یادگیری بلندمدت مبتنی بر الگوهای معنایی با بهره‌گیری از اطلاعات یادگیری کوتاه‌مدت به روش بهبود تابع شباهت در سامانه‌های بازیابی تصویر

عصمت راشدی و حسین نظام‌آبادی‌پور

چکیده: بازیابی معنایی تصویر از مباحث مورد توجه در بازشناسی الگو است. جهت نزدیک‌تر شدن سامانه بازیابی به محتوای معنایی تصاویر از روش‌های یادگیری کوتاه‌مدت و بلندمدت در قالب بازخورد ربط استفاده می‌شود. در دهه اخیر استفاده از یادگیری بلندمدت در سامانه‌های بازیابی مورد توجه زیادی قرار گرفته است و رویکردهایی در این زمینه ارائه شده است. در این مقاله رویکرد جدیدی در یادگیری بلندمدت با ارائه روشی برای بیان الگوهای معنایی ارائه شده است. در این روش، الگوهای معنایی بر پایه اطلاعات مستخرج از یادگیری کوتاه‌مدت مبتنی بر بهبود تابع شباهت، تهیه و از این اطلاعات در بهبود نتایج بازیابی در پرس و جوهای آینده استفاده می‌شود. علاوه بر آن، یک معیار مؤثر تعیین شباهت بین الگوهای معنایی پیشنهادی و تصاویر برای بازیابی ارائه و روش پیشنهادی در یک پایگاه تصویر با ۱۰۰۰۰ تصویر آزموده شده است. این روش با یک روش متداول در یادگیری بلندمدت مقایسه و نتایج ارائه شده است. نتایج آزمایش‌ها، بهبود دقت بازیابی در روش پیشنهادی نسبت به حالت بدون یادگیری بلندمدت و با یادگیری بلندمدت به روش 'iFind' را نشان می‌دهد.

کلید واژه: **بازیابی تصویر، یادگیری بلندمدت، یادگیری کوتاه‌مدت، الگوهای معنایی.**

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر با توجه به رشد روزافزون پایگاه‌های داده، تحقیقات وسیعی جهت برگرداندن خودکار اطلاعات مورد نیاز کاربر در کمترین زمان و با بیشترین دقت انجام گرفته است. در این میان به پایگاه‌های داده تصویری با توجه به کاربری وسیع آنها توجه خاصی شده است چرا که تعداد تصاویر در پایگاه‌های داده روز به روز در حال رشد بوده و برچسب‌زنی و دسته‌بندی آنها به‌صورت دستی وقت‌گیر است. بازیابی معنایی تصاویر به‌دلیل حجم گسترده تصاویر و لزوم ایجاد سامانه‌های خودکار برای افزایش سرعت و دقت از بحث‌های مورد توجه در پردازش سیگنال و پردازش تصویر است [۱] تا [۳]. از کاربردهای بازیابی تصویر می‌توان به آرشیوهای تصویری، آرشیو موزه‌ها، سنجش از دور، طراحی مهندسی و معماری، مدیریت منابع طبیعی، تصاویر پزشکی، سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی، پایگاه‌های داده علمی، پیش‌بینی هوا، طراحی مد و بایگانی‌های پلیس در کشف مجرم و جرم، بایگانی‌های مجلات، تصاویر لوگوهای تجاری و پایگاه‌های بزرگ مبتنی بر شبکه جهانی اشاره کرد.

از اوایل دهه ۹۰ بازیابی تصویر بر اساس محتوا، یک زمینه فعال برای تحقیقات قلمداد می‌شود و تاکنون سامانه‌های بازیابی فراوانی طراحی شده است. در همه این سامانه‌ها، ویژگی‌های سطح پایین تصاویر به‌طور خودکار استخراج شده و تصاویر را نمایه‌سازی می‌کنند. مهم‌ترین ویژگی‌ها برای ارائه تصویر، ویژگی‌های دیداری سطح پایین شامل رنگ، بافت و شکل هستند، اما کاربران هنگام پرس و جوی تصویر به‌دنبال معناهای سطح بالا یا همان ویژگی‌های معنایی[1] می‌باشند. در این موارد اغلب سامانه‌های بازیابی تصویر، عملکرد ضعیفی دارند چرا که بین ویژگی‌های دیداری سطح پایین و مفاهیم معنایی سطح بالا فاصله زیادی وجود دارد که به شکاف معنایی[2] مشهور است. بنابراین ارائه تصویر در سطح معنا که ویژگی سطح بالا نامیده می‌شود، از زمینه‌های فعال تحقیقاتی به حساب می‌آید.

برای کم‌کردن شکاف معنایی رویکردهای متنوعی چون طبقه‌بندی معنایی تصاویر، یادگیری کوتاه‌مدت و یادگیری بلند ارائه شده است که اغلب مبتنی بر بازخورد ربط هستند. بازخورد ربط در بازیابی تصویر بر اساس محتوا، اولین بار توسط Rui در سال ۱۹۹۸ [۴] به کار گرفته شد و پس از آن محبوبیت زیادی بین محققان پیدا کرد. در بازخورد ربط، کاربر و کامپیوتر تا رسیدن به تصاویر دلخواه کاربر با یکدیگر تعامل دارند. این تعامل به سامانه کمک می‌کند تا ارتباط معنی‌داری بین ویژگی‌های سطح پایین و ویژگی‌های سطح بالا برقرار کرده و شکاف معنایی را کاهش دهد. یادگیری با استفاده از بازخورد ربط، به دو صورت یادگیری کوتاه‌مدت و بلندمدت انجام می‌شود.

یادگیری کوتاه‌مدت (STL)[3] در ارتباط با یک جستجوی کاربر و با هدف هدایت سامانه به سمت خواسته مطلوب کاربر انجام می‌شود و طی آن، یادگیری در خلال یک پرس و جوی خاص صورت می‌گیرد. در تعامل هر کاربر با سامانه، سامانه به کمک یادگیری کوتاه‌مدت سعی در کشف معنای مورد نظر کاربر می‌کند. روش‌های یادگیری کوتاه‌مدت به چهار دسته شامل روش‌های مبتنی بر یادگیری و طبقه‌بندی، روش‌های مبتنی بر بهبود تابع شباهت، روش‌های مبتنی بر بهبود بردار پرس و جو و روش‌های مبتنی بر تولید چند بردار پرس و جو قابل تقسیم هستند.

در روش‌های مبتنی بر یادگیری با استفاده از بردار ویژگی تصاویر مرتبط و نامرتبط (که توسط کاربر در بازخورد ربط مشخص شده‌اند)، یک طبقه‌بند برای دسته‌بندی تصاویر به دو گروه مرتبط و نامرتبط ساخته

این مقاله در تاریخ ۲۹ آذر ماه ۱۳۹۰ دریافت و در تاریخ ۱۸ خرداد ماه ۱۳۹۱ بازنگری شد.

عصمت راشدی، بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان (email: rashedi_es@yahoo.com).

حسین نظام‌آبادی‌پور، بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان (email: nezam@mail.uk.ac.ir).

1. Semantic Feature
2. Semantic Gap
3. Short Term Learning

Archive of SID
www.SID.ir

می‌شود [۵] و [۶]. در بهبود تابع شباهت، وزن ویژگی‌های سطح پایین تصویر پرس و جو در خلال بازخورد ربط به‌منظور رسیدن به هدف کاربر تغییر می‌کند [۴]، [۷] و [۸]. در روش‌های مبتنی بر بهبود بردار پرس و جو، این بردار از تصاویر نامرتبط دور و به تصاویر مرتبط نزدیک می‌شود [۹] تا [۱۱]. در روش‌های تبدیل بردار پرس و جو به چند بردار، از روش‌های مختلف برای تهیه بردارهای پرس و جوی بیشتر استفاده می‌شود [۱۲] تا [۱۴].

در یادگیری بلندمدت (LTL)[1]، با جمع‌آوری دانش به‌دست آمده در نشست‌های بازیابی متفاوت، از این دانش برای بهبود دقت و سرعت پاسخ‌گویی سامانه در نشست‌های بعد استفاده می‌شود. به عبارتی هدف در یادگیری بلندمدت، جمع‌آوری دانش تولیدشده در بازیابی‌های نشست‌های قبل برای استفاده در بازیابی‌های آینده است.

یادگیری بلندمدت یکی از اساسی‌ترین دغدغه‌های موجود در بازیابی تصویر بر اساس محتوا است. در این مقاله، یک روش جدید برای یادگیری بلندمدت ارائه می‌شود که از الگوهای معنایی برای اخذ دانش سود می‌برد. بخش ۲ به مرور روش‌های یادگیری بلندمدت می‌پردازد و چالش‌های موجود در این زمینه بیان خواهد شد. در بخش ۳ روش پیشنهادی و در بخش ۴ نتایج و مقایسه با سایر روش‌ها ارائه می‌شود و در نهایت در بخش ۵ مقاله جمع‌بندی می‌شود.

۲- مروری بر روش‌های یادگیری بلندمدت

به یادگیری مفاهیم در طول نشست‌های مختلف، یادگیری بلندمدت گفته می‌شود. در خصوص روش‌های موجود، دسته‌بندی‌های مختلفی ارائه شده است [۱۵] و [۱۶]. از آن جمله در [۱۵] یادگیری بلندمدت به دو دسته مبتنی بر حافظه و مبتنی بر مدل تقسیم‌بندی شده است. در روش‌های مبتنی بر حافظه، هر تصویر پرس و جو با توجه به تاریخچه جستجوهای قبلی پاسخ داده می‌شود. در روش‌های مبتنی بر مدل، از تاریخچه جستجو برای ساختن مدلی برای پردازش برون‌خط استفاده شده است.

در [۱۶]، روش‌های یادگیری بلندمدت به سه دسته روش‌های مبتنی بر همبستگی، نمایه‌گذاری معناهای پنهان و روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی تقسیم می‌شوند. در روش‌های مبتنی بر همبستگی، همبستگی آماری بین هر جفت تصویر ذخیره می‌شود. در روش‌های نمایه‌سازی معانی پنهان، تصاویر مرتبط با هر پرس و جو برای تشکیل فضای معنایی ذخیره می‌شوند. در رویکردهای مبتنی بر خوشه‌بندی، تصاویر به گروه‌های معانی دسته‌بندی می‌شوند.

با توجه به مطالعات انجام‌شده در این تحقیق، روش‌های یادگیری بلندمدت در سه گروه کلی قرار گرفته‌اند: الف) روش‌های مبتنی بر تشکیل ماتریس‌های معنایی و همبستگی، ب) روش‌هایی در فضای ویژگی سطح پایین و ج) روش‌های مبتنی بر الگوهای معنایی. تحقیقاتی که در یادگیری بلندمدت از روش‌هایی نظیر تحلیل‌های آماری، تشکیل ماتریس‌های تعلق و ماتریس‌های همبستگی بین تصاویر یا بین تصاویر و معانی استفاده می‌کنند، در گروه اول قرار دارند. تحقیقاتی که در یادگیری بلندمدت، معانی را با استفاده از بردارهای ویژگی سطح پایین تصاویر و با روش‌هایی نظیر تعریف قوانین فازی و خوشه‌بندی بیان می‌کنند، در گروه دوم بررسی شده‌اند. تحقیقاتی که در یادگیری بلندمدت از الگوهای معنایی برای تعریف معناها استفاده می‌کنند، در گروه سوم شرح داده شده‌اند. روش‌های ارائه‌شده در دسته سوم بسیار معدود هستند و بیشتر در مورد ارائه یک صحنه معنایی برای ویدئو ارائه شده‌اند.

۲-۱ یادگیری معناها به‌وسیله تشکیل ماتریس‌های معنایی

در روش‌های یادگیری معنایی به‌وسیله تشکیل ماتریس‌های همبستگی، از دو روش ذخیره همبستگی بین تصاویر و ذخیره همبستگی بین تصاویر و معانی استفاده می‌شود. در روش ذخیره همبستگی بین تصاویر، ماتریسی ایجاد می‌شود که در آن ارتباط معنایی تصاویر مختلف درون پایگاه در نظر گرفته می‌شود. در این روش‌ها از این فرض استفاده می‌شود که تصاویری که در بازخورد ربط به‌عنوان تصاویر مرتبط انتخاب می‌شوند، دارای اطلاعات معنایی مرتبط با یکدیگر هستند. در این روش برای نگهداری اطلاعات معنایی یک پایگاه با n تصویر، به یک ماتریس $n \times n$ نیاز است [۱۷]. مرجع [۱۸] برای تشخیص ارتباط معنایی بین تصاویر از روش خوشه‌بندی و تعیین شباهت معنایی بین خوشه‌ها استفاده می‌کند.

در یادگیری بلندمدت با استفاده از همبستگی تصاویر و معانی، ویژگی معنایی مربوط به هر تصویر استخراج و این اطلاعات در یک ماتریس که در برگیرنده اطلاعات معنایی تصاویر است، ذخیره می‌شوند. اندازه این ماتریس $n \times m$ است که در آن n تعداد تصاویر پایگاه داده و m تعداد ویژگی‌های معنایی پنهان موجود در این پایگاه است. درایه (i, j) این ماتریس نشان می‌دهد که آیا تصویر iام دارای خصلت jام است یا خیر. این مقدار می‌تواند باینری یا با توجه به فرکانس تکرار یک مقدار آنالوگ باشد [۱۹] تا [۲۴].

از روش‌های متداول و کارامد این دسته، روش 'iFind' است که توسط Lu و همکاران در [۲۲] ارائه شده است. در جدول معنایی این روش در ابتدا، میزان تعلق تصاویر به تمام معناها، تعلق کامل یا ۱ در نظر گرفته شده است. سپس در ارتباط با هر معنا، چنانچه کاربر تصویری را غیر مرتبط با یک معنا اعلام کند، از درجه تعلق تصویر به آن معنا به اندازه نصف تعلق کامل کسر می‌شود. در [۲۳] یادگیری بلندمدت معانی تصویر در فرایند بازخورد ربط و با استفاده از خوشه‌بندی معناها انجام شده است و در [۲۴] شبکه معنایی اولیه با استفاده از طبقه‌بند فازی K همسایه نزدیک‌تر ایجاد شده و در خلال کار سیستم تصحیح می‌شود.

۲-۲ روش‌هایی در فضای ویژگی

در این روش‌ها از اطلاعات ویژگی‌های سطح پایین تصاویر برای بیان معناها استفاده می‌شود. به‌عنوان مثال در [۲۵]، ارتباط بین ویژگی‌های دیداری و معنایی با استفاده از خوشه‌بندی فازی و بازخورد ربط برقرار شده است. در [۲۶] بردارهای ویژگی حول مجموعه‌ای از مراکز معنایی جمع شده و بدین وسیله خوشه‌های معنایی در فضای ویژگی تشکیل می‌شوند. در [۲۷] درجه تطبیق هر تصویر با هر معنا، با قوانین فازی محاسبه می‌شود. سامانه فازی با داده‌های ورودی – خروجی تصحیح می‌شود و توابع عضویت با استفاده از خوشه‌بندی داده‌ها در فضای ویژگی‌های سطح پایین به‌دست می‌آیند. در [۲۸] یک روش مبتنی بر قوانین برای یادگیری معانی پیشنهاد شده است که مجموعه قوانین فازی را برای پایگاه تصویر تهیه می‌کند.

۲-۳ استفاده از الگوهای معنایی

این روش‌ها از الگوهای معنایی برای ذخیره دانش و استفاده از آنها در یادگیری بلندمدت سود می‌برند. الگوهای معنایی یک نگاشت بین مفاهیم

1. Long Term Learning

Archive of SID
www.SID.ir

معنایی سطح بالا و ویژگی‌های بصری سطح پایین هستند. الگوهای معنایی در [۳] به‌عنوان یکی از راهکارها برای کاهش شکاف معنایی در کنار روش‌هایی چون شیءشناسی و بازخورد ربط آورده شده است. تاکنون کارهای محدودی برای کاهش شکاف معنایی به کمک الگوهای معنایی انجام گرفته است. در [۲۹] از الگوهای معنایی بصری برای بیان معنای یک ویدئو استفاده شده است. در این روش، الگوی معنایی بصری به‌صورت یک شیء یا آیکون یا یک صحنه از ویدئو در نظر گرفته شده است. مرجع [۳۰] از چیدمان مکانی نواحی همگن برای کدگذاری معنای تصویر استفاده کرده است. این توصیف معنایی برای بازیابی تصاویر و تعیین شباهت آنها استفاده شده است.

در [۳۱] از الگوهای معنایی یا ST[1] برای کاهش شکاف معنایی در بازیابی تصویر مبتنی بر کلمه کلیدی استفاده شده است. وقتی کاربر کلمه کلیدی را وارد می‌کند، سامانه باید بردارهای ویژگی مرتبط را بیابد. در طول بازخوردهای ربط، میانگین تصاویر مرتبط و وزن ویژگی‌ها محاسبه می‌شوند و در جستجو مورد استفاده قرار می‌گیرند. این اطلاعات در ارتباط با هر کلمه کلیدی ذخیره می‌شوند. وزن‌ها متناسب با عکس واریانس ویژگی‌ها در تصاویر مرتبط تعریف شده‌اند. این روش در ارتباط با کلیدواژه‌ها کار می‌کند.

۲-۴ بیان چالش‌ها

در سامانه‌های بازیابی تصویر، راهکارهایی برای کاهش شکاف معنایی ارائه شده است. از آن جمله می‌توان به بازخورد ربط، طبقه‌بندی معنایی، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، یادگیری کوتاه‌مدت و بلندمدت و برچسب‌زنی تصویر اشاره کرد. در این زمینه‌ها می‌توان با ارائه روش‌های با کیفیت و دقت بیشتر، کارایی سامانه بازیابی را بهبود بخشید.

همان‌گونه که ذکر شد، روش‌های یادگیری بلندمدت به سه دسته کلی تقسیم‌بندی می‌شوند. در روش‌های مبتنی بر همبستگی، اطلاعات همبستگی بین تصاویر و همبستگی بین تصاویر و معناها ذخیره می‌شود. از معایب این روش‌ها نیاز به حافظه زیاد و عدم کارایی آنها در پایگاه‌های تصویر بزرگ و نامحدود است. از سوی دیگر، این روش‌ها در مورد تصاویری که سامانه با آنها مواجه نشده است به‌خوبی عمل نمی‌کند و معنای هر تصویر جدید به کمک معناهای تصاویر نزدیک به آن در فضای ویژگی تعریف می‌شود.

در مورد روش‌های مبتنی بر فضای ویژگی، از مدل‌کردن معناها در فضای ویژگی به‌وسیله خوشه‌بندی، طراحی قوانین فازی و موارد نظیر به اینها استفاده می‌شود. این روش‌ها مؤثرتر از روش‌های دسته اول بوده و در پایگاه‌های بزرگ که تصاویر زیادی دارند، کارامدتر هستند و به حافظه کمتری نیاز دارند. اما در این روش‌ها تنها از اطلاعات فضای ویژگی‌های سطح پایین برای توصیف معناها استفاده می‌شود در صورتی که اطلاعات فضای ویژگی برای توصیف معناها کافی نیست.

در روش‌های دسته سوم از الگوهای معنایی برای بیان معناها استفاده می‌شود. در این روش‌ها می‌توان از اطلاعات دیگری نیز در کنار اطلاعات ویژگی‌های سطح پایین برای بیان معناها استفاده کرد که البته تحقیقات بسیار کمی در این دسته صورت گرفته است. در این دسته، مواردی چون طراحی یک الگوی معنایی کارامد و تعریف شباهت بین الگوهای معنایی و تصاویر، نیاز به ارائه روش‌های مؤثرتری دارد. با توجه به موارد ذکرشده، نیاز به تحقیق در مورد روش‌های دسته سوم جهت تعریف یک الگوی معنایی کارامد، نحوه استخراج این الگو در بازخورد ربط و بیان شباهت معناها و تصاویر احساس می‌شود.

به علاوه در تنها کار ارائه‌شده از دسته سوم در زمینه بازیابی تصویر (مرجع [۳۱]) از الگوهای معنایی برای بازیابی تصویر با استفاده از کلمه کلیدی استفاده و هر کلمه به‌صورت یک الگوی معنایی ذخیره شده است. در این مقاله، ایده استفاده از الگوهای معنایی برای جستجوی تصاویر با ارائه مثال توسعه داده شده است. لذا نیازی به ثبت معناها در قالب کلمات کلیدی نیست و با ارائه یک تابع شباهت معنایی، معناهای شبیه به تصاویر پرس و جو شناسایی می‌شوند.

با توجه به موارد ذکرشده، در این مقاله رویکرد مبتنی بر الگوهای معنایی برای بیان معناها دنبال شده است. در این روش نیازی به وجود برچسب برای معناها نیست و از یک تابع شباهت کارامد برای تعیین شباهت تصاویر و الگوهای معنایی استفاده شده است. روش پیشنهادی در بخش بعد آورده شده است.

۳- یادگیری بلندمدت پیشنهادی

در این بخش، یادگیری بلندمدت پیشنهادی شرح داده می‌شود. در روش پیشنهادی، هدف اصلی استخراج اطلاعات معنادار در فرایند یادگیری کوتاه‌مدت برای بهبود نتایج بازیابی و نیز بهبود فرایند این یادگیری در پرس و جوهای آینده است. در این روش یک الگوی معنایی کارامد و تابع شباهت مناسب معرفی شده است. یادگیری کوتاه‌مدت مبتنی بر بهبود وزن ویژگی‌ها در تابع شباهت می‌باشد.

در جریان یادگیری کوتاه‌مدت، سامانه بازیابی پس از هر نشست کامل بازیابی، با دریافت بازخورد ربط از کاربر، به تدریج به سلیقه کاربر نزدیک می‌شود. به عبارت دیگر در انتهای جستجو، یک بردار به دست می‌آید که نماینده مفهوم مطلوب کاربر است. منظور از بردار کلیدی، بردار پرس و جو در مرحله‌ای است که کاربر احساس رضایت خود را از دریافت تصاویر مورد نظرش اعلام می‌دارد. موازی با تهیه این بردار، بردار وزن ویژگی‌های دیداری نیز به‌دست می‌آید. این بردار، میزان اهمیت هر ویژگی را در مفهوم مطلوب کاربر می‌رساند، چرا که یک ویژگی ممکن است در یک مفهوم از اهمیت بیشتری برخوردار باشد اما در مفهوم دیگر اهمیت کمتری داشته باشد. به کمک بردار وزن، تابع شباهت برای بازیابی تصاویر مرتبط با پرس و جوی کاربر بهبود می‌یابد.

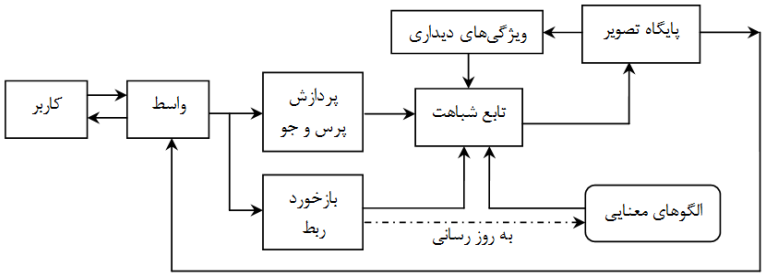
با توجه به توضیحات داده‌شده به نظر می‌رسد اطلاعاتی که در یادگیری کوتاه‌مدت سامانه پیشنهادی وجود دارد، اطلاعات باارزشی است که می‌تواند برای بهبود نتیجه جستجوی بازیابی برای سایر کاربران مفید واقع شود، چرا که ممکن است دو کاربر به دنبال مفهوم مشترکی باشند. در جریان بازیابی، وزن ویژگی‌ها در تابع شباهت برای پیداکردن مفاهیم مشترک بین تصاویر بهبود می‌یابد. در سامانه پیشنهادی از وزن‌های به‌دست آمده جهت بهبود نتایج جستجوهای مشابه بعدی استفاده شده است. برای ذخیره مفهوم مورد نظر کاربر، بردار کلیدی مورد استفاده قرار گرفته است، چرا که بردار کلیدی به‌نحوی تولید می‌شود که نماینده مفهوم مطلوب کاربر باشد.

سامانه پیشنهادی این تحقیق در قالب شکل ۱ بیان شده است. بخش‌های اصلی این سامانه شامل بخش ارتباط با کاربر، بخش تابع شباهت، یادگیری کوتاه‌مدت (بخش بازخورد ربط) و یادگیری بلندمدت (بخش الگوهای معنایی) است. واسط کاربر اطلاعات مربوط به تصویر پرس و جو را از کاربر دریافت می‌کند. بردار پرس و جو پس از پردازش، توسط تابع شباهت با ویژگی‌های دیداری تصاویر موجود پایگاه مقایسه

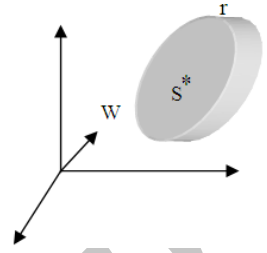
1. Semantic Template

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱: سامانه پیشنهادی بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا. در این سامانه یادگیری بلندمدت بر پایه الگوهای معنایی انجام می‌شود.



شکل ۲: ساختار الگوهای معنایی پیشنهادی. هر الگو شامل یک مرکز S در فضای ویژگی‌های سطح پایین، یک بردار وزن w و یک شعاع تعلق r می‌باشد.

شده و تصاویر نزدیک برگردانده می‌شوند. در این مرحله، تصاویر مرتبط و نامرتبط توسط کاربر مشخص می‌شوند. با استفاده از این اطلاعات، وزن‌های تابع شباهت در بخش بازخورد ربط در جهت بهبود نتایج اصلاح می‌شوند که یادگیری کوتاه‌مدت سامانه می‌باشد. برای هر پرس و جوی کاربر، این کار چند مرحله تکرار می‌شود.

یادگیری بلندمدت سامانه پیشنهادی به کمک تعریف الگوهای معنایی انجام می‌شود. این الگوها در جریان تعامل با کاربران مختلف تشکیل و به‌روز رسانی می‌شوند. اطلاعات این الگوها در هر پرس و جو جهت بهبود نتایج یادگیری کوتاه‌مدت به کار گرفته می‌شوند. مرحله به‌روز رسانی پایگاه داده "مرحله یادگیری" و مرحله بهبود نتایج به کمک اطلاعات الگوهای معنایی "مرحله بهره‌برداری" نامیده شده‌اند.

در ادامه ابتدا الگوی معنایی و تابع شباهت معنایی در سامانه پیشنهادی معرفی و سپس مراحل یادگیری و بهره‌برداری شرح داده می‌شود.

۳-۱ الگوی معنایی پیشنهادی

در یادگیری بلندمدت، معناها در طول جستجوی کاربران استخراج و در قالب مجموعه‌ای از اطلاعات بدین شرح ذخیره می‌شوند: الف) بردار کلیدی نماینده هر مفهوم (S_j)، ب) بردار وزن مرتبط با هر مفهوم (w_j)، ج) شعاع تعلق هر مفهوم (r_j) و د) فرکانس تکرار جستجوی هر مفهوم $(Freq_j)$.

بردار کلیدی S_j به‌عنوان نماینده یک گروه معنایی به کار می‌رود. منظور از بردار کلیدی، بردار نهایی پرس و جو است که در یک نشست بازیابی، کاربر از تصاویر نتیجه احساس رضایت دارد و اعلام می‌کند که به تصاویر دلخواه خود رسیده است. بردار نهایی پرس و جو در این شرایط به‌عنوان نماینده گروه معنایی مورد نظر کاربر برای نشست‌های آتی ذخیره می‌شود. در این حالت چنانچه از روش تصحیح بردار شباهت در یادگیری کوتاه‌مدت استفاده شده باشد، وزن هر یک از انواع ویژگی‌های سطح پایین و نیز وزن هر یک از مؤلفه‌های ویژگی در فرایند جستجو به درستی تنظیم شده است. مجموعه وزن‌های نهایی تابع شباهت نیز که با w_j نمایش داده می‌شود به همراه بردار کلیدی S_j ذخیره می‌شود.

شعاع تعلق یا r_j فاصله دورترین تصویر در میان تصاویر مرتبط با بردار کلیدی S_j است که در انتهای نشست بازیابی محاسبه شده و ذخیره می‌شود. از شعاع تعلق برای تعیین محدوده تصاویر مرتبط استفاده می‌شود. به این صورت که بردارهای ویژگی که در فاصله‌ای نزدیک‌تر از شعاع تعلق به بردار کلیدی قرار بگیرند، مرتبط با آن مفهوم در نظر گرفته می‌شوند. تعداد دفعاتی که هر مفهوم مورد پرسش کاربران قرار می‌گیرد، در فرکانس تکرار آن مفهوم یا $Freq_j$ ذخیره می‌شوند. اطلاعات مربوط به هر مفهوم معنایی، به‌صورت یک الگوی معنایی مطابق شکل ۲ ذخیره می‌شود. ضمن این که ممکن است برای یک مفهوم، چند الگوی معنایی به دست آید، چرا که اغلب هر مفهوم به‌صورت‌های مالتی‌مودال در فضای ویژگی جلوه می‌کند.

۳-۲ معیار عدم شباهت معنایی

قبل از هر چیز لازم است معیار عدم شباهت معنایی بین الگوهای معنایی و پرس و جوی کاربر شرح داده شود. برای معیار عدم شباهت معنایی بین بردار پرس و جوی کاربر و بردارهای کلیدی مربوط به الگوهای معنایی موجود در پایگاه معنایی بلندمدت، از تابع فاصله پیشنهادی (۱) استفاده می‌شود. فاصله D_{ij}، فاصله اقلیدسی وزن‌دار بین بردار پرس و جوی i با الگوی معنایی j ام است. برای محاسبه این تابع شباهت، از وزن‌های w_j مربوط به الگوی معنایی تعریف‌شده استفاده می‌شود. در این رابطه، Q_i بردار پرس وجوی i است. S_j بردار کلیدی متعلق به مفهوم j (الگوی معنایی j)، w_j وزن‌های مرتبط با مفهوم j در الگوی معنایی j و n طول هر کدام از بردارهای کلیدی می‌باشند

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{d=1}^{n} (w_j^d \times (Q_i^d(t) - S_j^d(t))^2} \qquad (۱)$$

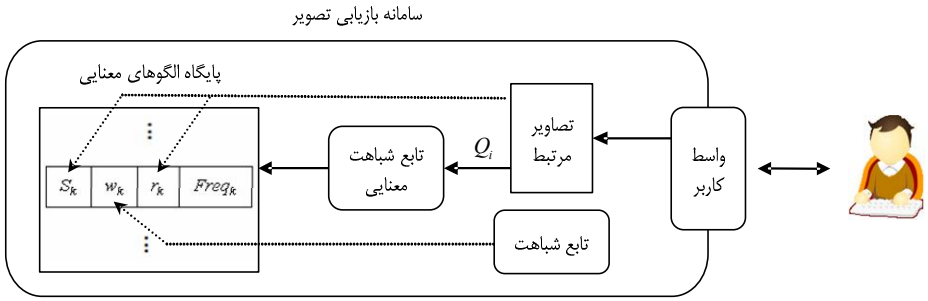
که در این رابطه برای محاسبه عدم شباهت از فاصله وزن‌دار استفاده شده است.

۳-۳ مرحله یادگیری: به‌روز رسانی الگوهای معنایی

در پایان هر جستجوی کاربر (نشست بازیابی)، از اطلاعات نهایی جستجوی کاربر برای یادگیری بلندمدت استفاده می‌شود. اطلاعات موجود در این مرحله، تصاویر نهایی مطلوب کاربر و بردار وزن به‌دست آمده از یادگیری کوتاه‌مدت می‌باشند. در فرایند یادگیری کوتاه‌مدت، یک بردار کلیدی و یک بردار وزن به‌دست می‌آید که این وزن‌ها به‌عنوان وزن‌های مرتبط با مفهوم مطلوب کاربر در نظر گرفته می‌شوند.

برای استخراج مفاهیم در تعامل با کاربران، هر جستجوی کاربر به‌عنوان یک مفهوم مطلوب کاربر در نظر گرفته می‌شود. این مفهوم ممکن است قبلاً هم توسط کاربران مورد توجه قرار گرفته باشد که در نتیجه اطلاعات مربوط به آن در پایگاه بلندمدت در یک گروه معنایی وجود دارد. در غیر این صورت، یک مفهوم جدید است و اطلاعات مربوط به آن در پایگاه وجود ندارد و بنابراین باید ابتدا شباهت مفهوم مطلوب کاربر با آنچه در پایگاه وجود دارد، به‌دست آید. نحوه کار در ادامه آورده شده است.

Archive of SID
www.SID.ir



شکل ۳: به‌روز رسانی الگوهای معنایی در انتهای پرس و جوی کاربر. در این مرحله، تابع شباهت طی یادگیری کوتاه‌مدت بهبود یافته است. الگوی معنایی kام طبق تابع شباهت معنایی مرتبط شناخته شده و به‌روز رسانی شده است. در صورت موجودنبودن الگوی معنایی مرتبط، الگوی معنایی جدید اضافه می‌شود.

در پایان هر جستجوی کاربر (جستجوی iام):
- تصاویر نهایی مرتبط با معنای مورد نظر کاربر دریافت می‌شود.
- بردار کلیدی جستجوی کاربر (Q_i) از تصاویر مرتبط کاربر استخراج می‌شود.
- بردار کلیدی جستجوی کاربر، مطابق تابع عدم شباهت (۱) با تمام بردارهای کلیدی مفاهیم موجود در پایگاه داده بلندمدت (S_jها) مقایسه و گروه معنایی متناظر با کمترین فاصله استخراج می‌شود. چنانچه بر اساس (۲) این فاصله در شعاع تعلق آن گروه معنایی قرار بگیرد، مفهوم مورد جستجو به گروه معنایی فوق مرتبط شناخته می‌شود. در غیر این صورت مفهوم مورد جستجو، یک گروه معنایی جدید است و در پایگاه مشابه آن وجود ندارد.
- پایگاه به‌صورت زیر به‌روز رسانی می‌شود:

الف) بردار کلیدی و بردار وزن (حاصل از یادگیری کوتاه‌مدت) و شعاع تعلق (رابطه (۳)) مربوط به جستجوی کاربر استخراج می‌شوند.

ب) اگر گروه معنایی نزدیکی پیدا نشده باشد، اطلاعات مفهوم مورد جستجو به‌عنوان یک گروه معنایی جدید در پایگاه ذخیره می‌شود. این اطلاعات شامل بردار کلیدی، بردار وزن، شعاع تعلق و فرکانس تکرار هر گروه معنایی می‌باشند.

ج) اگر گروه معنایی معنایی شبیه به مفهوم مورد جستجو یافته شده باشد، اطلاعات گروه معنایی فوق با توجه به فرکانس تکرار آن گروه مطابق (۴) تا (۶) اصلاح می‌شوند (شکل ۳).

د) فرکانس تکرار گروه معنایی یکی اضافه می‌شود.

شکل ۴: شبه‌کد یادگیری بلندمدت در پایان هر جستجوی کاربران.

۳-۳-۱ جستجوی پایگاه به دنبال مفهوم مشابه

برای مقایسه مفهوم مورد پرس و جو با گروه‌های موجود در پایگاه الگوهای معنایی، بردار پرس و جو با بردارهای کلیدی مفاهیم پایگاه بلندمدت مقایسه می‌شود. برای استخراج بردار کلیدی به‌عنوان نماینده مفهوم مطلوب کاربر iام، میانگین تصاویری که در انتهای جستجوی کاربر مرتبط شناخته شده‌اند، به‌کار گرفته می‌شوند. این بردارها در بازخورد ربط و از طریق یادگیری کوتاه‌مدت به‌دست می‌آیند.

برای جستجوی پایگاه به دنبال مفهوم مشابه پرس و جوی کاربر، معیار عدم شباهت بردار پرس و جوی کلیدی Q_i با هر گروه معنایی S_j موجود در پایگاه، با استفاده از تابع فاصله (۱) محاسبه می‌شود. اگر مقدار این فاصله در شعاع تعلق مفهوم j قرار بگیرد، در این صورت مفهوم مورد جستجوی i به مفهوم j موجود در پایگاه مرتبط (شبیه) تشخیص داده می‌شود (مطابق (۲)). r_j شعاع تعلق مربوط به مفهوم j است

$$\text{if } D_{ij} \le r_j \text{ then } i \text{ may belong to semantic } j \qquad (۲)$$

۳-۳-۲ به‌روز رسانی پایگاه الگوهای معنایی

پس از جستجو مطابق بخش قبل، در صورتی که برای مفهوم مورد جستجو مشابهی پیدا نشود، اطلاعات این مفهوم به پایگاه اضافه می‌شود تا در آینده مورد استفاده قرار بگیرد. بدین منظور بردار کلیدی و بردار وزن مفهوم به‌ترتیب برابر با میانگین تصاویر مرتبط و بردار وزن به‌دست آمده از روش یادگیری کوتاه‌مدت در نظر گرفته می‌شوند. برای محاسبه شعاع تعلق هر مفهوم، فاصله هر کدام از تصاویر مرتبط با بردار کلیدی محاسبه شده، حداکثر این فواصل مطابق (۳) به‌عنوان شعاع تعلق آن مفهوم در نظر گرفته می‌شود. در این رابطه، l تعداد تصاویر مرتبط در نتیجه نهایی جستجو، D_{ij} فاصله بردار مرتبط i با بردار کلیدی j مورد پرس و جوی کاربر و r_j شعاع تعلق مربوط به مفهوم j مورد جستجوی کاربر می‌باشند

$$r_j = \max_{i\in\{1,\dots,l\}} D_{ij} \qquad (۳)$$

اما در صورتی که گروه معنایی شبیه به جستجوی کاربر وجود داشته باشد، اطلاعات آن گروه معنایی مطابق شکل ۳ با استفاده از (۴) تا (۶) تصحیح می‌شوند. با توجه به شکل ۳، چنانچه الگوی معنایی kام شبیه شناخته شود، مقادیر S_k و r_k با استفاده از اطلاعات تصاویر مرتبط و اطلاعات وزن w_k با استفاده از وزن‌های تابع شباهت به‌روز رسانی می‌شوند. همچنین شمارنده فرکانس تکرار آن مفهوم یکی اضافه می‌شود. شبه‌کد نحوه یادگیری بلندمدت در پایان هر جستجوی کاربر، در شکل ۴ آورده شده است.

به‌روز رسانی بردار کلیدی، بردار وزن و شعاع تعلق گروه معنایی jام مطابق (۴) تا (۶) انجام می‌شود. در (۴) تا (۶)، Q_i، w_{qi} و r_{qi} به‌ترتیب بردار کلیدی، بردار وزن و شعاع تعلق مربوط به پرس و جوی کاربر iام و S_j، w_j، r_j و $Freq_j$ به‌ترتیب بردار کلیدی، بردار وزن، شعاع تعلق و فرکانس تکرار مربوط به معنای j موجود در پایگاه داده می‌باشند

$$r_j(new) = \frac{r_j(old)\times Freq_j + r_{qi}}{Freq_j + ۱} \qquad (۴)$$

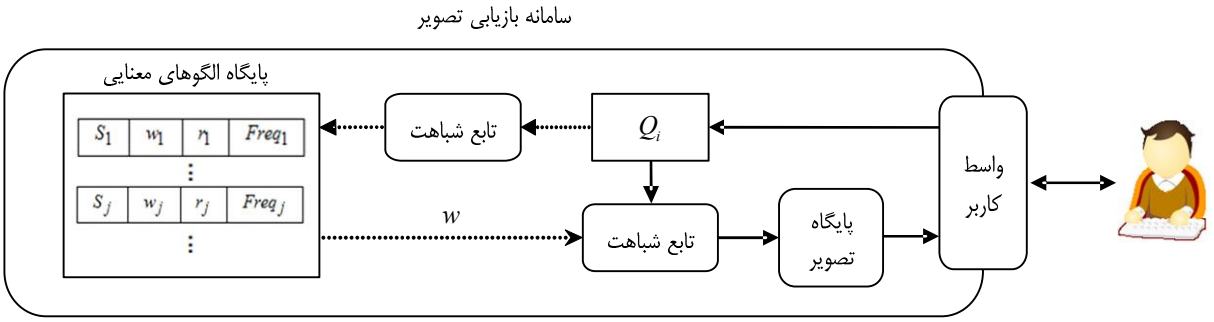
$$S_j(new) = \frac{S_j(old)\times Freq_j + Q_i}{Freq_j + ۱} \qquad (۵)$$

$$w_j(new) = \frac{w_j(old)\times Freq_j + w_{qi}}{Freq_j + ۱} \qquad (۶)$$

۳-۴ مرحله بهره‌برداری: بازیابی تصویر به کمک الگوهای معنایی

در روش پیشنهادی، در ابتدای جستجوی کاربران از اطلاعات یادگیری بلندمدت برای بهبود تابع شباهت در ابتدای پرس و جو مطابق شکل ۵ استفاده می‌شود. در آغاز جستجو، کاربر جستجوی خود را با ارائه یک مثال آغاز می‌کند. در سامانه پیشنهادی، بردار ویژگی تصویر فوق به‌عنوان بردار کلیدی در نظر گرفته شده است.

Archive of SID
www.SID.ir



شکل ۵: بهبود تابع شباهت در ابتدای جستجوی کاربر به کمک اطلاعات الگوهای معنایی. الگوی معنایی مرتبط با پرس و جوی کاربر به کمک تابع شباهت معنایی جستجو می‌شود و در صورت وجود معنای مشابه، وزن‌های تابع شباهت به کمک آن مقداردهی اولیه می‌شوند.

در آغاز هر جستجوی i کاربر:
- بردار کلیدی جستجوی کاربر (Q_i) در مرحله اولیه استخراج می‌شود.
- بردار کلیدی جستجوی کاربر، مطابق تابع عدم شباهت معنایی (۱) با تمام بردارهای کلیدی مفاهیم موجود در پایگاه داده بلندمدت (Q_iها) مقایسه و گروه معنایی متناظر با کمترین فاصله استخراج می‌شود. چنانچه مطابق (۲) این فاصله در شعاع تعلق آن گروه معنایی قرار بگیرد، مفهوم مورد جستجو به گروه معنایی فوق مرتبط شناخته می‌شود و در غیر این صورت مفهوم مورد جستجو، یک گروه معنایی جدید است و در پایگاه مشابه آن وجود ندارد.
- اگر گروه معنایی نزدیکی پیدا نشده باشد، یادگیری کوتاه‌مدت با وزن‌های اولیه پیش‌فرض شروع به کار می‌کند. اما اگر گروه معنایی نزدیکی وجود داشته باشد، وزن‌های اولیه گروه معنایی فوق برای یادگیری کوتاه‌مدت به سامانه برگردانده می‌شود.

شکل ۶: شبه‌کد استفاده از پایگاه داده یادگیری بلندمدت در آغاز هر جستجوی کاربران.

بردار کلیدی برای جستجوی پایگاه داده یادگیری بلندمدت به کار گرفته می‌شود، به این صورت که پس از استخراج بردار کلیدی، این بردار با معیار عدم شباهت معنایی (۱)، با تمام بردارهای کلیدی موجود در پایگاه مقایسه شده، چنانچه مطابق (۲) در شعاع نزدیکی یک مفهوم قرار گرفته باشد، وزن‌های مرتبط با آن مفهوم به سامانه برگردانده می‌شود. چنانچه یک بردار کلیدی در شعاع نزدیکی چند مفهوم قرار گرفته باشد، نزدیک‌ترین مفهوم در نظر گرفته می‌شود و چنانچه مفهوم مورد نظر به هیچ کدام از مفاهیم نزدیک نباشد، به‌عنوان یک مفهوم جدید در نظر گرفته شده، وزن‌های آغازین یادگیری کوتاه‌مدت به سامانه برگردانده می‌شود.

در این روش با استفاده از اطلاعات یادگیری بلندمدت، یک بردار وزن به سامانه تحویل داده می‌شود که به‌عنوان وزن اولیه به یادگیری کوتاه‌مدت برای ادامه کار بازیابی سپرده می‌شود. در این مرحله، تصاویر مرتبط با استفاده از این بردار وزن بازیابی می‌شوند. این وزن‌ها در طول یادگیری کوتاه‌مدت تصحیح می‌شوند. شبه‌کد در شکل ۶ آمده است و در بخش بعد نتایج ارائه می‌گردد.

۴- پیاده‌سازی، آزمایش‌ها و نتایج

در این بخش در ابتدا سامانه پایه و پایگاه تصویر و سپس نتایج آزمایش‌ها آورده شده است.

۴-۱ سامانه پایه

سامانه پایه مطابق شکل ۱ پیاده‌سازی شده است. جزئیات هر کدام از اجزا به شرح زیر می‌باشد:

پایگاه تصویر: برای تشکیل پایگاه از سه پایگاه تصویر استفاده شده است. الف) پایگاه داده ۲۰۰۰۰ تصویری ImageCLEF ۲۰۰۷ photo، ب) پایگاه داده MSRC، شامل ۴۳۲۰ تصویر با ۳۳ گروه معنایی [۳۳] و ج) پایگاه تصویر SIMPLisity شامل ۱۰۰۰ تصویر با ۱۰ گروه معنایی [۳۴]. از مجموع ۲۵۳۲۰ تصویر این سه پایگاه تصویر، تعداد ۱۰۰۰۰ تصویر انتخاب و پایگاه تصویر تشکیل شد. تمام تصاویر پایگاه رنگی و در حوزه فشرده JPEG هستند. تصاویر انتخاب‌شده در ۸۲ گروه معنایی قرار دارند. تمام تصاویر متعلق به یک گروه معنایی به‌طور قطع در یک ویژگی معنایی با یکدیگر شراکت دارند که به‌عنوان گروه معنایی اصلی برای آن تصویر در نظر گرفته شده است. گروه معنایی هر تصویر، توسط سه نفر با توافق انتخاب شده و به تک تک تصاویر برچسب زده شده است. هدف از انجام این کار، ایجاد یک محک برای ارزیابی روش‌های ارائه‌شده و مقایسه کارایی آنها است.

ویژگی‌های دیداری: در این تحقیق در پیاده‌سازی سامانه از سه نوع ویژگی استفاده شده است. ویژگی‌های پیاده‌سازی شده عبارت هستند از: هیستوگرام رنگ به نمایندگی از ویژگی رنگ، هیستوگرام لبه به نمایندگی از ویژگی شکل و ویژگی گابور به نمایندگی از ویژگی بافت. برای نمایه‌سازی رنگ در تصاویر از هیستوگرام رنگ در فضای HSV استفاده شده است. در این تحقیق هیستوگرام رنگ با ۶۰ بازه، ویژگی‌های گابور با ۶۰ ویژگی و ویژگی هیستوگرام لبه با ۱۵۰ ویژگی از تصاویر استخراج شده و تمام پایگاه تصویر بر این مبنا نمایه‌سازی شده است. در مجموع هر یک از تصاویر با برداری به اندازه ۲۷۰ بعد نمایه شده‌اند.

برای نمایه‌سازی رنگ در تصاویر از هیستوگرام رنگ در فضای HSV استفاده شده است. در این تحقیق هیستوگرام رنگ پیشنهادی با ۶۰ بازه از تصاویر استخراج شده و تمام پایگاه تصویر بر این مبنا نمایه‌سازی شده است. برای محاسبه هیستوگرام رنگ، هر یک از بازه‌های H، S و V به‌ترتیب به ۶، ۳ و ۳ بازه به‌طور خطی و یکنواخت چندی‌شده (در کل تعداد ۵۴ بازه به سطوح رنگ اختصاص داده شده است) و ۶ بازه برای سطوح خاکستری در نظر گرفته می‌شود. از آنجا که در فضای رنگ HSV، پیکسل‌هایی که مقادیر S و V آنها کمتر از ۰٫۲ است، رنگی به نظر نمی‌آیند و مثل پیکسل‌های با سطوح خاکستری هستند، این بخش از فضای رنگ به‌عنوان سطوح خاکستری در نظر گرفته شده و به ۶ سطح حول محور V به‌طور خطی و یکنواخت چندی می‌شود. در نهایت هیستوگرام رنگ با ۶۰ کلاس محاسبه می‌شود [۸].

ویژگی‌های گابور به علت خاصیت تفکیک‌پذیری خوب و چندگانه در حوزه‌های مکان و فرکانس به‌عنوان ابزاری قوی در تحلیل بافت استفاده می‌شوند. در این تحقیق در مجموع از ۳۰ فیلتر گابور در ۵ مقیاس و ۶ جهت استفاده شده است. فرکانس مرکزی حداکثر، $128\sqrt{2}$ سیکل بر پهنای تصویر و فرکانس مرکزی حداقل، $16\sqrt{2}$ سیکل بر پهنای تصویر

Archive of SID
www.SID.ir

شکل ۷: واسط گرافیکی کاربر در سامانه بازیابی تصویر پیشنهادی.

انتخاب شده‌اند و بنابراین مقدار ضریب مقیاس، ۲ خواهد بود. این فیلترها در ابعاد ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل طراحی شده‌اند. برای نمایه‌سازی تصویر در مرحله پیش‌پردازش، از تصویر رنگی، تصویر خاکستری ساخته و این تصویر به ابعاد ۲۵۶×۲۵۶ نرمالیزه می‌شود و سپس زیر- تصویرهای فیلترشده، محاسبه می‌شوند. از هر زیر- تصویر، دو پارامتر میانگین و انحراف معیار به‌عنوان ویژگی استخراج می‌شود. این ویژگی بر مبنای استاندارد MPEG -۷ انتخاب شده است [۳۵] و [۳۶]. بردار نمایه ویژگی‌های گابور ۶۰بعدی است.

لبه، یک ویژگی مهم در بیان محتوای تصویر است. در استاندارد MPEG -۷ برای نمایش توزیع لبه در تصویر، از هیستوگرام لبه استفاده می‌شود. هیستوگرام توزیع لبه‌های محلی با ۸۰ دسته در MPEG -۷ به‌عنوان توصیف‌گر هیستوگرام لبه استانداردشده است [۳۵] و [۳۶]. برای بالابردن کارایی بازیابی، به توزیع لبه در کل تصویر نیاز است زیرا توزیع محلی لبه‌ها برای بیان ویژگی‌های توزیع لبه در کل تصویر کافی نیستند. بنابراین دو نوع توزیع لبه دیگر نیز برای تصویر معرفی شده است: الف) توزیع لبه سراسری و ب) توزیع لبه نیمه‌سراسری. در استاندارد MPEG -۷، ۵ نوع لبه، شامل یک لبه بدون جهت و ۴ لبه جهت‌دار در جهت‌های افقی، عمودی، ۴۵ درجه و ۱۳۵ درجه برای تشکیل هیستوگرام لبه تعریف شده‌اند. طول بردار ویژگی هیستوگرام لبه (ترکیب ویژگی‌های سراسری و نیمه‌سراسری) ۱۶۰ بعد است.

معیار عدم شباهت: معیار عدم شباهت و ترکیب ویژگی‌ها مطابق معیار عدم شباهت χ^2 انتخاب شده است. در ابتدا ویژگی‌های عام سطح پایین از تصاویر پایگاه استخراج می‌شوند و برای این منظور فرض کنید که تعداد N تصویر در پایگاه تصویر وجود دارد. بنابراین پایگاه ویژگی شامل N بردار ویژگی به‌صورت $F=\{F_1,F_2,\dots,F_N\}$ است که از هر تصویر، سه نوع مختلف ویژگی رنگ و بافت و لبه (هر نوع ویژگی شامل L_k مؤلفه ویژگی است) استخراج می‌شود و ویژگی‌های استخراج‌شده در قالب یک بردار ویژگی به یکدیگر الحاق می‌شوند، یعنی $F_i=[f_i^1,f_i^2,f_i^3]$ که در آن f_i^k بیانگر ویژگی نوع k است. در یادگیری کوتاه‌مدت مبتنی بر بهبود تابع شباهت، تابع شباهت به‌صورت (۷) ارائه می‌شود

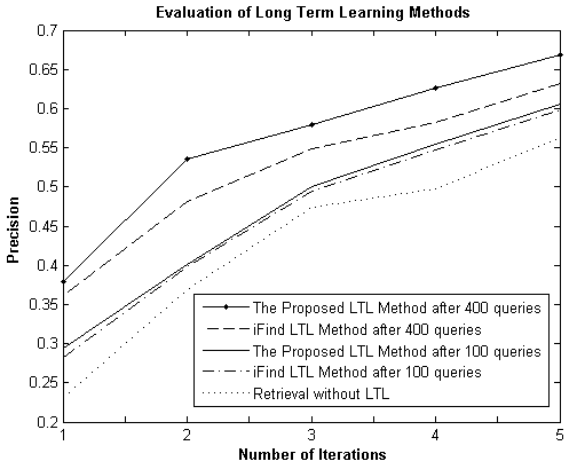
$$d(F_i,F_j)=w_\cdot^1\sum_{l}^{L_1}w_l^1\left(\frac{f_{i,l}^1-f_{j,l}^1}{f_{i,l}^1-f_{j,l}^1}\right)^2 + w_\cdot^2\sum_{l}^{L_2}w_l^2\left(\frac{f_{i,l}^2-f_{j,l}^2}{f_{i,l}^2-f_{j,l}^2}\right)^2 + w_\cdot^3\sum_{l}^{L_3}w_l^3\left(\frac{f_{i,l}^3-f_{j,l}^3}{f_{i,l}^3-f_{j,l}^3}\right)^2 \quad (۷)$$

که در آن F_i، F_j و d به‌ترتیب بیانگر بردارهای ویژگی دو تصویر i و j و معیار شباهت بین این دو تصویر هستند. $f_{i,l}^k$ مؤلفه l از ویژگی نوع k در بردار ویژگی تصویر iام است و L_k طول بردار ویژگی نوع k را نشان می‌دهد. $w_\cdot^k$ بیانگر وزن نرمالیزه‌شده مربوط به نوع ویژگی k و w_l^k وزن مربوط به مؤلفه l از ویژگی k است که $1\le l\le L_k$.

بازخورد ربط و یادگیری کوتاه‌مدت: در یادگیری کوتاه‌مدت، روش [۸] پیاده شده که در این تحقیق "sSQ" نامیده شده است. در روش پیشنهادی [۸]، تابع شباهت با استفاده از اطلاعات تصاویر مرتبط و نامرتبط تصحیح می‌شود و در انتهای هر جستجو یک بردار کلیدی و یک بردار وزن به‌دست می‌دهد. برای تصحیح وزن‌های نوع ویژگی $(w_\cdot)$ شامل وزن ویژگی‌های رنگ، بافت و لبه، در ابتدا بازیابی تصویر بر اساس تک تک ویژگی‌ها بدون در نظر گرفتن سایر ویژگی‌ها انجام می‌شود. سپس رتبه تصاویری که به‌عنوان مرتبط مشخص شده‌اند در بازیابی با هر یک از ویژگی‌ها محاسبه می‌شود. پس از آن وزن مربوط به هر ویژگی متناسب با عکس مجموع رتبه‌های تصاویر مرتبط برای آن ویژگی در نظر گرفته می‌شود. برای تصحیح وزن‌های مؤلفه‌های ویژگی (w_l)، در ابتدا وزن تمام مؤلفه‌ها برابر یک در نظر گرفته می‌شود. سپس برای تنظیم وزن‌های مؤلفه‌های ویژگی، از قواعد تعریف‌شده‌ای مبتنی بر اطلاعات واریانس و میانگین هر مؤلفه روی تصاویر مرتبط و نامرتبط استفاده می‌شود.

واسط کاربر: برای ارزیابی سامانه و تعامل با کاربر، یک واسط گرافیکی کاربر پیاده‌سازی شده است که تصویر پرس و جوی کاربر را دریافت کرده و تصاویر مرتبط را برمی‌گرداند. سامانه از طریق واسط طراحی‌شده تا ۵ تکرار با کاربر تعامل کرده و در هر تکرار ۳۲ تصویر به وی ارائه می‌کند. کاربر تصاویر مرتبط و غیر مرتبط را در صفحه گرافیکی علامت‌گذاری و سامانه را مطلع می‌کند. واسط گرافیکی کاربر در شکل ۷ آمده است.

Archive of SID
www.SID.ir



شکل ۸: مقایسه نتایج بازیابی روش پیشنهادی در حالت‌های بدون استفاده از یادگیری بلندمدت و یادگیری بلندمدت پس از ۱۰۰ و ۴۰۰ نشست بازیابی. در همه این روش‌ها از یادگیری کوتاه‌مدت "sSQ" استفاده شده است.

معیار ارزیابی: برای ارزیابی روش‌های پیشنهادی، از معیار دقت استفاده شده است. معیارهای دقت از رایج‌ترین معیارهای ارزیابی در بازیابی تصویر است. این معیار مطابق (۸) بیانگر نسبت تعداد تصاویر مرتبط بازیابی‌شده به تعداد تصاویر بازیابی است

$$\text{Precision} = \frac{\text{No. of relevant images retrieved}}{\text{Total No. of images retrieved}} \qquad (۸)$$

۴-۲ ارزیابی یادگیری بلندمدت پیشنهادی

به‌منظور ارزیابی تأثیر یادگیری بلندمدت بر نتایج یادگیری کوتاه‌مدت و نیز ارزیابی روش یادگیری بلندمدت پیشنهادی، روش یادگیری بلندمدت سامانه 'iFind' [۲۲] پیاده‌سازی و ماتریس همبستگی در این روش استخراج و ذخیره شده است. این روش از مؤثرترین روش‌های ارائه‌شده در زمینه یادگیری بلندمدت در بازیابی تصویر بر اساس محتوا است. بنابراین سعی شده است برای مقایسه از یک روش کارامد در زمینه همبستگی بین تصاویر و معانی استفاده شود تا میزان بهبود کشف معناها با ارائه الگوهای معنایی بدون کلیدواژه بررسی شود. جهت پیاده‌سازی روش 'iFind' از کاربر خواسته شده مفهوم مورد نظر خود را از جدول معنایی انتخاب کند. اطلاعات این ماتریس در هر بار که کاربر تصاویر مرتبط را علامت‌گذاری کند، اصلاح می‌شود. در جدول معنایی، در ابتدا فرض شده است که هر تصویر به تمام معانی تعلق دارد و به عبارتی میزان تعلق تصاویر به معانی، تعلق کامل یا یک در نظر گرفته شده است. این جدول در خلال پرس و جوها و در ارتباط با کاربر، تصحیح می‌شود. در ارتباط با هر معنا، چنانچه کاربر تصویری را غیر مرتبط با یک معنا علامت‌گذاری کند، از درجه تعلق تصویر به آن معنا به اندازه نصف تعلق کامل کسر می‌شود. لازم به ذکر است در ماتریس iFind هر گروه معنایی یک برچسب دارد. اما در پایگاه داده یادگیری بلندمدت پیشنهادی، هر گروه معنایی با یک بردار کلیدی مشخص می‌شود.

در این بخش، نتایج یادگیری بلندمدت پیشنهادی و روش iFind آورده و برای استخراج نتایج، ۴۰۰ پرس و جو از کاربران اخذ شده است. هدف از آزمون انجام‌شده در این بخش، پی‌بردن به صحت سامانه پیشنهادی و مقایسه آن با سامانه پایه است. سامانه پیشنهادی توسط ۱۰ کاربر مورد استفاده قرار گرفته است. در حین استفاده کاربران، اطلاعات مربوط به یادگیری کوتاه‌مدت ذخیره شده تا جدول معنایی بهبود یابد. هر کاربر ۴۰ پرس و جو به سامانه ارائه کرده و بازیابی را تا رسیدن به تصاویر دلخواه هدایت کرده است. به عبارتی برای آموزش سامانه، ۴۰۰ پرس و جو انجام شده است به‌گونه‌ای که کاربر در انتخاب تصاویر پرس و جو آزاد بوده است. برای ارزیابی سامانه در زمینه یادگیری بلندمدت، جدول معنایی در پرس و جوهای ۱۰۰ و ۴۰۰ که توسط کاربران ارائه شده، ذخیره شده است و سپس سامانه با استفاده از تعدادی تصویر پرس و جو آزموده می‌شود. برای ارزیابی، ۲۵ تصویر پرس و جو از ۲۵ گروه معنایی مختلف انتخاب و به سامانه ارائه شدند. انتظار می‌رود که با افزایش تعداد پرس و جوهای ارائه‌شده به سامانه، رفته رفته دقت بازیابی سامانه در نشست‌ها افزایش یابد. برای مشاهده چگونگی پیشرفت کار سامانه پس از ۱۰۰ پرس و جو و نیز پس از ۴۰۰ پرس و جو، گراف‌های دقت بر حسب تعداد تکرارهای بازیابی برای ۲۵ تصویر آزمون محاسبه و ارائه می‌شود.

در شکل ۸ نتایج بازیابی با استفاده از روش یادگیری کوتاه‌مدت "sSQ" به همراه روش یادگیری بلندمدت ارائه شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود با افزایش تعداد پرس و جوها، دقت سامانه افزایش می‌یابد. لازم به ذکر است که اگر تعداد پرس و جوها به حد قابل توجهی برسد، معانی بیشتری در پایگاه ذخیره شده و دقت سامانه بالا می‌رود. در شکل ۸ نتایج بازیابی صرفاً برای حالتی که از یادگیری بلندمدت استفاده نشده و نیز حالتی که از یادگیری بلندمدت با ۱۰۰ و ۴۰۰ پرس و جو استفاده می‌کند، با یادگیری کوتاه‌مدت "sSQ" ارائه شده است. ملاحظه می‌شود که استفاده از یادگیری بلندمدت باعث افزایش دقت به نحو چشمگیری در "sSQ" شده است. نتایج نشان‌دهنده افزایش دقت بعد از ۴۰۰ پرس و جو در روش‌های استفاده از یادگیری بلندمدت نسبت به روش بدون یادگیری بلندمدت و نیز افزایش دقت روش پیشنهادی نسبت به روش 'iFind' است. هرچه تعداد پرس و جوها بیشتر شده، نتایج روش پیشنهادی بهبود بیشتری نسبت به روش 'iFind' نشان می‌دهد. این اطلاعات در ابتدای تشکیل بانک اطلاعاتی یادگیری بلندمدت چندان کمک محسوسی نمی‌کند چرا که در حال تشکیل است، اما به مرور اطلاعات این پایگاه تکمیل و تصحیح می‌شود و می‌تواند به جستجوی کاربران کمک زیادی کند.

گراف‌های شکل ۸ نشان می‌دهد که یادگیری بلندمدت، نتایج بازیابی را نسبت به سامانه بدون یادگیری بلندمدت بهبود می‌دهد و گراف دقت در روش 'iFind' و روش پیشنهادی، بالاتر از گراف دقت در سامانه بدون یادگیری بلندمدت قرار گرفته است. نتیجه دوم این است که هرچه کاربران بیشتری با سامانه تعامل کنند، یادگیری بلندمدت مؤثرتر خواهد بود. لذا گراف‌های دقت پس از ۴۰۰ پرس و جو، بالای گراف‌های دقت پس از ۱۰۰ پرس و جو قرار گرفته‌اند چرا که در تعامل با کاربران مختلف سامانه با مفاهیم بیشتری برخورد کرده، اطلاعات معنایی پایگاه دانش بلندمدت بهبود می‌یابد.

در مورد کارامدی روش پیشنهادی، در شکل ۸ مشخص است که گراف دقت سامانه پیشنهادی بالاتر از روش 'iFind' قرار گرفته است، یعنی روش فوق کارامدتر عمل کرده است. خصوصاً این که با افزایش تعداد پرس و جوها، میزان بهبود روش پیشنهادی نسبت به میزان بهبود روش 'iFind' چشم‌گیرتر بوده است. دلیل این مسأله این است که روش 'iFind' در هر پرس و جو ارتباط بین تصاویر و معناها را ثبت می‌کند. در این روش جهت بهبود نتایج، لازم است تعداد تصاویر زیادی برای حصول نتیجه مناسب مورد بازدید کاربران قرار بگیرد. اما در روش پیشنهادی از آنجا که اطلاعات معناهای پرس و جوی کابران ذخیره می‌شود، با تعداد پرس و جوهای کمتر کاربران، بهبود بیشتری حاصل می‌شود. این روش مستقل از ارتباط تصاویر و معناها بوده، اطلاعات کلی‌تری را ثبت می‌کند

Archive of SID
www.SID.ir

و در تعداد پرس و جوهای کمتر قادر به ثبت معناهای بیشتری است. این اطلاعات برای کلیه تصاویر قابل استفاده می‌باشد. در صورتی که در روش‌های مبتنی بر همبستگی نظیر 'iFind'، برای بهبود نتایج لازم است تصاویر پرس و جو قبلاً توسط کاربران بازدید شده باشد.

از نظر حافظه مورد نیاز، در روش پیشنهادی به تعداد معناهای کشف‌شده نیاز به ثبت بردار وزن، بردار کلیدی و شعاع تعلق می‌باشد. در پرس و جوهای اولیه تعداد معناهای جدید بیشتر است اما به مرور معناهای جدید کمتری اضافه شده و در بیشتر موارد، معناهای موجود به‌روز رسانی می‌شوند. این در حالی است که در روش 'iFind' به یک ماتریس ۱۰۰۰۰ در ۸۲ برای ذخیره درجه ارتباط تصاویر و معانی نیاز است. این ماتریس با افزایش تصاویر بزرگ‌تر می‌شود در صورتی که افزایش تصاویر تأثیر چندانی در حافظه مورد نیاز در روش پیشنهادی نمی‌گذارد. ضمناً قابل ذکر است که از نظر حجم محاسبات و زمان اجرا، روش پیشنهادی پیچیده‌تر می‌باشد.

۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

با رشد روزافزون پایگاه‌های تصویر، لزوم ایجاد سامانه‌های خودکار بازیابی تصویر جهت افزایش دقت و سرعت روزبه‌روز بیشتر احساس می‌شود. بازیابی معنایی تصویر از مباحث مورد توجه در بازشناسی الگو در دهه‌های اخیر می‌باشد. جهت نزدیک‌تر شدن سامانه بازیابی به محتوای معنایی تصاویر از روش‌های یادگیری کوتاه‌مدت و بلندمدت استفاده می‌شود. یادگیری بلندمدت در دهه‌های اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته است و رویکردهایی در این زمینه ارائه شده است. غالب این رویکردها مبتنی بر همبستگی بین تصاویر یا همبستگی بین تصاویر و معناهای از پیش تعیین شده می‌باشند. روش‌هایی نیز مبتنی بر مدل‌کردن معناها با استفاده از ویژگی‌های دیداری تصاویر می‌باشند. در این مقاله، رویکرد جدیدی در زمینه ارائه الگوهای معنایی برای ثبت و بهره‌برداری از معناهای کشف‌شده با استفاده از اطلاعات مستخرج از یادگیری کوتاه‌مدت مبتنی بر بهبود تابع شباهت ارائه شده است. در این رویکرد، الگوهای معنایی جدیدی به همراه یک معیار مؤثر تعیین شباهت معنایی معرفی شده است. روش پیشنهادی در یک پایگاه تصویر با ده هزار تصویر آزموده و نتایج با یک روش متداول در یادگیری بلندمدت مقایسه شده است. نتایج، کارامدبودن روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

۶- سپاس‌گزاری

این تحقیق از پشتیبانی مرکز تحقیقات مخابرات ایران با شماره قرارداد ۵۰۰/۱۹۲۴۵/ت مورخ ۹۰/۱۲/۲۸ برخوردار بوده است.

مراجع

[1] A. W. M. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, and R. Jain, "Content - based image retrieval at the end of the early years," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 12, pp. 1349-1379, Dec. 2000.

[2] S. Antani, R. Kasturi, and R. Jain, "A survey on the use of pattern recognition methods for abstraction, indexing, and retrieval of images and video," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 4, pp. 945-965, Apr. 2002.

[3] Y. Liu, D. Zhang, G. Lu, and W. Y. Ma, "A survey of content - based image retrieval with high - level semantics," *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 1, pp. 262-282, Jan. 2007.

[4] Y. Rui, S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrotra, "Relevance feedback: a power tool for interactive content - based image retrieval," *IEEE Trans. on Circuits and Video Technology*, vol. 8, no. 5, pp. 25-36, Sep. 1998.

[5] X. Qi, S. Barrett, R. Chang, "A noise-resilient collaborative learning approach to content-based image retrieval", *Int. Journal of Intelligent Systems*, vol. 26, no. 12, pp. 1153-1175, Dec. 2011.

[6] D. Djordjevic and E. Izquierdo, "An object- and user- driven system for semantic - based image annotation and retrieval," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Technology*, vol. 17, no. 3, pp. 313-323, Mar. 2007.

[7] P. C. Cheng, B. C. Chien, H. R. Ke, and W. P. Yang, "A two - level relevance feedback mechanism for image retrieval," *Expert Systems with Applications*, vol. 34, no. 3, pp. 2193-2200, Apr. 2008.

[۸] ا. شمسی، ح. نظام‌آبادی‌پور، س. سریزدی و ا. کبیر، "روشی جدید در بازخورد ربط برای بازیابی تصویر بر اساس محتوا،" *پانزدهمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران*، جلد ۱، ۴ ص.، اسفند ۸۸.

[9] K. Porkaew, K. Chakrabarti, and S. Mehrotra, "Query refinement for multimedia similarity retrieval in MARS," in *Proc. of the ACM International, Multimedia Conf.*, vol. 1, pp. 235-238, Oct. 1999.

[10] J. J. Rocchio, "Relevance feedback in information retrieval," in: Salton, G. (Ed.), *The SMART Retrieval System: Experiments in Automatic Document Processing*, Prentice Hall, pp. 313-323, 1971.

[11] M. Broilo and F. G. B. D. Natale, "A stochastic approach to image retrieval using relevance feedback and particle swarm optimization," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 12, no. 4, pp. 267-277, Jun. 2010.

[12] S. Salvador and P. Chan, *Determining the Number of Clusters/Segments in Hierarchical Custering/Segmentation Algorithms*, Technical Report CS-2003-18, Florida Institute of Technology, 2003.

[13] D. H. Kim, C. W. Chung, and K. Barnard, "Relevance feedback using adaptive clustering for image similarity retrieval," *The J. of Systems and Software*, vol. 78, no. 1, pp. 9-23, Oct. 2005.

[14] M. Arevalillo - Herraez, F. J. Ferri, and S. Moreno - Picot, "Distance - based relevance feedback using a hybrid interactive genetic algorithm for image retrieval," *Applied Soft Computing*, vol. 11, no. 2, pp. 1782-1791, Mar. 2011.

[15] A. S. Hosseini, Semantic Image Retrieval Using Relevance Feedback and Transaction Logs, Ph. D. Thesis, Louisiana State University, 2007.

[16] W. Jiang, G. Er, Q. Dai, and J. Gu, "Hidden annotation for image retrieval with long - term relevance feedback learning," *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 11, pp. 2007-2021, Nov. 2005.

[17] M. Li, Z. Chen, and H. J. Zhang, "Statistical correlation analysis in image retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 12, pp. 2687-2693, Dec. 2002.

[18] M. Koskela and J. Laaksonen, "Using long - term learning to improve efficiency of content - based image retrieval," in *Proc. of the Third Int. Workshop on Pattern Recognition in Information Systems, PRIS'03*, vol. 1, pp. 72-79, Oct. 2003.

[19] H. C. Hong, *Learning Based on Relevance Feedback in Content - Based Image Retrieval*, Master of Philosophy Thesis, The Chinese University of Hong Kong, 2004.

[20] X. He, O. King, W. Y. Ma, M. Li, and H. J. Zhang, "Learning a semantic space from user's relevance feedback for image retrieval," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 13, no. 1, pp. 39-48, Jan. 2003.

[21] J. Han, M. Li, H. Zhang, and L. Guo, "A memorization learning model for image retrieval," in *Proc. of Int. Conf. on Image Processing, ICIP'03*, vol. 3, pp. 605-608, Sep. 2003.

[22] Y. Lu, H. Zhang, L. Wenyin, and C. Hu, "Joint semantics and feature based image retrieval using relevance feedback," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 5, no. 3, pp. 339-347, Sep. 2003.

[23] S. Barrett, *Content-Based Image Retrieval: A Short Term and Long Term Learning Approach*, Stevens Institute of Technology, Technical Report 2007, http://digital.cs.usu.edu/~xqi/Teaching/REU07/Website/Samuel/SamFinalPaper.pdf.

[24] H. Nezamabadipour and E. Kabir, "Concept learning by fuzzy k - NN classification and relevance feedback for efficient image retrieval," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 5948-5954, Apr. 2009.

[25] B. Bhanu and A. Dong, "Concept learning with fuzzy clustering and relevance feedback," *Engineering Application of Artificial Intelligence*, vol. 15, no. 2, pp. 123-138, Apr. 2002.

[26] M. Cord, P. H. Gosselin, and S. P. Foliguet, "Stochastic exploration and active learning for image retrieval," *Image and Vision Computing*, vol. 25, no. 1, pp. 14-23, Jan. 2007.

[27] A. Lakdashti, M. S. Moint, and K. Badiet, "A novel semantic - based image retrieval method," in *Proc. 10th Inte. Conf. on Advanced Communication Technology, ICACT*, vol. 2, pp. 969-974, Feb. 2008.

Archive of SID

www.SID.ir

[28] M. E. ElAlami, "Supporting image retrieval framework with rule base system," *Knowledge-Based S*ystems, vol. 24, no. 2, pp. 331-340, Mar. 2011.
[29] S. F. Chang, W. Chen, and H. Sundaram, "Semantic visual templates: linking visual features to semantics," in *Proc. Int.Conf. on Image Processing, ICIP'98, Workshop on Content Based Video Search and Retrieval*, vol. 3, pp. 531-534, Oct. 1998.
[30] J. R. Smith and C. S. Li, "Decoding image semantics using composite region templates," *IEEE Workshop on Content - Based Access of Image and Video Libraries, CBAIVL - 98*, vol. 1, pp. 9-13, Jun. 1998.
[31] Y. Zhuang, X. Liu, and Y. Pan, "Apply semantic template to support content - based image retrieval," in *Proc. of IS&T and SPIE Storage and Retrieval for Media Databases,* vol. 1, pp. 23-28, San Jose, California, US, Jan. 2000.
[32] P. Clough, M. Grubinger, A. Hanbury, and H. Muller, "Overview of the imageclef 2007 photographic retrieval task," in *CLEF 2007 Workshop*, Budapest, Hungary, 2008.
[33] J. Winn, A. Criminisi, and T. Minka, "Object categorization by learned universal visual dictionary," in *Proc. 10th Int. Conf. on Computer Vision, ICCV,* vol. 2, pp. 1800-1807, Beijing, China, Jan. 2005.
[34] J. Z. Wang, J. Li, and G. Wiederhold, "SIMPLIcity: semantic sensitive integrated matching for picture libraries," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 9, pp. 947-963, Sep. 2001.
[35] B. S. Manjunath, P. Salembier, and T. Sikora, *Introduction to MPEG-7: Multimedia Content Description Standard*, New York: Wiley, 2001.
[36] S. F. Chang, T. Sikora, and A. Puri, "Overview of MPEG-7 Standard," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 11, no. 6, pp. 688-695, Jun. 2001.

عصمت راشدی مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته‌ی مهندسی برق- الکترونیک و برق- مخابرات (سیستم) به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۶ از دانشگاه شهید باهنر کرمان دریافت کرد. وی در حال حاضر دانشجوی دکتری مخابرات سیستم در دانشگاه شهید باهنر کرمان بوده و رساله ایشان در زمینه بازیابی تصویر بر اساس تلفیق یادگیری کوتاه مدت و بلند مدت است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، الگوریتمهای تکاملی و رایانش نرم است.

حسین نظام‌آبادی‌پور دوره کارشناسی خود را در مهندسی برق- الکترونیک در دانشگاه شهید باهنر کرمان در سال ۱۳۷۷ به پایان رساند. پس از آن، مدارک کارشناسی ارشد و دکتری خود را نیز در مهندسی برق-الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ دریافت کرد. وی هم‌اکنون دانشیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه‌ی او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، کاربرد رایانش نرم در پردازش تصویر و روشهای بهینه سازی ابتکاری است.

Archive of SID

www.SID.ir