

یک روش بهبود یافته یادگیری کوتاه مدت مبتنی بر گرادیان نزولی در سامانه‌های بازیابی تصویر

عصمت راشدی، حسین نظام آبادی پور و سعید سریزدی

چکیده

بازیابی معنایی تصویر از مباحث مورد توجه در بازشناسی الگو است. یکی از روش‌های متداول جهت نزدیکتر شدن سامانه بازیابی به محتوای معنایی تصاویر، استفاده از بازخورد ربط است. در این مقاله رویکردی جهت یادگیری کوتاه مدت به روش بهبود تابع شباهت ارائه شده که استفاده از گرادیان نزولی در یادگیری وزن‌های تابع شباهت را بهبود داده است. در این روش، علاوه بر وزن‌های هر مولفه ویژگی، وزن‌های نوع ویژگی نیز بهینه‌سازی می‌شوند. همچنین یک تابع هزینه مناسب تعریف شده که نسبت به روش‌های مشابه، دقت و سرعت بازیابی را بالا می‌برد. روش پیشنهادی در یک پایگاه تصویر با ۱۰۰۰۰ تصویر آزموده شده و نتایج آن با چند روش متداول در یادگیری کوتاه مدت ارائه و مقایسه شده است. نتایج آزمایش‌ها، کارآمدی روش پیشنهادی را در بهبود دقت و کاهش زمان بازیابی نشان می‌دهد.

کلید واژه‌ها

بازیابی تصویر، بازخورد ربط، یادگیری کوتاه مدت، تابع شباهت، گرادیان نزولی.

۱ مقدمه

جغرافیایی، پایگاه‌های داده علمی، تصاویر پزشکی، پیش بینی هوا، طراحی مد و بایگانی‌های پلیس در کشف مجرم و جرم، بایگانی-های مجلات، تصاویر لوگوهای تجاری و پایگاه‌های بزرگ مبتنی بر شبکه جهانی اشاره کرد.

از اوایل دهه ۹۰، بازیابی تصویر بر اساس محتوی، یک زمینه فعال برای تحقیقات قلمداد می‌شود و تاکنون سامانه‌های بازیابی فراوانی طراحی شده است. در همه این سامانه‌ها، ویژگی‌های سطح پایین تصاویر بطور خودکار استخراج شده و تصاویر را نمایه‌سازی می‌کنند. مهم‌ترین ویژگی‌ها برای ارائه تصویر، ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل هستند. ویژگی‌های دیداری از نوع ویژگی‌های سطح پایین هستند. سطح دیگری از محتوی، سطح معنا^۱ است. ارائه تصویر در سطح معنا که ویژگی سطح بالا نامیده می‌شود، از زمینه‌های فعال تحقیقاتی به حساب می‌آید. کاربران هنگام پرس-وجوی تصویر بدنبال معناهای سطح بالا یا همان ویژگی‌های معنایی^۲

تعداد تصاویر در پایگاه‌های داده روز به روز در حال رشد هستند به طوری که برچسب زنی و دسته‌بندی آنها برای انسان وقت گیر است. بازیابی معنایی تصاویر به دلیل حجم گسترده تصاویر و لزوم ایجاد سامانه‌های خودکار برای افزایش سرعت و دقت از بحث-های مورد توجه در پردازش سیگنال و پردازش تصویر است [۱، ۱۳، ۱۴، ۱۵، ۲۰] از کاربردهای بازیابی تصویر می‌توان به آرشیوهای تصویری، آرشیو موزه‌ها، طراحی مهندسی و معماری، سنجش از دور، مدیریت منابع طبیعی، سامانه‌های اطلاعات

این مقاله در شهریورماه ۱۳۹۱ دریافت، در اردیبهشت‌ماه ۱۳۹۲ بازنگری و در تیرماه ۱۳۹۲ پذیرفته شد.

عصمت راشدی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، دانشکده مهندسی برق
rashedi_es@yahoo.com

حسین نظام آبادی پور، دانشگاه شهید باهنر کرمان، دانشکده مهندسی برق
nazem@uk.ac.ir

سعید سریزدی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، دانشکده مهندسی برق
saryazdi@uk.ac.ir

¹Semantic Level

²Semantic Feature

تابع شباهت، روش‌های مبتنی بر بهبود بردار پرس‌وجو و روش‌های چند پرسشی، قابل تقسیم هستند. در روش‌های مبتنی بر یادگیری، با استفاده از بردار ویژگی تصاویر مرتبط و نامرتب‌تی که توسط کاربر در بازخورد ربط مشخص شده‌اند، یک طبقه‌بند برای دسته بندی تصاویر به دو گروه مرتبط و نامرتب ساخته می‌شود [۲،۷]. در روش‌های مبتنی بر بهبود بردار پرس و جو، این بردار از تصاویر نامرتب دور و به تصاویر مرتبط نزدیک می‌شود [۱۷، ۲۲]. در روش‌های مبتنی بر بهبود تابع شباهت، وزن ویژگی‌های سطح پایین تصویر پرس‌وجو در خلال بازخورد ارتباط به منظور رسیدن به هدف کاربر تغییر می‌کند [۲۳، ۲۴، ۹، ۶، ۵]. در روش‌های چند پرسشی، از روش‌های مختلف برای تهیه بردارهای پرس و جوی بیشتر استفاده می‌شود [۸، ۱۰، ۱۱، ۱۹]. تعدادی از روش‌ها نیز از چند روش یادگیری کوتاه مدت به صورت موازی با هم استفاده می‌کنند [۳، ۲۱]. در ادامه هر کدام از روش‌های فوق با ارائه چند کار مطرح توضیح داده شده است. ضمن اینکه روش پیشنهادی این تحقیق با دسته روش‌های مبتنی بر بهبود تابع شباهت مرتبط است.

۲-۱ یادگیری و طبقه‌بندی

در این دسته روش‌ها، با استفاده از تصاویر مرتبط و نامرتب دریافت شده از کاربر، یک طبقه‌بند با یادگیری این تصاویر طراحی شده و نتایج طبقه‌بندی به سایر تصاویر پایگاه تعمیم داده می‌شود. از طبقه‌بندهایی که به وفور در این زمینه استفاده می‌شود، طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان یا SVM می‌باشد. به عنوان مثال در [۲] یادگیری کوتاه مدت با روش تقسیم تصویر به چند ناحیه و سپس یادگیری نواحی در تصاویر مرتبط و غیر مرتبط با استفاده از یادگیری ماشین بردار پشتیبان انجام شده است. در [۷] در ابتدا تمام تصاویر به بلوک‌هایی با ابعاد کوچک بریده شده و ویژگی‌های سطح پایین برای این بلوک‌ها استخراج می‌شود. سپس بلوک‌ها خوشه بندی می‌شوند و تعدادی نماینده برای هر تصویر به دست می‌آید. پس از دریافت بازخورد ربط از کاربر، از تصاویر مرتبط و غیر مرتبط برای دسته‌بندی به کمک SVM استفاده می‌شوند.

۲-۲ بهبود بردار پرس و جو

در روش‌های مبتنی بر بهبود تابع شباهت، از حرکت دادن بردار پرس و جو یا بهبود آن استفاده می‌شود. این روش اولین بار در سامانه MARS [۱۷] در سال ۱۹۹۷ پیشنهاد شد. در این روش، میانگین همه تصاویر مرتبط حساب شده و به عنوان بردار پرس‌و-جوی جدید در نظر گرفته می‌شوند. در تحقیق [۱۷] از تصاویر مرتبط و نامرتب برای بهبود بردار پرس و جو استفاده شده است. به این صورت که در هر مرحله، بردار پرس و جو به تصاویر مرتبط نزدیکتر و از تصاویر نامرتب دور می‌شود. این روش به روش روچو معروف است و در رابطه (۱) آمده است.

هستند. 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^۱ مشهور است.

برای کم کردن شکاف معنایی رویکردهای متنوعی چون طبقه‌بندی معنایی تصاویر، یادگیری کوتاه مدت 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 [۱۸] 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 معنی داری بین ویژگی‌های سطح پایین و ویژگی‌های سطح بالا برقرار کرده و شکاف معنایی را کاهش داد. یادگیری با استفاده از بازخورد ربط، به دو صورت یادگیری کوتاه مدت و بلند مدت انجام می‌شود. یادگیری کوتاه مدت (STL)^۲ 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^۳ صورت می‌گیرد. در تعامل هر کاربر با سامانه، سامانه به کمک یادگیری کوتاه مدت سعی در کشف معنای مورد نظر کاربر می‌کند. روش‌های یادگیری کوتاه مدت، به چهار دسته روش‌های مبتنی بر یادگیری و طبقه‌بندی [۲، ۷]، روش‌های مبتنی بر بهبود بردار پرس و جو [۱۷، ۲۲]، روش‌های مبتنی بر بهبود تابع شباهت [۲۳، ۲۴، ۹، ۶، ۵]، و روش‌های چند پرسشی [۸، ۱۰، ۱۱، ۱۹]، قابل تقسیم هستند.

در این مقاله، یک روش جدید برای یادگیری کوتاه مدت ارائه می‌شود که از کمینه کردن یک تابع هزینه مناسب به روش گرادیان نزولی سود می‌برد. در تابع هزینه پیشنهادی، سرعت محاسبات، حجم حافظه و نیز کیفیت نتایج بهبود داده شده است. از نوآوری‌های دیگر این تحقیق، تنظیم وزن نوع ویژگی‌ها به کمک گرادیان نزولی است که در سایر مقالات مرتبط به آن پرداخته نشده است. روش فوق با چند روش مطرح در زمینه بهبود تابع شباهت مقایسه شده است.

در ادامه این مقاله، بخش بعد به مرور روش‌های یادگیری کوتاه مدت می‌پردازد. پس از آن در بخش سوم روش پیشنهادی و در بخش چهارم نتایج و مقایسه با سایر روش‌ها ارائه می‌شود. در نهایت در بخش پنجم مقاله جمع‌بندی می‌شود.

۲ مروری بر روش‌های یادگیری کوتاه مدت

همانگونه که ذکر شد روش‌های یادگیری کوتاه مدت، به چهار دسته روش‌های مبتنی بر یادگیری و طبقه‌بندی، روش‌های مبتنی بر بهبود

¹ Semantic Gap

² Short Term Learning

³ Intra-query

L_k تعداد مولفه‌های ویژگی در مورد ویژگی نوع k ام است. تعداد کل نوع ویژگی‌ها برابر K است.

$$D(Q, F | W) = \sum_{j=1}^m w_j d(q_j, f_j) \quad (2)$$

(۳)

$$D^2(Q, F | W) = w_{1,0} \sum_{j=1}^{k_1} w_{1,j} \left(\frac{q_{1,j} - f_{1,j}}{q_{1,j} + f_{1,j}} \right)^2 + \dots + w_{k,0} \sum_{j=1}^{k_k} w_{k,j} \left(\frac{q_{k,j} - f_{k,j}}{q_{k,j} + f_{k,j}} \right)^2$$

در کنار روش‌های مبتنی بر انحراف معیار ویژگی‌ها، روش‌های ابتکاری دیگری نیز ارائه شده است به عنوان مثال در تحقیق [۵] در هر مرحله از بازخورد ربط، کاربر رتبه تصاویر را مشخص می‌کند. سپس، سامانه رتبه همان تصاویر را بر حسب ویژگی‌های مختلف به صورت جداگانه بدست آورده و از روی شباهت دورتبه‌بندی (رتبه‌بندی کاربر و رتبه‌بندی سامانه) بر حسب یک ویژگی خاص) وزن‌های مربوط به آن ویژگی را تصحیح می‌کند. در دسته دیگری از رویکردها، از یادگیری فاصله با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی استفاده می‌شود [۹]. در این مرجع یک تابع بهینه‌سازی تعریف و به روش لاپلاس وزن ویژگی‌ها برای بازیابی خوشه‌بندی تصاویر تعیین می‌شود [۹]. در این روش از داده‌های موجود در حافظه سامانه در مورد تصاویر برای بهینه‌سازی استفاده شده است.

در دسته‌ای از روش‌های مبتنی بر بهبود تابع شباهت، با تعریف یک تابع هزینه، از روش گرادینان نزولی برای تنظیم وزن‌ها استفاده می‌شود [۶]. در این نوع روش‌ها می‌توان با تعریف تابع هزینه مناسب و با بهره‌گیری از محسبات روش گرادینان نزولی، وزن‌ها را به نحو مناسبی تنظیم کرد. ایده روش‌های این دسته از بحث یادگیری فاصله به روش با نظارت در طبقه‌بندی داده‌ها گرفته شده است [۱۶]. در تحقیق [۱۶] جهت بهبود وزن ویژگی‌ها در طبقه‌بندی، برای هر دسته از داده‌ها، یک بردار وزن یادگیری می‌شود. یادگیری وزن‌ها در جهت کمینه‌سازی خطای طبقه‌بند همسایه نزدیکتر انجام می‌شود. در تحقیق [۱۶]، فاصله بین هر دو بردار ویژگی طبق رابطه (۴) و تابع کمینه شونده مطابق رابطه (۵) به صورت مجموع تابع پله نسبت فاصله هر داده Q با داده‌های مرتبط با آن (Q^+) به فاصله با داده‌های غیر مرتبط با آن (Q^-) تعریف شده است. این رابطه روی مجموعه داده‌های آموزشی T کمینه می‌شود. این رابطه طبق تئوری حداکثر کردن حاشیه بین هر داده مرتبط با داده‌های نامرتبط در نظر گرفته شده است. در این رابطه step تابع پله است.

$$D^2(Q, F | W) = \sum_j w_j^2 (q_j - f_j)^2 \quad (4)$$

$$J = \sum_{Q \in T} \text{step} \left(\frac{D(Q, Q^+ | W)}{D(Q, Q^- | W)} \right) \quad (5)$$

در تحقیق [۶] (روش Deselaers)، ایده فوق در بازیابی تصویر مورد استفاده قرار گرفته است. در [۶]، شباهت بین دو تصویر

$$q' = q + \frac{1}{|Q^+|} \sum_{q_+ \in Q^+} q_+ - \frac{1}{|Q^-|} \sum_{q_- \in Q^-} q_- \quad (1)$$

که q' بردار پرس و جوی جدید، q بردار پرس و جو در مرحله قبل، Q^+ مجموعه تصاویر مرتبط، Q^- مجموعه تصاویر نامرتبط، q_+ تصاویر مرتبط انتخاب شده توسط کاربر و q_- تصاویر نامرتبط انتخاب شده توسط کاربر می‌باشند. $|Q^+|$ نیز تعداد تصاویر مرتبط است.

در روش دیگری در این دسته، در تحقیق [۲۲] دو روش تبدیل بردار پرس و جو به یک بردار دیگر و تئوری مجموعه راف با هم ترکیب شده‌اند.

۲-۳ بهبود تابع شباهت

در روش بهبود تابع شباهت سعی می‌شود تابع شباهتی که پایگاه ویژگی‌های دیداری با اتکا به آن جستجو می‌شود در خلال بازخورد ارتباط، برای رسیدن به هدف کاربر تنظیم شود. در بهبود تابع شباهت، وزن ویژگی‌های سطح پایین تصویر پرس و جو در خلال بازخورد ارتباط به منظور رسیدن به هدف کاربر تغییر می‌کند. در غالب این روش‌ها، تابع شباهت به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود. شباهت بین دو تصویر Q و F با D نشان داده می‌شود. در این رابطه، f_j ویژگی z ام از بردار ویژگی F به طول m می‌باشد. w_j نیز وزن مرتبط با ویژگی z ام در تابع شباهت می‌باشد. تابع شباهت فوق تعداد m وزن دارد که به صورت بردار $W = [w_1, \dots, w_m]$ نمایش داده می‌شود لذا تابع شباهت به بردار وزن W وابسته است. فاصله ویژگی‌های z ام در دو بردار ویژگی $d(q_j, f_j)$ می‌باشد.

$$D(Q, F | W) = \sum_{j=1}^m w_j d(q_j, f_j) \quad (2)$$

در تعدادی از روش‌های این دسته از واریانس ویژگی‌ها در تصاویر مرتبط و غیر مرتبط برای تنظیم وزن‌های تابع شباهت استفاده می‌شود. به عنوان مثال در [۱۸] پس از هر مرحله از بازخورد ربط و تعیین تصاویر مرتبط و غیر مرتبط توسط کاربر، وزن هر مولفه از بردار ویژگی به صورت عکس انحراف معیار آن مولفه روی مجموعه تصاویر مرتبط در نظر گرفته می‌شود و وزن‌های هر نوع ویژگی نیز با توجه به رتبه‌بندی تصاویر تعیین می‌شوند.

در [۲۳، ۲۴]، تابع شباهت رابطه (۳) مورد استفاده قرار گرفته است. در این تحقیق، وزن هر نوع ویژگی با توجه به رتبه تصاویر مرتبط در بازیابی بر اساس آن نوع ویژگی تنظیم می‌شود و برای تصحیح وزن هر مولفه ویژگی از میانگین و انحراف معیار آن مولفه روی تصاویر مرتبط و نامرتبط استفاده می‌شود. نوع ویژگی می‌تواند رنگ، بافت، لبه یا هر نوع ویژگی دیگری باشد. در رابطه (۳)، $f_{k,j}$ مولفه z ام از ویژگی نوع k ام تصویر F و $w_{k,j}$ ($j \neq 0$) وزن متناظر با آن می‌باشد. $w_{k,0}$ نیز وزن ویژگی نوع k ام است.

تصاویر جدید با نگاشت هر فرزند به مجموعه تصاویر ایجاد می‌شوند.

در روش ترکیب طبقه‌بندها [۱۲] در بازیابی تصویر، پس از آنکه تصاویر مرتبط و نامرتب تعیین شد، از تمام تصاویر مرتبط و نامرتب برای تعیین رتبه‌بندی سایر تصاویر تا تصویر پرس و جو استفاده می‌شود [۶]. در این روش، احتمال مرتبط بودن تصویر F با تصویر Q ($p_F(R|Q)$) و همچنین احتمال نامرتب بودن تصویر F با تصویر Q ($p_F(N|Q)$) مطابق رابطه (۸) با فاصله بین آن‌ها متناسب می‌باشند. لذا با داشتن مجموعه تصاویر مرتبط Q^+ و مجموعه تصاویر نامرتب Q^- ، احتمال مرتبط بودن هر تصویر F با تصویر پرس و جو Q به صورت رابطه (۹) قابل محاسبه است. در [۶]، در رابطه (۸) از فاصله وزن‌دار استفاده شده و وزن‌های تابع فاصله به روش گرادیان نزولی آموزش داده شده است. α پارامتری است که تاثیر تصاویر مرتبط و نامرتب را کنترل می‌کند.

$$p_F(R|Q), p_F(N|Q) \propto \exp(-D(Q, F)) \quad (۸)$$

(۹)

$$p_F(R|\{Q^+, Q^-\}) = \frac{\alpha}{|Q^+|} \sum_{q^+ \in Q^+} p_F(R|q^+) + \frac{1-\alpha}{|Q^-|} \sum_{q^- \in Q^-} (1-p_F(N|q^-))$$

۵-۲ روش‌های ترکیبی

در بعضی تحقیقات از یک روش کوتاه مدت ترکیبی با استفاده از چند رویکرد استفاده شده است. به عنوان مثال در [۲۱] از سه روش بهبود با وزن‌دهی ویژگی‌ها، بهبود بردار پرس‌وجو و روش چند پرسشی استفاده شده است. در مرحله تغییر وزن، چنانچه یک ویژگی به صورت متناوب در تصاویر مثبت دیده شود، وزن بیشتری می‌گیرد. در مرحله بهبود تصویر پرس و جو، بردار پرس و جو به سمت تصاویر مثبت و مطلوب کاربر نزدیک می‌شود. در توسعه جستجو با روش چند پرسشی، تصاویر مرتبط به چند خوشه تقسیم می‌شوند. در [۳] برای یادگیری کوتاه مدت از دو روش وزن دهی ویژگی‌ها و جابجایی پرس‌وجو استفاده شده است.

۳-۳ مرحله‌ی بازیابی

در مرحله‌ی بازیابی، تصاویر را با مقایسه بین بردارهای ویژگی متناظرشان بازیابی می‌کنیم. برای این کار بردار ویژگی برای تصویر جستار و تصاویر مدل محاسبه شده و با استفاده از یک اندازه‌ی شباهت، فاصله‌ی بین آن‌ها بدست می‌آید. در نهایت M تصویر که کمترین فاصله را داشته باشند، به عنوان تصاویر مرتبط بازیابی می‌شوند. ما از فاصله‌ی اقلیدسی برای بدست آوردن فاصله‌ی بین بردارهای ویژگی استفاده می‌کنیم. اگر بردار ویژگی برای تصویر جستار و تصویر مدل را به ترتیب f_m و f_q بنامیم، فاصله‌ی اقلیدسی به صورت زیر تعریف می‌شود.

F و به صورت رابطه (۶) تعریف شده است. وزن‌های این تابع در هر مرحله از بازخورد ربط به روش کمینه کردن تابع هزینه‌ی رابطه (۷) محاسبه می‌گردند. در این تحقیق تابع هزینه به صورت مجموع نسبت‌های فاصله هر تصویر مرتبط با سایر تصاویر مرتبط به فاصله آن با تصاویر نامرتب در نظر گرفته می‌شود. با کمینه کردن این تابع، تصاویر مرتبط به یکدیگر نزدیک و از تصاویر نامرتب دور می‌شوند. تابع هزینه فوق با بهینه‌سازی به روش گرادیان نزولی کمینه‌سازی شده و وزن‌های مناسب به دست آمده است.

$$D(Q, F|W) = \sum_j^m w_j |q_j - f_j| \quad (۶)$$

$$J = \sum_{Q \in Q^+} \sum_{F^+ \in Q^+} \sum_{F^- \in Q^-} \frac{D(Q, F^+|W)}{D(Q, F^-|W)} \quad (۷)$$

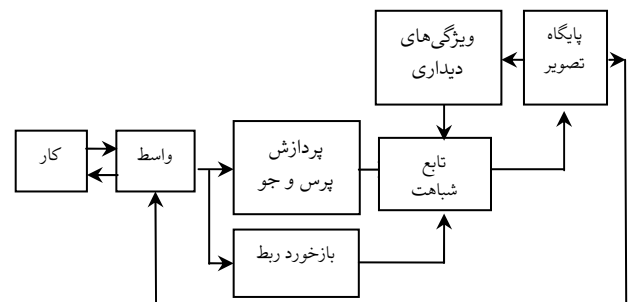
۴-۲ روش‌های چند پرسشی

در روش‌های چند پرسشی، بازیابی با چند بردار پرس و جو انجام می‌شود. در این روش‌ها، از ابزارهای مختلفی برای تهیه بردارهای پرس و جو چندگانه استفاده می‌شود. در متداول ترین انواع این روش‌ها، بردارهای ویژگی مربوط به تصاویر مرتبط خوشه‌بندی شده و مراکز خوشه‌ها به عنوان بردارهای پرس و جو جدید انتخاب می‌شوند. در نهایت پایگاه داده با هر کدام از بردارهای فوق جستجو شده و نتایج حاصل از آنها با هم ترکیب می‌شوند. تعداد ایده‌آل خوشه‌ها در تحقیق [۱۹] به طور خودکار تخمین زده شده‌اند و مراکز خوشه‌ها به عنوان بردارهای پرس‌وجوی جدید انتخاب می‌شوند. تحقیق [۱۰] از الگوریتم خوشه- Q برای تبدیل بردار پرس‌وجو به چند بردار استفاده می‌کند. در این الگوریتم، ابتدا یک تصویر پرس‌وجو از سوی کاربر به سامانه داده می‌شود. سپس، سامانه k تصویر که فاصله کمتری از تصویر پرس‌وجو دارند را به کاربر نشان می‌دهد. کاربر مرتبط بودن یا نبودن آنها را مشخص می‌کند. در مرحله اول بازخورد، تصاویر مرتبط طبقه‌بندی و در سایر مراحل در دسته‌های از پیش تعیین شده قرار گرفته یا در یک دسته جدید قرار داده می‌شوند. سامانه برای طبقه بندی از تابع طبقه بندی بیز استفاده می‌کند و بعضی از دسته‌ها شبیه به هم را با هم ادغام می‌کند، سپس مرکز دسته‌های باقیمانده به عنوان بردارهای پرس و جو نسل بعد مشخص می‌شوند. در [۱۱]، در هر جستجو، کاربر تصاویر مرتبط را علامت می‌زند. تصاویر مرتبط با استفاده از روش سلسله مراتبی خوشه بندی می‌شود. در ادامه تعامل با کاربر، تصاویر مرتبط جدید یا در خوشه‌های موجود قرار می‌گیرند یا یک خوشه جدید می‌سازند و خوشه‌ای نزدیک به هم نیز با یکدیگر یکی می‌شوند. در روش ارائه شده در [۸]، از عملگرهای الگوریتم وراثتی برای تولید بردارهای پرس و جو جدید از یک بردار پرس و جو استفاده می‌شود. به اینصورت که در تعامل با کاربر، تصاویر مثبت از کاربر دریافت شده، فرزندان با اعمال عملگرهای الگوریتم وراثتی روی تصاویر مثبت تولید می‌شوند. مجموعه

¹Euclidean distance

۳ یادگیری کوتاه مدت پیشنهادی

در این بخش، یادگیری کوتاه مدت پیشنهادی، شرح داده می‌شود. در روش پیشنهادی، هدف اصلی بهبود نتایج بازیابی به کمک بهبود تابع شباهت به روش گرادیان نزولی است. در این روش یک تابع هزینه مناسب معرفی شده است. سامانه پیاده سازی شده مطابق شکل ۱ می‌باشد. در این سامانه، تصویر پرس و جو از کاربر دریافت و ویژگی‌های آن استخراج می‌شود. بردار ویژگی تصویر پرس و جو (Q) با استفاده از یک تابع شباهت با تمام تصاویر پایگاه مقایسه شده و تصاویر مشابه برگردانده می‌شود. پس از آن تصاویر مرتبط و نامرتبط در بازخورد ربط از کاربر اخذ می‌شود. با استفاده از این اطلاعات، تابع شباهت با اصلاح وزن ویژگی‌ها بهبود می‌یابد. فرایند بازخورد ربط و بهبود تابع شباهت برای هر تصویر پرس و جو چند مرحله تکرار می‌شود.



شکل ۱- سامانه بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا با استفاده از یادگیری کوتاه مدت.

تابع شباهت استفاده شده در این تحقیق به صورت رابطه (۱۰) می‌باشد. در این رابطه (مشابه رابطه (۳) از [۲۳]) علاوه بر اینکه برای هر مولفه ویژگی یک وزن تعریف شده، برای هر نوع ویژگی (رنگ، بافت یا لبه) نیز یک وزن تعریف شده است. جهت یادگیری تابع فاصله و تنظیم وزن‌ها از یک تابع هزینه پیشنهادی استفاده شده و وزن‌ها به روش گرادیان نزولی جهت کمینه کردن این تابع به دست آمده‌اند. تابع فاصله پیشنهادی مطابق رابطه (۱۰) می‌باشد. استفاده از وزن‌ها با توان دوم الهام گرفته از [۱۶] است. برای یادگیری این تابع فاصله در طول بازخورد ربط، از روش کمینه کردن یک تابع هزینه استفاده شده است که مطابق [۱۶] با تخمین احتمال خطای طبقه‌بندی در روش نزدیکترین همسایه با ارزیابی‌کنی را کنار بگذار یا LOO-NN در ارتباط است. اگر W مجموعه وزن‌ها باشد، تابع هزینه پیشنهادی این تحقیق به صورت رابطه (۱۱) می‌باشد. در این رابطه، F^+ دورترین بردار ویژگی مرتبط به تصویر پرس و جو Q و F^- نزدیکترین بردار ویژگی نامرتبط به آن هستند. بردار پرس و جو در هر مرحله، طبق رابطه (۱۲) به صورت میانگین بردار ویژگی‌های مجموعه تصاویر مرتبط در نظر گرفته شده است [۱۴، ۲۳].

(۱۰)

$$D^2(Q, F | W) = w_{1,0}^2 \sum_{j=1}^{L_1} w_{1,j}^2 \left(\frac{q_{1,j} - f_{1,j}}{q_{1,j} + f_{1,j}} \right)^2 + \dots + w_{k,0}^2 \sum_{j=1}^{L_k} w_{k,j}^2 \left(\frac{q_{k,j} - f_{k,j}}{q_{k,j} + f_{k,j}} \right)^2$$

$$J_{R-N} = \frac{D(Q, F^+ | W)}{D(Q, F^- | W)} \quad (۱۱)$$

$$Q = \frac{1}{|Q^+|} \sum_{Q \in Q^+} Q \quad (۱۲)$$

در رابطه (۱۱) تابع هزینه J_{R-N} به صورت نسبت فاصله دورترین بردار ویژگی مرتبط از مجموعه Q^+ به نزدیکترین بردار ویژگی نامرتبط از مجموعه Q^- تا بردار پرس و جو Q تعریف شده است. کمینه کردن این تابع متناظر با حداکثر کردن حاشیه طبقه‌بندی در دو دسته تصاویر مرتبط و نامرتبط می‌باشد. این تابع نسبت به تابع هزینه (۷) که سعی در نزدیک کردن بردارهای ویژگی مرتبط به یکدیگر و دورتر کردن آن‌ها از بردارهای ویژگی نامرتبط دارد، تنها با در نظر گرفتن دو بردار ویژگی و با حداکثر کردن حاشیه طبقه‌بندی، بهینه‌سازی را به صورت کارآمدتر و با محاسبات کمتر انجام می‌دهد.

در تابع هزینه J_{R-N} ، هر چه فاصله $D(Q, F^+ | W)$ کمتر و $D(Q, F^- | W)$ بیشتر باشد، حاشیه طبقه‌بندی بزرگتر شده و خطای تعیین بردارهای ویژگی مرتبط و نامرتبط کمتر می‌شود. این تابع هزینه بطور مستقیم با بردار وزن W در ارتباط است. لذا حداقل کردن آن در ارتباط با بردار وزن، منجر به افزایش دقت تعیین تصاویر مرتبط و نامرتبط و در نتیجه افزایش دقت بازیابی می‌شود. جهت حداقل کردن این تابع از روش کمینه سازی به روش گرادیان نزولی استفاده شده است. در نتیجه لازم است مشتق‌های این تابع نسبت به متغیر W محاسبه شود.

حداقل کردن تابع J_{R-N} به روش گرادیان نزولی یک روش تکرار شونده است. در هر نشست، در ابتدا وزن‌ها مطابق رابطه-های (۱۳) و (۱۴) مقدار دهی اولیه می‌شوند. پس از آن در طی چند مرحله، وزن‌های $w_{k,j}$ طبق رابطه (۱۵) با یک مقدار کوچک μ_j به روزرسانی می‌شوند. این به روزرسانی در خلاف جهت گرادیان تابع هزینه طبق روابط (۱۶) تا (۱۹) انجام می‌شود. وزن‌ها پس از هر مرحله به روز رسانی، طبق روابط (۲۰) و (۲۱) با تقسیم شدن به مجموع وزن‌ها نرمالیزه می‌شوند. با محاسبه مشتق تابع هزینه، توابع به روز رسانی مطابق رابطه (۱۶) انجام می‌شوند. در روابط (۱۵) و (۱۶)، وزن مربوط به هر نوع ویژگی با $z=0$ و وزن مولفه‌های نوع ویژگی k ام با $z=1, \dots, L_k$ مشخص می‌شود. با الهام از [۱۶]، برای محاسبه مشتق تابع هزینه، از توابع کمکی مقادیر r و $R_{k,j}$ استفاده شده است. مقادیر r ، $R_{k,j}$ مربوط به مولفه‌های ویژگی و $R_{k,0}$ مربوط به هر نوع ویژگی با استفاده از (۱۷) تا (۱۹) محاسبه می‌شوند.

در رابطه (۱۷)، تابع کمکی r به صورت نسبت فواصل تصویر پرس و جو با دورترین تصویر مرتبط و نزدیکترین تصویر نامرتبط

¹Leaving one out nearest neighbor

۴ پیاده سازی، آزمایش‌ها و نتایج

در این بخش در ابتدا سامانه پایه و پایگاه تصویر و سپس نتایج آزمایش‌ها آورده می‌شود. به منظور ارزیابی تاثیر یادگیری کوتاه پیشنهادی بر نتایج بازیابی، دو نمونه آزمایش انجام شده است. در آزمایش اول، روش پیشنهادی فوق با سه روش دیگر در زمینه بهبود تابع شباهت مقایسه شده است و در آزمایش دوم، روش آموزش وزن‌ها جهت بازیابی به روش ترکیب طبقه‌بندها انجام شده است. نتایج در ادامه آورده شده است.

۴-۱ سامانه پایه و پایگاه تصویر

در این تحقیق در پیاده سازی سامانه از سه نوع ویژگی استفاده شده است. ویژگی‌های پیاده سازی شده عبارتند از: هیستوگرام رنگ به نمایندگی از ویژگی رنگ، هیستوگرام لبه به نمایندگی از ویژگی شکل و ویژگی گابور به نمایندگی از ویژگی بافت. بنابراین تعداد نوع ویژگی‌ها در این تحقیق برابر سه می‌باشد یا به عبارتی $K = 3$. در این تحقیق ویژگی رنگ SCD با ۲۵۶ بازه ($L_1 = 256$)، ویژگی هیستوگرام لبه EHD با ۸۰ ویژگی ($L_2 = 80$) و ویژگی‌های گابور HTD با ۶۲ ویژگی ($L_3 = 62$) مطابق استاندارد MPEG-7 [۴] از تصاویر استخراج شده و تمام پایگاه تصویر بر این مبنا نمایه سازی شده است. در مجموع هر یک از تصاویر با برداری به اندازه ۳۹۸ بعد نمایه سازی شده است. برای نمایه‌سازی رنگ در تصاویر، از هیستوگرام رنگ در فضای HSV با ۲۵۶ سطح (۱۶ سطح برای مولفه H، ۴ سطح برای مولفه S و ۴ سطح برای مولفه V) استفاده شده است. در استخراج ویژگی لبه، پس از تقسیم تصویر به ۱۶ زیر تصویر، از هر کدام از زیر تصویرها، هیستوگرام لبه در ۵ جهت لبه افقی، عمودی، ۴۵ درجه، ۱۳۵ درجه و بدون جهت استخراج شده است. در استخراج ویژگی بافت، تصویر با ۳۰ فیلتر گابور در ۶ جهت و ۵ مقیاس فیلتر شده، میانگین و انحراف معیار هر تصویر فیلتر شده و تصویر اصلی محاسبه می‌شود.

سامانه بازیابی تصویر مطابق شکل ۱ روی پایگاه داده ۱۰۰۰۰۰ تصویری کورل با ۸۰ گروه معنایی پیاده سازی شده است. تمام تصاویر رنگی و درحوزه فشرده JPEG هستند. از میان این تصاویر، ۱۰۰۰ تصویر پرس و جو به صورت تصادفی برای انجام آزمایش‌ها انتخاب شده‌اند. بازخورد ربط برای هر تصویر پرس‌وجو ۴ مرحله تکرار شده و در هر تکرار از بازیابی ۲۵ تصویر برگردانده شده است. برای ارزیابی روش‌ها، از معیار دقت استفاده شده است. اطلاعات این معیار به شکل یک گراف که نشان دهنده دقت در هر مرحله از بازخورد ربط است ارائه می‌شود. معیار دقت بیانگر نسبت تعداد تصاویر مرتبط بازیابی شده به تعداد تصاویر است.

تعریف شده است. در رابطه‌های (۱۸) و (۱۹)، مقدار تابع مقادیر $R_{k,j}$ برای بردار ویژگی دورترین تصویر مرتبط به صورت $R_{k,j}^+$ و برای بردار ویژگی نزدیکترین تصویر نامرتبط به صورت $R_{k,j}^-$ نمایش داده شده است. در محاسبه این تابع برای مولفه‌های ویژگی ($R_{k,0}$) از فاصله مقادیر ویژگی مربوط به همان ویژگی استفاده می‌شود (رابطه (۱۸)) و در محاسبه آن برای هر نوع ویژگی، مجموع فواصل برای تمام مولفه‌های مربوط به آن نوع ویژگی استفاده می‌شود (رابطه (۱۹)).

$$w_{k,0}(0) = \frac{1}{K} \quad k = 1, \dots, K \quad (13)$$

$$w_{k,j}(0) = \frac{1}{L_k} \quad k = 1, \dots, K \quad j = 1, \dots, L_k \quad (14)$$

$$w_{k,j} = w_{k,j} - \mu_j \frac{\partial J}{\partial w_{k,j}} \quad k = 1, \dots, K \quad j = 0, \dots, L_k \quad (15)$$

$$w_{k,j} = w_{k,j} - \mu_j \times w_{k,j} \times r \times [R_{k,j}^+ - R_{k,j}^-] \quad k = 1, \dots, K \quad j = 0, \dots, L_k \quad (16)$$

$$r = \frac{D(Q, F^+ | W)}{D(Q, F^- | W)} \quad (17)$$

$$R_{k,j}^- = \frac{w_{k,0}^2 \left(\frac{q_{k,j} - f_{k,j}^-}{q_{k,j} + f_{k,j}^-} \right)^2}{D^2(Q, F^- | W)} \sim \in \{+, -\} \quad k = 1, \dots, K \quad j = 1, \dots, L_k \quad (18)$$

$$R_{k,0}^- = \frac{\sum_{j=1}^{L_k} w_{k,j}^2 \left(\frac{q_{k,j} - f_{k,j}^-}{q_{k,j} + f_{k,j}^-} \right)^2}{D^2(Q, F^- | W)} \sim \in \{+, -\} \quad k = 1, \dots, K \quad (19)$$

$$w_{k,j} = \frac{w_{k,j}}{\sum_{i=1}^{L_k} w_{k,i}} \quad k = 1, \dots, K \quad j = 1, \dots, L_k \quad (20)$$

$$w_{k,0} = \frac{w_{k,0}}{\sum_{i=1}^K w_{i,0}} \quad k = 1, \dots, K \quad (21)$$

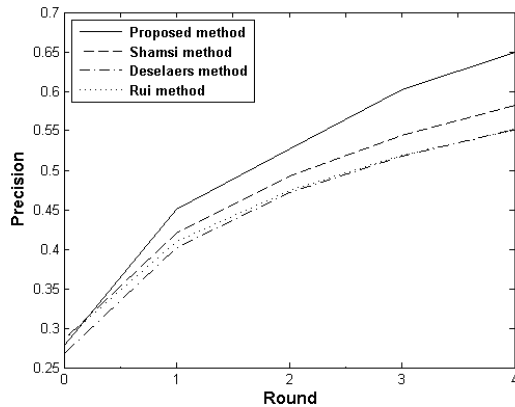
باید توجه شود که روش گرادیان نزولی، پیدا کردن بهینه فرامحلی را تضمین نمی‌کند. اما وزن‌های به دست آمده، نسبت به وزن‌های اولیه مقدار کمتری برای تابع هزینه به دست می‌دهند. لذا با تعریف تابع هزینه مناسب، می‌توان دقت بازیابی را با کمیته‌سازی به روش گرادیان نزولی بالا برد. تابع هزینه معرفی شده در این تحقیق، با حداکثر کردن حاشیه بین تصاویر مرتبط و نامرتبط، دقت طبقه‌بندی را بالا می‌برد. در این تحقیق از این روش جهت تنظیم وزن‌های هر مولفه ویژگی و همچنین وزن‌های هر نوع ویژگی استفاده شده است. نتایج بازیابی به روش فوق در بخش بعد ارائه شده است.

¹Scaled Color Descriptor

²Homogeneous Texture Descriptor

³Edge Histogram Descriptor

روش‌ها که در جدول ۱ آورده شده است مشهود است. در این جدول زمان بازیابی هر نشست با میانگین‌گیری روی بازیابی خودکار ۱۰۰۰ نشست محاسبه شده است. مشخصات سیستم CPU P4, 3GHz با RAM 2GB می‌باشد. همانطور که در جدول فوق قابل مشاهده است، روش فوق با داشتن محاسبات کمتر نسبت به سایر روش‌ها، بازیابی را در زمان کوتاه‌تری انجام می‌دهد.



شکل ۲ گراف دقت در روش‌های مختلف یادگیری کوتاه مدت. نتایج روی ۱۰۰۰ تصویر پرس و جو میانگین گرفته شده است.



الف



ب



ب



ث



ت

شکل ۳ تعداد ۲۵ تصویر برگردانده شده در تکرار آخر در هر روش یادگیری کوتاه مدت. الف) تصویر پرس و جو، ب) نتایج روش Rui، پ) نتایج روش Deselaer، ت) نتایج روش شمسوی و ث) نتایج روش پیشنهادی می‌باشند.

۴-۲ مقایسه روش یادگیری کوتاه مدت پیشنهادی با سایر روش‌ها

در این قسمت، نتایج بازیابی به روش پیشنهادی با سه روش در زمینه یادگیری کوتاه مدت به روش بهبود تابع شباهت مقایسه شده است. روش اول، روش Rui [۱۸] است که در بازیابی تصویر بسیار متداول است. روش دوم روش شمسوی (Shamsi) [۲۳] است که از یک تابع شباهت تقریباً مشابه با روش پیشنهادی این تحقیق استفاده کرده و هر دو نوع وزن‌های مربوط به مولفه ویژگی و وزن‌های مربوط به نوع ویژگی را تنظیم می‌کند. روش سوم روش Deselaers [۶] است که آموزش وزن‌ها را به روش تعریف یک تابع هزینه و کمینه‌سازی به روش گرادیان نزولی انجام می‌دهد.

در پیاده‌سازی روش Deselaers، از تابع فاصله رابطه (۲۲) استفاده شده است. تابع فاصله در روش شمسوی و روش Rui مطابق رابطه (۳) و در روش پیشنهادی مطابق رابطه (۱۰) استفاده شده است. بهینه‌سازی گرادیان نزولی در هر تکرار در ۱۰ قدم انجام شده است. همچنین پارامتر یادگیری در روش پیشنهادی، برای مولفه‌های ویژگی برابر $\mu_j = 0.001$ و برای نوع ویژگی برابر $\mu_0 = 0.0001$ تنظیم شده است.

$$D(Q, F | W) = \sum_j w_j \left| \frac{q_j - f_j}{q_j + f_j} \right| \quad (22)$$

در انجام آزمایش‌ها، ۱۰۰۰ تصویر به صورت تصادفی انتخاب و بازیابی به روش نزدیکترین همسایه یکی را کنار بگذار در تصاویر پایگاه انجام شده است. جهت مقایسه روش‌ها، گراف دقت در هر تکرار از بازخورد ربط در شکل ۲ آورده شده است. همچنین یک مثال از تصاویر برگردانده شده در هر روش برای یک تصویر پرس و جو نمونه در شکل ۳ آورده شده است. زمان کل بازیابی در یک نشست برای هر روش در جدول ۱ ذکر شده است. در شکل ۲، مشخص است که روش پیشنهادی دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. روش فوق از یک تابع هزینه مناسب استفاده می‌کند که حاشیه بین تصاویر مرتبط و نامرتب را زیاد می‌کند و با بهره‌گیری از مزایای بهینه‌سازی به روش گرادیان نزولی، وزن‌ها را با دقت خوبی تنظیم می‌کند. همچنین محاسبات این روش نسبت به سایر روش‌های مورد مقایسه کمتر است. در روش شمسوی و روش Rui، جهت تعیین وزن مربوط به هر نوع ویژگی، بازیابی با هر نوع ویژگی به صورت جداگانه انجام می‌شود لذا در یک پایگاه با ۱۰۰۰۰ تصویر، لازم است حجم محاسبات زیادی انجام شود. اما در روش فوق، وزن نوع ویژگی‌ها نیز به روش گرادیان نزولی تنظیم شده است. همچنین در روش Deselaers تابع هزینه روی کل تصاویر مرتبط و نامرتب تعریف شده است در صورتی که در روش پیشنهادی فقط یک تصویر مرتبط و یک تصویر نامرتب در نظر گرفته شده است. بنابراین در محاسبه مشتق‌های مربوط به بهینه‌سازی به روش گرادیان نزولی، محاسبات روش Deselaers بیشتر است. این مساله در مقایسه زمان بازیابی

است. در دسته‌ای از این روش‌ها، با استفاده از تعریف یک تابع هزینه مناسب، از روش‌های گرادیان نزولی جهت بهینه‌سازی وزن‌های تابع شباهت در جهت بهبود دقت سامانه بازیابی استفاده می‌شود. در این تحقیق، یک روش یادگیری کوتاه مدت مبتنی بر بهبود تابع شباهت معرفی شده است که با تعریف یک تابع هزینه مناسب، وزن‌های تابع شباهت را به روش گرادیان نزولی تنظیم می‌کند. در روش پیشنهادی وزن‌های هر مولفه ویژگی و همچنین وزن‌های هر نوع ویژگی در جهت کم کردن فاصله تصویر پرس و جو از تصاویر مرتبط و زیاد کردن فاصله آن از تصاویر نامرتب بهینه سازی شده‌اند. تابع هزینه پیشنهادی در این تحقیق، سرعت و دقت بازیابی را بهبود می‌دهد. نتایج با چند روش مرتبط با بهبود تابع شباهت در یادگیری کوتاه مدت مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد روش پیشنهادی بازیابی تصویر را با دقت بیشتر و در زمان کمتر انجام می‌دهد.

سپاسگزاری

این تحقیق از پشتیبانی موسسه تحقیقات ارتباطات و فن آوری اطلاعات با شماره قرارداد ۱۹۲۴۵/۵۰۰/ت مورخ ۹۰/۱۲/۲۸ برخوردار بوده است.

مراجع

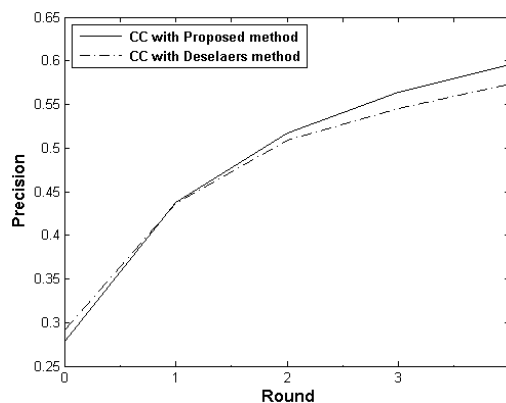
- [1] Antani, S., Kasturi, R., Jain, R., 2002, "A survey on the use of pattern recognition methods for abstraction, indexing and retrieval of images and video," Pattern Recognition, vol. 35, pp. 945-965.
- [2] Barrett, S., 2007, "Content-based image retrieval: a short term and long-term learning approach", <http://digital.cs.usu.edu/~xqi/Teaching/REU07/Website/Samuel/SamFinalPaper.pdf>.
- [3] Broilo, M., Natale, F., 2010, "A Stochastic Approach to Image Retrieval Using Relevance Feedback and Particle Swarm Optimization", IEEE transactions on multimedia, vol. 12, no. 4, pp. 267-277.
- [4] Chang, S.F., Sikora, T., Puri, A., 2001, "Overview of the MPEG-7 Standard", IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 11 (6), pp. 688-695.
- [5] Cheng, P.C., Chien, B.C., Ke, H.R., Yang, W.P., 2008, "A two-level relevance feedback mechanism for image retrieval", Expert Systems with Applications, vol. 34, pp. 2193-2200.
- [6] Deselaers, T., Paredes, R., Vidal, E., Ney, H., 2008, "Learning Weighted Distances for Relevance Feedback in Image Retrieval", 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR).
- [7] Djordjevic, D., Izquierdo, E., 2007, "An Object- and User-Driven System for Semantic-Based Image

جدول ۱ زمان بازیابی در یک نشست برای هر روش یادگیری کوتاه مدت.

روش یادگیری کوتاه مدت	میانگین زمان بازیابی برای هر نشست (بر حسب ثانیه)
روش Rui	۱۱/۴۷
روش Deslear	۱۳/۷۹
روش شمسی	۱۱/۴۷
روش پیشنهادی	۶/۵۰

۲-۴ ارزیابی یادگیری کوتاه مدت پیشنهادی در بازیابی با استفاده از ترکیب طبقه‌بندها

در این قسمت، آموزش تابع شباهت در بازیابی به روش ترکیب طبقه‌بندها با روش پیشنهادی و با روش آموزش تابع شباهت با رابطه Deselaers مورد مقایسه قرار گرفته است. در روش ترکیب طبقه‌بندها، برای بازیابی تصاویر از تابع احتمال مرتبط بودن هر تصویر به تصویر پرس‌وجو استفاده می‌شود که پس از محاسبه آن برای تمام تصاویر، تصاویر با بالاترین میزان احتمال مرتبط بودن برگردانده می‌شوند. تابع احتمال فوق مطابق (۸) به تابع شباهت وزن‌دار شده هر تصویر با تصویر پرس‌وجو وابسته است. در رابطه (۹) در روش ترکیب طبقه‌بندها، پارامتر α برابر ۰/۵ در نظر گرفته شده است. نتایج روی ۱۰۰۰ تصویر پرس و جو که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند محاسبه و میانگین گراف دقت هر روش در شکل ۴ آورده شده است. در این گراف مشخص است که روش پیشنهادی نسبت به روش [۶]، در یادگیری تابع فاصله در بازیابی به روش ترکیب طبقه‌بندها نتایج بهتری به دست می‌دهد.



شکل ۴ گراف دقت در روش‌های مختلف یادگیری فاصله در بازیابی تصویر به روش ترکیب طبقه‌بندها.

۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

بازیابی معنایی تصویر از مباحث مورد توجه در بازشناسی الگو در دهه‌های اخیر می‌باشد. در این سامانه‌ها جهت نزدیک‌تر کردن سامانه بازیابی به محتوای معنایی تصاویر از روش‌های مرتبط با بازخورد ربط استفاده می‌شود. از روش‌های مرتبط با بازخورد ربط، روش یادگیری کوتاه مدت می‌باشد که در دهه‌های اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته است و رویکردهایی در این زمینه ارائه شده

of the early years”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, pp.1349–1379.

- [21] Su, J.H., Huang, W.J., Yu, P.S., Tseng, V.S., 2011, “Efficient Relevance Feedback for Content-Based Image Retrieval by Mining User Navigation Patterns”, IEEE Transactions on knowledge and data engineering, vol. 23, no. 3, pp. 360–372.
- [22] Wang, Y., Ding, M., Zhou, C., Hu, Y., 2006, “Interactive relevance feedback mechanism for image retrieval using rough set”, Knowledge-Based Systems, vol. 19, pp. 696–703.

[۲۳] شمسی گوشکی، .۱، نظام آبادی پور، ح.، سریزدی، س.، کبیرف ا.، اسفند ۸۸ "روش جدید در بزخورد ربط برای بازیابی تصویر بر اساس محتوا" پانزدهمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران.

[۲۴] شمسی گوشکی، ا.، بهار ۱۳۸۹، "بازیابی تصاویر رنگی بر پایه محتوا با استفاده از روشهای چند پرسشی و بازخورد ربط"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید باهنر کرمان، بخش مهندسی برق.

عصمت راشدی مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته برق مخابرات از دانشگاه شهید باهنر کرمان به ترتیب در سالهای ۱۳۸۶ و ۱۳۹۲ دریافت کرد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی او پردازش تصویر، بازشناسی الگو، الگوریتم‌های تکاملی و رایانش نرم است.



حسین نظام آبادی پور مدرک کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته برق الکترونیک از دانشگاه تربیت مدرس به ترتیب در سالهای ۱۳۷۹ و ۱۳۸۳ دریافت کرد. وی تاکنون استاد 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.



سعید سریزدی مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته برق مخابرات در سال ۱۳۶۶ از دانشگاه صنعتی اصفهان و مدارک D.E.A در رشته پردازش سیگنال و دکتری در رشته پردازش تصویر را از دانشگاه Rennes فرانسه به ترتیب در سالهای ۱۳۷۳ و ۱۳۷۶ دریافت کرد. وی تاکنون دانشیار بخش مهندسی برق دانشگاه شهید باهنر کرمان است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه‌ی او پردازش تصویر و بازشناسی الگو است.



Annotation and Retrieval”, IEEE transactions on circuits and systems for technology, vol. 17, no. 3, pp. 313–323.

- [8] Herraez, M.A., Ferri, F.J., Picot, S.M., 2011, “Distance-based relevance feedback using a hybrid interactive genetic algorithm for image retrieval”, Applied Soft Computing, vol. 11, pp. 1782–1791.
- [9] Hoi, S.C.H., Liu, W., Chang, S.F., 2010, “Semi-Supervised Distance Metric Learning for Collaborative Image Retrieval”, ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications (ACM TOMCCAP), Vol. 6, No. 3, pp. 1–26.
- [10] Kim, D.H., Chung, C.W., 2003, “Qcluster: Relevance Feedback Using Adaptive Clustering for Content-Based Image Retrieval”, Proc. ACM SIGMOD, pp. 599–610.
- [11] Kim, D.H., Chung, C.W., Barnard, K., 2005, “Relevance feedback using adaptive clustering for image similarity retrieval”, The Journal of Systems and Software, vol. 78, pp. 9–23.
- [12] Kittler, J, 1998, “On combining classifiers”, PAMI, vol. 20(3), pp. 226–239.
- [13] Liu, Y., Zhang, D., Lu, G., Ma, W.Y., 2007, “A survey of content-based image retrieval with high-level semantics”, Pattern Recognition, vol. 40, pp. 262–282.
- [14] Nezamabadi-pour, H., Kabir, E., 2004, “Image retrieval using histograms of uni-color and bi-color blocks and directional changes in intensity gradient”, Pattern Recognition Letters, vol. 25, pp. 1547–1557
- [15] Nezamabadi-pour, H., Kabir, E., 2009, “Concept learning by fuzzy k-NN classification and relevance feedback for efficient image retrieval”, Expert System with Application, vol. 36, Issues 3, part 2, pp. 5948–5954.
- [16] Paredes, R., Vidal, E., 2006, “Learning weighted metrics to minimize nearest neighbor classification error”, PAMI, vol. 28(7), pp. 1100–1110.
- [17] Rocchio, J.J., 1971, “Relevance feedback in information retrieval”, In: Salton, G. (Ed.), The SMART Retrieval System: Experiments in Automatic Document Processing, Prentice Hall, pp. 313–323.
- [18] Rui, Y., Huang, S., Ortega, M., Mehrotra, S., 1998, “Relevance feedback: a power tool for interactive content-based image retrieval”, IEEE Transactions on Circuits and Video Technology, vol. 8 no. 5, pp. 25–36.
- [19] Salvador, S., Chan, P., 2003, “Determining the number of clusters/segments in hierarchical clustering/segmentation algorithms”, Technical Report CS-2003-18, Florida Institute of Technology.
- [20] Smeulders, A.W.M., Worring, M., Santini, S., Gupta, A., Jain, R., 2000, “Content-based image retrieval at the end