

KN0-0902-3602

شناسایی پروتکل های مخابراتی براساس اثر انگشت با استفاده از هوش مصنوعی و استخراج محتوا

قاسم ملکی مقدم^۱ gh.maleki7394@gmail.comحسین خالقی بیزکی^۲ bizaki@yahoo.comحسین بهرامگیری^۳ h_bahramgiri@yahoo.com^۱ کارشناسی ارشد/ دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران^۲ دانشیار/ دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران^۳ استادیار/ دانشگاه صنعتی مالک اشتر تهران

چکیده - هدف اصلی این مقاله، شناسایی و تفکیک انواع پروتکل های مخابراتی بر اساس اثر انگشت (تصویر) مختص هر پروتکل می باشد. هر یک از پروتکل های مخابراتی براساس ویژگی هایش از جمله نوع مدولا سیون، پهنای باند، فرکانس کاری و ... دارای یک مشخصه خاص به نام اثر انگشت می باشند. اثر انگشت هر پروتکل به صورت انباشت موازی طیف (فرکانس) سیگنال در زمان های مختلف ساخته می شود، که نتیجه آن تشکیل یک تصویر با شدت پیکسل های مختلف به ازای توان (دامنه) های متفاوت توسط نرم افزار مربوطه می باشد. با توجه به تعدد پروتکل های مخابراتی متفاوت و لزوم شناسایی هر کدام به منظور بکارگیری در برنامه های خاص، مسئله شناسایی و تفکیک آنها ضروری می باشد. با توجه منحصر بفرد بودن اثر انگشت مربوط به هر پروتکل، پایگاه داده جهت کار با شبکه های عصبی (ساده و پیچیده) با مشکل جدی مواجه است. در نتیجه جهت شناسایی تصاویر از روش های سنجش شباهت همانند الگوریتم بازیابی تصویر براساس محتوای تصویر (CBIR) استفاده می شود که از ویژگی های سطح پایین همچون رنگ، بافت، شکل و... جهت مقایسه و شناسایی تصاویر استفاده شده است. در این مقاله الگوریتم CBIR با تکیه بر مدل رنگ و بافت تصویر جهت شناسایی تصویر پیاده سازی شده است.

کلید واژه ها - بافت، پروتکل، پردازش تصویر، CBIR.

۱. مقدمه

برنامه های خاص، مسئله شناسایی و تفکیک آنها ضروری می باشد. با توجه به یکتا بودن اثر انگشت هر پروتکل، شناسایی تصویر (آبشاری) مختص هر پروتکل بر اساس بکارگیری شبکه های عصبی مصنوعی و یادگیری عمیق و به خصوص تکنیک های بازیابی تصاویر یکی از راه های موجود جهت تفکیک و طبقه بندی پروتکل ها از هم می باشد که در این مقاله به آن پرداخته خواهد شد.

در ادامه مقاله به تفصیل به بررسی نحوه شناسایی پروتکل های مخابراتی پرداخته خواهد شد. در بخش سوم سیستم های CBIR که اساسا روشی جهت بازیابی تصویر می باشد، معرفی خواهد شد؛ همچنین روش های استخراج ویژگی های سطح پایین همانند

هدف اصلی این مقاله، شناسایی و تفکیک انواع پروتکل های مخابراتی بر اساس اثر انگشت (تصویر) مختص هر پروتکل می باشد. هر یک از پروتکل های مخابراتی براساس ویژگی هایش از جمله نوع مدولا سیون، پهنای باند، فرکانس کاری و ... دارای یک مشخصه خاص به نام اثر انگشت می باشند. اثر انگشت هر پروتکل به صورت انباشت موازی طیف (فرکانس) سیگنال در زمان های مختلف ساخته می شود، که نتیجه آن تشکیل یک تصویر با شدت پیکسل های مختلف به ازای توان (دامنه) های متفاوت توسط نرم افزار مربوطه می باشد. با توجه به تعدد پروتکل های مخابراتی متفاوت و لزوم شناسایی هر کدام به منظور بکارگیری در

عمیق انجام گرفته است که در آن ۱/۲ میلیون تصویر با رزولوشن بالا در پایگاه داده LSVRC-2010 که از ۱۰۰۰ کلاس متفاوت تشکیل شده بود انجام گرفت. همچنین در مقاله [۲]، انواع روش‌های طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از شبکه‌های عصبی همانند روش SVM، اندازه‌گیری‌های فازی، الگوریتم ژنتیک و ترکیب آن‌ها با شبکه‌ی عصبی با هم مقایسه شده است. و در آن مزایا و معایب هر کدام به صورت تفصیلی بیان شده است. در مقاله [۳]، چهار تصویر آزمایشی متفاوت از پایگاه داده AlexNet برای تست و اعتبار سنجی طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از یادگیری عمیق انتخاب شده است که در آن شبکه عصبی کانولوشن (CNN) در معماری AlexNet برای طبقه‌بندی تصاویر استفاده شده است.

از آن جایی که این تحقیق به دنبال راه‌حلی برای تفکیک و طبقه‌بندی تصاویر حاصله از پروتکل‌هاست؛ شبکه‌های عصبی (NN) یک ابزار موثر در زمینه طبقه‌بندی الگو، با استفاده از داده‌های آموزشی و آزمایشی برای ساخت مدل مسئله می‌باشند. شبکه‌های عصبی برای یادگیری مسئله به داده‌های آموزشی و آزمایشی نیاز دارند. با توجه به یکتا بودن اثر انگشت مربوط به هر پروتکل، تعداد تصاویر مربوط به هر پروتکل جهت آموزش شبکه‌ی عصبی محدود می‌باشد. به همین منظور بایستی به دنبال روشی بود که بتواند بر محدودیت فوق فایز آید. یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر بسیار مورد توجه محققین قرار گرفته است روش بازیابی تصاویر بر اساس محتوای تصویر^۲ (CBIR) می‌باشد؛ که در ادامه به معرفی آن پرداخته خواهد شد.

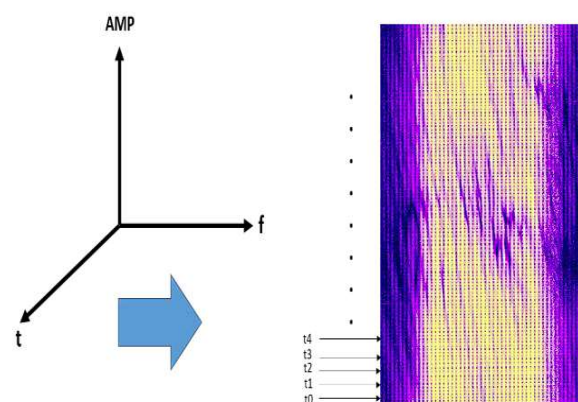
۳. بازیابی محتوای تصویر

در یک سیستم معمولی CBIR شکل (۲)، ویژگی‌های سطح پایین تصویر مانند رنگ، بافت، شکل و مکان‌های مکانی به شکل بردار ویژگی‌های چند بعدی نشان داده شده است. بردارهای ویژگی تصاویر در پایگاه داده، یک پایگاه داده از ویژگی را تشکیل

بافت، رنگ و... بیان خواهد شد. در بخش آخر نتایج شبیه‌سازی و خروجی نرم‌افزاری کار ارائه خواهد شد.

۲. تشریح و بیان موضوع

اثر انگشت هر پروتکل حاصل انباشت طیف آن در زمان‌های مختلف و نمایش آن به صورت یک تصویر (آبشاری) است. به طوریکه هر چه دامنه طیف بیشتر باشد شدت نور ایجاد شده در پیکسل مربوط به آن بیشتر خواهد بود. انباشت طیف هر سیگنال در طول زمان و تشکیل تصویر مربوط به آن یکی از راه‌های شناسایی بهتر پروتکل‌هاست شکل (۱).



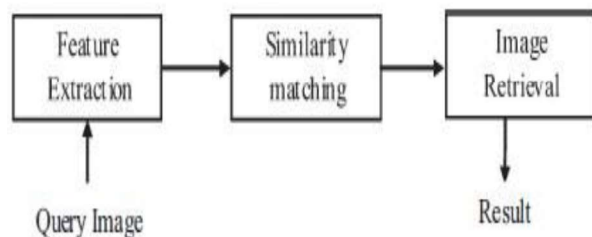
شکل ۱: چگونگی تشکیل اثر انگشت (تصویر) از طیف یک پروتکل مخابراتی.

برای بدست آوردن تصویر (اثر انگشت) مربوط به هر یک از پروتکل‌های مخابراتی از نرم‌افزارهایی همانند Cool Edit یا MATLAB استفاده می‌شود. تصاویر (اثر انگشت) خروجی بدست آمده از نرم‌افزار جهت اعمال به شبکه‌های عصبی (عمیق) و طبقه‌بندی نهایی پیش‌پردازش (الگوریتم‌های استخراج ویژگی، کاهش ابعاد و...) می‌شوند.

تلاش‌های زیادی برای طبقه‌بندی انواع تصاویر در کاربردهای مختلف انجام گرفته است که از روش‌های یادگیری ماشین برای حل مسئله کمک گرفته شده است. در مقاله [۱] طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن در یادگیری

^۱ Neural Network

^۲ Content-Based Image Retrieval

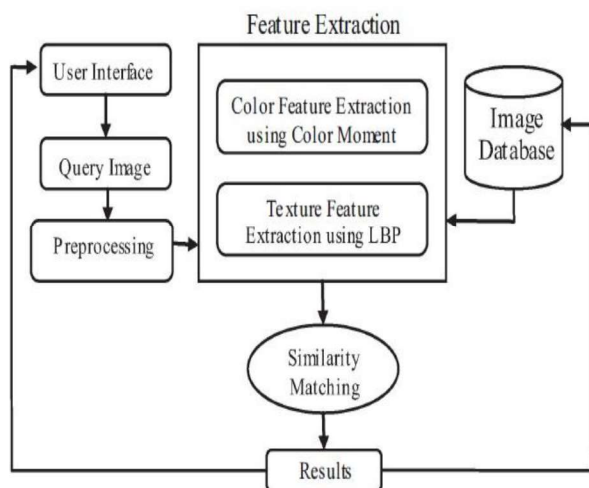


شکل ۳: بلوک دیاگرام الگوریتم CBIR.

ایده اصلی CBIR، استخراج بافت و ویژگی های رنگی تصاویر است. استخراج ویژگی رنگ از تصاویر براساس درک نظریه رنگ و توزیع رنگ در تصاویر است.

۴.۱. معماری الگوریتم CBIR

در این بخش معماری رویکرد پیشنهادی را، همان طور که در شکل (۴) نشان داده شده است توضیح می دهد؛ که در مرحله اول تصویر از قبل پردازش شده باشد تا ویژگی مورد نظر استخراج شود.



شکل ۴: معماری الگوریتم CBIR.

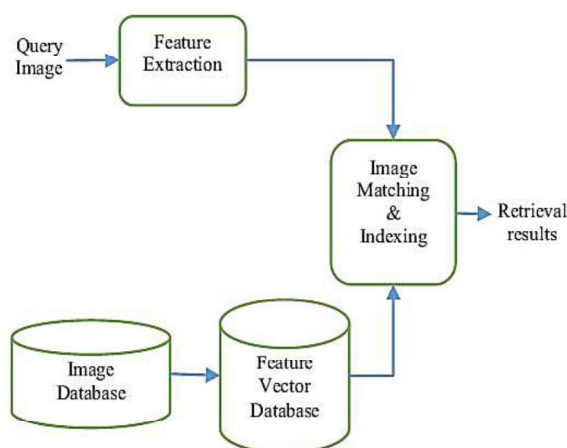
بعد از پیش پردازش، تکنیک بافت یا رنگ ترکیب شده و برای استخراج ویژگی استفاده می شود. پس از استخراج ویژگی، تطبیق شباهت برای بازیابی نتایج انجام می شود.

۴.۲. استخراج ویژگی

استخراج ویژگی در بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا نقش اساسی دارد. این شامل استخراج ویژگی های تصویر است. تکنیک های مورد استفاده جهت استخراج ویژگی شامل رنگ و بافت می شود که در این مقاله به آن پرداخته شده است.

می دهند. بازیابی هنگامی آغاز می شود که کاربر با استفاده از یک مثال نمونه یا طرح شیء از سیستم پرس و جو کند. تصویر پرس و جو با استفاده از همان روال استخراج ویژگی که برای ساخت پایگاه داده از ویژگی استفاده شده است، به بازیابی داخلی بردار ویژگی تبدیل می شود.

اندازه گیری شباهت برای محاسبه فاصله بین بردارهای ویژگی تصویر پرس و جو و تصاویر مورد نظر در پایگاه داده از ویژگی استفاده شده است. از آنجایی که اثر انگشت (تصویر یا مشخصه) هر پروتکل های مخابراتی، یکتا می باشد، بنابراین از هر پروتکل فقط یک تصویر در دسترس خواهد بود که این تصویر بایستی جهت بازیابی و طبقه بندی بکارگیری شود.

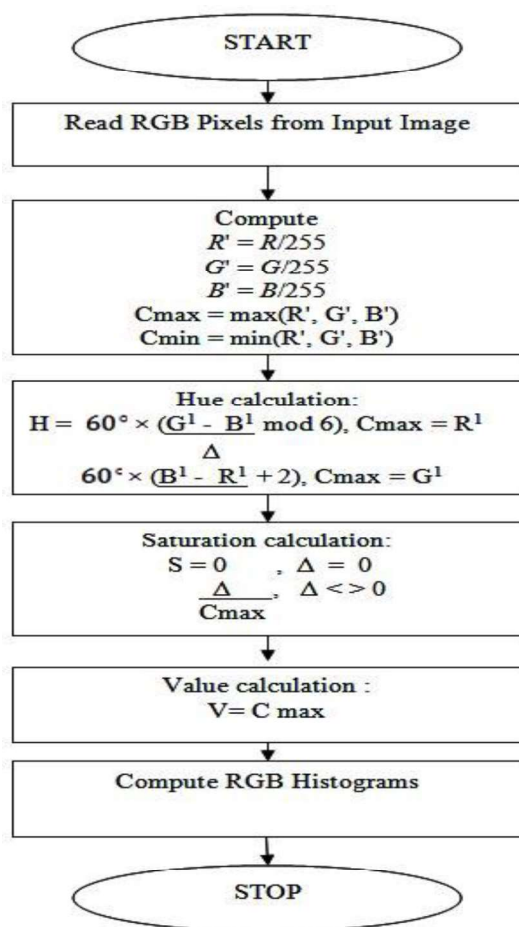


شکل ۵: استخراج ویژگی یک سیستم معمولی CBIR [۴].

از این رو با توجه به ماهیت سیستم های CBIR و همچنین وجود مقاله های علمی فراوان در این زمینه، سیستم CBIR توانایی حل این مسئله را دارا خواهد بود. بر همین اساس در بخش بعدی به معرفی این الگوریتم خواهیم پرداخت.

۴.۳. الگوریتم CBIR

مزیت اصلی سیستم CBIR این است که از ویژگی های تصویر به جای خود تصویر استفاده می کند [۵]. همانطور که شکل (۳) نشان می دهد، اولین قدم، استخراج ویژگی تصویر است. فرآیند تکنیک های مختلف استخراج، ویژگی های موجود را برای استخراج ویژگی های تصاویر به کار می گیرد. مرحله بعدی انجام تطبیق شباهت تصاویر است. در مرحله بعد، نتایج در بانک اطلاعاتی ذخیره می شوند و در رابط کاربری گرافیکی نمایش داده می شوند.



شکل ۶: الگوریتم محاسبه فضای رنگ HSV.

• هیستوگرام رنگ

تعداد زیادی از روش‌ها می‌توانند از رنگ توصیف شوند که یکی از این روش‌ها هیستوگرام رنگ است. نمونه واقعی رنگ بوسیله نمودارهای آماری (هیستوگرام) رنگ انجام می‌شود. هیستوگرام تصویر با چرخش و انتقال صفحه تصویر تغییر نمی‌کند، و هنگام تغییر دید، زاویه به آرامی تغییر می‌کند. هیستوگرام رنگی می‌تواند به صورت زیر نمایش داده شود،

$$h_{A,B,C}(a,b,c) = N \text{Prob}(A=a, B=b, C=c)$$

جایی که N تعداد پیکسل‌ها در تصویر است و A ، B و C سه کانال رنگی هستند

• تکنیک CM

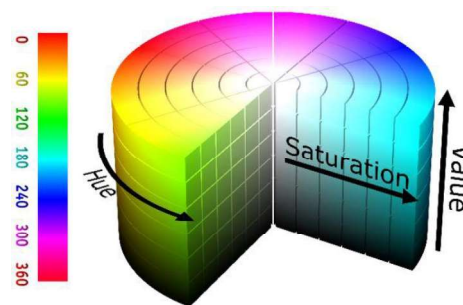
CM^۲ تکنیکی است که رنگ تصویر را استخراج می‌کند. برای تمایز تصاویر بر اساس رنگ تصویر استفاده می‌شود. ممان رنگ برای بررسی شباهت رنگ بین تصاویر استفاده می‌شود. اساس CM بر محاسبه توزیع رنگ یک تصویر است که می‌توان آن را به صورت

• مدل رنگ RGB

مدل رنگ RGB از رنگهای اصلی قرمز، سبز و آبی تشکیل شده است. این سیستم مدل رنگی را توصیف می‌کند که در بیشتر مانیتورهای رنگی CRT و گرافیک‌های رنگی استفاده می‌شود. آن‌ها از اولویت‌های افزودنی محسوب می‌شوند زیرا رنگ‌ها به یکدیگر اضافه می‌شوند تا رنگ دلخواه را تولید کنند. مدل RGB از سیستم مختصات دکارتی استفاده می‌کند.

• مدل رنگ HSV

فضای HSV در دهه هفتاد توسط محققان طراحی گرافیک به عنوان بازنمایی جایگزین از مدل رنگ RGB به منظور داشتن یک مدل نزدیکتر به نحوه درک چشم انسان از ویژگی‌های ایجاد رنگ ایجاد شد. HSV یک هندسه استوانه‌ای با Hue به عنوان بعد زاویه ای آنها است [۶]. فضای رنگ HSV در شکل (۵) داده شده است.



شکل ۵: فضای رنگ HSV

در شکل (۶) الگوریتم محاسبه‌ی مقادیر فضای رنگ HSV نمایش داده شده است.

^۲ Color moment

۴.۴. معیار شباهت

شباهت دو تصویر، با محاسبه‌ی فاصله‌ی بین بردار ویژگی استخراج شده از آن دو تصویر راساس معیارهای سنجش فاصله صورت می‌گیرد. به عبارت دیگر تابع شباهت دو بردار ویژگی را به یک مقدار حقیقی مثبت تصویر می‌کند که استفاده از آن مقایسه‌ی بین ویژگی‌های دیداری بین دو تصویر را امکان پذیر می‌کند. انتخاب معیاری که عدم شباهت بین دو تصویر را بر پایه‌ی ادراک انسان ارائه کند؛ به میان قابل توجهی فاصله‌ی معنایی را کاهش و رسیدن به هدف بازیابی براساس معنا را افزایش خواهد داد.

برای تعیین میان عدم شباهت دو تصویر، فاصله‌ی میان بردارهای ویژگی آن‌ها از یکدیگر محاسبه می‌شود. استفاده از معیارهای متفاوت در تعیین میان عدم شباهت دو تصویر، جواب‌های متفاوتی خواهد داشت، درحالی‌که ویژگی‌های سطح پایین دو تصویر به یکدیگر نزدیک هستند، ویژگی‌های معنایی‌ها کاملاً متفاوت باشند. بر همین اساس جهت مقایسه دو تصویر از نظر شباهت از معیارهای تعیین فاصله استفاده می‌شود.

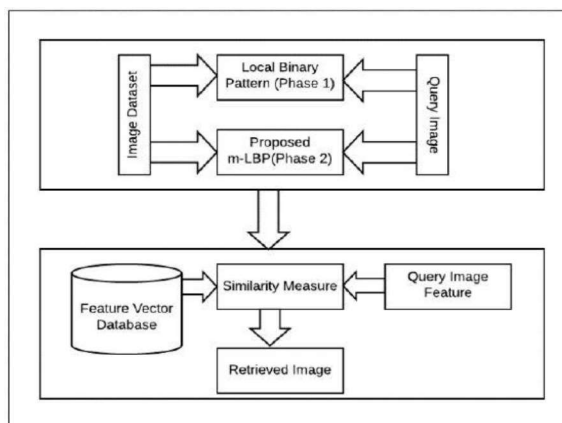
۵. شبیه‌سازی و نتایج

در این پروژه، یک الگوریتم CBIR با استفاده از MATLAB تهیه شده است که ورودی برنامه، یک تصویر پرس‌وجو (درخواستی) از کاربر گرفته می‌شود تا مشابه تصویر درخواست داده شده را را به عنوان خروجی بازیابی کند. مجموعه داده‌ای که تصاویر خروجی در آن بازیابی می‌شوند، می‌تواند یک پایگاه داده محلی با تعداد دو تا بینهایت تصویر باشد. همانطور که قبلاً بحث شد، معیارهای اندازه‌گیری شباهت می‌توانند به طور گسترده‌ای متفاوت باشند. جهت شروع کار ابتدا یک پوشه با تعدادی تصویر به عنوان پایگاه داده جهت آموزش الگوریتم در نظر می‌گیریم. بسته به ابعاد تصویر، زمان پردازش در هر تصویر متفاوت است، با این حال ما در پایگاه داده از (۲۰-۱۰۰) تصویر استفاده می‌کنیم که با توجه به نیاز پروژه می‌تواند تعداد مناسبی باشد. بسته به سرعت سیستم بکارگیری شده میان زمان صرف شده برای ایجاد بردار ویژگی می‌تواند متفاوت باشد. با فرض صرف ۲ ثانیه برای استخراج ویژگی هر تصویر و با توجه به تعداد کل تصاویر موجود در پایگاه داده (۲۰-۱۰۰) تصویر، میزان زمانی که بایستی برای تولید بردار ویژگی صرف شود بین ۸۰-۲۰۰ ثانیه می‌باشد. این زمان صرفاً یک بار جهت استخراج ویژگی در مراحل آموزش الگوریتم بوده و در مرحله آزمایش نیازی به صرف این زمان نمی‌باشد.

تویع احتمال دانست. . Stricker و Orengo روش ممان رنگ را پیشنهاد کردند [۷].

۴.۳. مدل LBP

چارچوب الگوریتم پیشنهادی LBP در شکل (۷) نشان داده شده است.



شکل ۷: الگوریتم پیشنهادی LBP.

پیاده‌سازی الگوریتم LBP در دو فاز انجام می‌گیرد. فاز یک (مرحله‌ی ۱ تا ۳) شامل استخراج ویژگی‌های تصویر و فاز دوم (مرحله‌ی ۷ تا ۹) شامل محاسبه‌ی فاصله اقلیدسی بین بردارها می‌باشد.

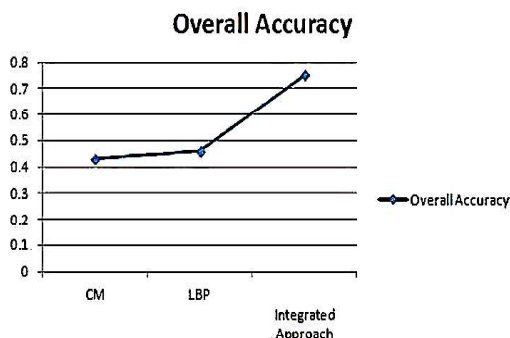
Algorithm: Algorithm for system framework

Input: Set of images and query image

Output: Image similar to the query image

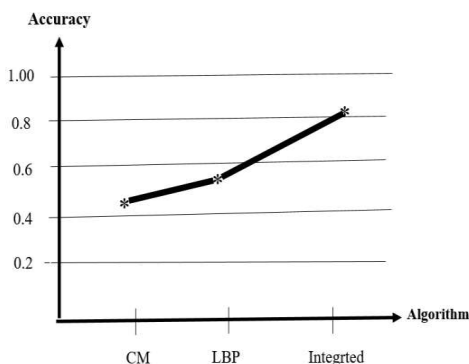
Initialization Phase 1:

1. Calculate feature vector of query image using LBP texture descriptor
2. for $i = 1$ to n do // n is the number of images in the dataset
3. Calculate feature vector of all the image in the dataset using LBP texture descriptor
4. end for
5. for $i = 1$ to n do
6. Calculate Euclidean distance and Manhattan distance between dataset images feature
7. vectors and query image feature vector
8. end for
9. return Image with the smallest distance



شکل ۷: کارایی الگوریتم پیشنهادی با هیستوگرام ۲۵۶ سطحی.

در روشی دیگر الگوریتم LBP (هیستوگرام ۹ سطحی) انجام شده است که در مقایسه با الگوریتم LBP ۲۵۶ سطحی بهبود ۷ درصدی را نشان می‌دهد (شکل ۸).



شکل ۸: کارایی الگوریتم پیشنهادی با هیستوگرام ۹ سطحی.

۶. جمع‌بندی

در این مقاله الگوریتم CBIR با استفاده از MATLAB پیاده‌سازی شده است که ورودی برنامه، یک تصویر پرس-و-جو (درخواستی) از کاربر گرفته می‌شود و مشابه تصویر درخواست داده شده را به عنوان خروجی بازبازی می‌کند. الگوریتم بکار رفته جهت استخراج ویژگی بافت و رنگ به ترتیب الگوریتم LBP و CM می‌باشد. جهت سنجش شباهت تصاویر از معیار فاصله‌ی اقلیدسی استفاده شده است که با کاهش سطح‌بندی هیستوگرام در الگوریتم LBP از ۲۵۶ به ۹ شاهد بهبود ۷ درصد در عملکرد الگوریتم بوده‌ایم.

۷. مراجع

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances*

اندازه‌گیری شباهت، اندازه‌گیری فاصله مشخص بین دو تصویر است که با یکدیگر مقایسه می‌شوند [۸]. بردار ویژگی تصاویر پایگاه داده و L بعد بردار ویژگی تصویر می‌باشد. بنابراین فاصله اقلیدسی محاسبه اختلاف بین دو بردار ویژگی تصویر است. در اینجا ما دو بردار از ویژگی‌ها را نشان می‌دهیم، یکی از بردارهای ویژگی بافت و دیگری برای بردار ویژگی‌های رنگی. پس از ترکیب این دو بردار، بردار نهایی یک تصویر را بدست می‌آوریم.

بنابراین در اینجا برای محاسبه تفاوت شباهت بین بردار ویژگی تصویر درخواستی و تصاویر پایگاه داده اندازه‌گیری می‌شود. تصاویر در پایگاه داده که فاصله اقلیدسی برابر با صفر دارند، همان تصویر درخواستی هستند. در اینجا باید تصاویر مشابه را پیدا کنیم بنابراین برای رفع این مسئله باید آستانه‌ای از فاصله اقلیدسی را تعیین کنیم.

برای آزمایش، تصویر یک پروتکل از میان داده‌های آزمایش به عنوان ورودی از کاربر درخواست می‌شود. به طور مثال از برنامه خواسته می‌شود که حداکثر دو (یا بیشتر) تصویر مشابه را پیدا کند و خروجی نمایش دهد. همچنین از قبل یک تصویر مشابه تصویر درخواستی (آزمایش) در پایگاه داده قرار داده‌ایم که تفاوت اندکی (شامل چرخش، شیف، برش و...) در آن ایجاد کرده‌ایم. الگوریتم پیشنهادی نزدیکترین تصویر مشابه را به تصویر درخواستی از بین پایگاه داده پیدا کرده و در خروجی نمایش می‌دهد. علاوه بر آن تصویر هم که از لحاظ بصری به تصویر درخواستی نزدیک است نیز به عنوان دومین تصویر مشابه نمایش داده می‌شود.

برای انجام تجزیه و تحلیل کمی، عملیات را بر روی برخی از تصاویر تصادفی انجام می‌دهیم تا فراخوانی و دقت برای بررسی قابلیت کارایی سیستم را بیابیم. کارایی الگوریتم در شکل (۷) نشان داده شده است. شکل (۷) به وضوح نشان می‌دهد که کارایی الگوریتم CM و LBP (با هیستوگرام ۲۵۶ سطحی) به تنهایی بالای ۴۰ درصد است در صورتی که ترکیب این دو الگوریتم و تشکیل یک بردار ویژگی واحد کارایی سیستم را تا بالای ۷۰ درصد نیز افزایش می‌دهد.

- in neural information processing systems, 2012, pp. 1097-1105.
- [2] M. Seetha, I. Muralikrishna, B. Deekshatulu, B. Malleswari, and P. Hegde, "Artificial neural networks and other methods of image classification," *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, vol. 4, no. 11, 2008.
- [3] S. Sootla and T. Matiisen, "Artificial neural network for image classification," *Univ. Tartu*, 2015.
- [4] J. M. Patel and N. C. Gamit, "A review on feature extraction techniques in content based image retrieval," in *2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET)*, 2016, pp. 2259-2263: IEEE.
- [5] T. Ranadive, S. Shirodkar, V. Jain, and N. Chettiar, "SEARCH ENGINE FOR IMAGE RETRIEVAL."
- [6] M. A. Stricker and M. Orengo, "Similarity of color images," in *Storage and retrieval for image and video databases III*, 1995, vol. 2420, pp. 381-392: International Society for Optics and Photonics.
- [7] K. Porkaew and K. Chakrabarti, "Query refinement for multimedia similarity retrieval in MARS," in *Proceedings of the seventh ACM international conference on Multimedia (Part 1)*, 1999, pp. 235-238.
- [8] Y. Rui, T. S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrotra, "Relevance feedback: a power tool for interactive content-based image retrieval," *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, vol. 8, no. 5, pp. 644-655, 1998.