بازیابی تعاملی تصاویر طبیعت با بهره گیری از یادگیری چند نمونه ای

محمد رضا کیوان پور[1] نصراله مقدم چرکری[2]

۱- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه الزهرا (س)، تهران، ایران
mrkayvan@yahoo.com
۲- استادیار دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
moghadam@modares.ac.ir

چکیده: بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا از رویکردهای مهم مطرح در حوزه بازیابی تصویر در سال های گذشته است. مهمترین چالش فراروی این رویکرد عبارت است از وجود فاصله معنایی میان ویژگی های بصری سطح پایین و معانی سطح بالا موجود در تصاویر. بازیابی مبتنی بر ناحیه و یادگیری از کاربر در چرخه بازیابی تصویر، به عنوان دو نمونه از مهمترین روش های ارائه شده برای کاهش فاصله معنایی به شمار می روند. یادگیری چند نمونه ای از جمله رویکردهای جدید مطرح در حوزه یادگیری ماشین است که بستر مناسبی برای بهره گیری همزمان از دو روش پیش گفته برای کاهش فاصله معنایی فراهم می آورد. بر این اساس در این پژوهش یک روش بازیابی تصویر مبتنی بر یادگیری چند نمونه ای ارائه می شود. روش پیشنهادی در حوزه نمایش و بازیابی تصاویر طبیعت پیاده سازی شده و بر روی یک پایگاه داده تصویری مشتمل بر ۳۰۰۰ تصویر مستخرج از مجموعه COREL آزمون شده است. نتایج بدست آمده دقت قابل قبولی را برای روش پیشنهادی نشان می دهد.

کلمات کلیدی: **بازیابی تصویر، یادگیری چند نمونه ای، بازخورد ارتباط، فاصله معنایی، پایگاه داده تصویری**

تاریخ ارسال مقاله: ۸۶/۵/۲۳
تاریخ پذیرش مقاله: ۸۸/۲/۱۶
نام نویسنده‌ی مسئول: محمدرضا کیوان‌پور
نشانی نویسنده‌ی مسئول: دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه الزهرا (س)، تهران، ایران

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

۱- مقدمه

بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا[1]از جمله رویکردهای مطرح در حوزه بازیابی تصویر در طی سال های گذشته است[۱]، [۲]. در این رویکرد فرایند شاخص گذاری و بازیابی تصاویر بر اساس ویژگی های بصری[2] سطح پایین نظیر رنگ و بافت انجام می شود. مهم ترین مزیت این رویکرد قابلیت استخراج بردارهای ویژگی تصاویر بصورت خودکار می باشد[۳]،[۴]. با این وجود بازیابی مبتنی بر محتوا با چالشی مهم مواجه است. این چالش عبارت است از وجود فاصله معنایی[3] میان ویژگی های بصری سطح پایین و معانی سطح بالا موجود در تصاویر[۵]،[۶]. بخش قابل توجهی از تحقیقات صورت گرفته در حوزه بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا ، در جهت کاهش این فاصله معنایی بوده است. اما این مساله همچنان به عنوان یک موضوع پژوهشی مهم مورد توجه محققین است[۷]،[۸]،[۹]،[۱۰].

بازیابی مبتنی بر ناحیه[4][۸] و یادگیری از کاربر در چرخه بازیابی تصویر[۱۱] به عنوان دو نمونه از مهمترین روش های ارائه شده برای کاهش فاصله معنایی به شمار می روند. در روش بازیابی بر اساس ناحیه با استفاده از روش های تقطیع تصویر[5]، نواحی اصلی موجود در تصاویر شناسایی می شود و بازیابی بر اساس این نواحی انجام می گیرد[۱۲]،[۱۳]، [۴۵].

یادگیری از کاربر در چرخه بازیابی تصویر، دیگر روش مهم مطرح جهت کاهش فاصله معنایی و افزایش دقت بازیابی محسوب می شود[۱۴]،[۱۵]، [۴۶]. در این روش کاربر با ارائه بازخوردهای ارتباط[6] طی جلسات مختلف بازیابی، نظرات خود را در مورد مطلوبیت معنایی تصاویر بازیابی شده توسط سیستم اعلام می کند. سپس سیستم با استفاده و یادگیری از این بازخوردها، ضمن شناسایی مفهوم مورد نظر کاربر، دقت خود را افزایش می دهد. بنابراین بازیابی تصویر بر اساس بازخورد ارتباط را می توان به عنوان یک مساله یادگیری تلقی کرد[۱۵]. به این ترتیب روش مذکور زمینه مناسبی برای بهره گیری از روش های یادگیری ماشین[7]در حوزه بازیابی تصویر فراهم می آورد[۱۶]،[۱۷]،[۱۸].

یادگیری چند نمونه ای[8]از جمله رویکردهای جدید مطرح در حوزه یادگیری ماشین است که بستر مناسبی برای استفاده همزمان از دو روش پیش گفته برای کاهش فاصله معنایی فراهم می آورد[۱۹]،[۲۰].در یادگیری چند نمونه ای مجموعه آموزشی[9] مشتمل بر تعداد زیادی بسته[10]است . هر بسته می تواند شامل تعداد متفاوتی از نمونه ها باشد و هر نمونه توسط یک بردار ویژگی نمایش داده می شود.

در این مقاله یک روش بازیابی تصویر مبتنی بر یادگیری چند نمونه ای ارائه می شود. روش پیشنهادی مشتمل بر سه مؤلفه اصلی است: واحد تبدیل، واحد یادگیرنده و واحد بازیابی. استقلال نسبی این سه مؤلفه انعطاف مناسبی را در مدل پیشنهادی بوجود می آورد به گونه ای که امکان بازطراحی آنها و بکارگیری روش های جدید در هریک از این مؤلفه ها وجود دارد.

در مدل پیشنهادی ابتدا در واحد تبدیل تصاویر پایگاه داده به بسته های آموزشی مورد نیاز در یادگیری چند نمونه ای تبدیل می شوند. در واحد یادگیرنده عملیات یادگیری از کاربر، بر اساس بازخوردهای دریافتی از او، در چارچوب یادگیری چند نمونه ای انجام می شود. برای انجام یادگیری چند نمونه ای در مدل پیشنهادی از روشی منعطف استفاده شده که قادر است با بهره گیری از تعداد کمی مثال های آموزشی[11]مفهوم مورد نظر کاربر را شناسایی نموده و در قالب یک ابرمکعب[12] در فضای ویژگی نمایش دهد. در این روش ابعاد فضای ویژگی بر اساس بازخوردهای دریافتی از کاربر وزن دهی می شوند. این وزن دهی به همراه ابرمکعب پیش گفته در تشخیص شباهت میان تصاویر پایگاه داده و تصویر مورد نظر کاربر[13]و رتبه بندی تصاویر پایگاه داده مورد استفاده قرار می گیرد.

مدل پیشنهادی در واحد بازیابی برای انجام رتبه بندی تصاویر پایگاه داده از یک الگوریتم دو مرحله ای بهره می برد. این الگوریتم در مرحله اول کلیه تصاویر پایگاه داده را به دو گروه اصلی افراز می نماید و پس از انجام این رتبه بندی بین گروهی در مرحله دوم با انجام نوعی رتبه بندی درون گروهی با دقت مناسبی تصاویر پایگاه داده را رتبه بندی می نماید. در روش پیشنهادی برای شاخص گذاری تصاویر از ترکیب دو ویژگی رنگ و روابط مکانی[14]نواحی داخل تصویر استفاده شده است. ساختار داخلی سه مؤلفه مدل پیشنهادی در این مقاله برای بکارگیری درحوزه های کاربردی که نیازمند بازیابی تصویر با تاکید برساختار کلی و پس زمینه[15]تصویر می باشند، نظیر دسته بندی[16] بازیابی صحنه ها[17]مناسب است. هرچند با بازنگری در ساختار داخلی سه مؤلفه این مدل می توان از آن در سایر حوزه های کاربردی نیز استفاده کرد. در این مقاله از روش پیشنهادی برای نمایش و بازیابی تصاویر طبیعت استفاده شده است. نتایج بدست آمده دقت قابل قبولی را برای این روش نشان می دهد.

این مقاله در شش بخش تدوین شده است. در بخش دوم پیشینه تحقیق ارائه می شود. بخش سوم در بر گیرنده تعریف مساله یادگیری چند نمونه ای و رابطه آن با حوزه بازیابی تصویر است. در بخش چهارم روش پیشنهادی برای بازیابی تعاملی تصویر با بهره گیری از یادگیری چند نمونه ای معرفی می شود. نتایج حاصل از پیاده سازی و آزمون این روش در بخش پنجم ارائه می شود. نتیجه گیری و توسعه های آتی این تحقیق در بخش ششم معرفی می شود.

۲- پیشینه تحقیق

مساله یادگیری چند نمونه ای نخستین بار توسط Dietterich و همکارانش در حوزه داروسازی معرفی و استفاده شد[۲۱]. انطباق قابلیت های یادگیری چند نمونه ای با نیازهای حوزه بازیابی تصویر موجب جلب توجه محققین این حوزه و انجام تلاش های گسترده

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

برای استفاده از یادگیری چند نمونه ای در حوزه بازیابی تصویر شد. در ادامه این بخش مهمترین روش های بازیابی تصویر مبتنی بر یادگیری چند نمونه ای مورد بررسی قرار می گیرد.

Maron و همکارانش علاوه بر معرفی روش[۱۸]DD برای حل مساله یادگیری چند نمونه ای از این روش برای دسته بندی و بازیابی تصاویر طبیعت استفاده کرده اند[۳۶]. درپژوهش مذکوراز روش SBN [۱۹]برای ناحیه بندی تصاویر و تولید بسته های[۲۰]مورد نیاز در یادگیری چند نمونه ای استفاده شده است. در این روش هر تصویر بصورت ایستا به ۹ ناحیه مشخص تقسیم می شود و از ترکیب دو ویژگی رنگ و روابط مکانی نواحی برای نمایش تصاویر استفاده شده است.

در[۲۳] نیز از روش یادگیری چند نمونه ای برای بازیابی تصویر استفاده شده است. در این روش ابتدا کلیه تصاویر به تصاویر سیاه و سفید تبدیل می شوند و سپس هر تصویر بصورت خودکار به بیست ناحیه مشخص با همپوشانی[۲۱]زیاد تقسیم می شود. هر یک از این نواحی به عنوان نمونه های تشکیل دهنده یک بسته آموزشی در یادگیری چند نمونه ای مورد استفاده قرار می گیرد. در این روش ضمن اعمال تغییراتی در روش DD از آن برای انجام یادگیری چند نمونه ای استفاده شده است.

در تحقیقی دیگر ضمن توسعه روش Maron ، سعی شده است تا با استفاده از روش EM-DD [۲۴][۲۲] برای انجام یادگیری چند نمونه ای و بهره گیری از روش های مختلف پردازش تصویر، نظیر تبدیل موجک[۲۳] ، دقت بازیابی افزایش داده شود[۲۵]. در تحقیق مذکور از روشی پویا برای ناحیه بندی تصاویر و تبدیل آنها به بسته های آموزشی استفاده شده است. همچنین برای نمایش تصاویر در این روش از ترکیب دو ویژگی رنگ و بافت بهره گیری شده است.

Chen و همکارش در [۲۶] با استفاده از ترکیب روش های DD و ماشین بردار پشتیبان [۲۴]در قالب روش DD-SVM برای یادگیری چند نمونه ای، چارچوب مناسبی برای دسته بندی تصاویر در دسته های چندگانه و بازیابی معنایی آنها ارائه نموده اند. در[۲۷] علاوه بر معرفی روش MI-SVM برای حل مساله یادگیری چند نمونه ای از این روش برای بازیابی تصاویر استفاده شده است. در این مدل از ماشین بردار پشتیبان به عنوان رویکرد اصلی بهره گیری شده است. همچنین در این مدل از روش BlobWorld [۱۳] برای ناحیه بندی و نمایش تصاویر استفاده شده است. درروش BlobWorld برای ناحیه بندی تصاویر از خوشه بندی پیکسل های تصویر بر اساس ویژگی های رنگ و بافت استفاده شده است.

Zhang و گروهش نیز در [۲۸] روشی مبتنی بر یادگیری چند نمونه ای برای شناسایی و بازیابی تصاویری که در بیش از یک ناحیه با تصویر مورد نظر شباهت دارند ارائه کرده اند. در پژوهش مذکور یادگیری چند نمونه ای بر اساس مفهوم [۲۵]MSE انجام می گیرد. در این مدل برای پردازش بازخوردهای دریافتی از کاربر از یک شبکه عصبی سه لایه ای بهره گیری شده است. همچنین دراین تحقیق از روش WavSeg[۲۲]جهت ناحیه بندی خودکار تصاویر استفاده شده است.

Rahmani و همکارانش در [۱۹] از یادگیری چند نمونه ای برای دسته بندی و بازیابی تصاویر اشیاء مختلف استفاده کرده اند. این گروه یک بانک اطلاعاتی از تصاویر اشیاء مختلف در موقعیت های گوناگون را تدوین و آن را به عنوان یک محک[۲۶]برای ارزیابی کارایی روش خود ارائه نموده اند. این گروه برای ناحیه بندی تصاویر و تولید بسته های مورد نیاز در یادگیری چند نمونه ای از روش[۲۷]IHS استفاده کرده اند. علاوه بر این آنها برای انجام عملیات یادگیری چند نمونه ای از روش Ensemble-EMDD استفاده نموده اند که شکل توسعه یافته روش EMDD تلقی می شود.

در روش CkNN-ROI [۲۰] نیز از یادگیری چند نمونه ای برای بازیابی تصاویر طبیعت استفاده شده است. در تحقیق مذکور برای انجام یادگیری چند نمونه ای از روش Citation-kNN [۲۹] ، که مبتنی بر ایده نزدیک ترین همسایگی ها می باشد، استفاده شده است. همچنین در این تحقیق برای ناحیه بندی تصاویر و تبدیل آنها به بسته های آموزشی از روشی مشابه روش SBN در مدل Maron بهره گیری شده است. نتایج گزارش شده برای روش CkNN-ROI نشانگر کارایی مناسب این روش می باشد.

Zhou و همکارانش در [۳۰] یک مدل مبتنی بر یادگیری چند نمونه ای برای بازیابی تصاویر ارائه نموده اند. در این مدل برای انجام یادگیری چند نمونه ای از روش DD استفاده شده است. همچنین در مدل مذکور روشی بنام ImaBag جهت ناحیه بندی تصاویر و تولید بسته های آموزشی معرفی شده است. مطابق این روش پیکسل های موجود در هر تصویر با استفاده از یک شبکه عصبی[۲۸]SOM خوشه بندی می شوند و در نهایت بر اساس خوشه های تولید شده نواحی تصویر شناسایی می شود. علاوه بر تحقیقات فوق فعالیت های مشابه دیگری نیز در زمینه استفاده از یادگیری چند نمونه ای در سیستم های بازیابی تصویر توسط محققین صورت گرفته است و پژوهش در این زمینه همچنان ادامه دارد [۳۱]،[۳۲]،[۳۳]و[۳۴].

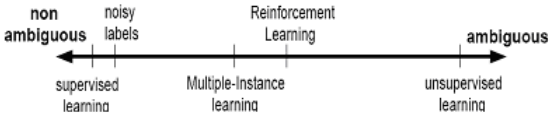
بررسی دقیق تر روش های پیش گفته دو عامل مهم را که موجب کاهش دقت بازیابی در اکثر این روش ها گردیده است نشان می دهد، این دو عامل عبارتند از : الف) نمایش مفهوم مورد نظر کاربر در قالب تک نقطه ایده آل در فضای ویژگی، در حالی که در بسیاری از موارد مفهوم مورد نظر کاربر معادل یک ناحیه خاص در فضای ویژگی است[۲۸]. ب) نیاز به مثال های آموزشی متعدد در ابتدای فرایند بازیابی، در حالی که در ابتدا فقط یک مثال آموزشی در قالب پرس و جوی[۲۹]کاربر موجود است[۱۹]. بر این اساس ارائه راهکار برای دو نارسایی مذکور یکی از مهم ترین چالش های پژوهشی مرتبط تلقی می شود[۲۰]،[۳۱]،[۳۴].

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

۳- یادگیری چند نمونه ای

یادگیری چند نمونه ای مدل کلی‌تر یادگیری با نظارت[۲] است که در آن مجموعه آموزشی[۱] مشتمل بر تعداد زیادی بسته[۲] است . هر بسته می تواند شامل تعداد متفاوتی از نمونه ها باشد و هر نمونه توسط یک بردار ویژگی نمایش داده می شود. بنابراین در این نوع یادگیری برخلاف یادگیری بانظارت هر نمونه برچسب مستقل ندارد بلکه برچسب در سطح بسته موجود است. مطابق رویکرد رایج در روش های ارائه شده برای یادگیری چند نمونه ای یک بسته دارای برچسب منفی است اگر هیچیک از نمونه های موجود در آن به مفهوم هدف[۳] مفهوم مورد نظر جهت یادگیری) مرتبط نباشد. همچنین یک بسته دارای برچسب مثبت است اگر حداقل یکی از نمونه های موجود در آن با مفهوم هدف مرتبط باشد[۲۲]. به این ترتیب امکان وجود نمونه های نامرتبط با مفهوم هدف حتی در بسته های مثبت وجود دارد. بنابراین چالش اساسی در مسأله یادگیری چند نمونه ای شناسایی نمونه های مطلوب در هریک از بسته های مثبت و تشخیص مفهومی است که توسط آنها توصیف می شود. هدف یادگیری چند نمونه ای کسب دانش در مورد مفهوم معرفی شده توسط بسته های برچسب زده شده است به گونه ای که با بهره گیری از این دانش بتوان بسته های جدید را بر اساس نمونه های موجود در آنها برچسب زد[۲۴].

جایگاه یادگیری چند نمونه ای نسبت به سایر روش های یادگیری از منظر میزان ابهام در مثال های آموزشی مورد استفاده ، بصورت شکل۱ قابل نمایش است. چنانکه در شکل ملاحظه می شود می توان یادگیری چند نمونه ای را نوعی یادگیری شبه نظارت شده[۳] تلقی کرد[۳۵] این امر از آنجا ناشی می شود که در این نوع یادگیری برچسب فقط در سطح بسته وجود دارد و در سطح نمونه برچسبی موجود نیست.

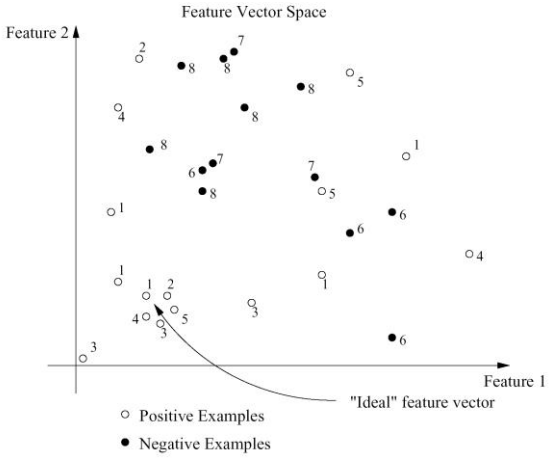


شکل(۱): جایگاه یادگیری چند نمونه ای نسبت به سایر روش های یادگیری [۴۷]

در یادگیری چند نمونه ای نحوه وابستگی برچسب هر بسته به نمونه های آن فرض پایه ای چند نمونه ای[۵] نامیده می شود. در مدل رایج یادگیری چند نمونه ای فرض پایه ای مذکور به صورت زیر مطرح می شود[۲۲]:

- یک بسته به عنوان بسته مثبت تلقی می شود اگر و فقط اگر حداقل یکی از نمونه های موجود درآن مثبت باشد.
- یک بسته به عنوان بسته منفی تلقی می شود اگر و فقط اگرکلیه نمونه های موجود در آن منفی باشند.

شکل۲ مثالی از پنج بسته مثبت (۱،۲،۳،۴،۵) و سه بسته منفی(۶،۷،۸) را به همراه نمونه های موجود در آنها و تک نقطه ایده آل در فضای دو بعدی نشان می دهد. در این شکل نقاط با شماره های مشابه معرف نمونه های موجود در هر بسته می باشند. چنانکه ملاحظه می شود تمامی بسته های مثبت (۱،۲،۳،۴،۵) حداقل یک نمونه نزدیک نقطه ایده آل در فضای ویژگی دارند. بر این اساس مساله یادگیری چند نمونه ای عبارت است از ایجاد فرضیه ای مانند h_b که وظیفه تعیین برچسب (مثبت یا منفی) یک بسته جدید را بر اساس نمونه های آن دارد. در *تعریف۱* مساله یادگیری چند نمونه ای بصورت رسمی معرفی گردیده است. همچنین فرض پایه ای مدل رایج یادگیری چند نمونه ای در *تعریف ۲* ارائه شده است.



شکل(۲): یادگیری چند نمونه ای در فضای ویژگی دو بعدی

تعریف ۱. *اگر I فضای نمونه ها، $B=2^I$ فضای بسته ها، $\Phi=\{T,F\}$ مجموعه برچسب ها و $E=<Bag,Label>$ مجموعه مثال های آموزشی باشد به صورتی که $Bag=\{Bag_i|Bag_i\in B,i=1,...,U\}$ مجموعه ای از U بسته و $Label=\{Label_i|Label_i\in\Phi,i=1,...,U\}$ مجموعه برچسب های منتسب به بسته ها باشد، آنگاه مساله یادگیری چند نمونه ای عبارت است از ایجاد یک فرضیه بصورت $h_b:B\to\Phi$ که می تواند برچسب بسته های ناشناخته را تعیین نماید.*

تعریف۲. براساس فرض پایه ای مدل رایج یادگیری چند نمونه ای، مفهوم هدف معادل تک نقطه ایده آل در فضای ویژگی است به گونه ای که هر بسته مثبت حداقل یک نمونه نزدیک آن نقطه دارد و هیچ بسته منفی نمونه ای نزدیک آن ندارد.

۳-۱- یادگیری چند نمونه ای و بازیابی تصویر

چنانکه پیش از این ذکر شد بازیابی تصویر بر اساس بازخورد کاربر یکی از مهمترین رویکردهای مطرح برای کاهش فاصله معنایی و افزایش دقت بازیابی است[۱۴]. در بازیابی تعاملی تصویر، کاربر با ارائه بازخوردهای مناسب فرایند بازیابی را هدایت می نماید. در این نوع بازیابی بازخوردهای مرتبط یا غیر مرتبط بصورت برچسب به هر یک از تصاویر منتسب می شود. کاربر در صورت وجود مفهوم مورد نظر خود

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

در هر تصویر بازیابی شده به آن برچسب مثبت منتسب می کنـد و در غیر این صورت به تصویر برچسب منفی می دهـد. بنـابراین بـا وجـود آنکه کاربر، بویژه در برخی کاربردها نظیر پزشـکی و نظـامی، تنهـا بـه ناحیه خاصی از تصویر نظر دارد بر چسب مثبت یـا منفـی را بـه کـل تصویر منتسب می نماید[۲۰]. این امـر شناسـایی مفهـوم مـورد نظـر کاربر در تصویر را با مشکل مواجه مـی کنـد و افـت دقـت بازیـابی را موجب می شود. بنابراین چالش مهم فراروی این سیستم های بازیابی تصویر شناسایی ناحیه مورد نظر کاربر (وجه مشترک تصاویر مثبـت) بر مبنای بازخوردهای دریافتی از او می باشد.

اگر هر ناحیه از تصویر به عنوان یک نمونه و کل تصویر به عنوان یک بسته تعریف شود می توان از یادگیری چنـد نمونـه ای بـه عنـوان راه حلی مناسب بـرای رفـع چـالش پـیش گفتـه اسـتفاده کـرد و ضـمن شناسایی ناحیه مورد نظر کاربر تصاویر مشابه را بـا دقـت قابـل قبـول بازیابی نمود[۳۰]. براین اساس بـرای بهـره گیـری از یـادگیری چنـد نمونه ای در حوزه بازیابی تصویر، استفاده از روش های مناسـب بـرای ناحیه بندی تصاویر و تبدیل آنها به بسته ها الزامـی اسـت. بطـورکلی برای ناحیه بندی تصاویر و تبدیل آنها به بسته های مورد نیاز یادگیری چند نمونه ای دو رویکرد اصلی مطرح است: ناحیه بندی ایستا و ناحیه بندی پویا[۲۵]. در ناحیه بندی ایسـتا هـر تصـویر بـه تعـداد ثابـت و مشخصی از نواحی ، با امکان همپوشانی ، افراز می شـود. بنـابراین در این روش تصاویر به بسته هایی با تعداد نمونه های یکسان تبدیل مـی شوند. در کاربردهایی که بازیابی تصویر با تاکید بر ساختار کلی و پـس زمینه تصـاویر مـورد نظـر اسـت از ایـن رویکـرد اسـتفاده مـی شـود [۲۳]،[۳۶]. در ناحیه بندی پویا با استفاده از روش هـای پیچیـده تـر نواحی موجود در هـر تصـویر شناسـایی مـی شـود. در ایـن رویکـرد، برخلاف ناحیه بندی ایستا، تعداد نـواحی و موقعیـت مکـانی آنهـا در تصویر ثابت نیست. بنابراین در این روش تصاویر به بسته هایی با تعداد نمونه های متفاوت تبدیل می شوند. در کاربردهایی که بازیابی تصـویر با تاکید بر اشیاء موجود در تصـاویر مـورد نظـر اسـت از ایـن رویکـرد استفاده می شود[۱۹]،[۲۵]،[۲۸].

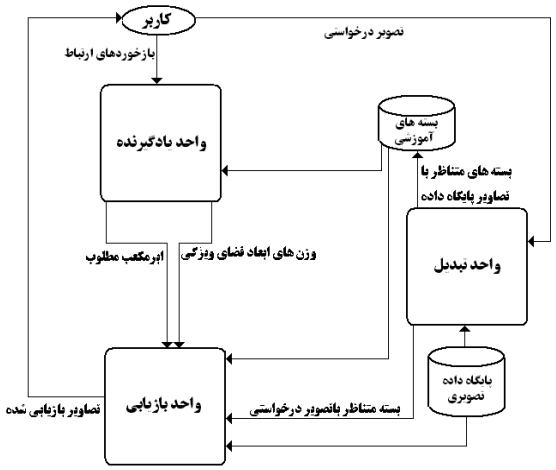
۴- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی در این تحقیق مشتمل بـر سـه مؤلفـه اسـت: واحـد تبدیل ، واحد یادگیرنده، واحد بازیابی. ساختار درونی هر یـک از ایـن سه مؤلفه مستقل از سایر مؤلفه هـا مـی باشـد. ایـن اسـتقلال امکـان بکارگیری روش های متنوع در هر یک از مؤلفه ها را فراهم مـی آورد. بر این اساس مدل پیشنهادی از انعطاف قابل قبولی برخوردار است.

شکل۳ ساختار کلی مدل پیشنهادی و نحوه تعامل مؤلفـه هـای آن را نشان می دهد. در این شکل واحـد تبـدیل کلیـه تصـاویر پایگـاه داده تصویری را، بصورت برون خط[۳۷] به بسته های آموزشی مورد نیاز برای یادگیری چند نمونه ای تبدیل می نماید. علاوه بر ایـن در واحـد تبدیل عملیات تبدیل تصویر درخواستی به بسـته متنـاظرش بصـورت برخط[۳۸] انجام می شود. واحد یادگیرنده براساس بازخوردهای دریافتی از کاربر و اطلاعات بسته ها، مفهوم مورد نظر کاربر را شناسایی نمـوده و در قالب ابرمکعب مطلوب و وزن های مناسب برای ابعاد فضای ویژگی در اختیار واحد بازیابی قرار می دهد. واحد بازیابی با استفاده از تصویر درخواستی کاربر و اطلاعات دریافتی از واحد یادگیرنده، تصاویر پایگاه داده را رتبه بنـدی مـی نمایـد. سـپس براسـاس رتبـه بنـدی مـذکور مجموعه ای از تصاویر مشابه با تصویر درخواستی بازیـابی مـی شـود و جهت اعلام نظر به کاربر عرضه می گردد. این چرخه تا حصول رضایت کاربر بصورت تکراری ادامه می یابد.

۴-۱- واحد تبدیل

در یادگیری چند نمونه ای فراینـد یـادگیری بـر اسـاس بسـته هـای آموزشی انجام می شود. بنابراین برای استفاده از یادگیری چند نمونـه ای در حوزه بازیابی تصویر تبدیل تصاویر به بسته ها الزامی است[۳۰]. در این راستا هر تصویر به عنوان یک بسـته و اجـزاء تشـکیل دهنـده تصویر به عنوان نمونه های آن بسته در نظر گرفته می شود[۳۹]. در مـدل پیشنهادی تبدیل تصاویر پایگاه داده به بسته ها به عنوان نوعی پـیش پردازش و بصورت برون خـط انجـام مـی شـود. امـا در مـورد تصـویر درخواستی کاربر، لازم است این عملیات بصـورت بـرخط اجـرا شـود. بطور کلی در مدل پیشنهادی تبدیل تصاویر به بسته ها بر اساس یکی از رویکردهای مطرح در[۳۶] بنـام SBN [۴۰] انجـام مـی شـود. ایـده اصلی این رویکرد توجه به الگوهای رنگی[۴۱] موجـود در تصـاویر پایگـاه داده می باشد. شکل ۴ چند تصـویر از کوهسـتان برفـی را بـه همـراه الگوی رنگی مشترک میان آنها نشان می دهد.



شکل(۳): ساختار کلی مدل پیشنهادی

مدل پیشنهادی در این مقاله برای بکارگیری درحوزه های کاربردی که نیازمند بازیابی تصویر با تاکید برساختار کلی و پس زمینه تصویر می باشند(نظیر دسته بندی و بازیابی صحنه های طبیعت) تدوین

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

گردیده است. به همین دلیل از روش SBN برای تبدیل تصاویر به بسته های آموزشی استفاده شده است.

در روش SBN که مبتنی بر ترکیب دو ویژگی رنگ و روابط مکانی[۴۲] نواحی داخل تصویر است، برای تبدیل هر تصویر به یک بسته ابتدا عملیات هموارسازی[۴۳]بر روی تصویر انجام می شود. این عملیات با استفاده از یک فیلتر گوسی انجام می شود. پس از هموارسازی تصویر عملیات تغییر اندازه[۴۴] تصویر و تبدیل آن به یک تصویر ۸×۸ پیکسلی انجام می شود. در این روش هر زیر مجموعه ۲×۲ پیکسلی از تصویر ۸×۸ پیکسلی به دست آمده یک color blob نامیده می شود.

در روش SBN برای تبدیل اجزاء تشکیل دهنده تصویر به نمونه های موجود در یک بسته، هر blob به همراه چهار همسایگی آن مورد استفاده قرار می گیرد. از آنجا که در یک تصویر ۸×۸ پیکسلی تنها ۹ blob دارای همسایگی های کامل بالا، پایین، چپ و راست موجود است، در این روش از هر تصویر فقط ۹ blob در نظر گرفته می شود و بنابراین هر تصویر به ۹ ناحیه افراز می شود. به این ترتیب هر تصویر تبدیل به یک بسته مشتمل بر ۹ نمونه می شود که هر نمونه نماینده یک بخش از تصویر است. در مدل پیشنهادی در این بخش هر نمونه (blob) در قالب یک بردار ویژگی پانزده بعدی بصورت $<x_1,\ldots,x_{15}>$ توصیف می شود. در این بردارمقادیر x_1، x_2 وx_3 به ترتیب معرف میانگین مقادیر R ، G و B پیکسل های موجود در blob می باشند. سایر مؤلفه های این بردار معرف میزان اختلاف میانگین مقادیر R ، G و B پیکسل های موجود در blob با موارد متناظر در همسایگی های چهارگانه blob می باشند. این مؤلفه ها بر اساس رابطه (۱) محاسبه می شوند.



شکل(۴): الگوی رنگی مشترک میان چند تصویر

$$\forall i \in \{4(Up),7(Down),10(Left),13(Right)\} \quad (۱)$$

$$X_i = |X_1 - MR_i|$$
$$X_{i+1} = |X_2 - MG_i|$$
$$X_{i+2} = |X_3 - MB_i|$$

در رابطه(۱) MR_i ، MG_i وMB_i به ترتیب عبارتند از میانگین مقادیرR ، G و B پیکسل های موجود در blob های همسایه(مقدار i نوع همسایگی را مطابق مقادیر ارائه شده مشخص می کند). از آنجا که این روش در تبدیل تصاویر به بسته ها به همسایگی های blob ها نیز توجه می کند بنابراین با استفاده از این روش روابط مکانی بخش های مختلف تصویر محفوظ مانده و در بردار ویژگی لحاظ می شود. بر این اساس در مجموعه تصاویری که ترکیب بندی رنگی آنها از الگوهای خاصی ، مانند مثال شکل ۴، تبعیت می کند روش پیش گفته از عملکرد مناسبی برخوردار است[۲۵]، [۳۶].

۲-۴- واحد یادگیرنده

وظیفه واحد یادگیرنده در مدل پیشنهادی شناسایی مفهوم مورد نظر کاربر در تصاویر با بهره گیری از بازخوردهای دریافتی از او می باشد. این واحد وظیفه خود را در چارچوب یادگیری چند نمونه ای انجام می دهد. بسته های متناظر با تصاویری که توسط کاربر برچسب مرتبط خورده اند به عنوان بسته های مثبت و بسته های متناظر با تصاویری که برچسب نامرتبط خورده اند به عنوان بسته های منفی ورودی های این واحد را تشکیل می دهند. این واحد مفهوم مورد نظر کاربر را شناسایی نموده و در قالب ابرمکعب مطلوب[۴۵]در فضای ویژگی ارائه می دهد. دومین خروجی این واحد عبارت است از وزن های تعیین شده برای هر یک از ابعاد فضای ویژگی بر اساس میزان اهمیت آنها . روش پیشنهادی در این پژوهش برای حل مساله یادگیری چند نمونه ای مشتمل بر دو مرحله مقدماتی و تکمیلی است. مرحله مقدماتی شامل شناسایی نمونه های مطلوب از بسته های مثبت و نمایش مفهوم مورد نظر در قالب یک ابرمکعب در فضای ویژگی n بعدی می باشد. در مرحله تکمیلی وزن دهی ابعاد فضای ویژگی بر اساس میزان اهمیت آنها انجام می شود. این عملیات با استفاده از روش های آماری انجام می گیرد.

۱-۲-۴- مرحله مقدماتی

در مرحله مقدماتی، که از اهمیت زیادی نیز برخوردار است، نوعی یادگیری اولیه به انجام می رسد. این مرحله مشتمل بر دو زیرمرحله است: ۱) الگوریتم شناسایی نمونه های مطلوب ۲) ایجاد ابرمکعب مطلوب برای نمایش مفهوم مورد نظر. در ادامه نحوه کار هر یک از این دو بخش بیان می شود.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

الف) الگوریتم شناسایی نمونه های مطلوب

در این مقاله نمونه ای از یک بسته مثبت که موجب مثبت شدن آن بسته شده است نمونه مطلوب نامیده می شود. با شناسایی نمونه های مطلوب موجود در هر یک از بسته های مثبت و استفاده مناسب از آنها می توان مفهوم مورد نظر را یادگیری نمود. بر این اساس شناسایی نمونه های مطلوب از بسته های مثبت به عنوان یک ضرورت برای حل مساله یادگیری چند نمونه ای مطرح است[۲۴].

الگوریتم پیشنهادی در این بخش برای شناسایی نمونه های مطلوب، مبتنی بر خوشه بندی[۴۶]نمونه های موجود در کلیه بسته های مثبت است. از آنجا که تمام نمونه های مطلوب در اطراف نقطه ایده آل در فضای ویژگی قرار گرفته اند بنابراین خوشه بندی مذکور، اگر به درستی انجام شود ، موجب تجمیع نمونه های مطلوب در یکی از خوشه ها(خوشه مطلوب)خواهد شد. به این ترتیب با تشخیص خوشه مطلوب می توان نمونه های مطلوب را شناسایی نمود. در الگوریتم پیشنهادی در این بخش برای خوشه بندی نمونه های موجود در بسته های مثبت از روش K-Median [۳۷] استفاده می شود. این روش شکل تغییر یافته روش K-Means [۳۸]، [۳۹] می باشد.

در روش K-Means هدف گروهبندی کلیه نمونه ها در k خوشه است به گونه ای که نمونه های موجود در یک خوشه حداقل پراکندگی و حداکثر تجانس[۴۷]را دارا باشند. در این روش برای حصول هدف پیش گفته باید مقدار H در رابطه(۲) مینیمم شود[۳۸].

$$H = \sum_{i=1}^{k} \sum_{p \in C_i} \left| p - m_i \right|^2 \qquad (۲)$$

در رابطه(۲) k نشان دهنده تعداد خوشه ها، C_i نشانگر خوشه i ام، p معرف هر یک از نمونه های موجود در خوشه C_iو m_i بیانگر مرکز خوشه C_i است. در روش K-Means مرکز هر خوشه یک بردارn بعدی است که مقدار آن در هر بعد برابر میانگین کلیه نمونه های خوشه در آن بعد می باشد. مراحل کار در روش K-Means را می توان بصورت زیر بیان کرد[۳۹]:

۱- انتخاب k نمونه اولیه به عنوان مراکز خوشه های اولیه

۲- انتساب هر یک از نمونه ها به نزدیک ترین خوشه

۳- محاسبه مجدد مرکز هریک ازخوشه ها(محاسبه میانگین کلیه نمونه های منتسب شده به هریک از خوشه ها)

۴- تکرار مراحل ۲ و۳ تا هنگامی که مراکز خوشه ها تثبیت شده و دیگر تغییر نکند

برای محاسبه فواصل در این روش از فاصله اقلیدسی استفاده می شود. روش K-Means نسبت به نقاط مرزی[۴۸]حساس است ، برای کاهش تأثیرات منفی این نقاط می توان از روش K-Median استفاده کرد. روش K-Median شکل تغییر یافته روش K-Means است. در این روش برای محاسبه مجدد مرکز خوشه ها در مرحله سوم الگوریتم از میانه[۴۹]به جای میانگین استفاده می شود. همچنین در این روش برای محاسبه فواصل به جای فاصله اقلیدسی از رابطه (۳) استفاده می شود[۳۷].

$$Dis(x,y) = \sum_{i=1}^{n} \left| y_i - x_i \right| \qquad (۳)$$

پس از خوشه بندی نمونه های موجود در بسته های مثبت لازم است خوشه مطلوب شناسایی شود. عوامل مؤثر بر میزان مطلوبیت یک خوشه عبارتند از :۱) میزان تجانس نمونه های موجود درآن خوشه ۲) میزان فاصله نمونه های منفی با مرکز خوشه ۳) میزان تنوع محتوایی خوشه.

تعریف ۳. تنوع محتوایی یک خوشه برابر است با تعداد بسته های مثبت که نمونه ای از آنها درآن خوشه وجود دارد.

از آنجا که تمامی بسته های مثبت بیانگر یک مفهوم واحد هستند بنابراین هر بسته مثبت حداقل یک نمونه مطلوب دارد. براین اساس بدیهی است که اکثریت نسبی بسته های مثبت باید نمونه ای در خوشه مطلوب داشته باشند. به این ترتیب تنها بخشی از خوشه های ایجاد شده به عنوان کاندید برای انتخاب خوشه مطلوب مطرح می باشند.

تعریف ۴. *اگر C یک خوشه ، V_C تنوع محتوایی خوشه C و B^+ تعداد کل بسته های مثبت باشد آنگاه C یک خوشه کاندید است اگر* $V_C > \frac{B^+}{2}$

بر طبق تعریف۴ باید اکثریت نسبی (بیش از نصف) بسته های مثبت نمونه ای در یک خوشه داشته باشند تا آن خوشه به عنوان یک کاندید برای انتخاب خوشه مطلوب مطرح شود. بنابراین در روش پیشنهادی ابتدا خوشه های کاندید مطابق تعریف ۴ شناسایی می شوند. سپس ارزش هر خوشه کاندید (R_C) برطبق رابطه (۴) محاسبه می شود و خوشه ای که بیشترین ارزش را داراست به عنوان خوشه مطلوب شناسایی می شود و نمونه های موجود در آن به عنوان نمونه های مطلوب تلقی می شوند.

$$R_C = \frac{1}{\sum_{j=1}^{w} Dis(p_j, m_C)} + \sum_{h=1}^{f} Dis(I_h^-, m_C) + V_C \qquad (۴)$$

در این رابطه m_C مرکز خوشه C، w تعداد نمونه های موجود در خوشه C، p_j نشانگر هر یک از نمونه های موجود در خوشه C، f تعداد کل نمونه های منفی، I_h^- معرف هر یک از نمونه های منفی و Dis بیانگر فاصله میان نقاط در فضای ویژگی و V_C نشانگر میزان

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

تنوع محتوایی خوشه C می باشد. رابطه (۴) دارای سه مؤلفه می باشد: مؤلفه اول بیانگر میزان تجانس نمونه های موجود در خوشه C ، مؤلفه دوم نشان دهنده مجموع فواصل نمونه های منفی با مرکز خوشه C و مؤلفه سوم معرف تنوع محتوایی خوشه C می باشد.

نمونه های مطلوب گزینش شده در این مرحله مجموعه I^+ را تشکیل می دهند. همچنین در پایان این مرحله کلیه نمونه های موجود در سایر خوشه ها به همراه تمامی نمونه های موجود در بسته های منفی مجموعه I^- را به عنوان مجموعه نمونه های منفی تشکیل می دهند.

ب) ایجاد ابرمکعب مطلوب

رویکردهای مختلفی برای نمایش مفهوم یادگیری شده توسط مدل های یادگیرنده وجود دارد. نمایش مفهوم یادگیری شده در قالب تک نقطه ایده آل در فضای ویژگی[۲۲]، [۲۴]، همچنین نمایش مفهوم مذکور در قالب زیر فضای مطلوب از فضای ویژگی[۲۱] به عنوان نمونه هایی از این رویکردها مطرح می باشند. یکی از روش های نمایش مفهوم یادگیری شده توسط مدل های یادگیرنده نمایش آن در قالب یک ابرمکعب با ابعاد موازی محورهای مختصات در فضای ویژگی است[۴۷]. با استفاده از یک ابرمکعب برای نمایش مفهوم یادگیری شده امکان پوشش مناسب نمونه های مطلوب متناسب با نحوه توزیع آنها در فضای ویژگی فراهم می شود[۴۰]. بنابراین در این بخش بر طبق نمونه های گزینش شده در بخش قبل (I^+) ابرمکعب مطلوب برای نمایش مفهوم یادگیری شده ایجاد می شود. ابعاد این ابرمکعب موازی با محورهای مختصات در فضای ویژگی n بعدی است. اندازه این ابرمکعب در هر یک از ابعاد فضای ویژگی بر اساس کمترین و بیشترین مقدار نمونه های مطلوب در آن بعد محاسبه می شود به گونه ای که کلیه نمونه های مطلوب شناسایی شده در آن واقع شوند. رابطه(۵) نحوه محاسبه ابتدا (BHC_{1h}) و انتهای (BHC_{2h}) ابرمکعب در بعد h را نشان می دهد. در این رابطه I_{jh} مقدارنمونه jام دربعد h رابیان می کند $(I_j \in I^+)$ همچنین در این رابطه n معرف ابعاد فضای ویژگی و r نشانگر تعداد بسته های مثبت است.

$$BHC_{2h} = \text{Max}\ (I_{jh})$$
$$BHC_{1h} = \text{Min}\ (I_{jh}) \qquad (۵)$$
$$1 \le h \le n \quad 1 \le j \le r$$

۲-۲-۴- مرحله تکمیلی

در این بخش کلیه نمونه های مثبت (I^+) و منفی (I^-) نقش ورودی را ایفا می نمایند. از سوی دیگر وزن های منتسب به هر یک از ابعاد فضای ویژگی، خروجی این بخش را تشکیل می دهد. در روش پیشنهادی آنچه میزان اهمیت هر یک از ابعاد فضای ویژگی را تعیین می نماید و مبنای وزن دهی آنها را تشکیل می دهد، نحوه توزیع نمونه های مثبت و نمونه های منفی در فضای ویژگی است. در واقع ارزش هر بعد از فضای ویژگی معادل است با میزان توانمندی آن بعد در تفکیک نمونه های مثبت و منفی. ذکراین نکته ضروری است که هدف این بخش از روش پیشنهادی انجام نوعی انتخاب ویژگی[۵۰] یاکاهش بعد[۵۱] استفاده از روش های پیچیده ای نظیر آنچه در [۴۱] و[۴۲] برای انجام دسته بندی[۵۲] نمونه ها ارائه می شود نیست. بلکه هدف آن است که با روشی ساده مبنایی مناسب برای افزایش دقت تابع تشخیص شباهت در واحد بازیابی فراهم گردد. روش پیشنهادی برای وزن دهی ابعاد فضای ویژگی از ایده ای مبتنی بر معیار[۵۳] Fisher [۴۳] بهره می برد. این معیاردر تعیین میزان دقت روش های دسته بندی نیز استفاده می شود. در ساده ترین حالت می توان وزن هر یک از ابعاد فضای ویژگی را با استفاده از معیار Fisher پس از دسته بندی نمونه های آموزشی در دو دسته مختلف بر اساس رابطه(۶) محاسبه نمود[۴۴].

$$S(i) = \frac{|\mu_{ia} - \mu_{ib}|}{cv_{ia} + cv_{ib}} \qquad (۶)$$

در رابطه(۶) μ_{ia} و μ_{ib} به ترتیب عبارتند از میانگین نمونه های دسته a و دسته b در بعد i وcv_{ia} وcv_{ib} معادل کواریانس نمونه های دودسته a وb در بعد i می باشند. بنابراین برطبق معیار Fisher ارزش هر بعد از فضای ویژگی عبارت است از نسبت واریانس بین دسته ای[۵۴] به واریانس درون دسته ای[۵۵] در آن بعد[۴۱]. روش پیشنهادی در مرحله مقدماتی کلیه نمونه های موجود در تمام بسته ها را در دو مجموعه نمونه های مثبت ونمونه های منفی تقسیم بندی می نماید. مطابق فرض پایه مدل رایج یادگیری چند نمونه ای، نمونه های مطلوب در اطراف نقطه ایده آل در فضای ویژگی قرار دارند و از توزیع مشخصی برخوردارند، بنابراین می توان مجموعه نمونه های مطلوب را به عنوان یک دسته در نظر گرفت. اما نمونه های منفی از توزیع مشخصی در فضای ویژگی برخوردار نیستند و در نواحی مختلف این فضا پراکنده اند به همین دلیل نمی توان آنها را به عنوان یک دسته تلقی کرد [۱۸]، [۳۴]. به این ترتیب چون فقط یک دسته موجود می باشد این نوع یادگیری نوعی دسته بندی تک دسته ای[۵۶] [۴۸] محسوب می شود. در دسته بندی تک دسته ای تلاش می شود تا دسته هدف از سایر نمونه ها(Outliers) تشخیص داده شود[۱۸]. در چنین حالتی استفاده از معیار Fisher مناسب نخواهد بود، زیرا معیار Fisher مبتنی بر وجود دو دسته متفاوت از نمونه ها با توزیع مشخص می باشد. بنابراین لازم است تغییراتی در رابطه(۶) اعمال شود تا بتوان از آن به عنوان معیاری مناسب برای وزن دهی ابعاد فضای ویژگی در روش پیشنهادی استفاده کرد. رابطه(۷) معیار پیشنهادی را برای ارزش دهی ابعاد فضای ویژگی بیان می کند.

$$S(i) = \frac{\sum_{j=1}^{q} |\mu_i^+ - I_{ji}^-|}{cv_i^+} \qquad (۷)$$

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

در رابطه(۷) μ_i^+ و cv_i^+ به ترتیب عبارتند از میانگین و کواریانس نمونه های مطلوب در بعد i ، q بیانگر تعداد نمونه های منفی و I_{ji}^- نشانگر مقدار نمونه منفی j ام در بعد i می باشد. از آنجا که نمونه های منفی در نواحی مختلف فضای ویژگی پراکنده اند و از توزیع مشخصی برخوردار نیستند بنابراین در رابطه(۷) اشاره ای به کواریانس نمونه های منفی نشده است. همچنین به دلیل مذکور، به جای استفاده از میانگین نمونه های منفی در رابطه(۷) از مجموع فواصل نمونه های منفی با میانگین نمونه های مثبت در هر بعد از فضای ویژگی استفاده شده است.

۴-۳- واحد بازیابی

وظیفه واحد بازیابی، شناسایی مرتبط ترین تصاویر پایگاه داده با مفهوم مورد نظر کاربر و بازیابی این تصاویر است. در مدل پیشنهادی، واحد بازیابی وظیفه خود را با بهره گیری از دو الگوریتم رتبه بندی متفاوت انجام می دهد: "*الگوریتم رتبه بندی اولیه تصاویر پایگاه داده*" و "*الگوریتم رتبه بندی دو مرحله ای تصاویر پایگاه داده*".در این واحد با استفاده از دو الگوریتم مذکور تصاویر پایگاه داده بر اساس میزان شباهت آنها با مفهوم مورد نظر کاربر رتبه بندی و بازیابی می شوند. مطابق شکل۳ ابرمکعب مطلوب در فضای ویژگی، وزن های منتسب شده به ابعاد فضای ویژگی و بسته های متناظر با تصاویر پایگاه داده نقش ورودی این واحد را ایفا می نمایند.

۴-۳-۱- الگوریتم رتبه بندی اولیه

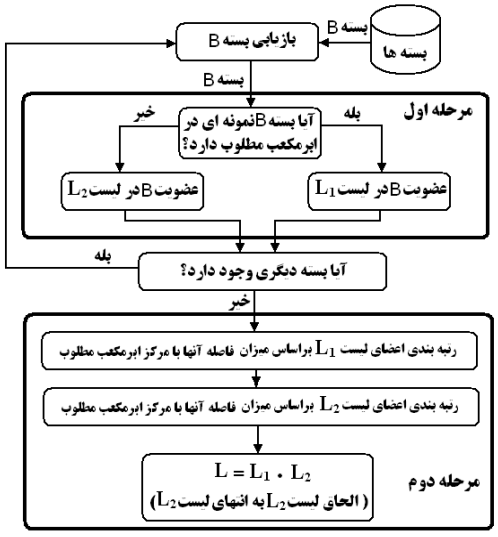
در ابتدای فرایند بازیابی فقط یک تصویر درخواستی (بسته آموزشی) به عنوان ورودی واحد بازیابی مطرح است و هیچ بسته آموزشی دیگری در دسترس نیست. بنابراین در این مرحله انجام عملیات یادگیری و استفاده از واحد یادگیرنده امکانپذیر نمی باشد. بر این اساس در مدل پیشنهادی ابتدا برای تعیین میزان شباهت میان تصاویر و مرتب سازی تصاویر پایگاه داده برطبق میزان شباهت آنها با تصویر درخواستی از یک تابع شباهت مطابق رابطه(۸) استفاده می شود. اگر BQ بسته متناظر با تصویر درخواستی و مشتمل بر t نمونه بصورت $\{BQ_1,\ldots,BQ_t\}$ و BI بسته متناظر با تصویر I و مشتمل بر q نمونه بصورت $\{BI_1,\ldots,BI_q\}$ باشد آنگاه میزان شباهت یا نزدیکی این دو تصویر طبق رابطه (۸) قابل محاسبه است.

$$D(BQ,BI)=\underset{1\le i\le t,1\le j\le q}{Min}\{\left\|BQ_i-BI_j\right\|\} \qquad (۸)$$

در رابطه (۸) $\left\|BQ_i-BI_j\right\|$ بیانگر فاصله اقلیدسی میان BQ_i و BI_j است. بدیهی است فاصله کمتر میان دو بسته بیانگر شباهت بیشتر میان تصاویر متناظر با آنها می باشد. پس از مرتب سازی تصاویر پایگاه داده بر اساس میزان فاصله آنها با تصویر درخواستی و تهیه فهرست اولیه از تصاویر مشابه با تصویر درخواستی، این تصاویر به کاربر نمایش داده می شود و کاربر به هر یک از آنها بازخورد مرتبط یا غیر مرتبط را منتسب می نماید. سپس بر اساس بازخوردهای دریافتی مجموعه بسته های متناظر با تصاویر مرتبط و غیر مرتبط در قالب بسته های(مثال های) آموزشی مثبت و منفی $\{B^+, B^-\}$ شکل می گیرد و به عنوان ورودی به واحد یادگیرنده تحویل می شود. واحد یادگیرنده با دریافت بسته های آموزشی مفهوم مورد نظر کاربر را یادگیری نموده و نتیجه را در قالب ابرمکعب مطلوب و وزن های تعیین شده برای ابعاد فضای ویژگی به واحد بازیابی برمی گرداند. واحد بازیابی با استفاده از این ورودی ها و بهره گیری از یک الگوریتم رتبه بندی دو مرحله‌ای[۵۷] ضمن افزایش دقت خود، مجددا تصاویر پایگاه داده را رتبه بندی می نماید و پس از بازیابی تصاویر با رتبه های بالاتر، این تصاویر را جهت اعلام نظر به کاربر نمایش می دهد. این فرایند بصورت تکراری[۵۸] تاحصول رضایت کاربر ادامه می یابد.

۴-۳-۲- الگوریتم رتبه بندی دو مرحله ای

در مدل پیشنهادی پس از دریافت اولین بازخوردها از کاربر عملیات رتبه بندی تصاویر بر اساس میزان شباهت آنها با مفهوم مورد نظر کاربر با استفاده از یک الگوریتم دو مرحله ای انجام می شود. شکل۵ مراحل اجرای الگوریتم رتبه بندی دو مرحله ای را نشان می دهد.



شکل(۵): الگوریتم رتبه بندی دو مرحله ای

الف) مرحله اول

در مرحله اول کلیه تصاویر پایگاه داده برطبق بسته های متناظر با آنها به دو گروه کلی تقسیم می شوند. گروه اول تصاویری که بسته های متناظر با آنها نمونه ای در ابرمکعب مطلوب دارد (L_1) و گروه دوم تصاویری که بسته متناظر با آنها هیچ نمونه ای در ابرمکعب مطلوب ندارد(L_2). بدیهی است گروه اول از شانس بیشتری برای پوشش

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

مفهوم مورد نظر کاربر برخوردار است. بر این اساس الگوریتم رتبه بندی در این مرحله بطور کلی به اعضای L_1 رتبه های بالاتری را در قیاس با اعضای L_2 نسبت می دهد. علاوه بر این رتبه بندی بین گروهی الگوریتم در مرحله دوم نوعی رتبه بندی درون گروهی را نیز انجام می دهد.

ب) مرحله دوم

در این مرحله کلیه اعضای دو لیست L_1 و L_2 بصورت جداگانه رتبه بندی می شوند. برای انجام این رتبه بندی درون گروهی ابتدا فاصله هریک از بسته ها با مرکز ابرمکعب مطلوب بر اساس رابطه (۹) محاسبه می شود. برطبق این رابطه فاصله هر بسته با مرکز ابرمکعب مطلوب برابر است با فاصله نزدیکترین نمونه آن بسته با مرکز ابرمکعب. همچنین فاصله مذکور نوعی فاصله وزن دار[۱۵] محسوب می شود که برای محاسبه آن از وزن های اختصاص یافته به ابعاد فضای ویژگی توسط واحد یادگیرنده استفاده شده است.

$$d(B_j,Cr)=\sum_{i=1}^{n}\sqrt{S(i)*(B_{ji}^2-Cr_i^2)}$$
$$Dis(B,Cr)=\underset{1\le j\le q}{Min}\left[d(B_j,Cr)\right] \qquad (۹)$$

در رابطه (۹)، Cr نشانگر مرکز ابرمکعب مطلوب، n بیانگر تعداد ابعاد فضای ویژگی، S(i) وزن تخصیص داده شده به بعد i، q تعداد نمونه های موجود در بسته B و B_j معرف j امین نمونه موجود در بسته B می باشد. پس از محاسبه فواصل میان هر یک از بسته ها و مرکز ابرمکعب مطلوب برطبق رابطه(۹)، بسته های موجود در هر یک از دو لیست L_1 و L_2 بصورت جداگانه رتبه بندی می شوند به گونه ای که در هر لیست نزدیکترین بسته به ابرمکعب مطلوب بالاترین رتبه و دورترین بسته به ابرمکعب پایین ترین رتبه را کسب می نماید. توجه به این نکته ضروری است که مطابق دلایل پیش گفته کلیه اعضای L_1 بطور کلی از رتبه بالاتری نسبت به اعضای L_2 برخوردارند. پس از انجام رتبه بندی تصاویر پایگاه داده به روش مذکور ، مجموعه ای k عضوی از تصاویر با بالاترین رتبه ها بازیابی شده و به کاربر نمایش داده می شود و کاربر بازخورد مرتبط یا غیر مرتبط را به هر یک از این تصاویر منتسب می نماید. این عملیات بصورت تعاملی و با هدایت کاربر، بطور تکراری، ادامه می یابد.

۵- پیاده سازی و آزمون

مدل پیشنهادی در این مقاله برای بکارگیری درحوزه های کاربردی که نیازمند بازیابی تصویر با تاکید برساختار کلی و پس زمینه تصویر می باشند(نظیر دسته بندی و بازیابی صحنه های طبیعت) تدوین گردیده است . براین اساس در این بخش همانند تحقیقات مشابه [۲۰]، [۲۵] نتایج حاصل از پیاده سازی واجرای مدل پیشنهادی در درک مفهوم و بازیابی تصاویر طبیعت در چهار گروه آبشار، کوهستان، غروب آفتاب و مزرعه ارائه می شود. همچنین در این بخش نتایج حاصل از پیاده سازی مدل پیشنهادی با نتایج حاصل از سه روش مختلف مقایسه می شود، این روش ها عبارتند از روش بازیابی بر اساس هیستوگرام رنگ سراسری[۴] ، روشDD-Based [۳۶] و روش CkNN-ROI[۲۰]. مدل پیشنهادی برای بازیابی تصویر دارای دو وجه مشترک با روش های DD-Based و CkNN-ROI می باشد. اول آنکه همه بر اساس یادگیری چند نمونه ای عمل می کنند و دوم آنکه این روش ها برای دسته بندی و بازیابی تصاویر طبیعت ارائه شده اند.

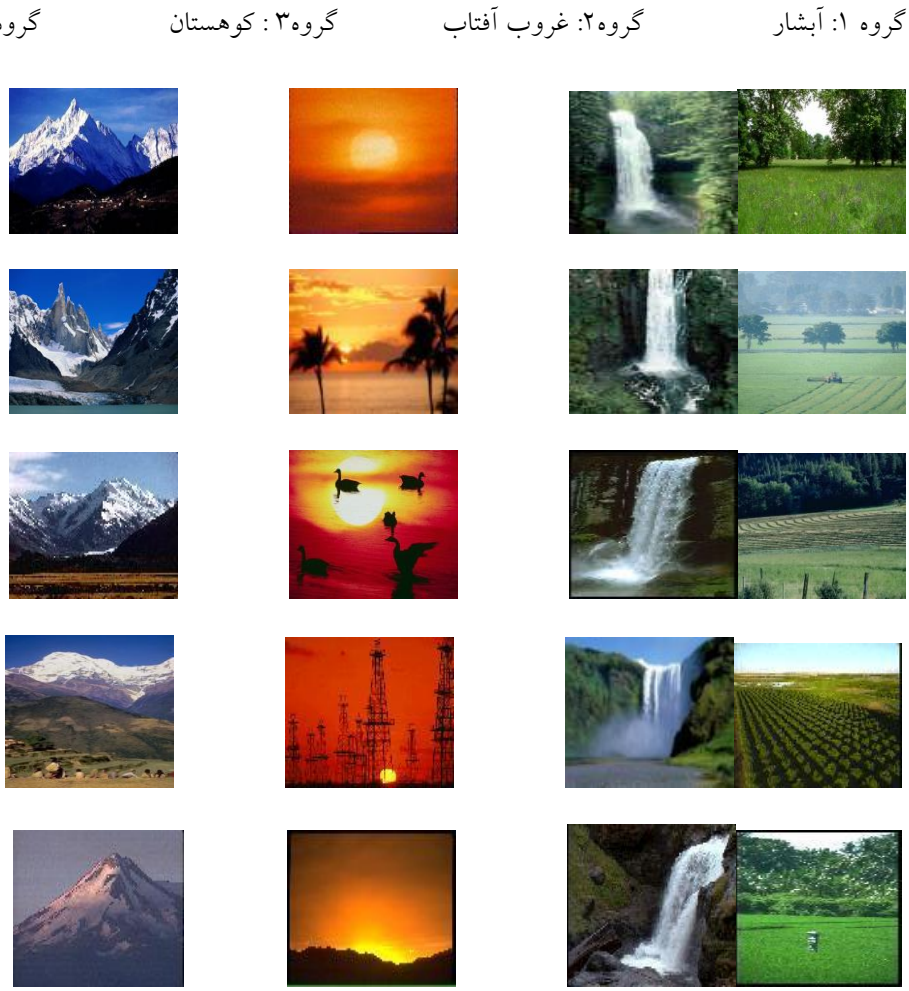
برای انجام آزمون ها از یک پایگاه داده تصویری مشتمل بر ۳۰۰۰ تصویر مستخرج از مجموعه COREL استفاده شده است. تمامی این تصاویر در قالب JPEG و در ابعاد ۲۵۶×۳۸۴ یا ۳۸۴×۲۵۶ می باشند. این پایگاه داده شامل دو بخش اصلی و فرعی می باشد. بخش اصلی مشتمل بر یکصد تصویر طبیعت از هریک از چهار گروه پیش گفته است که در مجموع چهارصد تصویر را در بر می گیرد. بخش فرعی شامل ۲۶۰۰ تصویر از دسته های مختلف COREL می باشد که برای افزایش دقت آزمون، نظیر آنچه در[۳۶] انجام گرفته، مورداستفاده قرارگرفته اند. شکل۶ مثال هایی از تصاویر موجود در هر یک از گروه های پیش گفته در پایگاه داده تصویری را نشان می دهد. کاربران سیستم های بازیابی تصویر در بسیاری از موارد پرس و جویی[۵۹] تنها شامل یک تصویر ارائه می نمایند[۱۹]. براین اساس سیستم های بازیابی تصویر باید قادر باشند با دریافت تک تصویر مورد نظر کاربر، مفهوم مورد نظر او را درک و تصاویر مرتبط با آن را بازیابی نمایند. بنابراین در این بخش برای انجام هر مرحله از آزمون از یک پرس و جو در قالب تک تصویر مرتبط با مفهوم مورد نظر کاربراستفاده شده است. بر اساس این آزمون به ازاء هر یک از مفاهیم مورد نظر(کوهستان، آبشار، غروب آفتاب و مزرعه) در ده مرحله مختلف بصورت تصادفی، یک تصویر از پایگاه داده به عنوان پرس و جو انتخاب می شود و به سیستم بازیابی داده می شود. سیستم بازیابی با نمایش نتایج بدست آمده در هر جلسه و دریافت بازخوردهای کاربر، ضمن ثبت نتایج بازیابی در هر مرحله، به یادگیری از کاربر و درک مفهوم مورد نظر او می پردازد. در نهایت میانگین نتایج بدست آمده برای هر مفهوم به عنوان نتیجه کلی عملکرد سیستم بازیابی در درک و بازیابی تصاویر مرتبط با آن مفهوم گزارش شده است.

شکل۷ نمایی از واسط کاربر سیستم پیشنهادی را در یکی از مراحل اولیه بازیابی نشان می دهد. چنانکه در شکل ملاحظه می شود ابتدا کاربر در قسمت پایین صفحه تصویر درخواستی خود را به عنوان یک پرس و جو به سیستم ارائه می کند، سپس سیستم بر اساس الگوریتم رتبه بندی اولیه تصاویر پایگاه داده را رتبه بندی نموده و سی تصویر اول را به کاربر نمایش می دهد. پس از آن کاربر نظرات خود را در مورد هر یک از تصاویر بازیابی شده، در قالب بازخوردهای مرتبط و نامرتبط مطابق شکل اعلام می کند. سیستم ضمن در یافت

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

بازخوردهای کاربر به شناسایی و یادگیری مفهوم مورد نظر او می پردازد و بر اساس الگوریتم رتبه بندی دو مرحله ای، تصاویر پایگاه داده را رتبه بندی نموده و مجددا سی تصویر دیگر را به کاربر نمایش می دهد. چنانکه در قسمت پایین شکل ملاحظه می شود این عملیات بصورت تکراری تا حصول رضایت کاربر ادامه می یابد. دو معیار دقت و فراخوانی[۶۱] رایج ترین معیار های مورد استفاده برای سنجش میزان توانمندی روش های بازیابی تصویر محسوب می شوند[۱۴]، [۴۶]. بر این اساس برای نمایش نتایج روش پیشنهادی و مقایسه آن با نتایج روش های دیگر از دو معیار مذکور استفاده شده است. طبق تعریف، میزان دقت در هر مرحله برابر است با نسبت تعداد تصاویر مرتبط بازیابی شده به تعداد کل تصاویر بازیابی شده. همچنین میزان فراخوانی در هر مرحله برابر است با نسبت تعداد تصاویر مرتبط بازیابی شده به تعداد کل تصاویر مرتبط موجود در پایگاه داده[۱].

جدول ۱ نتایج حاصل از آزمون مذکور در چهار گروه تصویری متفاوت را نشان می دهد. در این جدول متوسط میزان دقت و فراخوانی روش پیشنهادی و سه روش دیگر درمراحل مختلف بازیابی تصاویر، نمایش داده شده است. چنانکه در جدول ملاحظه می شود روش پیشنهادی در قیاس با سه روش دیگر از دقت مناسب و قابل قبولی برخوردار است.



شکل(۶): مثال هایی از تصاویر پایگاه داده تصویری در چهار گروه متفاوت

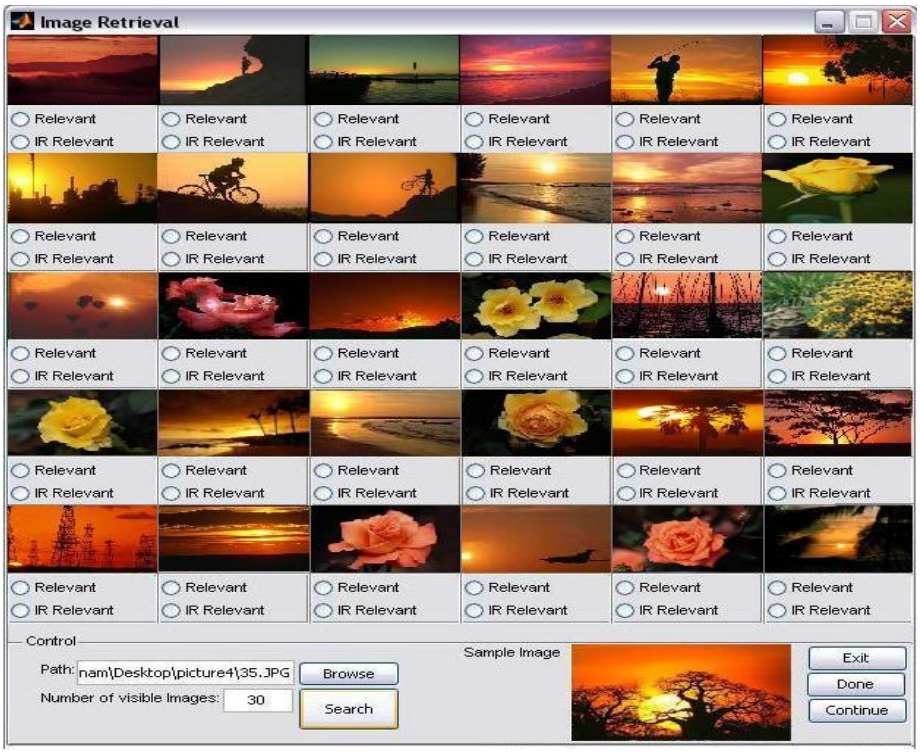
شکل۸ نمودارهای مقایسه ای PR مربوط به روش های پیش گفته را در گروه های تصویری مختلف، بر اساس اطلاعات مندرج در جدول۱، نشان می دهد. توجه به نمودارهای نمایش داده شده در شکل دو نتیجه مهم را بدست می دهد. اول آنکه اگر الگوهای رنگی موجود در تصاویر از پیچیدگی کمتری برخوردار باشند شناسایی مفهوم مورد نظر کاربر ساده تر شده و میزان دقت و فراخوانی در هر چهار روش افزایش می یابد. به همین دلیل هر چهار روش در بازیابی تصاویر غروب آفتاب ،که دارای رنگ بندی ساده‌تری هستند، موفق تر عمل می کنند. در حالیکه در سایر حالات، بسته به میزان پیچیدگی الگوهای رنگی موجود در تصاویر، میزان دقت و فراخوانی هر چهار روش افت می نماید. نتیجه دوم آن است که روش پیشنهادی در برخی حالات از روش DD-Based ضعیف تر عمل

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

می کند اما در مجموع از برتری نسبی برخوردار است. این امر از آنجا ناشی می شود که عملکرد هر سه روش دیگر در بخش یادگیری به گونه ای است که سعی در نمایش مفهوم مورد نظر کاربر در قالب تک نقطه ایده آل در فضای ویژگی دارند، حال آنکه روش پیشنهادی در بخش یادگیری تلاش می کند تا مفهوم مورد نظر کاربر را در قالب زیرفضای مطلوب نمایش دهد. نتایج مذکور نشان می دهد که این رویکرد از موفقیت بیشتری در عمل برخوردار است.

شکل۹ نمودار فراخوانی روش های پیش گفته را در گروه های مختلف تصویری، بر اساس تعداد تصاویر بازیابی شده، نشان می دهد. مطابق این شکل می توان دریافت که میزان فراخوانی در مدل پیشنهادی ، بویژه در ابتدای چرخه بازیابی، از نرخ رشد مناسبی برخوردار است. آنچه که به عنوان دلیل این توانایی قابل ذکر می باشد آن است که مدل پیشنهادی با بهره گیری از یک روش یادگیری چند نمونه ای منعطف، قادر به یادگیری مفهوم مورد نظر کاربر بر اساس تعداد کمی از مثال های آموزشی می باشد. این امر موجب افزایش دقت مدل پیشنهادی، بویژه درآغاز فرایند بازیابی، می گردد. همچنین میزان فراخوانی روش های دیگر، به جهت نیاز به مثال های آموزشی بیشتر در ابتدای بازیابی، از نرخ رشد کمتری برخوردار است.

همچنین با توجه به شکل های ۸ و۹ می توان دریافت که روش DD-Based با افزایش تعداد مثال های آموزشی در برخی موارد از قدرت یادگیری و در نتیجه دقت و فراخوانی بیشتری نسبت به روش پیشنهادی برخوردار است. برتری روش DD-Based به روش پیشنهادی بیشتر در مواردی تحقق می یابد که مفهوم مورد نظر تک نقطه ایده آل در فضای ویژگی را شامل شود، در چنین حالاتی نمایش این مفهوم در قالب یک زیر فضا، نظیر آنچه در روش پیشنهادی انجام می شود، مناسب نمی باشد و در نتیجه در این موارد روش پیشنهادی ضعیف تر از روش DD-Based عمل می نماید.



شکل(۷): نمایی از واسط کاربر سیستم پیشنهادی

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک روش بازیابی تصویر مبتنی بر یادگیری چند نمونه ای ارائه شد. برای انجام یادگیری چند نمونه ای در مدل پیشنهادی از روشی منعطف استفاده شده که قادر است با بهره گیری از تعداد کمی مثال های آموزشی مفهوم مورد نظر کاربر را شناسایی نموده و در قالب یک ابرمکعب در فضای ویژگی نمایش دهد. روش پیشنهادی مشتمل بر سه مؤلفه اصلی است: واحد یادگیرنده ، واحد تبدیل و واحد بازیابی. استقلال نسبی این سه مؤلفه انعطاف قابل توجهی را در مدل پیشنهادی بوجود آورده است به گونه ای که امکان بازطراحی آنها و بکارگیری روش های جدید در هریک از این مؤلفه ها وجود دارد. ساختار داخلی سه مؤلفه مدل پیشنهادی برای بکارگیری درحوزه های کاربردی که نیازمند بازیابی تصویر با تاکید برساختار کلی و پس زمینه تصویر می باشند، نظیر دسته بندی و بازیابی صحنه ها، مناسب است. هرچند با بازنگری در ساختار داخلی سه مؤلفه این مدل می توان از آن در سایر حوزه های کاربردی نیز استفاده کرد. نتایج بدست آمده از پیاده سازی روش پیشنهادی، نشانگر دقت قابل قبول آن در بازیابی تصاویر طبیعت می باشد.

توسعه و تکامل روش های بکار گرفته شده در واحد یادگیری و تدوین الگوریتم های دقیق تر برای واحد تبدیل، متناسب با نیاز حوزه های

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

کاربردی مختلف، به عنوان مهمترین محور های توسعه برای این تحقیق قابل ذکر می باشند.

فعالیت بعدی مؤلفین این مقاله، استفاده از روش پیشنهادی در حوزه دسته بندی و بازیابی تصاویر فرش ایرانی می باشد. با توجه به انطباق نیازهای این حوزه با توانمندی های مدل پیشنهادی ، استفاده از این مدل روش حوزه مذکور می تواند مفید و مؤثر باشد.

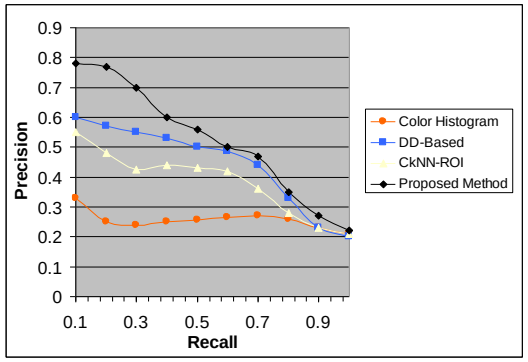
تقدیر و تشکر

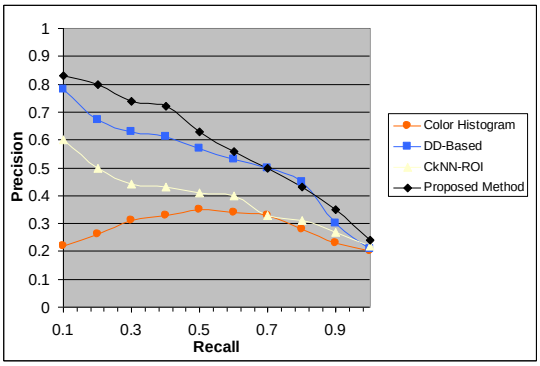
این پژوهش با حمایت مالی مرکز تحقیقات مخابرات ایران انجام شده است.

جدول(۱): نتایج آزمون روش پیشنهادی و سه روش دیگر در مراحل مختلف بازیابی

تعداد تصاویر بازیابی شده		۳۰		۹۰		۱۵۰		۲۱۰		۲۷۰		۳۳۰		۳۹۰	
گروه	روش بازیابی	دقت	فراخوانی	دقت	فراخوانی	دقت	فراخوانی	دقت	فراخوانی	دقت	فراخوانی	دقت	فراخوانی	دقت	فراخوانی
آبشار	هیستوگرام رنگ	۰/۳۳	۰/۱	۰/۲۴	۰/۲۲	۰/۲۳	۰/۳۵	۰/۲۶	۰/۵۵	۰/۲۷	۰/۷۲	۰/۲۶	۰/۸۷	۰/۲۳	۰/۹۱
	روش DD-Based	۰/۵۷	۰/۱۷	۰/۵۲	۰/۴۷	۰/۴۶	۰/۶۹	۰/۳۸	۰/۷۹	۰/۳	۰/۸۱	۰/۲۷	۰/۸۸	۰/۲۳	۰/۹۱
	روش CkNN-ROI	۰/۵	۰/۱۵	۰/۴۴	۰/۴	۰/۴۲	۰/۶۳	۰/۳۵	۰/۷۳	۰/۲۹	۰/۷۹	۰/۲۶	۰/۸۵	۰/۲۳	۰/۸۹
	روش پیشنهادی	۰/۷۷	۰/۲۳	۰/۵۶	۰/۵	۰/۴۷	۰/۷	۰/۳۷	۰/۷۸	۰/۳۱	۰/۸۵	۰/۲۷	۰/۹	۰/۲۴	۰/۹۲
کوهستان	هیستوگرام رنگ	۰/۲	۰/۰۶	۰/۳	۰/۲۷	۰/۳۵	۰/۵۳	۰/۳۳	۰/۶۹	۰/۲۹	۰/۷۷	۰/۲۵	۰/۸۴	۰/۲۳	۰/۹۱
	روش DD-Based	۰/۶۷	۰/۲	۰/۵۷	۰/۵۱	۰/۴۹	۰/۷۳	۰/۴	۰/۸۵	۰/۳۳	۰/۸۸	۰/۲۸	۰/۹۲	۰/۲۴	۰/۹۵
	روش CkNN-ROI	۰/۴	۰/۱۲	۰/۳۷	۰/۳۳	۰/۴	۰/۶	۰/۳۷	۰/۷۷	۰/۳	۰/۸۲	۰/۲۷	۰/۹	۰/۲۴	۰/۹۴
	روش پیشنهادی	۰/۸	۰/۲۴	۰/۶	۰/۵۴	۰/۴۸	۰/۷۲	۰/۴۱	۰/۸۷	۰/۳۴	۰/۹۱	۰/۲۹	۰/۹۶	۰/۲۵	۰/۹۷
غروب آفتاب	هیستوگرام رنگ	۰/۳۳	۰/۱	۰/۴۳	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۵۶	۰/۳۴	۰/۷۲	۰/۳	۰/۸۳	۰/۲۶	۰/۸۷	۰/۲۳	۰/۹
	روش DD-Based	۰/۷۳	۰/۲۲	۰/۶۷	۰/۶	۰/۵۵	۰/۸۲	۰/۴۳	۰/۹	۰/۳۵	۰/۹۴	۰/۲۹	۰/۹۵	۰/۲۵	۰/۹۷
	روش CkNN-ROI	۰/۶۷	۰/۲	۰/۵۱	۰/۴۶	۰/۴۵	۰/۶۸	۰/۳۷	۰/۷۸	۰/۳۲	۰/۸۶	۰/۲۷	۰/۹	۰/۲۴	۰/۹۳
	روش پیشنهادی	۰/۸۶	۰/۲۶	۰/۷۴	۰/۶۷	۰/۵۶	۰/۸۴	۰/۴۲	۰/۸۸	۰/۳۶	۰/۹۶	۰/۲۹	۰/۹۷	۰/۲۵	۰/۹۸
مزرعه	هیستوگرام رنگ	۰/۱	۰/۰۳	۰/۱۷	۰/۱۵	۰/۱۳	۰/۱۹	۰/۱۵	۰/۳۲	۰/۱۳	۰/۳۵	۰/۱۷	۰/۵۷	۰/۱۸	۰/۷۲
	روش DD-Based	۰/۵۳	۰/۱۶	۰/۶۱	۰/۵۵	۰/۴۳	۰/۶۵	۰/۳۶	۰/۷۵	۰/۲۹	۰/۷۷	۰/۲۶	۰/۸۷	۰/۲۴	۰/۹۴
	روش CkNN-ROI	۰/۴	۰/۱۲	۰/۳۸	۰/۳۴	۰/۴	۰/۶	۰/۳۱	۰/۶۵	۰/۳	۰/۸	۰/۲۵	۰/۸۳	۰/۲۳	۰/۸۹
	روش پیشنهادی	۰/۶۷	۰/۲	۰/۶۳	۰/۵۷	۰/۴۷	۰/۷	۰/۳۶	۰/۷۶	۰/۳	۰/۸۲	۰/۲۷	۰/۹	۰/۲۵	۰/۹۶

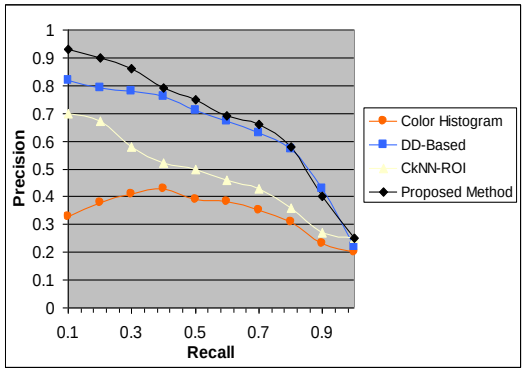
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

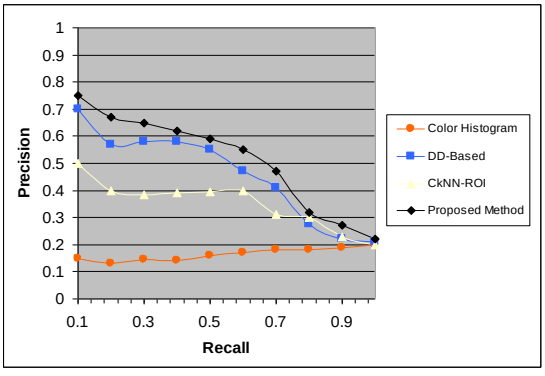




الف) آبشار

ب)کوهستان

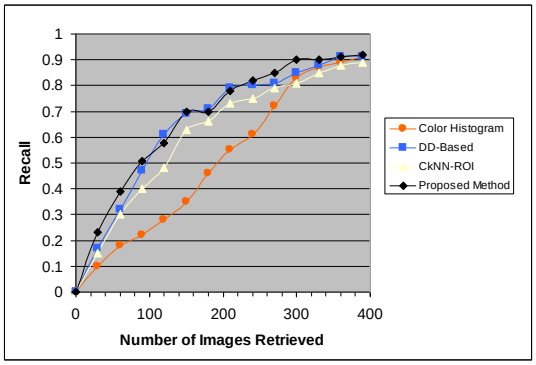


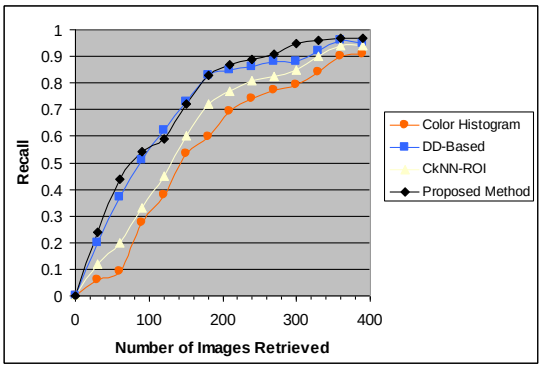


ج) غروب آفتاب

د) مزرعه

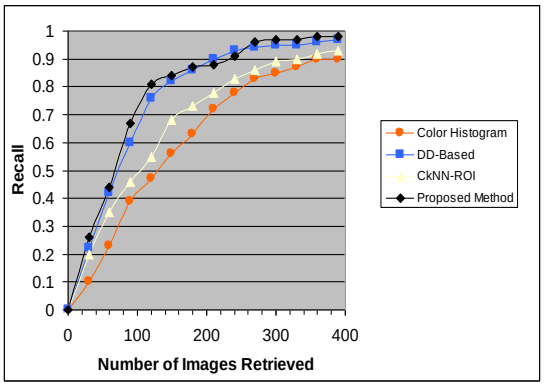
شکل(۸): نمودار دقت- فراخوانی (PR) در گروه های تصویری مختلف

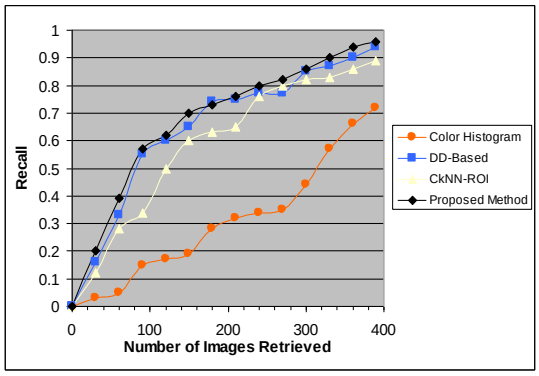




الف) آبشار

ب)کوهستان





ج) غروب آفتاب

د) مزرعه

شکل(۹): نمودار فراخوانی در گروه های تصویری مختلف

مراجع

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers - Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

[1] A.M.Smeulders , M. Worring, S. Santini , A.Gupta and R.Jain, " Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 12, pp. 1349-1380, 2000.

[2] S. Deb, Y. Zhang, " An overview of content-based image retrieval techniques", In Proc. Of 18th International Conference on Advanced Information Networking and Application, pp. 59-64, 2004.

[3] Y. Li, X. Wan, C.C. Kuo, " Introduction to Content Based image Retrieval-Overview of key techniques", In Image Databases:Search and Retrieval of Digital Imagery, Edit by Bergman and Castelli, John Wiely&Sons, pp. 261-284, 2002.

[4] T.Gevers ,A.M. Smeulders," Content-based image retrieval :An overview" In G. Medioni and S.B. Kang, editors, Emerging Topics in Computer Vision. Prentice Hall, 2004.

[5] Larse-Jacob Hove, Improving Content Based Image Retrieval Systems with a Thesaurus for Shapes, Master Thesis, Institute for Information and Media Sciences, University of Bergen, 2004.

[6] N. Boujemaa, J. Fauqueur and V. Gouet," What's beyond query by example?" In L. Shapiro, H.P. Kriegel, R. Veltkamp, editors, Trends and Advances in Content-Based Image and Video Retrieval,LNCS, Springer Verlag, 2004.

[7] J. Fauqueur , N. Boujema," Region-based image retrieval:Fast coarse segmentation and one color description", Journal of Visual Languages and Computing, Special issue on Visual Information Systems, Vol. 15, No.1, pp. 69-95,2004.

[8] W. Jiang, K.L. Chan, M. Li and H. Zhang, " Mapping Low-Level Features to High-Level Semantic Concepts in Region-Based Image Retrieval", In Proc. Of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.244-249, 2005.

[9] G.Carneiro, A.B. Chan, P.J. Moreno and N. Vasconcelos, " Supervised Learning of Semantic Classes for Image Annotation and Retrieval", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, No. 3, pp. 394-410, 2007.

[10] M. Li, Z.Y. Liu, J.k. Wang, J.Q. Li and Y.F. Zhang, "An Adaptive Relevance Feedback Image Retrieval Method with Based on Possibilistic Clustering Algorithm", In Proc. Of 6th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, pp. 295-299, 2006.

[11] Y. Rui, T.S. Huang, M. Ortega, 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 .

[12] B. Ko, H. Byun," FRIP: A region-based image retrieval tool using automatic image segmentation and stepwise Boolean AND matching", IEEE Transactions on Multimedia, Vol.7, pp. 105-113, 2005.

[13] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and J. Malik," Blobworld: Image segmentation using expectation-maximization and its application to image querying", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 8, pp. 1026–1038, 2002.

[14] C. H. Hoi, M.R. Lyu and R. Jin "A Unified Log-based Relevance Feedback Scheme for Image Retrieval,", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering

,Vol. 18, No. 4, pp.509-524, 2006 .

[15] H. Muller, T. Pun, D.M. Squire, " Long-term learning from user behavior in image retrieval: Application of market basket analysis", International Journal of Computer Vision, 56, pp. 65-77, 2004.

[16] P.H. Gosselin, M. Cord, "Semantic kernel learning for interactive image retrieval", IEEE International Conference on Image Processing, Genova, Italy, pp. I- 1177-80, 2005.

[17] J. Li, N. Allinsion, D. Tao and X. Li, "Multitraining Support Vector Machine for Image Retrieval," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 15, No. 11, pp. 3,597-3,601, 2006.

[18] I. Gondra, D.R. Heisterkamp, J. Peng," Improving image retrieval performance by inter-query learning with one-class support vector machines", Neural Computing and Applications Vol. 13, No. 2, pp.130-139 ,2004.

[19] R. Rahmani, S.A. Goldman, H. Zhang, J. Krettek, J.E. Fritts, "Localized content based image retrieval", In Proc. of the 7th ACM SIGMM international workshop on Multimedia information retrieval, pp. 227-236, 2005.

[20] Z.H. Zhou, X.B. Xue, Y. Jiang ,"Locating regions of interest in CBIR with multi-instance learning techniques", Lecture Notes in Artificial Intelligence 3809, Zhang S, Jarvis R (eds.), Berlin: Springer, pp.92-101, 2005.

[21] T. G. Dietterich, R. H. Lathrop and T. Lozano-Perez,"Solving the Multiple-Instance Problem with Axis-Parallel Rectangles", Artificial Intelligence Journal, Vol. 89, No. 1-2, pp. 31-72, 1997.

[22] O. Maron, T. Lozano-Pérez,"A framework for multiple-instance learning", Advances in Neural Information Processing Systems 10, Jordan M I, Kearns M J, Solla S A (eds.), Cambridge, MA: MIT Press, pp.570-576, 1998.

[23] C. Yang, T. Lozano-Perez,"Image database retrieval with multiple-instance learning techniques", In Proc. of the 16th International Conference on Data Engineering, pp.233-243, 2000.

[24] Q. Zhang, S.A. Goldman ,"EM-DD: An Improved Multi-Instance Learning Technique" Advances in Neural Information Processing Systems 14, Dietterich T G, Becker S, Ghahramani Z (eds.), Cambridge, MA: MIT Press, pp.1073-1080, 2002.

[25] Q. Zhang, S. A. Goldman, W. Yu and J. E. Fritts,"Content-Based Image Retrieval Using Multiple-Instance Learning", In Proc. of the 19th International Conference Machine Learning, Sydney, Australia, pp.682-689, 2002.

[26] Y. Chen, J.Z. Wang ," Image Categorization by Learning and Reasoning with Regions" , Journal of Machine Learning Research, Vol. 5, pp. 913–939, 2004.

[27] S. Andrews, I. Tsochantaridis and T. Hofmann,"Support vector machines for multiple-instance learning", In Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 15, pp 561–568. Cambridge,MA:MIT Press, 2003

[28] C. Zhang, S.C. Chen and M.L. Shyu, " Multiple Object Retrieval for Image Databases Using Multiple Instance Learning and Relevance Feedback", In Proc. of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp.775-778, 2004.

[29] J. Wang, J.D. Zucker,"Solving the multiple-instance problem: a lazy learning approach", In Proc. of the 17th International Conference on Machine Learning, San Francisco, CA , pp.1119-1125, 2000.

[30] Z.H. Zhou, M.L. Zhang and K.J. Chen, " A novel bag generator for image database retrieval with multi-instance learning techniques", In Proc. of the 15th IEEE

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers – Vol.6- No.1- Spring and Summer 2009

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Sacramento, CA, pp.565-569, 2003.
[31] J.W. Hsieh, C.C. Chiang, Y.S. Huang and W. E. L. Grimson, " Learning Visual Concepts from Image Instances", Journal of Information Science and Engineering, Vol. 20,pp. 1197-1212, 2004.
[32] D. Zhao, Y. Chen and H. Correa," Automated Classification of Human Histological Images, A Multiple-Instance Learning Approach", In Proc. of the 2th IEEE Life Science Systems and Application Workshop, pp. 122-123, Bethesda, Maryland, 2006.
[33] C. Zhang, X. Chen, " Region-Based Image Clustering and Retrieval Using Multiple Instance Learning ",Lecture Notes in Computer Science , Vol. 3568, ISNN 0302-9743, pp. 194-204, 2005.
[34] C. Zhang, X. Chen, M. Chen, S.C. Chen and M.L. Shyu, "A Multiple Instance Learning Approach for Content Based Image Retrieval Using One-Class Support Vector Machine" , IEEE International Conference on Multimedia & Expo, Amsterdam, The Netherlands,2005.
[35] S. Ray, M. Craven , "Supervised versus Multiple Instance Learning:An Empirical Comparison", In Proc. Of the 22nd International Conference on Machine Learning, Bonn, Germany, 2005.
[36] O. Maron, A.L. Ratan," Multiple-instance learning for natural scene classification", In Proc. of the 15th International Conference on Machine Learning, Madison, WI , pp. 341-349, 1998.
[37] P. S. Bradley, O. L. Mangasarian, and W. N. Street, "Clustering via concave minimization", In M. C. Mozer, M. I. Jordan, and T. Petsche,editors, Advances in Neural Information Processing Systems -9-, pp. 368-374, Cambridge, MA, MIT Press ,1997.
[38] T. Kanungo, D. M. Mount, N. Netanyahu, C.Piatko, R. Silverman, and A. Y. Wu," An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and Implementation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24 , pp. 881-892, 2002.
[39] Chris Ding and Xiaofeng He," K-means Clustering via Principal Component Analysis ", In Proc. of International Conference on Machine Learning (ICML 2004), pp. 225-232, 2004.
[40] P. Auer, "On Learning From Multi-instance Examples: Empirical Evaluation of a Theoretical Approach," In Proc. Of the 14th International Conference on Machine Learning, Morgan Kaufman, San Francisco, CA, pp. 21-29, 1997.
[41] I. Guyon and A. Elisseeff, "An Introduction to Variable and Feature Selection" , Journal of Machine Learning Research, 3, pp. 1157–1182, 2003.
[42] H. Liu and L. Yu., "Toward Integrating Feature Selection Algorithms for Classification and Clustering", IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol.17, No.4, pp. 491-502, 2005.
[43] J. Yang, A.F. Frangi, J. Yang, D. Zhang, Z. Jin," KPCA Plus LDA: A Complete Kernel Fisher Discriminant Framework for Feature Extraction and Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol. 27, No.2, pp. 230-244, 2005.
[44] T. Cooke, " Two Variations on Fisher's Linear Discriminant for Pattern Recognition" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.2, pp. 268-273, 2002.
[45] F. Jing, M. Li, H.J. Zhang, and B. Zhang, " An Efficient and Effective Region-Based Image Retrieval Framework", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 13, No. 5, pp.699-709,2004.
[46] F. Jing, M. Li, H.J. Zhang, and B. Zhang," Relevance Feedback in Region-Based Image Retrieval ", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, No. 5, pp.672-681, 2004.
[47] O. Maron. Learning from ambiguity. PhD dissertation, Department of Electrical Engineering and Computer Science, MIT, 1998.
[48] D. Wang, D.S. Yeung, and E.C.C. Tsang, "Structured one class classification", IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Vol. 36, No. 6, pp. 1283-1295,2006.

زیرنویس‌ها

[1] Content- Based Image Retrieval
[2] Visual Features
[3] Semantic Gap
[4] Region-Based Image Retrieval
[5] Image Segmentation
[6] Relevance Feedback
[7] Machine Learning
[8] Multiple-Instance Learning
[9] Training Set
[10] Bag
[11] Training Examples
[12] Hyper Cube
[13] Query
[14] Spatial Relationship
[15] Background
[16] Classification
[17] Scenes
[18] Diverse-Density
[19] Single Blob Neighbors
[20] Bags
[21] Overlapping
[22] Expectation-Maximization
[23] Wavelet Transformation
[24] Support Vector Machine
[25] Minimum Square Error
[26] Benchmark
[27] Improved Hierarchical Segmentation
[28] Self-Organizing Maps
[29] Query
[30] Supervised Learning
[31] Training Set
[32] Bag
[33] Target Concept
[34] Semi supervised
[35] Multiple-Instance Assumption
[36] Bag Space
[37] off line
[38] Online
[39] Sub Images
[40] Single Blob Neighbors
[41] Template

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]

[42] Spatial Relationship
[43] Smoothing
[44] Resize
زیر فضایی از فضای ویژگی که هیچ بسته منفی نمونه ای در آن ندارد و هر بسته مثبت حداقل یک نمونه در آن دارد.[۴۵]
[46] Clustering
[47] Homogeneity
[48] Outliers
[49] Median
[50] Feature Selection
[51] Dimension Reduction
[52] Classification
[53] Fisher Criterion
[54] Between class variance
[55] Within class variance
[56] One Class Classification
[57] Two-Phase Ranking Algorithm
[58] Iterative
[59] Query Set
[60] Precision
[61] Recall
[62] Precision-Recall

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-11-11]