

بازیابی تصاویر بر اساس محتوا با استفاده از ترکیب روش‌های PCA و LDA

فاطمه معمار^۱، محمدمهدی حسینی^{۱*}، علیرضا جلالی^۱

*^۱: دانشکده فنی و مهندسی، واحد شاهرود، دانشگاه آزاد اسلامی، شاهرود، ایران hosseini_mm@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۵/۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۶/۳۱

چکیده

امروزه، تصاویر دیجیتال کاربرد گسترده‌ای در تشخیص بیماری‌ها، چهره، اثر انگشت، امنیت سیستم‌ها و حوزه‌های دیگر پیدا کرده‌اند. از این رو، ارائه الگوریتمی دقیق در جستجو و بازیابی تصاویر از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مقاله با استفاده از ترکیب روش-های PCA و LDA برای بازیابی تصاویر ارائه شده است. در این روش ابتدا تصاویر رنگی موجود در فضای RGB به فضای HSV منتقل، سپس ویژگی‌های رنگ، شکل و بافت از مولفه "V" فضای رنگ HSV استخراج می‌شوند. در ادامه بردار ویژگی پیشنهادی با استفاده از هیستوگرام LDP، هیستوگرام رنگ، هیستوگرام Tamura و ماتریس رخداد مشترک ساخته می‌شود. در ادامه با ترکیب دو روش PCA و LDA کاهش ویژگی انجام و در نهایت طبقه‌بندی صورت می‌پذیرد. برای بررسی روش پیشنهادی چهار سناریو طراحی و ارزیابی صورت پذیرفت. با توجه به آزمایشات صورت گرفته و ارزیابی انجام شده، دقت بدست آمده ۹۷,۶ حاصل گردید که حاکی از عملکرد مناسب روش پیشنهادی در مقایسه با کارهای مشابه می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: بازیابی تصاویر بر اساس محتوا، ویژگی‌های تصاویر، آنالیز اجزای اصلی (PCA)؛ آنالیز تفکیک پذیری خطی (LDA)

۱- مقدمه

بازیابی تصاویر بر اساس محتوا، تکنیکی برای جستجو و بازیابی تصاویر با استفاده از ویژگی‌هایی است که به صورت خودکار از تصویر استخراج می‌شوند [۱]. این ویژگی‌ها را می‌توان به سه دسته کلی رنگ، بافت و شکل تقسیم نمود [۲]. در یک فرآیند بازیابی تصویر با دو نوع تصویر سر و کار داریم. یک تصویر، تصویری است که می‌خواهیم ماهیت آن را به صورت خودکار تشخیص دهیم که به این نوع تصویر، تصویر مجهول گفته می‌شود. تصاویر دیگر، تصاویری هستند که ماهیت و برچسب آن‌ها برای ما مشخص بوده و از آن‌ها برای تعیین ماهیت تصویر مجهول استفاده می‌شود که این تصاویر را تصاویر پایگاه داده می‌نامند [۳]. روال کلی روش‌های موجود برای یک الگوریتم بازیابی تصویر بر اساس محتوا، بدین صورت است که ابتدا ویژگی‌های تصویر مجهول و تصاویر پایگاه داده استخراج شده و بردارهای ویژگی چند بعدی ایجاد می‌شوند. سپس بر اساس معیار شباهت تعریف شده، میزان ارتباط تصاویر بررسی می‌شود. معیار شباهت در واقع به صورت یک تابع فاصله تعریف شده و فاصله بردار ویژگی تصویر مجهول را از بردارهای ویژگی تصاویر موجود در پایگاه داده می‌سنجد. در مرحله بعد بر اساس فاصله‌های محاسبه شده، در مورد نوع تصویر مجهول تصمیم‌گیری صورت گرفته و برچسب کلاس آن مشخص می‌شود. در نهایت دقت الگوریتم بازیابی تصاویر بر اساس برچسب‌های اصلی تصاویر و برچسب‌های مشخص شده توسط الگوریتم، محاسبه می‌شود [۴]. در یک الگوریتم بازیابی تصاویر از روی محتوا، ویژگی به مشخصه‌ای از تصویر اطلاق می‌شود که یک شاخص دیداری از تصویر را به صورت کمی بیان می‌کند. بنابراین بر اساس روش‌های موجود در فرآیند بازیابی تصویر بر اساس محتوا، به طور کلی، سه نوع ویژگی بافت، رنگ و شکل تصویر، برای مقایسه تصاویر مختلف استخراج می‌شوند. انواع مختلفی از این ویژگی‌ها در مقالات متعدد توصیف و مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۵]. از آنجایی که پایه کلیه روش‌های بازیابی تصاویر بر اساس محتوا، بر مبنای استخراج ویژگی است [۶]، لذا ارائه روشی دقیق و مقاوم برای استخراج ویژگی ضروری به نظر می‌رسد. همچنین انتخاب ویژگی‌هایی که علاوه بر داشتن مقاومت در برابر نویز تصاویر باید نسبت به تبدیلات هندسی تصاویر نیز مانند انتقال، دوران و تغییر مقیاس مقاوم باشند نیز از نکات

مهم مورد توجه در این حوزه می‌باشد. بنابراین به نظر می‌رسد که برای دستیابی به یک روش بازیابی تصاویر مناسب، باید ترکیب مناسبی از این روش‌ها انتخاب شود تا به کمترین خطا در بازیابی دست یابیم. لذا در این مقاله، روشی با در نظر گرفتن این خصوصیات ارائه شده است.

۲- سابقه تحقیق

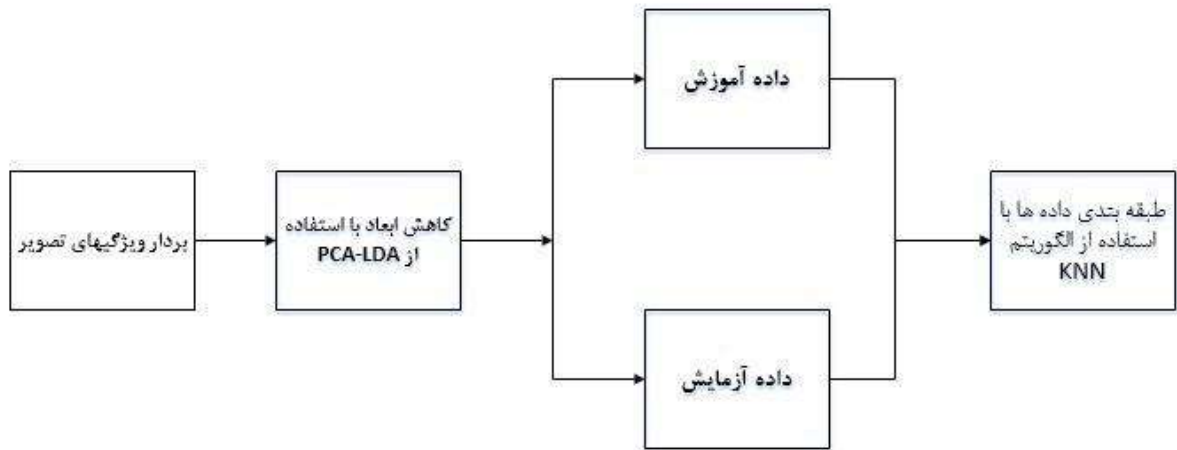
سومان و همکارانش [۷] از مکان‌های رنگ به عنوان ویژگی برای بازیابی تصویر بر اساس محتوا بهره گرفتند. آن‌ها از مکان‌های مرتبه اول، دوم و سوم هر کانال از فضای RGB به عنوان ویژگی استفاده کردند. سپس برای هر یک از کانال‌های تصویر سه مقدار میانگین، انحراف از معیار و چولگی را محاسبه و با ساخت بردار ویژگی، به مقایسه بردار ویژگی‌های ساخته شده برای هر تصویر پرداختند. موفقیت سیستم پیشنهادی آن‌ها ۶۰ درصد گزارش گردید. سینگا و همکارانش [۸] از یک هیستوگرام سه بعدی فضای رنگ HSV بهره گرفتند. آن‌ها برای هر مولفه از این فضای رنگ، هشت بازه در نظر گرفته و یک هیستوگرام $8 \times 8 \times 8$ ایجاد کردند و در نهایت از بردار ویژگی ساخته شده برای بازیابی تصاویر استفاده نمودند. ژو و همکارانش [۹] یک روش استخراج ویژگی جدید با استفاده از الگوی محلی LDP و هیستوگرام رنگ پیشنهاد دادند. سپس این ویژگی‌ها را برای بازیابی تصویر با معیارهای فاصله مختلف ترکیب کردند. نتایج حاصل از روش پیشنهادی آن‌ها نشان از بازیابی موثرتر تصویر بود. یانیا و همکارانش [۱۰] یک روش بازیابی تصویر در مقیاس بزرگ در محیط ابری ارائه نمودند. در روش پیشنهادی، آن‌ها از الگوریتم همینگ برای تولید امضاهای باینری برای توصیف کنندگان تصویر استفاده نمودند. در این روش ابتدا یک هیستوگرام فرکانس همراه با امضاهای باینری تولید تا به کمک آن بتوانند نمایش دقیق-تری از ویژگی‌های تصویر را نشان دهند. در ادامه قبل از اینکه الگوریتم min-Hash روی امضاهای باینری کلمات تصویری انتخاب شده انجام شود، کلمات تصویری از هیستوگرام انتخاب تا یک شاخص مطمئن ایجاد شود. روش آن‌ها به توازن بین امنیت، دقت و کارایی بازیابی تصویر در مقیاس بزرگ در ابرهای عمومی پرداخته است.

لیو و همکارانش [۱۱] یک روش بازیابی تصویر موثر با ترکیب ویژگی‌های سطح بالا از مدل شبکه عصبی حلقوی (CNN) و ویژگی‌های سطح پایین از کدگذاری ناقص بلوک نقطه پخش شده (DDBTC) ارائه نمودند. نتایج حاصل از ارائه روش پیشنهادی حاکی از دقت بالا در بازیابی تصاویر بود. الصمدی و همکارانش [۱۲] بر روی بازیابی تصاویر مربوط به تصویر سیستم‌های پرس‌وجو روی پایگاه‌های داده عظیم تحقیق نمودند و روشی مبتنی بر ویژگی‌های رنگ و بافت ارائه نمودند. گوانژ و همکارانش [۱۳] یک مدل توجه دیداری جدید به نام مدل ساختار saliency را برای بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا پیشنهاد کردند. آن‌ها روش پیشنهادی خود را بر روی دو مجموعه داده مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که الگوریتم پیشنهادی به طور قابل توجهی بهتر از سطح پایه استاندارد BOW و توصیفگر ساختار کوچک عمل می‌کند. احمد و همکارانش [۱۴] یک معماری مبتنی بر شبکه CNN ارائه نمودند. آن‌ها با استفاده از دو CNN موازی به عنوان استخراج کننده ویژگی پرداختند. دقت روش پیشنهادی آن‌ها ۹۵٪ گزارش شد. آناشا یالورتی و همکارانش [۱۵] یک روش مبتنی بر تبدیل موجک گابور برای بازیابی تصاویر ارائه دادند. شن و همکارانش [۱۶] یک چارچوب جدید برای بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا ارائه کردند. آن‌ها در روش خود از ترکیب رنگ، بافت و ساختار فضایی تصویر استفاده نمودند. یکی از موارد کاربردی در بازیابی تصاویر ماتریس همرخداد است که شامل اطلاعاتی در مورد بافت تصاویر می‌باشد و به عنوان یک ویژگی بافتی برای تصاویر شناخته می‌شود. این ماتریس برای تصاویر سطح خاکستری معرفی شده و معمولاً برای این نوع تصاویر محاسبه می‌شود. آرتی و همکارانش این ماتریس را در فضای رنگ HSV محاسبه نمودند [۱۷].

خاویر و همکارانش ویژگی بافتی جدیدی را بر مبنای تبدیل موجک با استفاده از ساختار هرمی معرفی نمودند [۱۸]. کان و همکارانش الگوریتم جدیدی را برای کاهش ویژگی تصاویر بر مبنای ترکیب دو روش PCA و LDA ارائه نموده و از آن برای طبقه‌بندی تصاویر چهره انسان استفاده نمودند. آن‌ها با استفاده از این روش دقت طبقه‌بندی بالایی را بدست آوردند [۱۹]. بیشتر روش‌های موجود در زمینه بازیابی تصاویر براساس محتوا بر روی برخی از ویژگی‌ها با کاربرد خاص تمرکز داشته‌اند. بنابراین تعداد روش محدودی وجود داشت که دارای سرعت و دقت بالایی بر روی مجموعه‌های مختلف باشد. روش پیشنهادی با معرفی بردار ویژگی متمایز نسبت به روش‌های موجود توانسته عملکرد مناسبی داشته باشد.

۳- روش پیشنهادی

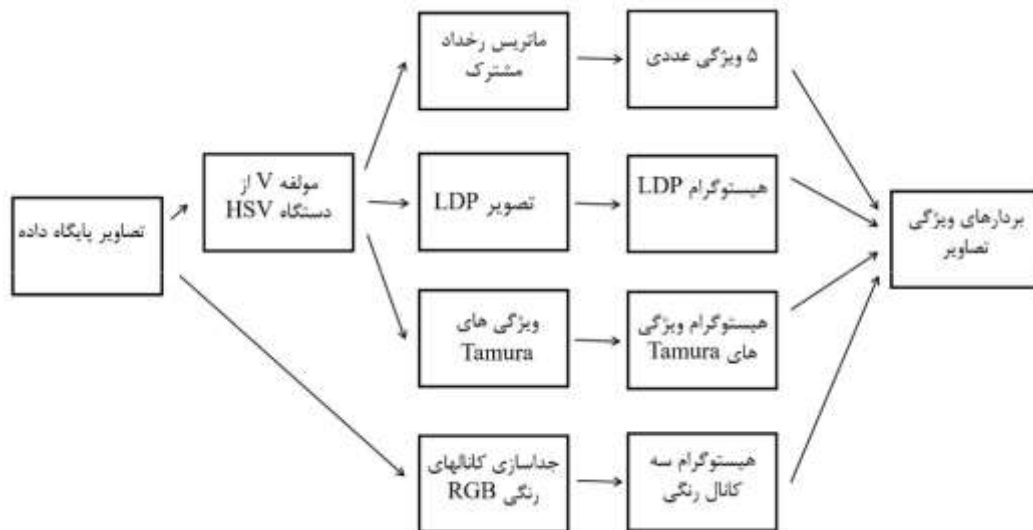
در این مقاله برای بازیابی تصاویر براساس محتوا از روش ترکیبی جدیدی برای تشکیل بردار ویژگی تصاویر استفاده شده است. به این دلیل که فضای رنگ HSV نسبت به RGB به درک دیداری انسان نزدیک‌تر است [۲۰]. در ابتدا تصاویر رنگی موجود در فضای RGB به فضای HSV منتقل می‌شوند. سپس ویژگی‌های برتر رنگ، شکل و بافت از مولفه "V" فضای رنگ HSV استخراج می‌شوند. در ادامه بردار ویژگی پیشنهادی با استفاده از هیستوگرام LDP، هیستوگرام رنگ، هیستوگرام Tamura و ماتریس رخداد مشترک ساخته می‌شود. با استفاده از ترکیب دو روش PCA و LDA کاهش ویژگی انجام و در نهایت طبقه‌بندی صورت می‌پذیرد. شکل ۱ ساختار کلی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۱: ساختار کلی روش پیشنهادی

۳-۱- بردار ویژگی

برای ایجاد بردار ویژگی از یک سو کانال‌های رنگی تصاویر در دستگاه RGB از یکدیگر جدا شده و هیستوگرام n نقطه ای هر کانال محاسبه می‌گردد. از سوی دیگر مولفه V از فضای رنگ HSV محاسبه شده است. همچنین در محاسبه هیستوگرام n نقطه ای تصویر LDP، هیستوگرام n نقطه ای Tamura و ۵ ویژگی حاصل از ماتریس هم‌رخداد، بکار گرفته شده است. شکل ۲ نحوه ایجاد بردارهای ویژگی را نشان می‌دهد.



شکل ۲: نحوه ایجاد بردار ویژگی

۳-۱-۱- ماتریس هم‌رخداد

این ماتریس احتمال مجاورت دو مقدار سطح روشنایی i و j را در یک تصویر به صورت افقی، عمودی یا قطری بررسی می‌کند. ویژگی‌های بافت آماری مختلفی را همچون کنتراست، کورلیشن، انرژی، هموژنیته و آنترپی می‌توان از این ماتریس استخراج نمود. روابط محاسبه این ویژگی‌ها از ماتریس هم‌رخداد به صورت زیر می‌باشد. $C(I, j)$ ماتریس هم‌رخداد تشکیل شده است.

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 c(i, j) \quad (1)$$

$$homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{c(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (2)$$

$$correlation = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) c(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3)$$

$$energy = \sum_i \sum_j c(i, j)^2 \quad (4)$$

$$H = - \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K c(i, j) \log_2 c(i, j) \quad (5)$$

۳-۱-۲- هیستوگرام ویژگیهای تامورا

ابتدا مولفه "V" از فضای رنگ HSV برای هر تصویر محاسبه شده و سپس سه ویژگی Coarseness، Contrast و Directionality (نحوه محاسبه در [۲۱] آورده شده است) برای هر یک از پیکسل‌های مولفه V محاسبه می‌شود که در نهایت به سه ماتریس با ابعاد تصویر مورد استفاده خواهیم رسید. سپس سه ماتریس ویژگی را به عنوان یک تصویر رنگی سه بعدی در نظر گرفته و برای آن هیستوگرام سه بعدی را محاسبه می‌کنیم. بازه‌های این هیستوگرام برای هر ماتریس در جدول ۱ آورده شده است. با استفاده از بازه‌های موجود در جدول ۱، هیستوگرام سه‌بعدی $T(i, j, k)$ محاسبه شده و سپس با استفاده از رابطه ۶ هیستوگرام یک‌بعدی ایجاد می‌شود.

$$(k-1) \times 10 \times 5 + (j-1) \times 5 + i \quad (6)$$

در رابطه فوق i ، j و k به ترتیب شماره بازه ویژگی‌های Coarseness، Contrast و Directionality را نشان می‌دهند.

جدول ۱: نحوه بازه‌بندی ویژگی‌ها برای محاسبه هیستوگرام

نام ویژگی	نحوه بازه‌بندی
Coarseness	2,4,8,16,32
Contrast	0-10,10-20, ..., 90-100
Directionality	$(\frac{5\pi}{16}, \pi)$ $(\frac{\pi}{16}, \frac{\pi}{8})$ $(0, \frac{\pi}{16})$

۳-۱-۳- هیستوگرام LDP

برای محاسبه این هیستوگرام ابتدا تصویر LDP از تصویر اولیه استخراج می‌شود. توصیفگر LDP یک کد ۸ بیتی است که به هر پیکسل از تصویر تعلق می‌گیرد (۹). نحوه تشکیل تصویر LDP به صورت گام‌های زیر است. در گام اول لبه‌های تصویر را برای هر پیکسل در ۸ جهت مختلف محاسبه می‌کنیم. با این کار برای هر پیکسل به ۸ مقدار به این صورت $m_i, i=0,1, \dots, 7$ خواهیم رسید. برای محاسبه لبه‌های جهت دار از ماسک‌های Kirsch استفاده می‌شود. در گام دوم با استفاده از مقادیر m_i یک کد ۸ بیتی برای هر پیکسل می‌سازیم. برای این منظور به k مقدار بزرگتر این ۸ عدد، بیت ۱ و به بقیه مقادیر بیت صفر را اختصاص می‌دهیم. رابطه ۷ نحوه ایجاد کد باینری را با استفاده از مقادیر ۸ گانه لبه نشان می‌دهد.

$$LDP_k = \sum_{i=0}^{i=7} b_i (m_i - m_k) \times 2^i$$

$$b_i(a) = \begin{cases} 1 & a \geq 0 \\ 0 & a < 0 \end{cases}$$
(۷)

در رابطه فوق m_k برابر با k امین بیشترین مقدار لبه برای هر پیکسل می‌باشد. پس از محاسبه مقدار کد LDP برای کلیه پیکسل‌های تصویر، هیستوگرام آن به عنوان ویژگی استخراج شده از تصویر بر اساس رابطه ۸ در نظر گرفته می‌شود.

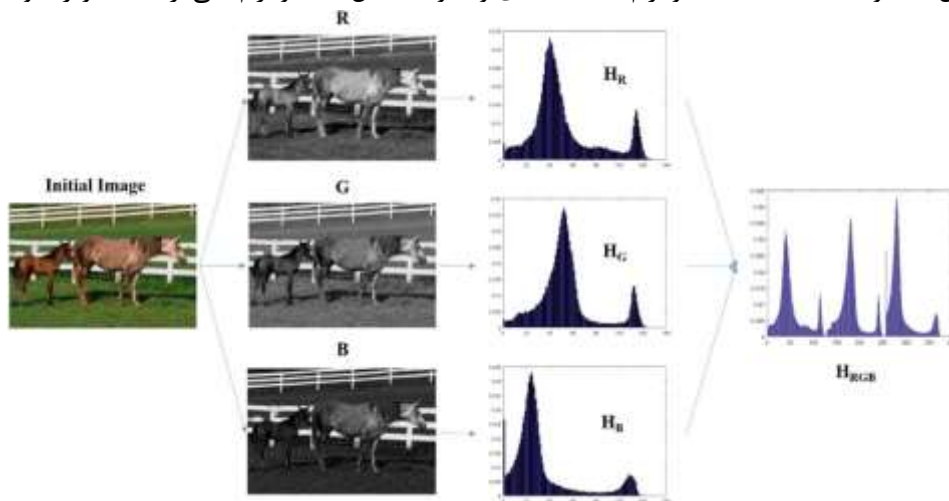
$$H_{LDP}(p) = \sum_{r=1}^M \sum_{c=1}^N f(LDP_k(r,c), p)$$

$$f(a,i) = \begin{cases} 1 & a = p \\ 0 & a \neq p \end{cases}$$
(۸)

P مقدار کد LDP و LDP_k توصیف کننده الگوی محلی جهت تصویر می‌باشد.

۳-۱-۴- هیستوگرام رنگ

برای محاسبه هیستوگرام ابتدا مولفه‌های فضای رنگ را به n سطح کوانتیزه می‌شود. سپس با شمارش تعداد پیکسل‌های موجود در هر سطح، به سه هیستوگرام n نقطه ای خواهیم رسید که به ترتیب کانال‌های R، G و B بعد از هیستوگرام LDP در بردار ویژگی قرار می‌گیرند. برای محاسبه هیستوگرام رنگ ابتدا سه کانال رنگی تصویر جدا شده و سپس هیستوگرام هر یک محاسبه و در بردار ویژگی قرار می‌گیرند. شکل ۳ نحوه محاسبه سه هیستوگرام ۱۲۸ نقطه‌ای و نحوه تشکیل هیستوگرام کلی از یک تصویر نمونه را نشان می‌دهد.



شکل ۳: نحوه محاسبه سه هیستوگرام ۱۲۸ نقطه‌ای و تشکیل هیستوگرام کلی

پس از انجام محاسبات فوق پنج هیستوگرام n نقطه ای و ۵ ویژگی عددی بوجود می‌آید. بردار ویژگی نهایی از کنار هم قرار گرفتن این اجزاء (از چپ به راست) به صورتی که در شکل ۴ نشان داده شده، تشکیل می‌شود. بدیهی است که بردار ویژگی نهایی دارای طول $5n+5$ خواهد بود.



شکل ۴: نحوه چیدمان بردار ویژگی

۳-۲- کاهش ابعاد با روش PCA-LDA

همانطور که در قسمت قبل اشاره شد بردار ویژگی مربوط به هر تصویر دارای طول $5n+5$ خواهد بود. کوچک در نظر گرفتن مقدار n باعث کاهش کیفیت هیستوگرام‌های محاسبه شده و از دست رفتن مقدار زیادی از اطلاعات خواهد شد. از سوی مقابل بزرگ در نظر گرفتن آن نیز موجب افزایش ابعاد بردارهای ویژگی نهایی خواهد شد که حجم محاسبات را بالا می‌برد. برای حل این مشکل مقدار n را تا حد مناسبی بزرگ در نظر گرفته و سپس بردارهای ویژگی حاصله را با استفاده از ترکیب دو روش PCA و LDA کاهش بعد می‌دهیم. از این طریق اطلاعات مفید تصویر ضمن کاهش ابعاد حفظ می‌شوند. نحوه ترکیب این دو روش به صورت زیر می‌باشد.

در روش پیشنهادی بر خلاف روش [۱۹] به جای استفاده مستقیم از پیکسل‌های تصویر، ابتدا کانال V از فضای رنگ HSV تصویر با روش LDP کد شده و سپس ماتریس حاصله کاهش بعد داده شده و بردار ویژگی تشکیل می‌شود. برای کاهش ویژگی ابتدا ماتریس-های LDP تصاویر به بردارهای یک بعدی تبدیل شده و برچسب کلاس آن‌ها مشخص می‌شود. برای این کار فرض کنید مجموعه A شامل n داده N بعدی است که در R کلاس قرار دارند.

$$A = [a^1, \dots, a^n] \quad (9)$$

میانگین کل داده‌ها را می‌توان به صورت زیر محاسبه نمود.

$$\bar{A} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n a^{(k)} \quad (10)$$

میانگین هر کلاس نیز با استفاده از رابطه زیر قابل محاسبه است.

$$\bar{B}_i = \frac{1}{l_i} \sum_{j=1}^{l_i} B_{ij} \quad (11)$$

ماتریس کوواریانس مورد استفاده در روش PCA با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$C^1 = [A - \bar{A}][A - \bar{A}]^T \quad (12)$$

ماتریس کوواریانس روش LDA به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$C^2 = S_W^{-1} S_B \quad (13)$$

در رابطه فوق S_W و S_B به صورت زیر محاسبه می‌شوند.

$$S_B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^R l_i (\bar{B}_i - \bar{A})(\bar{B}_i - \bar{A})^T \quad (14)$$

$$S_W = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^R \sum_{k=1}^{l_i} (B_{ik} - \bar{B}_i)(B_{ik} - \bar{B}_i)^T \quad (15)$$

در روش‌های PCA و LDA به ترتیب از بردارهای ویژه ماتریس‌های C^1 و C^2 برای کاهش ویژگی استفاده می‌شود. اما در اینجا از یک تابع برای ترکیب دو ماتریس کوواریانس استفاده می‌شود. مطابق رابطه (۱۶):

$$C^{\text{fused}} = \mathfrak{F}(C^1, C^2) \quad (16)$$

برای اینکه اثر هر دو ماتریس دیده شود، تابع مورد استفاده در روش پیشنهادی تابع ضرب نقطه به نقطه دو ماتریس است. به صورت رابطه زیر:

$$C^{\text{Fused}} = \mathfrak{F}(C^1, C^2) = C^1 \circ C^2 \quad (17)$$

مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس فوق محاسبه شده و d_i بردار ویژه با مقادیر ویژه بزرگتر در ماتریس X قرار داده می‌شوند. حال با ضرب این ماتریس در بردار ویژگی اولیه، بردارهای ویژگی \hat{d}_i بعدی حاصل می‌شوند.

$$P = X^T A \quad (18)$$

در نهایت پس از تشکیل بردارهای ویژگی بر اساس الگوریتم ارائه شده، از روش *KNN* برای طبقه‌بندی و مشخص شدن کلاس تصاویر استفاده می‌شود.

۳-۳- طبقه‌بندی بردارهای ویژگی

در فرآیند روش پیشنهادی بعد از اینکه ابعاد بردارهای ویژگی با استفاده از روش ترکیبی *PCA-LDA* کاهش می‌یابد. بردارهای حاصله با درصدهای مشخصی به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم می‌شوند. در نهایت داده‌های آزمایش با استفاده از داده‌های آموزش و طبقه‌بندی *KNN* با استفاده از توابع فاصله مختلف طبقه‌بندی شده و پارامترهای مربوط به کیفیت طبقه‌بندی بر اساس نتایج حاصله محاسبه می‌شوند. الگوریتم *KNN* و توابع فاصله مختلف برای طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۲۲]. توابع مورد استفاده در روش پیشنهادی به صورت زیر هستند.

- تابع فاصله hamming
- تابع فاصله spearman
- تابع فاصله cosine
- تابع فاصله city block
- تابع فاصله Euclidean
- تابع فاصله Dot product
- تابع فاصله Fidelity
- تابع فاصله chebychev
- تابع فاصله correlation
- تابع فاصله Jaccard
- تابع فاصله Murkowski
- تابع فاصله Canberra
- تابع فاصله Kullback–Leibler

۴- نتایج آزمایشات

در این بخش ابتدا پایگاه داده مورد استفاده مورد بررسی قرار گرفته و سپس به معرفی معیارهای کمی مورد استفاده برای سنجش کیفیت طبقه‌بندی می‌پردازیم. در ادامه چهار آزمایش صورت گرفته توضیح داده شده که هر یک از این آزمایشات هدف خاصی را دنبال می‌کنند. در سناریوی اول پیاده‌سازی بدون کاهش ابعاد انجام شده است. سناریوی دوم مختص مقایسه عملکرد معیارهای شباهت-*PCA-LDA* در نبود الگوریتم و *PCA-LDA* مختلف در بازیابی تصویر بررسی شده است. در سناریوی سوم تعداد ابعاد خروجی روش تعداد ابعاد بهینه تعیین شده است و در نهایت در سناریوی چهارم تفسیر دیداری روش پیاده‌سازی شده که هم مسئله کاهش ابعاد و ارزیابی آن صورت پذیرفته، بر روی تعدادی از نتایج صورت می‌گیرد.



ب) تصاویر مربوط به آفریقا



الف) تصاویر مربوط به اتوبوس

شکل ۶: نمونه‌ای از تصاویر مربوط به پایگاه داده COREL [۲۲]

۴-۱- پایگاه داده

برای بازیابی تصاویر بر اساس محتوا در اینجا از پایگاه داده COREL تحت عنوان WANG استفاده شده است [۲۳]. تصاویر این پایگاه شامل ۱۰۰۰ تصویر با موضوعات مختلف است. این تصاویر در ۱۰ کلاس ۱۰۰ عضوی قرار داشته و دارای ابعاد ۲۵۶×۳۶۴ یا ۲۵۶×۳۶۴ هستند. شکل ۶ نمونه‌ای از تصاویر پایگاه داده را نشان می‌دهد.

۴-۲- معیارهای ارزیابی

برای مقایسه نتایج طبقه‌بندی هر الگوریتم و برچسب کلاس حقیقی داده‌ها، معیارهای مختلف سنجش کمی کیفیت خوشه‌بندی را برای هر الگوریتم مورد نظر قرار گرفت. معیارهای مورد استفاده در روش پیشنهادی، معیار Accuracy، Precision، Specificity، Sensitivity، True Positive، False Positive، True Negative و False Negative می‌باشد.

$$ACC = \frac{TP + TN}{FP + TN + TP + FN} \quad (۱۹)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۲۰)$$

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۲۱)$$

$$SPC = \frac{TN}{FP + TN} \quad (۲۲)$$

۴-۳- آزمایش اول (عدم استفاده از روش کاهش ابعاد)

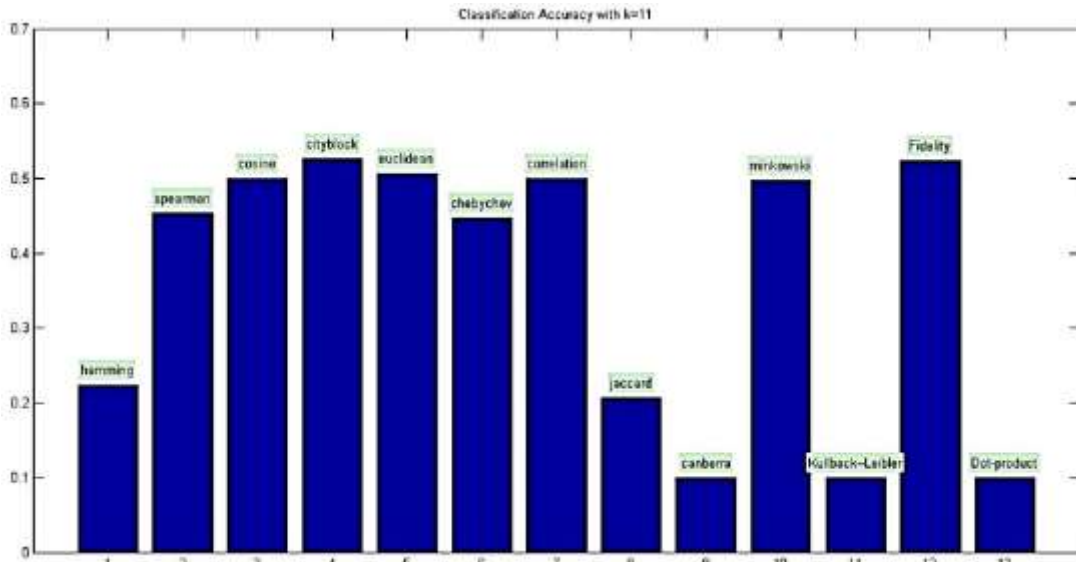
در این مرحله بردارهای ویژگی را بدون کاهش ابعاد با استفاده از روش PCA-LDA در اختیار طبقه‌بندی KNN قرار می‌دهیم. در این مرحله طول هر هیستوگرام ۱۲۸ در نظر گرفته شده است که در مجموع به یک بردار ویژگی با طول $۵ \times ۱۲۸ + ۵ = ۶۴۵$ برای هر تصویر خواهیم رسید. نتایج طبقه‌بندی در این حالت با استفاده از فاصله اقلیدسی در جدول ۲ نمایش داده شده است. برای محاسبه معیارهای فوق داده‌ها به دو دسته آموزش و آزمایش به ترتیب با نسبت ۷۰ به ۳۰ تقسیم شده‌اند. در واقع الگوریتم KNN با استفاده از داده‌های آموزش، داده‌های آزمایش را طبقه‌بندی نموده است. صحت کل طبقه‌بندی داده‌های آزمایش نیز برای این مرحله $۷۰/۳۳$ درصد به دست آمده است.

جدول ۲: نتایج طبقه‌بندی در این حالت با استفاده از فاصله اقلیدسی

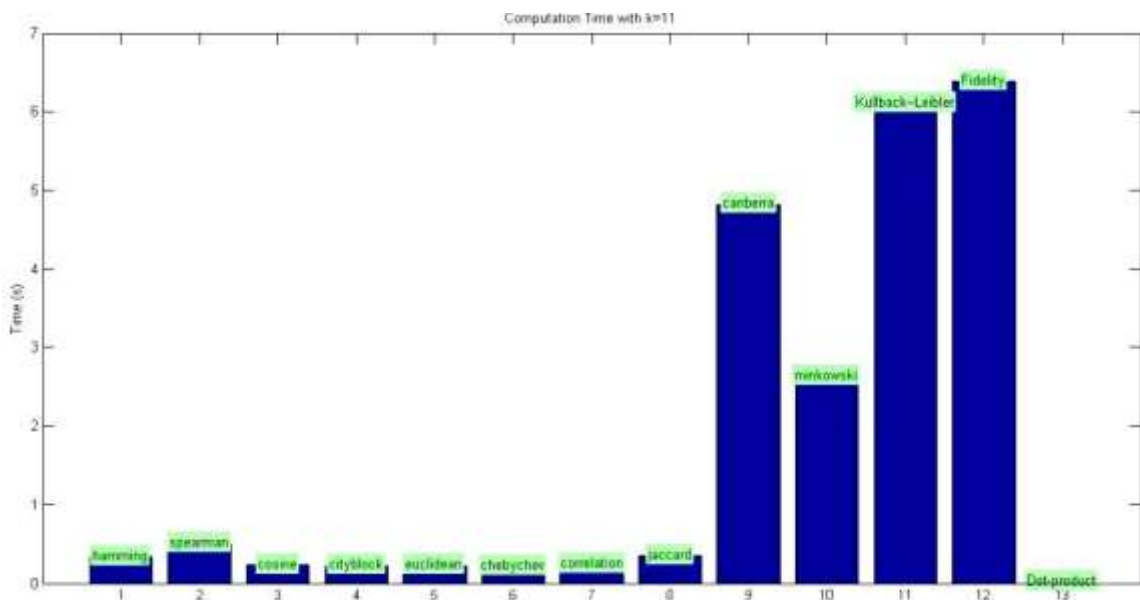
Class	Accuracy	Precision	Sensitivity	Specificity	TP	TN	FP	FN
1	90.66	60	72.97	93.15	27	245	18	10
2	92	59.25	55.17	95.94	16	260	11	13
3	89.66	64.15	41.37	94.83	12	257	14	17
4	95.66	81.81	66.66	98.53	18	269	4	9
5	99.9	100	100	100	25	275	0	0
6	94.66	70.27	83.87	95.91	26	258	11	5
7	99.33	96.97	96.97	99.62	32	266	1	1
8	97.66	82.85	96.66	97.77	29	264	6	1
9	91	60.37	28	96.72	7	266	9	18
10	90	55.88	55.88	94.36	19	251	15	15

۴-۴- آزمایش دوم (مقایسه عملکرد معیارهای شباهت مختلف در بازیابی تصویر)

در این آزمایش معیارهای شباهت مختلف در بازیابی تصاویر پایگاه Wang با یکدیگر مقایسه می‌شوند. این معیارها از لحاظ صحت تشخیص و نیز زمان مورد نیاز برای انجام محاسبات با یکدیگر مقایسه شده‌اند. با توجه به اینکه ۱۰ کلاس داریم، مقدار K در الگوریتم KNN برای کلیه محاسبات برابر ۱۱ در نظر گرفته شده است. همچنین ۷۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد آن‌ها نیز به عنوان داده‌های آزمایش به صورت تصادفی در نظر گرفته شده‌اند. در شکل (۷) صحت کل طبقه بندی به ازای استفاده از توابع فاصله مختلف در روش KNN با یکدیگر مقایسه شده است. برای پیاده سازی در این قسمت نیز از کلیه داده‌ها استفاده شده است.



شکل ۷: مقایسه صحت تشخیص الگوریتم به ازای معیارهای شباهت مختلف



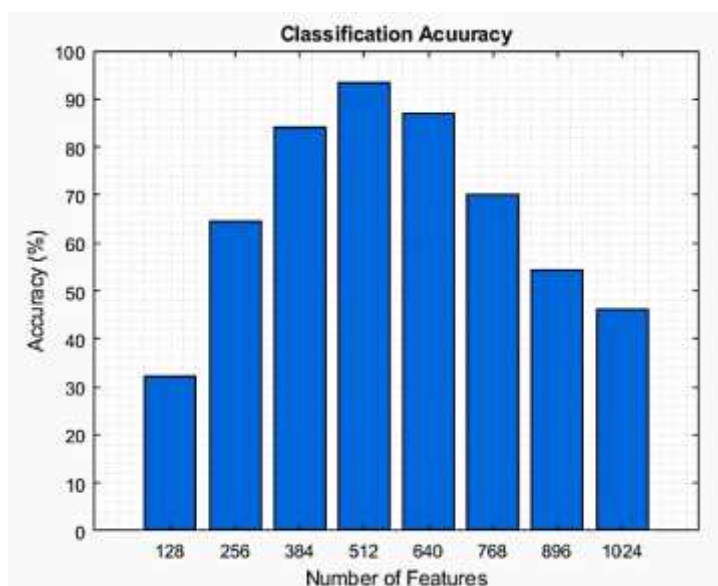
شکل ۸: مقایسه معیارهای مختلف از نظر زمان مورد نیاز برای انجام محاسبات

نتایج نشان می‌دهد که بعضی از معیارهای شباهت همچون Canberra، Kullback-Leibler و Dot Product به هیچ عنوان کارایی لازم را برای بازیابی تصاویر براساس محتوا نداشته و منجر به نتایج بسیار ضعیفی خواهند شد. در مقابل استفاده از معیارهایی همچون Euclidean و City Block، Fidelity منجر به نتایج بسیار خوبی خواهد شد. نکته دیگری که برای مقایسه معیارها باید در نظر گرفت، زمان مورد نیاز برای انجام محاسبات مربوط به هر معیار است. همانگونه که در شکل ۸ نمایش داده شد، معیار Fidelity حجم

محاسباتی بالایی داشته و استفاده از آن منجر به صرف زمان بسیار زیادی برای انجام محاسبات در مقایسه با سایر معیارها خواهد شد. با در نظر گرفتن توام زمان انجام محاسبات و صحت تشخیص، می‌توان دو معیار City Block و Euclidean را به عنوان بهترین معیارها برای عمل بازیابی تصاویر بر اساس محتوا در نظر گرفت.

۴-۵- آزمایش سوم (تعیین تعداد ویژگی‌ها در الگوریتم PCA-LDA)

در این قسمت طول هر هیستوگرام ۱۲۸ در نظر گرفته شده است که در مجموع به یک بردار ویژگی با طول ۶۴۵ برای هر تصویر خواهد رسید. حال ابعاد بردارهای ویژگی با استفاده از روش PCA-LDA کاهش داده می‌شود. در این مرحله هدف تعیین مقدار بهینه برای کاهش ویژگی‌ها است. شکل (۹) صحت طبقه‌بندی کل به کاهش ابعاد داده‌ها به تعداد مختلف ویژگی توسط الگوریتم PCA-LDA رسم شده است.

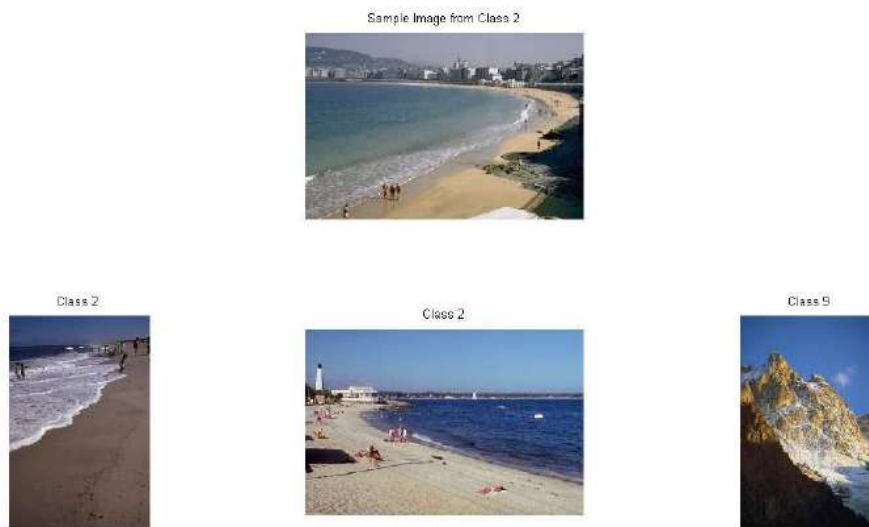


شکل ۹: تاثیر الگوریتم کاهش ویژگی PCA-LDA بر صحت طبقه‌بندی

برای طبقه‌بندی از روش KNN با استفاده از تابع فاصله اقلیدسی استفاده شده است. همانگونه که از شکل فوق پیداست، تغییر تعداد ویژگی‌ها تاثیر زیادی بر نتیجه طبقه‌بندی خواهد داشت و طبق نتایج بدست آمده بهترین تعداد ۵۱۲ عدد است که به ازای آن صحت کل طبقه‌بندی در حدود ۹۶ درصد شده است.

۴-۶- آزمایش چهارم (تفسیر نتایج استفاده از معیار فاصله اقلیدسی)

در این سناریو تصاویر خروجی به ازای تصاویر ورودی مختلف نمایش داده شده و در هر قسمت نتیجه تفسیر شده است. برای پیاده‌سازی این قسمت از فاصله اقلیدسی استفاده شده و مقدار K در الگوریتم KNN برابر ۳ در نظر گرفته شده است. در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نمونه‌ای از تصاویر حاصل نمایش داده شده است که تصویر ورودی در قسمت بالا و سه تصویر با بردار ویژگی نزدیکتر در قسمت پایین نمایش داده شده‌اند. شکل ۱۰ نمونه‌ای از پاسخ الگوریتم به تصویر ورودی را نشان می‌دهد. در این شکل، تصویر ورودی از کلاس ۲ در قسمت بالا و سه تصویر با بردارهای ویژگی نزدیکتر در قسمت پایین نمایش داده شده‌اند، همانطور که مشاهده می‌شود که فقط یکی از تصاویر از کلاس ۹ به اشتباه انتخاب شده است و در نهایت با رای‌گیری تصویر ورودی به درستی از کلاس ۲ تشخیص داده می‌شود.



شکل ۱۰: نمونه‌ای از پاسخ الگوریتم به تصویر ورودی

در شکل ۱۱ تصویر ورودی از کلاس ۸ در قسمت بالا و سه تصویر با بردارهای ویژگی نزدیکتر در قسمت پایین نمایش داده شده‌اند، مشاهده می‌شود که فقط یکی از تصاویر به اشتباه از کلاس ۹ انتخاب شده و در نهایت با رای‌گیری تصویر ورودی به درستی از کلاس ۸ تشخیص داده می‌شود.



شکل ۱۱: نمونه‌ای از پاسخ الگوریتم به تصویر ورودی

در نهایت برای درک بهتر نتایج بدست آمده و مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی، کارهای صورت گرفته در گذشته در جدول ۳ آورده شده است. به دلیل اینکه پایگاه داده مورد استفاده یکی نمی‌باشد امکان مقایسه بین روش ارائه شده با روش قبلی شده به صورت جزئی وجود ندارد ولی همانطور که در جدول ۳ نمایش داده شده در روش‌های با پایگاه داده مشترک نتایج حاصل بهتر از روش‌های موجود می‌باشد. در روش ارائه شده از هیستوگرام کد *LDP* و هیستوگرام رنگ، هیستوگرام ویژگی‌های *Tamura* و ماتریس رخداد مشترک به عنوان بردار ویژگی استفاده و سپس بردار ویژگی کلی حاصله با استفاده از روش ترکیبی *PCA-LDA* کاهش ابعاد داده شد. برای طبقه‌بندی نیز از روش *KNN* و انواع مختلف توابع فاصله بهره گرفته شده است. نتایج حاصل از آزمایشات انجام شده دقتی برابر با ۹۷,۶ حاصل گردید.

جدول ۳: مقایسه مقالات مختلف بازیابی تصاویر بر اساس محتوا به صورت اختصاری

مقاله	ویژگی مورد استفاده			تابع فاصله	دقت
	رنگ	بافت	شکل		
[۸]	هیستوگرام رنگ 3D	تبدیل موجک	-	تقاطع هیستوگرام	٪ ۷۶,۲
[۹]	هیستوگرام رنگ	تبدیل موجک	الگوی محلی	فاصله اقلیدسی فاصله D1	٪ ۶۸,۱ ٪ ۸۱,۹
[۱۰]	-	موجک هرمی	جهت -	فاصله کانبرا فاصله اقلیدسی	٪ ۸۱,۶ ٪ ۶۶,۷
[۲۰]	-	تبدیل موجک سه سطحی	-	فاصله معرفی شده برای تبدیل موجک سه سطحی	٪ ۷۰,۳۱
[۲۳]	ممان‌های رنگ	تبدیل کسینوسی ماتریس	-	فاصله اقلیدسی	٪ ۶۰
[۲۴]	فضای رنگ HSV	رخداد مشترک رنگی	-	فاصله اقلیدسی	٪ ۷۸
[۲۵]	ممان‌های رنگ	ماتریس رخداد مشترک	-	Bhattacharya	٪ ۹۵,۴
[۲۶]	ممان‌های رنگ	ماتریس رخداد مشترک	ممان‌های نامتغیر با تبدیل	Bhattacharya	٪ ۹۷,۶
[۲۷]	ممان‌های رنگ	ماتریس رخداد مشترک	-	اقلیدسی	٪ ۹۳

۵- نتیجه‌گیری

بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مهم در علم بینایی ماشین است. در این نوع سیستم‌ها تصویر جستجو را بر اساس محتوای بصری آن از پایگاه داده‌ی تصاویر، بازیابی می‌کنند. به دلیل افزایش سریع مجموعه‌های تصاویر با حجم بالا و پاسخگو نبودن سیستم‌های بازیابی تصویر مبتنی بر متن، وجود سیستم‌های بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا ضروری به نظر می‌رسد. بنابراین در این مقاله روشی ارائه گردید که با توجه آزمایشات مختلف صورت گرفته به دقت ۹۷,۶ دست یافت. در روش پیشنهادی چهار سناریو طراحی گردید که در سناریوی اول مشخص شد عدم استفاده از روش کاهش ابعاد PCA-LDA ضمن تحمیل حجم محاسباتی بالا منجر به کسب نتایج ضعیفی در کیفیت طبقه‌بندی خواهد شد. در سناریوی دوم توابع فاصله مختلف در طبقه بندی KNN مورد بررسی قرار گرفته و با در نظر گرفتن توام زمان انجام محاسبات و صحت تشخیص، می‌توان دو معیار CityBlock و Euclidean را به عنوان بهترین توابع فاصله برای عمل بازیابی تصاویر بر اساس محتوا در نظر گرفت. در سناریوی سوم نشان داده شد که مقدار کاهش ابعاد تاثیر زیادی بر نتیجه طبقه‌بندی خواهد داشت. از این مرحله نتیجه شد که برای پایگاه داده در نظر گرفته شده و بردار ویژگی انتخابی در اینجا بهترین حالت استفاده از ۵۱۲ بعد است. به طوری که مقادیر بیشتر و کمتر از این مقدار منجر به نتایج ضعیف‌تری در طبقه‌بندی خواهد شد. در سناریوی چهارم نتایج حاصل از بازیابی تصاویر با استفاده از معیار اقلیدسی، به صورت دیداری بررسی و تفسیر شد. از نتایج این قسمت می‌توان نتیجه گرفت که مقداری از خطای تشخیص مربوط به ماهیت تصاویر پایگاه Wang می‌باشد. به عنوان مثال در تعدادی از تصاویر گروه food، تصاویر گل نیز وجود دارد که باعث می‌شود با تصاویر گروه flowers به اشتباه در یک گروه تشخیص داده شوند. همچنین شباهت‌های ساختاری تصاویر یک گروه با گروه دیگر نیز می‌تواند موجب ایجاد خطا شود. گروه

elephants و dinosaurs مثالی از این موضوع هستند. مسلماً انتخاب بهترین ویژگی‌ها برای بازیابی تصاویر بر اساس محتوا نیازمند بررسی کلیه حالات ترکیب ویژگی‌های مختلف شده و حجم محاسباتی بالایی را می‌طلبد. برای دستیابی به بهترین بردار ویژگی می‌توان ویژگی‌های مختلفی را از تصاویر استخراج نموده و با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک به انتخاب ویژگی پرداخت تا بهترین دسته ویژگی‌ها برای هر پایگاه داده مشخص شود.

مراجع

- [1] G.H. Liu and J.Y. Yang, "Content-based image retrieval using color difference histogram", *Pattern recognition*, vol. 46, no. 1, pp.188-198, 2013.
- [2] Z. Xia, X. Wang, L. Zhang, Z. Qin, X. Sun, and K. Ren, "A privacy-preserving and copy-deterrence content-based image retrieval scheme in cloud computing", *IEEE transactions on information forensics and security*, vol.11, no.11, pp.2594-2608, 2016.
- [3] S. Banuchitra, and K. Kungumaraj, "A comprehensive survey of content based image retrieval techniques", *International Journal of Engineering and Computer Science*, vol. 5, no.8, 2016.
- [4] D. Srivastava, B. Rajitha, S. Agarwal, and S. Singh, "Pattern-based image retrieval using GLCM." *Neural Computing and Applications*, vol.32,no.8, pp.1-14, 2018.
- [5] W. Zhou, H. Li, and Q. Tian, "Recent advance in content-based image retrieval: A literature survey", *ArXiv preprint arXiv:1706.06064*, 2017.
- [6] R. Ashraf, M. Ahmed, S. Jabbar, S. Khalid, A. Ahmad, S. Din, and G. Jeon, "Content based image retrieval by using color descriptor and discrete wavelet transform", *Journal of medical systems*, vol.42, no.3, p.44, 2018.
- [7] S. Soman, M. Ghorpade, V. Sonone, and S. Chavan., "Content based image retrieval using advanced color and texture features", *In International Conference in Computational Intelligence (ICCI)*, Vol. 3, No. 4, pp. 1-5, 2012.
- [8] M. Singha and K. Hemachandran, Content based image retrieval using color and texture, *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*, vol. 3, pp. 39-57, 2012.
- [9] J. Zhou, T. Xu, and W. GAO, "Content based image retrieval using local directional pattern and color histogram", *In Optimization and Control Techniques and Applications*, pp. 197-211, 2014.
- [10] Y. Xu, X. Zhao, and J. Gong, "A Large-Scale Secure Image Retrieval Method in Cloud Environment". *IEEE Access*, vol.7, pp.160082-160090,2019.
- [11] P. Liu, J.M. Guo, C.Y. Wu, and D. Cai, "Fusion of deep learning and compressed domain features for content-based image retrieval", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.26, no.12, pp.5706-5717, 2017.
- [12] M.K. Alsmadi, "An efficient similarity measure for content based image retrieval using memetic algorithm". *Egyptian journal of basic and applied sciences*, vol. 4, No.2, pp.112-122, 2017.
- [13] G.H. Liu, J.Y. Yang, and Z. Li, "Content-based image retrieval using computational visual attention model". *pattern recognition*, vol, 48, no.8, pp.2554-2566,2015.
- [14] A. Alzu'bi, A. Amira, and N. Ramzan, "Content-based image retrieval with compact deep convolutional features", *Neurocomputing*, vol.249, pp.95-105, 2017.
- [15] A. Yalavarthi, , K. Veeraswamy and K.A. Sheela., July. "Content based image retrieval using enhanced Gabor wavelet transform", *International Conference on Computer, Communications and Electronics*, 2017, pp. 339-343.
- [16] G.L. Shen, and X.J. Wu, "Content based image retrieval by combining color, texture and CENTRIST", *Constantinides International Workshop on Signal Processing (CIWSP)*, 2013, pp. 1-4,.

- [17] M. M. Rahman, P. Bhattacharya, and B. C. Desai, "A unified image retrieval framework on local visual and semantic concept-based feature spaces", *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 20, pp. 450-462, 2009.
- [18] L. Xavier, B. Thusnavis, and D. Newton, "Content based image retrieval using textural features based on pyramid-structure wavelet transform", in *Electronics Computer Technology (ICECT) Conf.*, 2011, pp. 79-83.
- [19] S.-H. Y. a. W. P. Sung-Kwan Oh, "Design of face recognition algorithm using PCA -LDA combined for hybrid data pre-processing and polynomial-based RBF neural networks: Design and its application", *Expert Systems with Applications*, vol. 40, pp. 1451-1466, 2013.
- [20] N. Sebe, and M. S. Lew, "Texture Features for Content-Based Image Retrieval", *Principles of Visual Information Retrieval*, pp.51-86, 2011.
- [21] A. K. Yadav, R. Roy, and V. A. P. Kumar, "Survey on Content-based Image Retrieval and Texture Analysis with Applications", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol.7, no. 6, pp. 41-50, 2014.
- [22] C. Seung-Seok, S.H. Cha, and C. C. Tappert, "A survey of binary similarity and distance measures", *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, vol.8, no. 1, pp. 43-48, 2010.
- [23] S. Soman, M. Ghorpade, V. Sonone, and S. Chavan, "Content based image retrieval using advanced color and texture features", in *International Conference in Computational Intelligence (ICCI)*, 2012.
- [24] K. Arthi, J. Vijayaraghavan, "Content based image retrieval algorithm using colour models", *international journal of advanced research in computer and communication engineering*, vol.2, no.3, pp. 1343-1347, 2013.
- [25] I. F. Rajam, and S. Valli, "Content-Based Image Retrieval Using a Quick KNN-Binary Decision Tree-QKNNBDT", *In International Conference on Digital Image Processing and Information Technology*, 2011, pp. 11-22.
- [26] I. F. Rajam, and S. Valli. "SRBIR: semantic region based image retrieval by extracting the dominant region and semantic learning". *In J. Comput. Sci*, vol.7, no.3, pp.400-408, 2011.
- [27] H. C. Akakin, and N. G. Metin, "Content-based microscopic image retrieval system for multi-image querie", *IEEE transactions on information technology in biomedicine*, vol.16, no. 4, pp.758-769, 2012.

Content-based Image Retrieval Using Combining PCA and LDA Methods

Fatemeh Memar¹, Mohammad Mehdi Hosseini^{1*}, Alireza Jalali¹

1*: Department of Engineering, Shahrood Branch, Islamic Azad University, Shahrood, Iran
hosseini_mm@yahoo.com

ABSTRACT:

Nowadays, digital images are widely used in the diagnosis of disease, facial and fingerprint, security systems, and more. Therefore, providing an accurate algorithm in image recognition and retrieval is very important. This paper presents a combination of PCA and LDA methods for image retrieval. In this method, first the color images in the RGB space are transferred to the HSV space, then the color, shape and texture properties are extracted from the "V" component of the HSV color space. The proposed feature vector is then constructed using the LDP histogram, color histogram, Tamura histogram, and common event matrix. Then, by combining the two methods of PCA and LDA, the specificity is reduced and finally the classification is done. Four scenarios were designed and evaluated to evaluate the proposed method. According experimental result and evaluation criteria, the accuracy obtained was 97.6 which indicate the proper performance of the proposed method compared to similar tasks.

KEYWORDS: Content Based Image Retrieval on, Features Image, principal component analysis (PCA), linear discriminant analysis (LDA).