزدی، « بازیابی تصویر با استفاده از اطلاعات رنگ و شکل »، دومین کنفرانس بینایی ماشین و پردازش تصویر ایران، ص ۲۲۶ تا ۲۳۲، تهران، ۱۳۸۱.

[۴۴]. ح. نظام آبادی پور، ا. کبیر و س. سریزدی، « بازیابی تصویر بر اساس هم‌رخدادی رنگها در بلوکهای لبه »، هشتمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، صفحات ۳۵۹ تا ۳۶۴، مشهد، ۱۳۸۱.

¹ - Image indexing

² - Content-Based Image Retrieval (CBIR)

³ - Dilation

⁴ - Erosion

⁵ - Open operation

⁶ - Close operation

⁷ - Open

⁸ - Precision

⁹ - Recall



سعید سریزدی کارشناسی مهندسی الکترونیک و کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات گرایش سیستم خویشتن را به ترتیب در سالهای ۱۳۶۴ و ۱۳۶۶ از دانشگاه صنعتی اصفهان و مدارک D.E.A در زمینه پردازش سیگنال و دکترا در زمینه پردازش تصویر را از دانشگاه Rennes1 فرانسه به ترتیب در سالهای

۱۳۷۳ و ۱۳۷۶ دریافت کرد. وی هم اکنون عضو هیئت علمی دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او مورفولوژی ریاضی، بازیابی تصویر، واترمارکینگ دیجیتال و کاربرد معادلات دیفرانسیل پاره‌ای در پردازش تصویر است.



حسین نظام آبادی پور کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در مهندسی برق-الکترونیک به ترتیب از دانشگاه شهید باهنر کرمان و دانشگاه تربیت مدرس در سالهای ۱۳۷۷ و ۱۳۷۹ دریافت کرد. او سپس دوره دکترا را در مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس در سال ۱۳۸۳

دریافت کرد و اکنون استادیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. و اکنون استادیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه او بازیابی تصویر، روشهای بهینه سازی ابتکاری، بازشناسی الگو و کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر است.

[27] A. Toet, "A Morphological Pyramidal Image Decomposition," *Pattern Recognition Letters*, no. 9, pp. 255-261, 1989.

[28] F. K. Sun, P. Maragos, "Experiments on Image Compression Using Morphological Pyramids", SPIE, vol. 1199 *Visual Communications & Image Processing IV*, pp. 1303-1309, 1989.

[29] S. Saryazdi, V. Haese-Coat, J. Ronsin, , "Image Representation by A New Optimal Non-Uniform Morphological Sampling," *Pattern Recognition*, no. 33, pp. 961-977, 2000.

[30] S. Saryazdi, "Etude de Schemas de Codage Intra-Image Bases Sur le Sous-Echantillonnage Morphologique Non Uniform," *Thèse Doctorale*, Universite de Rennes 1, 1997.

[31] P. Maragos, "Pattern Spectrum and Multiscale Shape Representation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 701-716, 1989.

[32] J. Goutsias, "Morphological Representation of Discrete and Binary Images," *IEEE Trans. On Signal Processing*, vol. 39, no. 6, pp. 1369-1379, 1991.

[33] G. Louverdis, M. I. Vardavoulia, I. Andreadis, Ph. Tsalides, , "A New Approach to Morphological Image Processing," *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 1733-1741, 2002.

[34] K. N. Plataniotis, A. N. Venetsanopoulos, "Color image processing and applications," *Springer*, 2000.

[35] G. Zeng, , N. Ahmed, "A Block Coding Technique for Encoding Sparse Binary Patterns," *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 37, no 5, pp. 778-780, 1989.

[36] A. Rao, R. K. Srihari and Z. Zhang, "Spatial color histograms for content-based image retrieval," *Proc. 11th IEEE Int. Conf. Tools with Artificial Intelligence, ICTAI'99*, pp.183-186, Chicago, 1999.

[37] J. Z. Wang, J. Li, D. Chan and G. Wiederholds, "Semantics-Sensitive Retrieval for Digital Picture Libraries," *D-Lib Magazine*, vol. 5, no. 11, DOI:10.10, ISSN 1082-9873, 1999.

[38] H. Muller, W. Muller, D. M. Squire, S. M. Maillent and T. Pun, "Performance Evaluation in Content-Based Image Retrieval: Overview and Proposals," *Pattern Recognition Letters*, vol. 22, pp. 593-601, 2001.

[۳۹] ح. نظام آبادی پور و ا. کبیر، « ارزیابی معیارهای عدم شباهت در طبقه بندی تصویر »، نهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی شریف، ص ۳۶۲ تا ۳۷۰، تهران، ۱۳۸۲.

[۴۰] ح. نظام آبادی پور و ا. کبیر، « ارزیابی معیارهای عدم شباهت در بازیابی و طبقه بندی تصویر »، *مجله علمی پژوهشی فنی مدرس*، شماره ۲۲، ص ۸۹-۹۸، ۱۳۸۴.

[41] H. Nezamabadi-pour, and E. Kabir, "Image Retrieval Using Histograms of Unicolor and Bicolor Blocks and Directional