



دانشگاه کاشان
University of Kashan

مجله محاسبات نرم

SOFT COMPUTING JOURNAL

تارنمای مجله: sci.kashanu.ac.ir



بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و ویژگی‌های هیستوگرام اختلاف بافت*

محمد مهدی علیان‌نژادی^{۱*}، استادیار، مصطفی حسینی^۲، کارشناسی ارشد، حامد غضنفری^۳، کارشناسی ارشد، احمد کمندی^۱، استادیار

^۱ دانشکده علوم، دانشگاه علم و فناوری مازندران، بهشهر، ایران.

^۲ دانشکده فنی و مهندسی، موسسه آموزش عالی شاهرود، شاهرود، ایران.

^۳ دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران.

اطلاعات مقاله

چکیده

تاریخچه مقاله:

دریافت ۲۲ اسفند ماه ۱۴۰۰

پذیرش ۲۹ مهر ماه ۱۴۰۱

کلمات کلیدی:

بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا

بافت

جهت لبه

هیستوگرام اختلاف بافت

ماشین بردار پشتیبان

با توجه به پیشرفت دنیای تصاویر دیجیتال و افزایش تعداد آنها، ارائه سیستمی جهت بازیابی تصویر، از اهمیت زیادی برخوردار است. یک سیستم بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا باید بر اساس محتوای تصویر جستجو شده توسط کاربر، تصاویر مشابه را بیابد. لذا در این مقاله یک روش جدید به منظور بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا ارائه شده است. برای این منظور، با توجه به اهمیت بافت اشیاء در یک تصویر، ویژگی جدیدی تحت عنوان هیستوگرام اختلاف بافت در جهت لبه برابر معرفی شده است. در روش پیشنهادی، ابتدا ویژگی‌هایی شامل ویژگی جدید معرفی شده، از تصاویر آموزشی استخراج شده و سپس تعدادی از این ویژگی‌ها انتخاب می‌شوند. در ادامه، با استفاده از این ویژگی‌ها و کلاس هر تصویر و همچنین روش یادگیری ماشین بردار پشتیبان، تصاویر در کلاس‌های مختلف به سیستم آموزش داده می‌شوند. ارزیابی روش پیشنهادی با استفاده از پایگاه داده استاندارد Wang انجام شده است و نتایج به دست آمده، توانایی روش پیشنهادی را در بازیابی تصاویر مبتنی بر محتوا نسبت به روش‌های مشابه نشان می‌دهد.

© ۱۴۰۱ نویسندگان. مقاله با دسترسی آزاد تحت مجوز CC-BY

ارائه یک روش کارا برای بازیابی تصویر اهمیت زیادی دارد و توجه بسیاری از پژوهشگران علم هوش مصنوعی را به خود جلب کرده است.

یک دسته از روش‌های بازیابی تصویر، روش‌های بازیابی تصویر مبتنی بر متن^۱ است که از اوایل دهه ۷۰ مطرح شده است. در روش‌های مرتبط با این دسته، به هر تصویر یک یا چند برجسب متنی اختصاص می‌یابد. سپس کاربر متن مورد نظر خود را جستجو کرده و تصاویری که برجسب آنها با عبارت پرس‌وجو مشابه باشند، به عنوان تصاویر مشابه انتخاب می‌شوند [۱]، [۲]. به هر حال، این روش دارای سه مشکل عمده است: (۱) نیاز به

۱. مقدمه

بازیابی تصویر به فرآیند پیدا کردن تصاویر مشابه به تصویر ورودی گفته می‌شود. در سال‌های اخیر تعداد تصاویر دیجیتال با توجه به پیشرفت تکنولوژی در دوربین‌ها و وسایل تصویربرداری، به شدت افزایش یافته است. با توجه به این مهم،

* نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول

پست(های) الکترونیک: alyan.nezhadi@mazust.ac.ir (علیان‌نژادی)

mostafahoseyni273@gmail.com (حسینی)

hamedmit@shahroodut.ac.ir (غضنفری)

ahmadkamandi@mazust.ac.ir (کمندی)

¹ Text Based Image Retrieval

سطح پایین سنتی از نوع خام خود تغییر کرده و ویژگی‌های سطح پایین جدیدی معرفی شدند که بر اساس سیستم بینایی انسان از تصاویر استخراج می‌شوند. برای مثال بازیابی تصاویر بر اساس ویژگی هیستوگرام اختلاف بافت در مقایسه با بازیابی تصویر بر اساس ویژگی هیستوگرام بافت و لبه شکاف معنایی بسیار کمتری دارد. در واقع می‌توان گفت استفاده از ویژگی‌های سطح پایین بهبود یافته تا حد زیادی در مقابله با چالش شکاف معنایی موثر است.

در سال‌های اخیر، روش‌های زیادی جهت کاهش شکاف معنایی معرفی شده‌اند. یکی از روش‌های کاهش شکاف معنایی، استفاده از بازخورد ربط در کنار ویژگی‌ها است. بازخورد ربط، یک روش یادگیری چند مرحله‌ای است که واسطی بین کاربر و سیستم بازیابی تصویر است. در این روش، پس از اولین بازیابی تصویر، کاربر تصاویر درست بازیابی شده را علامت‌گذاری می‌کند. سپس توسط الگوریتم‌های یادگیری، بازیابی بعدی سیستم، به تصاویر صحیح، نزدیک‌تر می‌شود. این روند چندین بار تکرار می‌شود و بعد از چند مرحله، بازیابی تصویر بهبود می‌یابد [۸]، [۹]. دسته دیگر روش‌های کاهش شکاف معنایی، روش‌های شناسایی اشیاء و مفاهیم ادراکی هستند که از آنها می‌توان به روش‌های قطعه‌بندی تصویر اشاره کرد. در این روش‌ها ابتدا تصویر با یکسری پیش‌پردازش‌ها، قطعه‌بندی شده و سپس از قطعات به دست آمده، اشیاء شناسایی می‌شوند. از کارهای انجام شده در این حوزه می‌توان به قطعه‌بندی معنایی با استفاده از شبکه‌های پیچش کامل^۲ [۱۰]، اشاره کرد که در طی چندین مرحله و با پیش‌پردازش‌های شبکه‌های پیچشی، ابتدا تصویر قطعه‌بندی شده و سپس اشیاء موجود در آن شناسایی می‌شوند. از دیگر روش‌ها در این حوزه می‌توان به [۱۱] نیز اشاره کرد.

در [۱۲] زارچی و همکاران مدلی مفهومی برای CBIR ارائه داده‌اند. مدل پیشنهادی تصاویر را در دو مرحله مفهومی بازیابی می‌کند. در مرحله اول، که لایه شیء نام دارد، اشیاء با استفاده از

زمان زیادی جهت برچسب‌گذاری تصاویر توسط انسان دارد، (۲) هر شخص بر اساس سلیقه خود تصاویر را برچسب‌گذاری می‌کند و (۳) هر شخص با استفاده از زبان خود برچسب تصاویر را تعیین می‌کند. بنابراین بازیابی تصویر مبتنی بر متن منسوخ شده و در اوایل دهه ۹۰ جای خود را به بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا^۱ (یا CBIR) داد [۳]، [۴].

در یک سیستم بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، برچسبی برای تصاویر وجود ندارد و محتوای هر تصویر با استفاده از یک سری ویژگی‌ها شناخته و استخراج می‌شوند. از آنجایی که محتوای استخراج شده از تصاویر مختلف بدون دخالت انسان انجام می‌شود، در این روش همه مشکلات موجود در بازیابی تصویر مبتنی بر متن تا حدودی برطرف شدند. در سیستم‌های بازیابی تصویر مبتنی بر محتوای اولیه، ویژگی‌های سطح پایین به عنوان محتوای تصویر، از تصاویر استخراج می‌شوند. از جمله ویژگی‌های سطح پایین می‌توان به رنگ، شکل، لبه و بافت در تصاویر اشاره کرد [۵]–[۷]. بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا توسط یک موتور تطبیق ابتدا ویژگی‌ها یا توصیفات تصویر جستجو شده توسط کاربر را با ویژگی‌های تصاویر موجود در پایگاه داده مقایسه می‌کند. سپس مکانیزم تطبیق، این تصاویر را با در نظر گرفتن معیار شباهت با تصویر مورد نظر رتبه‌بندی و آنها را به ترتیب اولویت بازیابی می‌کند [۴].

در سال‌های اولیه، با به وجود آمدن این سیستم‌ها، نرخ بازیابی تصاویر به نسبت سیستم‌های بازیابی تصویر مبتنی بر متن، به صورت قابل توجهی افزایش یافت. اما چند سال طول نکشید که ناکارآمدی نسبی این سیستم‌ها به علت شکاف معنایی مشخص شد. شکاف معنایی به معنی وجود اختلاف زیاد بین درک معنایی تصویر توسط سیستم کامپیوتر و درک معنایی آن توسط سیستم بینایی انسان است. در واقع درک معنایی سیستم بینایی انسان از تصاویر را نمی‌توان به کمک برخی از ویژگی‌های سطح پایین خام از تصاویر که اغلب سیستم‌های بازیابی تصویر، در اوایل ظهور، براساس آنها کار می‌کردند، توصیف کرد [۸]. پس از گذشت سال‌ها و پژوهش‌های زیاد در این حوزه، ویژگی‌های

² Fully Convolutional Networks

¹ Content Based Image Retrieval

کاهش شکاف معنایی، ارائه شده است. در روش جدید ابتدا ویژگی‌های سطح پایین بهبود یافته استخراج می‌گردد و سپس از روش یادگیری SVM برای کلاس‌بندی تصاویر استفاده می‌شود.

۲. روش پیشنهادی

همانطور که بیان شد، یکی از مهم‌ترین چالش‌ها در حوزه بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، شکاف معنایی بین درک سیستم و درک انسان از تصویر است. هدف اصلی سیستم‌های بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، کاهش شکاف معنایی مذکور به طوری است که تصاویر بازیابی شده، به تصاویر دلخواه کاربر نزدیک شوند. یکی از روش‌های انجام این مهم، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و آموزش سیستم است. در این روش‌ها، هر تصویر با استفاده از یکسری ویژگی‌ها و تعلق آن به یک کلاس، توسط یک روش یادگیری ماشین، آموزش دیده و در زمان آزمون، همه تصاویر مورد بررسی قرار گرفته و تصاویری که بیشترین شباهت را به کلاس تصویر مورد جستجو داشته باشند، بازیابی شده و به کاربر نشان داده می‌شوند. روش پیشنهادی جهت بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، دارای سه مرحله است.

- استخراج و کاهش ویژگی‌ها
- آموزش سیستم (توسط یک الگوریتم یادگیری ماشین)
- آزمون سیستم

دیاگرام روش پیشنهادی در شکل (۱) مشاهده می‌شود. در این سیستم بازیابی تصویر، ابتدا ویژگی‌های پیشنهادی از تصویر ورودی و همچنین همه تصاویر پایگاه داده استخراج شده و در مرحله بعد بهترین ویژگی‌ها انتخاب می‌شوند. سپس بردارهای ویژگی به سیستم آموزش و آزمون SVM داده شده و نتایج به کاربر نشان داده می‌شود. در واقع، در مرحله اول یکسری ویژگی‌های سطح پایین از تصویر مورد جستجو و تصاویر پایگاه داده استخراج شده و سپس سیستم با استفاده از این ویژگی‌ها و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، جهت کلاس‌بندی تصاویر آموزش داده می‌شود. در مرحله آزمون، ویژگی‌های مذکور از

مدل مبتنی بر قطعه جداکننده (DPM)^۱ شناسایی می‌شوند. در مرحله دوم، با توجه به رابطه بین اشیاء موجود در تصویر، یک مفهوم ادراکی از تصویر استخراج می‌شود. سپس از اشیاء و روابط شناسایی شده، به عنوان ویژگی جهت بازیابی تصویر، استفاده می‌شود. در ادامه، در [۱۳] زارچی و همکاران بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا را به شکلی متفاوت و در سه مرحله ارائه کرده‌اند. در مرحله اول تصویر با استفاده از الگوریتم Mean Shift ناحیه‌بندی و در مرحله بعدی به منظور به دست آوردن نواحی معنادار از تصویر، آنها ادغام می‌شوند. در مرحله سوم از یک شبکه عصبی سه لایه جهت آموزش و آزمون نواحی معنایی به دست آمده، استفاده می‌شود.

یکی دیگر از روش‌های کاهش شکاف معنایی، استفاده از ویژگی‌های سطح پایین به عنوان ویژگی تصاویر و یک روش یادگیری برای آموزش آنها است. به عنوان مثال، در [۱۴] از سه نوع ویژگی رنگی استفاده شده است. این ویژگی‌ها شامل ممان رنگ، هیستوگرام رنگ و بردار وابستگی رنگی است. در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های برتر و از یک مدل ماشین بردار پشتیبان برای آموزش این ویژگی‌ها استفاده شده است. در پژوهش [۱۵] نیز از دو نوع ویژگی سطح پایین رنگ و بافت و از شبکه عصبی مصنوعی نقشه خود سازماندهی (SOM)^۲ جهت آموزش تصاویر استفاده شده است. از دیگر روش‌های این حوزه می‌توان به روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین مانند یادگیری با نظارت برای کلاس‌بندی تصاویر مختلف [۱۶]، [۱۷]، بکارگیری یک چهارچوب بیزین^۳ جهت امتیازدهی به کلاس تصاویر [۱۸]، ناحیه‌بندی تصویر [۱۹]، استفاده از شبکه‌های پیچش برای ناحیه‌بندی [۲۰]، یادگیری عمیق^۴ جهت تشخیص اشیاء از نواحی مختلف تصویر [۲۱] و شبکه‌های عصبی برای یادگیری نمونه‌ها [۲۲]، [۲۳]، اشاره کرد.

در این مقاله نیز یک روش جدید برای بازیابی تصاویر با هدف

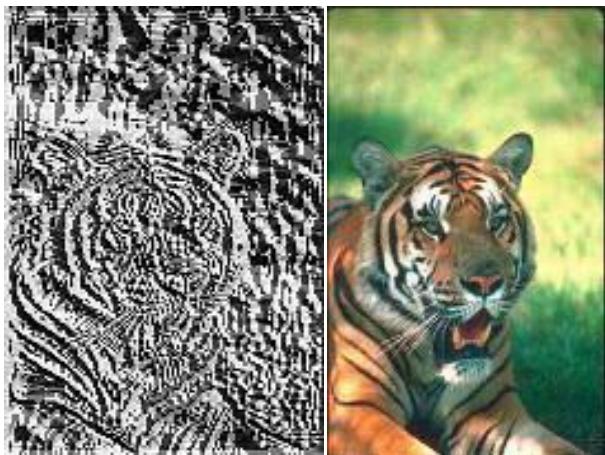
¹ Discriminative part-based

² Self Organizing Map

³ Bayesian

⁴ Deep Learning

برچسب یک و برای پیکسل‌های با مقادیر کوچک‌تر از مقدار پیکسل مرکزی برچسب صفر قرار می‌گیرد. در ادامه، این برچسب‌ها به صورت چرخشی در کنار هم قرار گرفته و یک عدد ۸ بیتی را تشکیل می‌دهند. در نهایت این عدد به صورت ده‌دهی^۱ جای مقدار پیکسل مرکزی قرار می‌گیرد. نمونه‌ای از این ویژگی را در شکل (۲) می‌بینید.



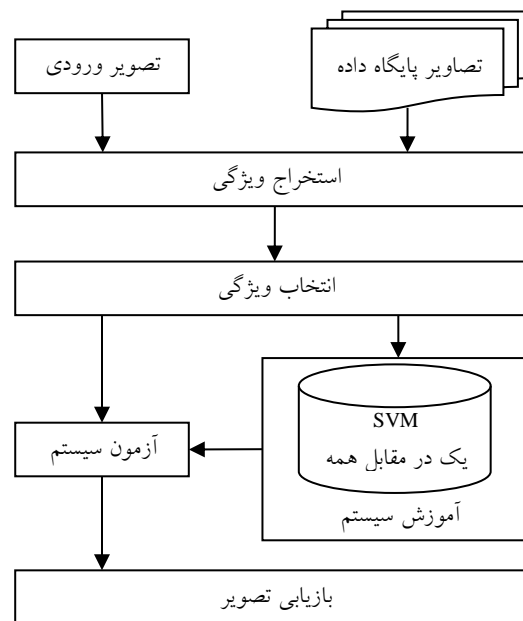
شکل (۲): تصویری از پلنگ و بافت آن به روش LBP

پس از اینکه بافت (T) برای هر پیکسل (x, y) محاسبه شد (یعنی T(x, y))، مقادیر بطور یکسان به W مقدار گسسته‌سازی می‌شوند. پس از استخراج بافت تصویر، جهت لبه هر پیکسل را با استفاده از عملگرهای سوبل محاسبه می‌کنیم. جهت لبه، نفوذ قوی روی درک انسان نسبت به تصویر دارد و می‌تواند مرزهای جسم و ساختار بافت آن را نشان دهد [۲۴]. جهت تشخیص موثر لبه‌های ناشی از تغییرات رنگی در فضای رنگ یکنواخت، باید بردارهای واحد^۲ L^* ، a و b را در امتداد محورهای L^* ، a^* و b^* در این فضا، قرار داد. مشتقات جزئی مورد نیاز می‌توانند با استفاده از عملگرهای سوبل محاسبه شوند. فرض کنید مقادیر گسسته‌سازی شده بافت تصویر T(x, y) به صورت $q = 0, 1, \dots, q-1$ مشخص شوند. همچنین موقعیت پیکسل‌های همسایه با (x, y) و (x', y') و مقادیر رنگ آنها با $T(x, y) = q_1$ و $T(x', y') = q_2$ مشخص می‌شوند. زاویه‌ها نیز در (x, y) و (x', y') با $\theta(x, y) = v_1$ و $\theta(x', y') = v_2$

¹ Decimal

² Unit vector

تصویر پرس‌وجو استخراج شده و با استفاده از سیستم یادگیری پیشنهادی، تصاویر نزدیک‌تر به آن بازیابی خواهند شد.



شکل (۱): دیاگرام روش پیشنهادی

۲.۱. استخراج ویژگی

همان‌طور که بیان شد، اولین مرحله روش پیشنهادی، استخراج ویژگی‌های سطح پایین از تصاویر است. برای این منظور، ابتدا یک ویژگی سطح پایین جدید با عنوان هیستوگرام اختلاف بافت در جهت لبه برابر معرفی می‌شود. با دقت و بررسی سیستم بینایی انسان، می‌توان به این نتیجه رسید که مرزهای بین اشیاء و اختلاف آنها در یک تصویر باعث تمییز و در نتیجه شناسایی آنها خواهد شد. به عنوان مثال، در تاریکی مطلق و یا روشنایی مطلق، به علت این که مرزهای بین اشیاء و اختلاف آنها توسط سیستم بینایی انسان مشاهده نمی‌شود، چشم انسان قادر به شناسایی اجسام نیست.

یکی از توصیف‌گرهای قدرتمند بافت تصویر، الگوهای دودویی محلی است. این عملگر برای هر پیکسل با توجه به برچسب پیکسل‌های همسایگی 3×3 ، یک عدد دودویی تولید می‌کند. این برچسب‌ها با آستانه‌سازی مقدار پیکسل‌های همسایه با مقدار پیکسل مرکزی به دست می‌آیند. به این صورت که برای پیکسل‌های با مقدار بزرگ‌تر یا مساوی مقدار پیکسل مرکزی

[۲۵]-[۲۷]. از مزایای این کلاسه‌بند، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: آموزش آن به نسبت ساده است، برخلاف شبکه‌های عصبی در بیشینه‌های محلی گیر نمی‌کند، برای داده‌های با ابعاد بالا تقریباً خوب جواب می‌دهد و مصالحه بین پیچیدگی دسته‌بندی‌کننده و میزان خطا به طور واضح کنترل می‌شود.

برای این که بتوان از الگوریتم SVM در مسایل چندکلاسه استفاده کرد، نیاز است که با یک روشی این الگوریتم را برای مسایل چندکلاسه تعمیم داد. برای اینکار دو رویکرد وجود دارد:

۱. تغییر تابع هزینه و تعمیم آن به مسایل چندکلاسه،

۲. استفاده از روش‌های خاص به منظور بکارگیری SVM دوکلاسه در مسایل چندکلاسه.

الگوریتم SVM، در واقع یک جداکننده دودویی است. یک تشخیص الگوی چندکلاسی می‌تواند بوسیله ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان دوکلاسی حاصل شود. به طور معمول دو دید برای این هدف وجود دارد. یکی از آنها استراتژی «یک در مقابل همه»^۴ برای دسته‌بندی هر جفت کلاس و کلاس‌های باقیمانده است و استراتژی دیگر «یک در مقابل یک»^۵ برای دسته‌بندی هر جفت است. نتایج و تحقیقات نشان داده‌اند که رویکرد اول در مقایسه با رویکرد دوم علاوه بر پیچیدگی مساله، در پروژه‌های عملی نیز عملکرد مناسبی ندارد [۲۸]. بنابراین ما از آن استفاده نخواهیم کرد. در ادامه روش‌های تعمیم SVM دوکلاسه برای مسایل چندکلاسه را توضیح می‌دهیم.

در هر دو رویکرد بالا، به جای یک کلاسه‌بند چندکلاسه، از چند کلاسه‌بند دوکلاسه برای حل مساله چندکلاسه استفاده می‌کنند. ولی رویکرد استفاده از این کلاسه‌بندهای دوکلاسه در آنها متفاوت است. در رویکرد یکی در مقابل همه، به ازای هر کلاس یک SVM دوکلاسه استفاده می‌شود که وظیفه آن جدا کردن داده‌های یک کلاس از بقیه کلاس‌ها است. در این رویکرد بعد از آموزش کلاسه‌بندهای دوکلاسه، برای تخمین برچسب داده جدید، داده آزمایش به ترتیب به تک تک کلاسه‌بندها ارائه

نشان داده می‌شوند و V و W بترتیب تعداد گسسته‌سازی برای بافت و جهت‌گیری لبه هستند. در نهایت فرمول اختلاف بافت به صورت رابطه (۱) خواهد بود.

$$H_{Tx}(O(x, y)) = \sum \sum \sqrt{(\Delta T)^2} \quad (1)$$

$$\text{where } \theta(x, y) = \theta(x', y');$$

$$\max(|x - x'|, |y - y'|) = 1$$

که در آن ΔT اختلاف بافت بین دو پیکسل همسایه با جهت لبه برابر است. رابطه (۱) به این معنا است که، برای همه مقادیر جهت لبه، اگر دو پیکسل همسایه، مقادیر جهت لبه برابری داشته باشند، اختلاف بافت این دو پیکسل محاسبه شده و در هیستوگرامی که جهت لبه پیکسل اصلی به آن اشاره می‌کند، قرار می‌گیرد. بنابراین این هیستوگرام، طولی اندازه مقدار گسسته‌سازی شده جهت لبه خواهد داشت. کلیه متغیرهای روش پیشنهادی در بخش سوم مورد آزمایش قرار می‌گیرند.

۲.۲. آموزش سیستم

دومین مرحله از روش پیشنهادی آموزش ویژگی‌های سطح پایین توسط یک الگوریتم به سیستم بازیابی تصویر است. روش‌های متعددی جهت آموزش ویژگی‌ها وجود دارند اما در روش جدید از روش یادگیری ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده خواهد شد که در ادامه این روش به صورت مختصر توصیف می‌شود.

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری بانظارت^۱ است که از آن برای کلاسه‌بندی^۲ و رگرسیون^۳ استفاده می‌کنند. مبنای کاری دسته‌بندی‌کننده SVM، دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود داده‌ها توسط خطی از هم جدا شوند که بیشترین حاشیه اطمینان را ایجاد نماید. الگوریتم SVM، جزء الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود. از الگوریتم SVM، در روش‌هایی که نیاز به تشخیص الگو یا دسته‌بندی اشیا در کلاس‌های خاص باشد، می‌توان استفاده کرد

¹ Supervised learning

² Classification

³ Regression

⁴ One versus all / One versus rest

⁵ One versus one

طور مختصر معرفی شده و سپس آزمایش‌های مربوط به انتخاب فضای رنگی، مقادیر گسسته‌سازی و معیار شباهت روی ویژگی‌های پیشنهادی به صورت جداگانه بحث و تشریح می‌شوند و در نهایت، نرخ بازیابی روش پیشنهادی با روش‌های اخیر در حوزه CBIR مقایسه می‌گردد.

۳.۱. پایگاه داده تصاویر

با توجه به این که کارهای انجام شده مشابه با سیستم پیشنهادی، روی پایگاه داده استاندارد Wang آموزش و آزمون شده، لذا در این مقاله از این پایگاه داده با ۱۰۰۰ تصویر در ۱۰ کلاس مختلف استفاده می‌شود. کلاس‌های این پایگاه‌های داده، شامل تصاویر با موضوعات مختلف از جمله گل، اسب، پروانه و اتوبوس است. تصاویر Wang در مرجع [۲۹] موجود و قابل دریافت است. نمونه‌هایی از تصاویر این پایگاه داده در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل (۳): نمونه ای از تصاویر پایگاه داده WANG

داده می‌شوند، اگر کلاسه‌بند اول توانست تشخیص دهد، نمونه ورودی مربوط به کلاس یک هست، در غیر این صورت نمونه به کلاسه‌بند بعدی ارائه می‌شود و به همین ترتیب ادامه می‌یابد. در رویکرد یکی در مقابل یکی از چندین کلاسه‌بند دو کلاسه استفاده می‌شود که هر کلاسه‌بند وظیفه‌اش این است که یک مساله دو کلاسه را حل کند. بعد از این که این کلاسه‌بند‌های دو کلاسه آموزش داده شدند، داده آزمایش به تمام کلاسه‌بند‌های دو کلاسه اعمال می‌شود و هر کدام یک تصمیمی می‌گیرند. در نهایت رای‌گیری صورت می‌گیرد و داده آزمایش به کلاسی تعلق دارد که بیشترین رای را داشته باشد. ایراد رویکرد یکی در مقابل یکی این است که در مسایلی که تعداد کلاس‌ها زیاد است، تعداد کلاسه‌بند به مراتب بیشتری نسبت به رویکرد یکی در مقابل همه استفاده می‌شود و همین باعث می‌شود که زمان آموزش افزایش یابد. در نهایت با بررسی مکانیزم کاری ماشین بردار پشتیبان و این که نوع داده‌های ما در تصاویر غیرخطی هستند و همچنین به علت تعداد بالای کلاس‌ها و در نتیجه افزایش بسیار زیاد زمان آموزش و آزمون، در روش جدید از رویکرد اول یعنی یکی در مقابل همه استفاده خواهیم کرد.

برای پیاده سازی روش پیشنهادی، ابتدا ویژگی‌های تصاویر معرفی شده در بخش قبل از تصاویر استخراج و با توجه به برچسب هر تصویر، داده‌های آموزشی مورد نیاز ایجاد می‌شود. برای این منظور ۸۰ درصد تصاویر برای آموزش توسط کلاسه‌بند SVM خطی (بدون هسته) و ۲۰ درصد باقیمانده برای آزمون استفاده خواهند شد.

در بخش بعد، نتایج عملی استفاده از روش پیشنهادی روی پایگاه داده Wang گزارش خواهند شد و روش پیشنهادی نیز مورد ارزیابی و مقایسه با روش‌های مشابه قرار خواهد گرفت.

۳. آزمایش و ارزیابی

در این بخش، ابتدا آزمایش‌های لازم جهت تنظیم متغیرهای روش پیشنهادی با بهترین کارایی گزارش می‌شود و سپس روش پیشنهادی با روش‌های مشابه مقایسه و ارزیابی خواهد شد. برای این منظور، پایگاه داده‌های تصویری استاندارد مورد استفاده به

۳.۲. معیارهای ارزیابی

در این مقاله، از دو معیار ارزیابی دقت و فراخوانی جهت تعیین ویژگی‌های برتر استفاده می‌شود چرا که دو معیار کاربردی معمول در بازیابی تصویر هستند. این دو معیار به صورت روابط زیر تعریف می‌شوند [۳۰-۳۲]:

$$P = \frac{I_N}{N} \quad (2)$$

$$R = \frac{I_N}{M} \quad (3)$$

که در آنها، I_N تعداد تصاویر بازیابی شده صحیح، N تعداد کل تصاویر بازیابی شده در هر مرحله و M تعداد کل تصاویر متعلق به کلاس تصویر پرس‌وجو هستند. بنابراین با توجه به پایگاه داده Wang تعداد کل تصاویر در هر گروه ۱۰۰ ($M = 100$) می‌باشد. همچنین N برابر ۱۲ فرض شده است. توجه داشته باشید که هرچه میانگین دقت و فراخوانی بالاتر باشد، نشان از کارایی بهتر بازیابی تصویر دارد.

۳.۳. انتخاب معیار شباهت

در این بخش، آزمایش‌های انجام شده جهت انتخاب بهترین معیار شباهت برای ویژگی‌های پیشنهادی، توصیف خواهند شد. معیار شباهت بسته به نوع ویژگی، می‌تواند متفاوت باشد. به این معنی که هر نوع ویژگی بر اساس معیارهای مختلف شباهت می‌تواند دقت بازیابی تصویر متفاوتی داشته باشد. معیارهای شباهت مختلفی جهت اندازه‌گیری شباهت دو تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند [۳۰]. از مهم‌ترین معیارهایی که به منظور محاسبه شباهت بین تصاویر در بازیابی تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند، می‌توان به کانبرا^۱، χ^2 ، L_1 ، L_2 و Squard Chord و کانبرا^۲ بهبود یافته اشاره کرد.

به منظور یافتن بهترین معیار شباهت برای ویژگی‌های پیشنهادی، ویژگی‌ها را با معیارهای شباهت بیان شده مورد آزمایش قرار دادیم. در این آزمایش‌ها از معیار دقت روی تصاویر اعتبارسنجی

استفاده شده است. جدول (۱) نتایج حاصل از این آزمایش را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج این جدول، مشاهده می‌شود که ویژگی‌های پیشنهادی با استفاده از معیار شباهت کانبرا^۲ بهبود یافته، دقت بیشتری را نشان می‌دهند. بنابراین، برای انتخاب ویژگی‌های پیشنهادی این مقاله از این معیار شباهت استفاده می‌شود. معیار شباهت کانبرا^۲ بهبود یافته به شکل رابطه (۴) تعریف می‌شود،

$$D(T, Q) = \sum_{i=1}^M \frac{|T_i - Q_i|}{|T_i + u_T| + |Q_i + u_Q|} \quad (4)$$

که در آن D میزان شباهت، T و Q بردارهای ویژگی مورد مقایسه، M طول بردار ویژگی و u_T و u_Q به ترتیب میانگین بردارهای ویژگی T و Q هستند.

جدول (۱): مقایسه دقت بازیابی تصاویر معیارهای شباهت متفاوت

معیار شباهت	دقت بازیابی (%)
improved Canberra	۴۳/۲۱
Canberra	۴۲/۳۱
Squard χ^2	۳۱/۶۹
L_1	۳۳/۵۱
L_2	۴۳/۰۲
Squard Chord	۳۷/۲۸

۳.۴. بهترین مقادیر گسسته‌سازی

برای استخراج ویژگی جدید هیستوگرام اختلاف بافت در جهت لبه برابر، نیاز به محاسبه بافت و جهت لبه تصاویر و سپس گسسته‌سازی این مقادیر است. حال سوالی که پیش می‌آید این است که به چه مقدار گسسته‌سازی شود که بهترین کارایی ویژگی‌های پیشنهادی نمایان شود؟ در جدول (۲)، نرخ بازیابی تصویر داده‌های اعتبارسنجی بر اساس مقادیر گسسته‌سازی مختلف روی بافت و جهت لبه، قابل مشاهده است.

همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، با افزایش مقادیر گسسته‌سازی جهت لبه از ۶ تا ۳۰، افزایش نرخ بازیابی تصویر دیده می‌شود و سپس در ۳۶، نرخ بازیابی کاهش می‌یابد. به

¹ Canberra

² Improved Canberra

جدول (۳): مقایسه دقت بازیابی دو فضای رنگی با ویژگی‌های یکسان

ویژگی	کارایی	فضای رنگی	
		$L^*a^*b^*$	HSV
ویژگی‌های پیشنهادی	دقت بازیابی (%)	۴۵/۲۵	۴۹/۶۸

همانطور که در جدول (۳) قابل مشاهده است، ویژگی‌های استخراج شده در فضای رنگ HSV دقت بیشتری در بازیابی تصویر دارند. فضای رنگ HSV بر اساس سیستم بینایی انسان ایجاد شده است. بنابراین در این فضای رنگ، همانطور که در آزمایش‌ها نیز مشاهده شد، در مقایسه با فضای رنگ Lab محتوای معنایی تصویر با دقت بیشتری استخراج می‌شود.

۳.۶. تاثیر ویژگی‌های مختلف

در این بخش تاثیر ویژگی‌های مختلف روی کارایی سیستم پیشنهادی بررسی می‌شود. برای این منظور علاوه بر ویژگی‌های پیشنهادی، ویژگی‌های دو پژوهش دیگر نیز در سیستم پیشنهادی استفاده و نتایج مقایسه می‌گردد.

در مرجع [۳۱]، روشی جهت بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا بر اساس ویژگی هیستوگرام اختلاف رنگ در پیکسل‌های با رنگ برابر ارائه شده است. بر اساس این پژوهش، سیستم بینایی انسان در ارزیابی محتوای تصویر، ویژگی‌های بافت و رنگ را بیشتر از سایر ویژگی‌ها مورد توجه قرار می‌دهد. لذا در این پژوهش، این دو مجموعه ویژگی به شکلی متفاوت از تصاویر استخراج می‌شوند. در واقع، ابتدا بافت تصویر استخراج و پس از آن اختلاف رنگ دو پیکسل همسایه که بافت برابری دارند، در فضای رنگی HSV محاسبه می‌شود. در ادامه، از مقادیر اختلاف رنگ به دست آمده، هیستوگرام گرفته می‌شود. پس از آن با محاسبه آنتروپی هر ویژگی، ویژگی‌های موثر از این مجموعه ویژگی انتخاب می‌شوند. تعداد ویژگی‌های این پژوهش ۴۰۷ ویژگی بوده که با استفاده از مرحله‌ای به نام انتخاب ویژگی، پس از حذف ویژگی‌های تکراری و ناکارآمد، این تعداد ویژگی به ۲۰۲ مورد کاهش می‌یابد.

پژوهش [۳۲]، در ادامه پژوهش [۳۱] ارائه شده است. در این روش علاوه بر ویژگی‌های پژوهش قبلی، هیستوگرام اختلاف

همین شکل برای بافت نیز، با افزایش از ۸ تا ۳۲، نرخ بازیابی افزایش یافته ولی پس از ۳۲ و تا ۲۵۶، نرخ بازیابی تصویر کاهش یافته است. بنابراین، در روش جدید مقادیر گسسته‌سازی در ویژگی‌های پیشنهادی برای جهت لبه و بافت به ترتیب ۳۰ و ۳۲ تنظیم شده است.

جدول (۲): نرخ دقت بازیابی تصویر با توجه به مقادیر مختلف گسسته‌سازی بافت و جهت لبه

بافت	مقادیر گسسته‌سازی برای جهت لبه					
	۶	۱۲	۱۸	۲۴	۳۰	۳۶
	نرخ دقت بازیابی تصویر روی داده‌های اعتبارسنجی (%)					
۸	۴۱/۵۳	۴۳/۹۲	۴۴/۷۴	۴۵/۲۱	۴۶/۲۳	۴۵/۸۸
۱۶	۴۲/۵۴	۴۶/۱۴	۴۶/۵۱	۴۶/۷۷	۴۷/۲۱	۴۶/۸۹
۲۴	۴۳/۱۲	۴۶/۲۱	۴۷/۴۷	۴۷/۶۲	۴۸/۰۱	۴۷/۸۱
۳۲	۴۳/۱۸	۴۶/۵۸	۴۷/۶۹	۴۷/۷۱	۴۸/۳۹	۴۷/۹۴
۶۴	۴۳/۲۵	۴۶/۸۷	۴۷/۸۵	۴۷/۸۶	۴۸/۹۲	۴۸/۱۱
۱۲۸	۴۲/۳۶	۴۴/۸۴	۴۵/۸۶	۴۶/۳۲	۴۷/۵۶	۴۷/۲۵
۲۵۶	۴۲/۲۰	۴۴/۷۴	۴۵/۶۸	۴۶/۱۱	۴۷/۰۵	۴۶/۲۵

۳.۵. بهترین فضای رنگی

یکی دیگر از عوامل بسیار مهم و تاثیرگذار در کارایی سیستم‌های بازیابی تصاویر فضای رنگی است که در آن عمل استخراج ویژگی انجام می‌شود. گفته می‌شود یک فضای رنگ دارای خاصیت یکنواختی ادراکی است هرگاه تفاوت بین دو رنگ که توسط چشم انسان درک می‌شود، متناسب با فاصله اقلیدسی آنها در فضای رنگ باشد. در بین فضاهای رنگی موجود در حوزه پردازش تصویر، تنها دو فضای رنگ Lab و HSV دارای خاصیت یکنواختی ادراکی هستند. بنابراین، در این آزمایش ویژگی‌های هیستوگرام اختلاف بافت در جهت لبه برابر در این دو فضای رنگ استخراج و با هم مقایسه می‌شوند. جهت مقایسه از معیار ارزیابی دقت روی تصاویر اعتبارسنجی استفاده می‌کنیم. نتایج این آزمایش در جدول (۳) نشان داده شده است.

۳.۷. ارزیابی روش پیشنهادی

پس از بیان و تشریح پایگاه داده و آزمایش‌های مورد نیاز جهت رسیدن به یک روش پیشنهادی کامل، در این قسمت، روش پیشنهادی را با دو روش مشابه در این حوزه مقایسه می‌کنیم. روش‌های مورد نظر پژوهش‌های SVMIGA [۱۴] و CBIRSD [۱۵] هستند. در جدول (۵) نتایج مقایسه قابل مشاهده هستند. با دقت در نتایج آزمایش، کارایی بهتر روش پیشنهادی نسبت به روش‌های مورد مقایسه مشاهده می‌شود. روش پیشنهادی با وجود استفاده از تعداد ویژگی کم به خوبی توانسته اطلاعات معنایی تصاویر را استخراج و به کمک روش یادگیری SVM و آموزش سیستم، کلاس‌بندی کرده و بازیابی تصویر کارآمدی را داشته باشد.

جدول (۵): مقایسه دقت بازیابی تصویر روش پیشنهادی با روش‌های اخیر

دسته	روش‌های بازیابی تصویر		
	CBIRSD	SVMIGA	روش پیشنهادی
مردم آفریقا	۲۷/۸	-	۳۵
ساحل	۵۴/۲	-	۵۵
ساختمان	۳۴/۳	-	۴۰
اتوبوس	۵۲/۶	-	۵۵
دایناسور	۵۲/۶	-	۶۵
فیل	۵۵/۶	-	۶۰
گل	۸۲/۸	۹۸	۱۰۰
اسب	۷۴/۸	-	۷۵
کوه	۵۰	۹۰	۹۰
غذا	۳۰/۴	-	۴۰
میانگین	۵۱/۵۱	-	۶۱/۵

۴. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا یکی از مهم‌ترین موضوعات در پردازش تصویر و شناسایی الگو است. مهم‌ترین چالش این حوزه، چالشی به نام شکاف معنایی است. به این معنی که بین درک سیستم کامپیوتر از تصویر و درک چشم انسان از آن،

رنگ پیکسل‌های با جهت لبه برابر و بافت برابر نیز اضافه شدند. جهت لبه در تصویر یکی دیگر از مهم‌ترین ویژگی‌های سطح پایین است که به خوبی محتوای معنایی تصاویر را استخراج می‌کند. در این پژوهش نیز، تعداد ویژگی‌های پیشنهادی ۴۵۹ ویژگی بوده که به ۲۴۲ ویژگی برتر کاهش یافته است. این ویژگی‌ها با نرخ بازیابی خوبی می‌توانند محتوای معنایی تصاویر را استخراج کنند.

همانطور که در جدول (۴) مشاهده می‌شود، سیستم پیشنهادی با هر گروه ویژگی‌های استخراج شده به خوبی توانسته تصاویر را کلاس‌بندی کند. در مورد میانگین بازیابی تصاویر، این نکته را مدنظر قرار دهیم که تعداد ویژگی‌های روش‌ها متفاوت است. روش CDHTeOr دارای ۲۰۲ ویژگی [۲۸]، روش TDHOr دارای ۲۴۲ ویژگی [۲۹] و ویژگی‌های پیشنهادی (TDHOr) برداری دارای ۶۴ ویژگی است. بنابراین ویژگی‌های پیشنهادی با وجود تعداد کمتر ویژگی، به خوبی توانسته است ویژگی‌های معنایی تصاویر را از آنها استخراج کند. سیستم پیشنهادی پژوهش جاری، با ترکیب ویژگی‌های پیشنهادی و ویژگی‌های TDHOr خواهد بود. در ادامه، سیستم پیشنهادی با پژوهش‌هایی در این حوزه مقایسه خواهند شد.

جدول (۴): مقایسه نرخ بازیابی روش پیشنهادی با استفاده از ویژگی‌های متفاوت

دسته	انواع مجموعه ویژگی‌ها			CDHTeOr + ویژگی‌های پیشنهادی
	CDHT	CDHTeOr	ویژگی‌های پیشنهادی	
مردم آفریقا	۳۰	۳۰	۳۵	۳۵
ساحل	۴۵	۴۵	۴۰	۵۵
ساختمان	۳۵	۴۰	۴۰	۴۰
اتوبوس	۴۰	۴۰	۳۵	۵۵
دایناسور	۵۰	۶۰	۵۰	۶۵
فیل	۵۰	۵۵	۵۰	۶۰
گل	۸۵	۹۵	۹۰	۱۰۰
اسب	۷۰	۶۵	۷۰	۷۵
کوه	۸۰	۸۰	۷۵	۹۰
غذا	۳۵	۳۵	۳۰	۴۰
میانگین	۵۲/۰	۵۴/۵	۵۱/۵	۶۱/۵

SVMIGA [۱۴] و CBIRSD [۱۵] نشان از کارایی بهتر روش پیشنهادی نسبت به این روش‌ها دارد.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافی ندارند.

تفاوت معنایی زیادی وجود دارد. در این مقاله به منظور کاهش شکاف معنایی بین ویژگی‌های سطح پایین و مفاهیم سطح بالای تصویر، علاوه بر معرفی مجموعه ویژگی‌های جدید، یک سیستم یادگیری به صورت آموزش و آزمون با بهره از الگوریتم یادگیری SVM معرفی شد. در این روش، با استفاده از ویژگی‌ها و کلاس هر یک از تصاویر آموزشی، سیستم آموزش داده شده و سپس در زمان آزمون تصویر کلاس‌بندی شده و تصاویر مشابه به کاربر نشان داده می‌شود. ویژگی‌های پیشنهادی معرفی شده در این مقاله بر اساس مطالعه‌های فیزیولوژیکی و روان‌شناسی روی سیستم بینایی انسان ارائه شده است. نتایج حاصل از مقایسه روش جدید با روش‌های به کار رفته در پژوهش‌های

مراجع

- [1] Y. Liu, D. Zhang, G. Lu, and W. Ma, "A survey of content-based image retrieval with high-level semantics," *Pattern Recognit.*, vol. 40, pp. 262-282, 2006, doi: 10.1016/j.patcog.2006.04.045.
- [2] N. Ghosh, S. Agrawal, and M. Motwani, "A survey of feature extraction for content-based image retrieval system," *Proc. Int. Conf. Recent Adv. Comput. Commun.*, vol. 34, pp. 305-313, 2018, doi: 10.1007/978-981-10-8198-9_32.
- [3] Y. Rui, T.S. Huang, and S.F. Change, "Image Retrieval: Current Techniques, Promising Directions and Open Issues," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 10, pp. 39-62, 1999, doi: 10.1006/jvci.1999.0413.
- [4] R. Datta, D. Joshi, Z. Li, and J.Z. Wang, "Image Retrieval: Ideas, Influences, and Trends of the New Age," *ACM Comput. Surv.*, vol. 40, pp. 1-60, 2008, doi: 10.1145/1348246.1348248.
- [5] F. Long, H. Zhang, and D.D. Feng, *Fundamentals of Content-Based Image Retrieval*, Signals and Communication Technology. Springer, 2003, doi: 10.1007/978-3-662-05300-3_1.
- [6] X. Li, S.C. Chen, M.L. Shyu, and B. Furht, "Image Retrieval by color, Texture, and Spatial Information," in *8th Int. Conf. Distrib. Multimedia Syst.*, California, USA: 8, pp. 159-152, 2002.
- [7] J. Muwei, D. Junyu, and T. Ruichun, "Image Combining Color, Texture and Region with Objects of user's Interest for Content-Based Image Retrieval," *8th ACIS Int. Conf. Softw. Eng. Artif. Intell., Netw. Parallel/Distrib. Comput.*, IEEE Computer Society, 2007, doi: 10.1109/SNPD.2007.104.
- [8] H. Qazanfari, H. Hassanpour, and K. Qazanfari, "A short-term learning framework based on relevance feedback for content-based image retrieval," *2017 3rd Iranian Conf. Intell. Syst. and Signal Proc. (ICSPIS)*, Shahrood, pp. 136-140, 2017.
- [9] D.T. Quynh, H.Q. Nguyen, and A.H. Son, "Image Retrieval Uses SVM-Based Relevant Feedback for Imbalance and Small Training Set," *IEEE-RIVF Int. Conf. Comput. Commun. Technol.*, IEEE, pp. 1-6, 2019.
- [10] V. Badrinarayanan, A. Kendall, and R. Cipolla, "Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation," *IEEE trans. pattern anal. Mach. Intel.*, vol. 39, pp. 2481-2495, 2017, doi: 10.1109/TPAMI.2016.2644615.
- [11] S. Bose, A. Pal, J. Mallick, S. Kumar, and P. Rudra, "A Hybrid Approach for Improved Content-based Image Retrieval using Segmentation," *arXiv preprint arXiv: 1502.03215*, 2015.
- [12] M. Sardari, A. Monadjemi, and K. Jamshidi, "A concept based model for image retrieval systems,"

- Comput. Electr. Eng., vol. 46, pp. 303-313, 2015, doi: 10.1016/j.compeleceng.2015.06.018.
- [13] M. Sardari, A. Monadjemi, and K. Jamshidi, "A semantic model for general purpose content-based image retrieval systems," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 40, pp. 2062-2071, 2017, doi: 10.1016/j.compeleceng.2014.07.008.
- [14] A. Dayma, A. Shrivastava, A.K. Saxena, and M. Manoria, "Support Vector Machine (Linear Kernel) and Interactive Genetic Algorithm-Based Content Image Retrieval Technique," *Proc. Int. Conf. Recent Adv. Comput. Commun.*, Springer, Singapore, vol. 34, pp. 151-159, 2018, doi: 10.1007/978-981-10-8198-9_16.
- [15] A. Huneiti and D. Maisa, "Content-based image retrieval using SOM and DWT," *J. softw. Eng. Appl.*, vol. 8, pp. 51-61, 2015, doi: 10.4236/jsea.2015.82007.
- [16] G. Carneiro, A.B. Chan, P.J. Moreno, and N. Vasconcelos, "Supervised learning of semantic classes for image annotation and retrieval," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel.*, vol. 29, pp. 394-410, 2007, doi: 10.1109/TPAMI.2007.61
- [17] W. Yang, X. Yin, and G.S. Xia, "Learning high-level features for satellite image classification with limited labeled samples," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 53, pp. 4472-4482, 2015, doi: 10.1109/TGRS.2015.2400449.
- [18] K.A. Heller and Z. Ghahramani, "A simple Bayesian framework for content-based image retrieval," in *Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2006 IEEE Computer Society Conference on, pp. 2110-2117, 2006, doi: 10.1109/CVPR.2006.41.
- [19] S. Bose, A. Pal, J. Mallick, S. Kumar, and P. Rudra, "A Hybrid Approach for Improved Content-based Image Retrieval using Segmentation," *arXiv preprint arXiv: 1502.03215*. 2015.
- [20] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," in *Proc. IEEE Conf. on Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 3431-3440, 2015, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298965.
- [21] X. Meng, Y. An, J. He, Z. Zhuo, H. Wu, and X. Gao, "Similar image retrieval only using one image," *Optik-Int. J. Light Electron Optics*, vol. 127, pp. 141-144, 2016, doi: 10.1016/j.ijleo.2015.10.041.
- [22] Y.Y. Xu, "Multiple-instance learning based decision neural networks for image retrieval and classification," *Neurocomputing*, vol. 171, pp. 826-836, 2016, doi: 10.1016/j.neucom.2015.07.024.
- [23] M. Thilagam and K. Arunish, "Content-based image retrieval techniques: A review," in *Int. Conf. Intell. Comput. Commun. Smart World (I2C2SW)*, pp. 106-110, 2018.
- [24] S. Kastner and L.G. Ungerleider, "The neural basis of biased competition in human visual cortex," *Neuropsychologia*, vol. 39, pp. 1263-1276, 2001, doi: 10.1016/s0028-3932(01)00116-6.
- [25] S. Razzaghzadeh, P. Norouzi Kivi, and B. Panahi, "A hybrid algorithm based on Gossip architecture using SVM for task scheduling in cloud computing," *Soft Comput. J.*, vol. 9, no. 2, pp. 84-93, 2020, doi: 10.22052/scj.2021.242822.0 [In Persian].
- [26] H. Veisi, H.R. Ghaedsharaf, and M. Ebrahimi, "Improving the Performance of Machine Learning Algorithms for Heart Disease Diagnosis by Optimizing Data and Features," *Soft Comput. J.*, vol. 8, no. 1, pp. 70-85, 2019, doi: 10.22052/8.1.70 [In Persian].
- [27] A. Vasighi-Zaker and S. Jalili, "Candidate disease gene prediction using One-Class classification," *Soft Comput. J.*, vol. 4, no. 1, pp. 74-83, 2015, doi: 20.1001.1.23223707.1394.4.1.60.8 [In Persian].
- [28] C. Hsu and C. Lin, "A comparison of methods for multiclass support vector machines," *IEEE trans. Neural Netw.*, vol. 13, pp. 415-425, 2002, doi: 10.1109/72.991427.
- [29] Dataset (2020. Jun. 21), Dataset [Online]. Available: <http://smartcbr.nph-co.ir/datasets.php>.
- [30] S. Kaur and D. Aggarwal, "Image Content Based Retrieval System using Cosine Similarity for Skin Disease Images," *Adv. Comput. Sci. Int. J.*, vol. 2, pp. 89-95, 2013.
- [31] A. Ajam, M. Forghani, M.M. Alyan-Nezhadi, H. Qazanfari, and Z. Amiri, "Content-based Image Retrieval Using Color Difference Histogram in Image Textures," *5th Iranian Conf. Signal Proc. Intell. Syst. (ICSPIS)*, Shahrood, Iran, vol. 5, pp. 1-6, 2019, doi: 10.1109/ICSPIS48872.2019.9066062.

- [32] M. Alyan-Nezhadi, H. Qazanfari, A. Ajam, and Z. Amiri, "Content-based Image Retrieval Considering Colour Difference Histogram of Image Texture and Edge Orientation," *Int. J. Eng.*, vol. 33, pp. 949-958, 2020, doi: 10.5829/IJE.2020.33.05B.28.