

استفاده از داده کاوی در دسته بندی مناسب ویژگی های تصویری به منظور تسریع در تطابق تصاویر هوایی

رشید باقری^۱، پیمان معلم^۲

^۱گروه مهندسی نرم افزار، موسسه آموزش عالی صفهان، اصفهان، ایران، bagheri_rashid@yahoo.com

^۲گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران، p_moallem@eng.ui.ac.ir

چکیده - در این مقاله، مسئله جستجو و بازیابی تصویر در تصاویر هوایی با مقیاس بالا مورد بررسی قرار گرفته است. به این منظور، یک الگوریتم دو مرحله ای ارائه شده است. مرحله اول، دسته بندی تصاویر می باشد که در آن کلاس تصویر پرس وجو تشخیص داده می شود. در این مرحله، با استفاده از توصیفگر *RootSIFT* در فضای *Bhattacharyya*، ویژگی های تصویر استخراج می شود، سپس بردار ویژگی تصویری به روش *SPM*، کدگذاری شده و از طبقه بند *SVM* به منظور آموزش بردارهای *SPM* استفاده می شود. مرحله دوم، جستجو و بازیابی تصویر می باشد که فقط از کلاس مربوط به تصویر پرس وجو انجام می گیرد. نتایج آزمایش های مختلف نشان می دهد توصیفگر *RootSIFT* در فضای ویژگی *Bhattacharyya*، کارایی بهتری نسبت به فضاهای ویژگی دیگر دارد. از این رو، از ضریب *Bhattacharyya* به منظور تعیین میزان شباهت بین بردارهای ویژگی تصاویر، استفاده شده است. آزمایش ها بر روی پایگاه داده تصاویر هوایی *UC-Merced* نشان می دهد تصاویر بازیابی شده با استفاده از این الگوریتم، دارای دقت و سرعت بالاتری نسبت به روش های مشابه می باشد.

کلید واژه - دسته بندی تصاویر، بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، فضای *RootSIFT*، *Bhattacharyya*

۱- مقدمه

تفکیک پذیری بالا و حجم زیاد اطلاعات، ب حساسیت بالای عملیات نسبت به سرعت و دقت در مواردی که این تصاویر، کاربرد دارند مانند کاربردهای سنجش از راه دور [۱۰]، پیشگیری از جرم [۹]، تعیین وضعیت جوی در هواشناسی [۱۲] و تشخیص مکان دقیق شیء یا صحنه ای خاص در یک تصویر هوایی [۱۱]، پ لزوم ارائه توصیفگر ویژگی با قابلیت توصیف بافت و محتوای این تصاویر، لزوم انتخاب فضای ویژگی مناسب و تعریف معیار مناسب در تعیین میزان شباهت بردارهای ویژگی و (ث) وسعت فضای ویژگی مورد جستجو در تصاویر هوایی. شکل ۱، نمونه ای از یک تصویر هوایی می باشد که چالش های ذکر شده در آن مشخص هستند.



شکل ۱- نمونه یک تصویر هوایی با مقیاس بالا و وجود اشیا و صحنه های مختلف و حجم بالای اطلاعات

با توجه به موارد ذکر شده، در این مقاله با استفاده از الگوریتم های مختلف داده کاوی، سعی شده تا روشی نو ترکیب به منظور دسته بندی ویژگی های تصویری ارائه شود به طوری که تطابق و بازیابی تصاویر هوایی با در نظر گرفتن چالش های ذکر شده، با سرعت و دقت مناسب انجام گیرد.

با رشد سریع فناوری های ذخیره و بازیابی اطلاعات، به ویژه پایگاه های تصاویر رقمی، جستجو و بازیابی در این پایگاه ها به چالشی بزرگ تبدیل شده است [۱]. یکی از مهم ترین انواع تصاویر رقمی، تصاویر هوایی می باشند که با توجه به کاربرد فراوان آن ها در موارد نظامی، امنیتی و شهری، بازیابی اطلاعات از آن ها، از اهمیت ویژه ای برخوردار می باشد [۲]. الگوریتم های ارائه شده در زمینه تطابق و بازیابی تصویر، به دنبال یافتن تصاویر مشابه در پایگاه های تصاویر رقمی، بر اساس محتوای آن ها و بدون استفاده از اطلاعات متنی و برچسب ها می باشند. مفاهیم بصری تصاویر، ویژگی های سطح پائین استخراج شده از آن ها مانند رنگ و بافت و شکل و لبه می باشند و تصاویر، با استفاده از این ویژگی ها، توسط بردارهایی در فضای ویژگی، بازنمایی می شوند [۴]. دو عامل تاثیر گذار در کارایی سیستم های تطابق و بازیابی تصویر عبارتند از: الف) ویژگی های استخراج شده از تصاویر و ب) معیاری برای تعیین میزان شباهت بین بردار ویژگی تصویری پرس وجو و تصاویر پایگاه داده [۵]. استفاده از توصیفگر متناسب با نوع کاربرد، بحث مهمی در سیستم های تطابق و بازیابی تصویر می باشد [۶]. در بحث تعیین میزان شباهت بین بردارهای ویژگی، سیستم های موجود، اغلب از معادله های آماری برای محاسبه فاصله ی بین بردارهای ویژگی استخراج شده از تصاویر در فضای ویژگی استفاده می کنند [۸، ۲]. هنگام کار با تصاویر هوایی، چالش هایی متفاوت با دیگر تصاویر، مطرح خواهد شد که تنها با شناخت این چالش ها امکان ارائه یک الگوریتم با دقت و سرعت بالا میسر خواهد بود. این چالش ها عبارتند از: الف)

در ادامه، در بخش ۲، تعدادی از تحقیقات پیشین در زمینه دسته‌بندی و بازیابی تصاویر ارائه می‌شود. همچنین در بخش ۳، روش پیشنهادی مقاله، در بخش ۴، نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی و در بخش ۵، پیشنهادهایی به منظور ادامه کار این مقاله ارائه می‌شود.

۲- تحقیقات پیشین

در مقاله [۱۳]، با الهام از روش Bag of Words که به منظور کدگذاری متون استفاده می‌شده است، روشی با نام BoVW^۱ به منظور کدگذاری تصاویر معرفی شده است. بردار حاصل از کدگذاری ویژگی‌های تصویر در روش BoVW، خروجی حاصل از محاسبه هیستوگرام بردارهای ویژگی تصاویر در لغتنامه بصری^۲ می‌باشد. با وجود سادگی عملیات و پیچیدگی زمانی و مکانی مناسب متناسب با کاربرد در روش BoVW، عدم بهره‌گیری از اطلاعات مکانی بردارهای ویژگی و خلوت بودن بردارهای کدگذاری شده، دو عیب اساسی این روش کدگذاری هستند. در مقاله [۱۴]، روش کدگذاری SPM^۳ معرفی شده است که مهم‌ترین مشخصه آن، استفاده از اطلاعات مکانی بردارهای ویژگی می‌باشد. SPM با جای‌گذاری یک دنباله از گریدهای بزرگ تا کوچک بر روی فضای ویژگی و سپس محاسبه مجموعه وزن تعداد تطابق‌هایی که در هر سطح اتفاق می‌افتد، عمل می‌کند. در هر سطح، دو نقطه بر هم منطبق هستند اگر هر دو در یک سلول مشابه از گرید قرار بگیرند. با این‌که بردارهای تولیدشده در روش کدگذاری SPM، از اطلاعات مکانی بردارهای ویژگی به خوبی بهره برده‌اند، هنوز هم این بردارها از نوع خلوت هستند. در مقالات [۱۵، ۱۶] با ارائه روش‌های کدگذاری با نام LLC^۴ و SC-SPM^۵، سعی در کدگذاری بردارهای ویژگی با کمترین میزان خلوتی دارند. با وجودی که کاهش خلوتی بردار کدگذاری شده باعث بالارفتن کارایی می‌شود، از جایی به بعد، کارایی نهایی کاهش خواهد یافت [۱۷]. در مقاله [۱۰] بیان شده است که مهم‌ترین ویژگی برای یافتن تطابق بین تصاویر هوایی، توپولوژی آن‌ها می‌باشد. روش پیشنهادی این مقاله، تقسیم هر تصویر به یکسری نواحی غیرقابل تجزیه با استفاده از الگوریتم SLIC و استفاده از ارتباطات میان این نواحی به عنوان توپولوژی تصویر می‌باشد. در نهایت، از توپولوژی بدست‌آمده از تصاویر، در دسته‌بندی و بازیابی آن‌ها، استفاده می‌شود. در مقاله [۱۲] با این

ایده که "ویژگی‌های تصاویر هوایی، ادغامی از اطلاعات بافت و محتوا می‌باشند"، دو توصیفگر MROGH برای توصیف بافت و SRP^۶ برای توصیف محتوای تصویر، معرفی کرده و با ترکیب آن‌ها، سعی در بهبود بازیابی تصاویر هوایی دارد. مقاله [۵] نیز در رویکردی مشابه، از توصیفگرهای DBPSP^۷ برای توصیف بافت و CCM^۸ برای توصیف محتوای تصاویر استفاده کرده است. در مقاله [۳]، از روش Cross-Correlation به منظور نگاشت بردارهای ویژگی از دو فضای ویژگی مختلف به یک زیرفضای مشترک، استفاده کرده است. سپس با محاسبه فاصله میان بردارهای نگاشت‌شده، میزان شباهت آن‌ها تعیین می‌شود.

۳- الگوریتم پیشنهادی

روند کلی الگوریتم حاضر به این صورت خواهد بود که ابتدا به کمک الگوریتم‌های دسته‌بندی تصاویر، کل تصاویر موجود در پایگاه داده به چند دسته مجزا تقسیم می‌شوند. در مرحله بعد، به منظور تطابق و بازیابی تصاویر مرتبط با تصویر ورودی، یک الگوریتم بازیابی مبتنی بر محتوا پیشنهاد شده است. بازیابی تصویر، در بین تصاویر کلاس تشخیص داده‌شده، انجام می‌گیرد. نمودار روند اجرای الگوریتم پیشنهادی، در شکل ۲ نمایش داده شده است. با این نگرش، الگوریتم پیشنهادی به دو مرحله تقسیم می‌شود: الف) دسته‌بندی و آموزش تصاویر پایگاه داده و ب) تشخیص دسته‌بندی تصویر ورودی و بازیابی تصاویر مرتبط با آن.

۳-۱- دسته‌بندی و آموزش تصاویر پایگاه داده

منظور از دسته‌بندی تصاویر، قرار دادن تصاویر مرتبط با هم در دسته‌های مجزا می‌باشد به طوری که تصاویر هر دسته، بیشترین شباهت را با یکدیگر داشته باشند. نکته مهم دیگر در این زمینه این است که هر تصویر، فقط در یک دسته قرار می‌گیرد. عملیات دسته‌بندی و آموزش تصاویر پایگاه داده در چهار گام به شرح زیر، انجام می‌شود.

۳-۱-۱- استخراج ویژگی از تصاویر پایگاه داده

با توجه به عملکرد مناسب توصیفگر SIFT^۹ در تعیین نقاط مهم تصویر و توصیف آن‌ها، در این مقاله از همین توصیفگر استفاده می‌شود. با فرض این‌که $I_1(x, y)$ ، یک تصویر از پایگاه داده باشد،

^۶ Sparse Random Projection

^۷ Difference Between Pixels of Scan Patterns

^۸ Color Co-occurrence Matrix

^۹ Scale Invariant Feature Transform

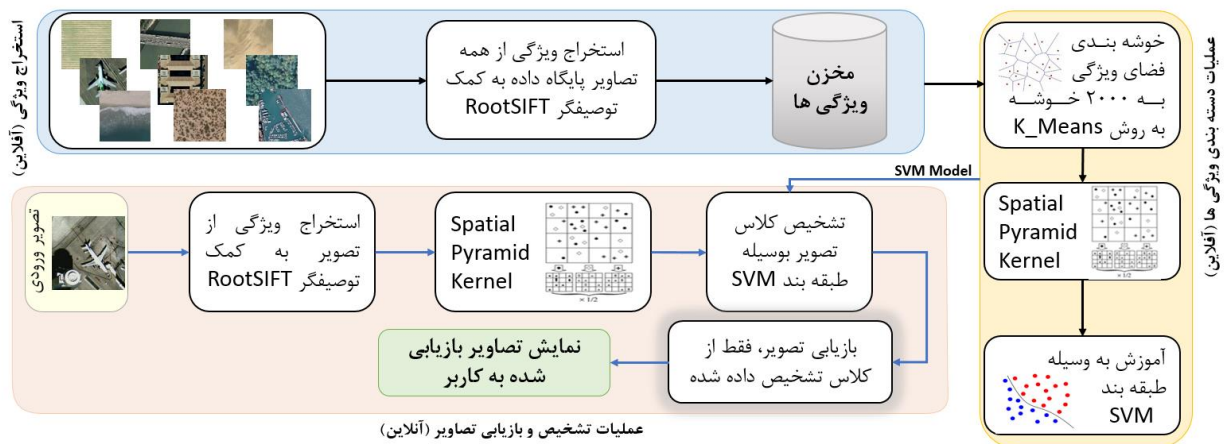
^۱ Bag of Visual Words

^۲ Visual Vocabulary

^۳ Spatial Pyramid Matching

^۴ Locality-constrained Linear Coding

^۵ Sparse Coding Spatial Pyramid Matching



شکل ۲: نمودار روند اجرای الگوریتم پیشنهادی

صحنه‌های گوناگون و حجم بالای اطلاعات در تصاویر هوایی، استفاده از اطلاعات مکانی را در کدگذاری بردارهای ویژگی آن‌ها ضروری می‌کند.

۳-۱-۴ - استفاده از طبقه‌بند SVM

تا این‌جا برای همه تصاویر پایگاه‌داده، بردار کدگذاری شده B استخراج شدند به طوری که $B \in \mathbb{R}^{k \times c}$ می‌باشد و c ، تعداد کل تصاویر پایگاه داده و k ، تعداد خوشه‌های الگوریتم خوشه‌بندی می‌باشند. بردار دیگری به نام T به طول c ساخته می‌شود که در هر اندیس آن، نام یا شماره دسته‌بندی تصویری که بردار موردنظر متعلق به آن است، قرار می‌گیرد. در نهایت، دو بردار B و T به عنوان ورودی یک طبقه‌بند SVM چندگانه یا یکی در مقابل همه 10 استفاده می‌شود.

۳-۲ - بازیابی تصاویر مرتبط با تصویر پرس‌وجو

این مرحله به صورت آنلاین و در زمان اجرا انجام می‌گیرد. ورودی سیستم بازیابی تصویر در این مرحله، یک تصویر به عنوان پرس‌وجو می‌باشد و هدف نهایی نیز یافتن تعداد N تصویر مشابه با تصویر پرس‌وجو می‌باشد به طوری که بیشترین نزدیکی را با ویژگی‌ها و جزئیات آن داشته باشند. عملیات بازیابی تصویر ارائه شده در این مقاله به سه مرحله به شرح زیر، تقسیم می‌شود.

۳-۲-۱ - استخراج ویژگی از تصویر ورودی

همانند روند استخراج ویژگی مرحله ۳-۱-۱، با استفاده از توصیفگر RootSIFT، ویژگی‌های نقاط مهم تصویر ورودی، استخراج می‌شود. در صورتی که $T(x, y)$ ، تصویر پرس‌وجو باشد، بردار ویژگی $Q_{I_1} = [q_1, q_2, q_3, \dots, q_n]$ ، بردار حاصل از اعمال

آن‌گاه بردار ویژگی ایجاد شده توسط توصیفگر SIFT برای آن به صورت $M_{I_1} = [m_1, m_2, m_3, \dots, m_n]$ می‌باشد که $m_i \in \mathbb{R}^{128}$ و n ، تعداد نقاط ویژگی یافته شده در تصویر $I_1(x, y)$ می‌باشد. به منظور بالا بردن کارایی نهایی، در این مرحله هر کدام از بردارهای ویژگی $m_i \in M$ ، نرمال می‌شوند، یعنی $\|m_i\|_2 = 1$. پس از نرمال‌سازی بردار ویژگی $m_i \in M$ ، ریشه دوم هر کدام از عناصر آن محاسبه می‌شود. از این مرحله به بعد، نام توصیفگر استخراج‌شده از تصاویر به RootSIFT تغییر پیدا می‌کند. در نهایت، از تمام تصاویر پایگاه داده، بردار ویژگی M به صورت جداگانه محاسبه می‌شود.

۳-۱-۲ - ساخت لغتنامه بصری

با فرض این که $W = [M_{I_1}, M_{I_2}, \dots, M_{I_c}]$ باشد و c ، تعداد کل تصاویر پایگاه داده از همه کلاس‌های مجزا باشد، فضای ویژگی بزرگ W به وجود می‌آید به طوری که $W \in \mathbb{R}^{c \times 128}$. به کمک الگوریتم خوشه‌بندی K-Means، تعداد k خوشه در فضای ویژگی W بدست می‌آید. با ادغام همه مراکز ثقل بدست آمده از الگوریتم خوشه‌بندی با یکدیگر، لغتنامه بصری V ساخته می‌شود. در این مقاله، مقدار $k=2000$ بهترین مقدار خوشه‌بندی می‌باشد.

۳-۱-۳ - کدگذاری بردارهای ویژگی تصاویر

در این مرحله سعی می‌شود هر کدام از تصاویر موجود در پایگاه داده که با بردار ویژگی M_{I_j} نشان داده شده است، به صورتی کدگذاری شوند که در قالب یک بردار واحد، قابل ارائه باشند. در این مقاله از الگوریتم کدگذاری SPM ارائه شده در مقاله [۱۴] استفاده شده است. دلیل اصلی استفاده از SPM، بهره‌گیری از اطلاعات مکانی بردارهای ویژگی می‌باشد. وجود اشیاء و

توصیفگر RootSIFT می‌باشد بطوری که $q_i \in \mathbb{R}^{128}$ و n ، تعداد نقاط ویژگی یافته شده در تصویر $T(x, y)$ می‌باشد.

جدول ۱: روش‌های استفاده شده در مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی

توصیفگر	لغتنامه بصری	کدگذاری	آموزش	معیار تعیین شباهت
RootSIFT	K-Means (k=۲۰۰۰)	در SPM سه سطح	One Vs. All SVM	ضریب Bhattacharyya با روش INN

۳-۲-۲- تعیین کلاس مربوط به تصویر ورودی

در مقالات و روش‌های معمول بازیابی تصویر، جستجو و بازیابی، در میان کل تصاویر پایگاه داده انجام می‌گیرد یا با کاهش بُعد فضای ویژگی، سعی در بهبود عملیات بازیابی دارند. این کار، علاوه بر ایجاد پیچیدگی محاسباتی و فضایی بیشتر، در تصاویر با تفکیک پذیری بالا، کاهش دقت را در پی دارد. در واقع ایده اصلی این مقاله، ترکیب عملیات دسته‌بندی تصویر و بازیابی تصویر با هدف افزایش دقت و کاهش زمان عملیات بازیابی می‌باشد. به این منظور، به جای جستجو و بازیابی اطلاعات از میان همه تصاویر، کلاس مربوط به آن، با استفاده از طبقه‌بند SVM چندگانه تشخیص داده می‌شود. سپس ادامه عملیات، در میان تصاویر همان کلاس انجام می‌گیرد.

۴- آزمایش‌ها

پایگاه داده مورد استفاده در آزمایش‌های این مقاله، پایگاه داده UC-Merced^{۱۱} می‌باشد که دارای ۲۱ کلاس مختلف از تصاویر هوایی می‌باشد. این پایگاه داده، در شکل ۳، نشان داده شده است.



شکل ۳- پایگاه داده تصاویر هوایی UC-Merced

آزمایش‌ها در این بخش، در دو بخش الف) محاسبه نمودار Precision & Recall و ب) مقایسه دقت کلاس به کلاس و میانگین دقت الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های مشابه انجام می‌گیرد.

۴-۱- آزمایش اول: نمودار PRECISION & RECALL

این آزمایش به دو صورت انجام می‌گیرد. در آزمایش اول، تطابق و بازیابی تصویر در میان همه تصاویر پایگاه داده انجام می‌گیرد. در آزمایش دوم، تطابق و بازیابی تصویر، از میان تصاویر کلاس مربوط

۳-۲-۳- تعیین میزان تطابق بین بردارهای ویژگی

طبق مقالات [۲۴، ۲۵]، توصیفگر SIFT در فضای Bhattacharyya کارایی بهتری نسبت به فضای اقلیدسی دارد. به دلیل استفاده از توصیفگر RootSIFT و استفاده از فضای ویژگی Bhattacharyya، تعیین میزان فاصله بین بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو با تصاویر پایگاه داده از طریق محاسبه ضریب Bhattacharyya انجام می‌گیرد. ضریب Bhattacharyya بین دو بردار ویژگی برابر با مجموع همپوشانی‌های تمام عناصر آن‌ها با یکدیگر می‌باشد. اگر q ، تصویر پرس‌وجو باشد و $p \in P$ ، بردار ویژگی یکی از تصاویر کلاس تشخیص داده در مرحله ۳-۲-۲- باشد، ضریب Bhattacharyya آن‌ها از طریق (۱)، محاسبه می‌شود:

$$BC(p, q) = \sum_{i=1}^n \sqrt{p_i q_i} \quad (1)$$

که در آن، p و q دو توزیع آماری می‌باشند که به n بخش تقسیم می‌شوند و p_i و q_i ، مقدار حجم توزیع‌های p و q در i -مین بخش می‌باشند. در نهایت، N تصویری که ضریب Bhattacharyya آن‌ها با تصویر پرس‌وجو بیشتر باشد، بازیابی می‌شوند.

در جدول ۱، روش‌های استفاده شده در هر کدام از مراحل مختلف الگوریتم پیشنهادی، مشخص شده است.

است. با دقت در تصاویر مختلف از این کلاس‌ها مشخص می‌شود ویژگی‌های این تصاویر، بیشتر از نوع بافت می‌باشد. کلاس‌هایی مانند هواپیما و مخزن، در نقطه مقابل قرار دارند، یعنی با تشخیص یک شیء در آن‌ها، امکان تعیین کلاس و بازیابی آن‌ها وجود دارد. از آنجایی که توصیفگر RootSIFT استفاده شده در الگوریتم پیشنهادی، اطلاعات بافت را به خوبی استخراج می‌کند، طبیعی است که بر روی تصاویر دارای ویژگی بافت کارایی بالاتری داشته باشد.

جدول ۲: مقایسه کلاس به کلاس الگوریتم پیشنهادی

مقاله [۶]	مقاله [۷]	CB-AIR	
۰,۹۵	۰,۹	<u>۱</u>	زمین کشاورزی
<u>۰,۹۲</u>	۰,۸۸	۰,۷۲	هواپیما
۰,۸	۰,۸۲	<u>۰,۹۲</u>	زمین بیسبال
۰,۹۸	۰,۹۸	<u>۱</u>	ساحل
۰,۶۸	۰,۶۱	<u>۰,۸۸</u>	ساختمان
۰,۹۵	۰,۹۸	<u>۱</u>	درخت بلوط
۰,۷۲	۰,۷۹	<u>۰,۹۲</u>	مسکونی متراکم
۰,۹۸	۰,۹۱	<u>۱</u>	جنگل
۰,۷۸	۰,۸۱	<u>۰,۹۶</u>	آزادراه
۰,۸۷	<u>۰,۹</u>	۰,۸۴	زمین گلف
<u>۱</u>	۰,۹۸	<u>۱</u>	بندرگاه
۰,۷۸	۰,۷۱	<u>۰,۸۴</u>	تقاطع
۰,۷۷	<u>۰,۸۸</u>	<u>۰,۸۸</u>	مسکونی معمولی
۰,۸۷	۰,۹	<u>۰,۹۲</u>	کانکس
۰,۸	۰,۸۵	<u>۰,۸۸</u>	روگذر
۰,۹۹	۰,۸۷	<u>۱</u>	پارکینگ
۰,۸۵	۰,۸۲	<u>۰,۸۸</u>	رودخانه
<u>۰,۹۸</u>	۰,۹۶	۰,۹۶	جاده
۰,۷۸	۰,۷۸	<u>۰,۸۸</u>	مسکونی پراکنده
۰,۶۵	۰,۷۵	<u>۰,۸</u>	مخزن
۰,۸۷	۰,۷۵	<u>۰,۸۸</u>	زمین تنیس
۰,۸۶	۰,۸۵	<u>۰,۹۱</u>	میانگین

۵- نتیجه‌گیری

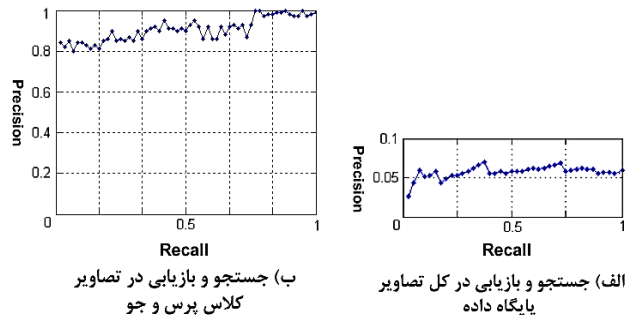
در این مقاله، رویکرد جدیدی در زمینه بازیابی تصاویر با مقیاس بالا مانند تصاویر هوایی ارائه شد. مسلماً بازیابی تصاویر مشابه با تصویر پرس‌وجو در کل پایگاه‌داده، از لحاظ دقت و سرعت، نتیجه مطلوبی نخواهد داشت. اگر فضای جستجو محدود شود، در کنار افزایش سرعت، دقت عملیات نیز بهبود قابل توجهی خواهد داشت.

به تصویر پرس‌وجو انجام می‌گیرد. مقادیر Precision و Recall، به این شکل محاسبه می‌شوند.

$$Precision = \frac{\text{تعداد تصاویر صحیح بازیابی شده}}{\text{تعداد تصاویر غلط بازیابی شده} + \text{تعداد تصاویر صحیح بازیابی شده}} \quad (۲)$$

$$Recall = \frac{\text{تعداد تصاویر صحیح بازیابی شده}}{\text{تعداد کل تصاویر صحیحی که باید بازیابی بشوند}} \quad (۳)$$

در نمودار ۱، مقادیر Precision و Recall، به صورت نمودار صعودی نزولی نمایش داده شده است که در آن، هر چه مقدار نمودار در محور Precision به عدد ۱ نزدیکتر باشد، دقت بازیابی تصویر نیز بیشتر می‌باشد. قسمت الف از نمودار ۱ نشان می‌دهد جستجو و بازیابی تصاویر در کل پایگاه‌داده، دارای دقت و کارایی پایینی می‌باشد. قسمت ب از نمودار ۱ نشان می‌دهد در حالتی که ابتدا کلاس مربوط به تصویر پرس‌وجو به کمک الگوریتم‌های دسته‌بندی تصویر، شناسایی شود و تطابق و بازیابی تصویر، در همان کلاس انجام شود، دقت تصاویر بازیابی‌شده، در سطح قابل قبولی انجام می‌گیرد.



نمودار ۱- نمودار صعودی نزولی Precision & Recall

۴-۲- آزمایش دوم: مقایسه کلاس به کلاس و میانگین دقت الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های مشابه

با توجه به شکل ۳، پایگاه‌داده UC-Merced دارای ۲۱ کلاس مختلف از تصاویر هوایی می‌باشد. جدول ۲، مقایسه کلاس به کلاس الگوریتم پیشنهادی با نام CB-AIR^{۱۲}، با الگوریتم‌های مقالات [۶] و [۷] می‌باشد. نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی در بیشتر موارد، از لحاظ دقت، کارایی بهتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها داشته است. همچنین الگوریتم پیشنهادی در کلاس‌های زمین کشاورزی، ساحل، جنگل، بندرگاه و پارکینگ، عملیات دسته‌بندی و بازیابی تصاویر را با دقت ۱۰۰ درصد انجام داده است. همچنین دقت در کلاس‌های دیگری نظیر زمین بیسبال، مسکونی متراکم، آزادراه، کانکس و جاده نیز بالای ۹۰ درصد بوده

Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on, 2009, pp. 1794-1801.

- [16] J. Wang, J. Yang, K. Yu, F. Lv, T. Huang, and Y. Gong, "Locality-constrained linear coding for image classification," in Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on, 2010, pp. 3360-3367.
- [17] A. M. Cheryadat, "Unsupervised feature learning for aerial scene classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 52, pp. 439-451, 2014.

این مورد در پایگاه‌داده‌هایی با اطلاعات زیاد، مانند تصاویر هوایی، بیشتر نمود خواهد داشت. نتایج حاصل از اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پایگاه‌داده‌های مختلف نشان می‌دهد سرعت اجرای عملیات و دقت تصاویر بازیابی‌شده در حد مطلوبی قرار دارد. با این حال به دلیل استفاده از توصیفگر RootSIFT، دقت بازیابی در تصاویری که ویژگی بافت در آن‌ها کمتر وجود داشته باشد، در حد انتظار نمی‌باشد. یک راهکار عملی به منظور افزایش دقت در بازیابی این‌گونه تصاویر، ترکیب توصیفگر RootSIFT با یک توصیفگر با قابلیت استخراج ویژگی محتوای تصاویر می‌باشد. توصیفگر محلی ^{۱۳}SRP و ^{۱۴}CCM، دو نمونه از توصیفگرهای استخراج ویژگی محتوا می‌باشند. راهکار دیگر، ترکیب توصیفگر RootSIFT با توصیفگرهای سراسری نظیر ^{۱۵}CHD می‌باشد.

مراجع

- [1] D. Zhang and W. S. Lee, "Question classification using support vector machines," in Proceedings of the 26th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in informaion retrieval, 2003, pp. 26-32.
- [2] Y. Xia, L. Zhang, and S. Tang, "Large-Scale Aerial Image Categorization by Multi-Task Discriminative Topologies Discovery," in Proceedings of the First International Workshop on Internet-Scale Multimedia Management, 2014, pp. 53-58.
- [3] N. Rasiwasia, J. Costa Pereira, E. Coviello, G. Doyle, G. R. Lanckriet, R. Levy, et al., "A new approach to cross-modal multimedia retrieval," in Proceedings of the international conference on Multimedia, 2010, pp. 251-260.
- [4] D. Giveki, A. Soltanshahi, F. Shiri, and H. Tarrah, "A New Content Based Image Retrieval Model Based on Wavelet Transform," *Journal of Computer and Communications*, vol. 3, pp. 66-73, 2015.
- [5] M. ElAlami, "A new matching strategy for content based image retrieval system," *Applied Soft Computing*, vol. 14, pp. 407-418, 2014.
- [6] W. Huang, L. Wu, Y. Wei, and H. Song, "Order based feature description for high-resolution aerial image classification," *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 125, pp. 7239-7243, 2014.
- [7] V. Risojević and Z. Babić, "Aerial image classification using structural texture similarity," in Signal Processing and Information Technology (ISSPIT), 2011 IEEE International Symposium on, 2011, pp. 190-195.
- [8] L. Zhang, M. Song, L. Sun, X. Liu, Y. Wang, D. Tao, et al., "Spatial graphlet matching kernel for recognizing aerial image categories," in Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on, 2012, pp. 2813-2816.
- [9] L. T. Johnson, R. B. Taylor, and J. H. Ratcliffe, "Need drugs, will travel?: The distances to crime of illegal drug buyers," *Journal of Criminal Justice*, vol. 41, pp. 178-187, 2013.
- [10] E. Aptoula, "Remote sensing image retrieval with global morphological texture descriptors," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 52, pp. 3023-3034, 2014.
- [11] D. C. Mason, L. Giustarini, J. Garcia-Pintado, and H. L. Cloke, "Detection of flooded urban areas in high resolution Synthetic Aperture Radar images using double scattering," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 28, pp. 150-159, 2014.
- [12] R. Niclos, J. Valiente, M. J. Barbera, and V. Caselles, "Land surface air temperature retrieval from EOS-MODIS images," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 11, pp. 1380-1384, 2014.
- [13] G. Csurka, C. Dance, L. Fan, J. Willamowski, and C. Bray, "Visual categorization with bags of keypoints," in Workshop on statistical learning in computer vision, ECCV, 2004, pp. 1-2.
- [14] S. Lazebnik, C. Schmid, and J. Ponce, "Beyond bags of features: Spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories," in Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on, 2006, pp. 2169-2178.
- [15] J. Yang, K. Yu, Y. Gong, and T. Huang, "Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification," in Computer