Archive of SID

انتخاب معیار شباهت بهینه در حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر مبتنی بر نمونه با ترکیب وزنی خطی معیارها

مراد درخشان[1] ، وفا میهمی[2]

[1]دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نرم‌افزار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سنندج، Morad.derakhshan@gmail.com

[2]عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد سنندج، Maihami@iausdj.ac.ir

چکیده

امروزه استفاده از حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر بدلیل پرکردن شکاف معنایی بین ویژگی‌های سطح پایین تصویر و درک اطلاعات تصویر در بازیابی تصاویر، بیشتر شده است. به دلیل اهمیت حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر در درک تصاویر دیجیتال، روش‌های مختلفی برای حاشیه-نویسی تصاویر ارائه شده است که یکی از مهمترین آنها حاشیه‌نویسی تصاویر مبتنی بر نمونه است. با توجه به گسترش استفاده از این روش‌ها در این مقاله، روش ترکیب وزنی خطی معیارهای شباهت، جهت انتخاب معیار بهینه در حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر مبتنی بر نمونه مورد بررسی قرار گرفته شده است. ابتدا مجموعه داده جهت اعمال معیارهای شباهت استاندارد آماده‌سازی شده است. در مرحله بعد، ماتریس‌های متناظر با معیار شباهت مربوطه تولید گردیده و معیارهای ارزیابی برای آنها محاسبه می‌شود. سپس، ترکیب وزنی خطی معیارهایی که بیشترین دقت را دارند بررسی شده و مجدداً معیارهای ارزیابی محاسبه می‌گردد. آزمایشات انجام شده بر روی روش پیشنهادی با استفاده از مجموعه داده NUS WIDE نشان داد که روش ارائه شده عملکرد بهتری از همه معیارهای شباهت دیگر دارد.

واژه‌های کلیدی

حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر ، معیار بهینه ، رای‌گیری همسایه ، معیارهای شباهت ، معیارهای ارزیابی.

۱ – مقدمه

امروزه حاشیه‌نویسی تصاویر باتوجه به رشد روزافزون تصاویر دیجیتال و نیاز به مدیریت و بازیابی کارای این تصاویر، به یکی از زمینه‌های پویا در تحقیق تبدیل شده است. فرایند حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر یکی از کاربردهای بینایی ماشین در سیستم‌های بازیابی تصاویر است و به منظور ساماندهی و مکان‌یابی تصاویر موجود در مجموعه‌ها استفاده می‌شود. هدف از حاشیه-نویسی تصویر، این است که کلماتی که بیانگر معنا و مفهوم واقعی تصاویر هستند، با تصویر همراه شوند. از آنجا که تفسیر این حجم از تصاویر توسط انسان بسیار دشوار، پرهزینه و زمان‌بر است، خودکار کردن حاشیه‌نویسی، امری ضروری است. اما اطلاعات و ویژگی‌هایی که از تصاویر استخراج می-شوند، همیشه بازگوکننده درست مفهوم تصویر نیستند و وجود شکاف معنایی بین معنا و مفهوم واقعی تصویر و آنچه سیستم به عنوان مفهوم تصویر استخراج می‌کند، چالش اصلی سیستم‌های خودکار هستند. در سال‌های اخیر، تحقیقات در این زمینه به سمت سیستم‌های نیمه‌نظارت شده رفته است تا با استفاده از داده‌های کمکی که توسط کاربران تولید شده‌اند، این شکاف را کمتر کنند. روش‌های بسیاری در این زمینه ارائه شده‌اند. یکی از روش‌های پر استفاده در این زمینه، حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر مبتنی بر نمونه است.

در سیستم حاشیه‌نویسی مبتنی بر نمونه ابتدا به صورت آفلاین، تصاویر مجموعه داده خوانده شده و ویژگی‌های موردنظر تصویر از آن استخراج می‌شود و یک پایگاه‌داده از بردارهای ویژگی ذخیره می‌شود. سپس در مرحله بعد و به صورت آنلاین، تصویری که قصد حاشیه‌نویسی آن وجود دارد به عنوان تصویر پرس‌وجو از ورودی دریافت می‌شود. دوباره مشابه قسمت آفلاین، ویژگی‌های موردنظر استخراج خواهد شد و یک بردار ویژگی از تصویر ایجاد می‌شود. برای بدست آوردن برچسب‌های موردنظر از تصاویر موجود در مجموعه داده، بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو با بردارهای ویژگی تصاویر مجموعه داده از نظر شباهت و به کمک معیارهای شباهت مقایسه می‌شود تا نزدیکترین تصاویر به کمک روش نزدیکترین همسایه بدست آید. در مرحله بعد با استفاده از روش‌هایی مانند رای‌گیری از برچسب‌های تصاویر نزدیک، بهترین برچسب‌ها برای تصویر پرس‌وجو بدست می‌آید.

www.SID.ir

Archive of SID

مشکل اصلی که در فرآیند حاشیه‌نویسی وجود دارد، پایین بودن دقت معیارهای شباهت استاندارد می باشد. نکته‌ای که در این مقاله موردنظر می‌باشد.

در این مقاله استفاده از ترکیب خطی معیارهای شباهت با یکدیگر، تصاویر همسایه بهتری برای نمونه‌ها بدست آمده است که در نتیجه سبب می‌شود که کارایی حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر مبتنی بر نمونه افزایش یابد.

ادامه مقاله به صورت زیر خواهد بود: در بخش دوم کارهای پیشین و الگوریتم پایه بررسی می‌گردد. روش پیشنهادی در بخش سوم ارائه شده است. در بخش چهارم آزمایشات انجام شده بر روی مجموعه داده NUS WIDE ارائه شده است و در نهایت در بخش پایانی نتیجه‌گیری از مقاله بیان می‌گردد.

۲- مرور ادبیات

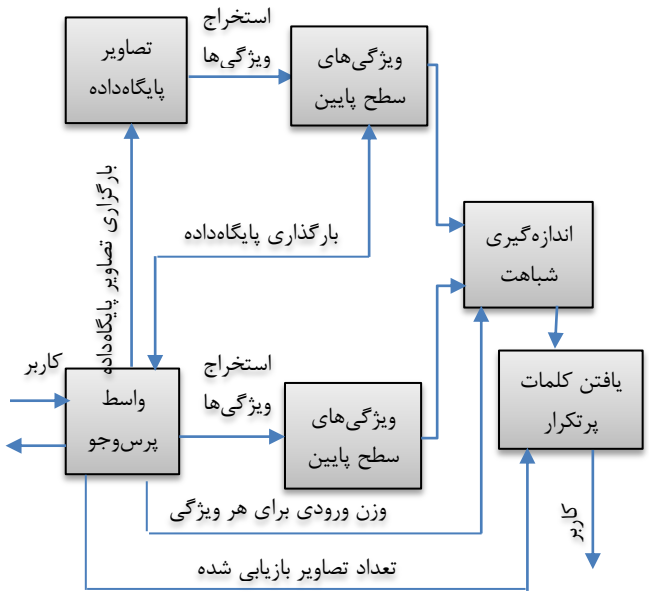
۲-۱- کارهای پیشین

تاکنون روش‌ها و سیستم‌های گوناگونی برای حاشیه‌نویسی تصاویر توسط افراد مختلف ارائه شده است که هدف و کاربرد آنها با همدیگر متفاوت است. یکی از دسته‌های مهمی که در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر مبتنی بر نمونه است. در این روش‌ها نمی‌توانند تعمیم صریح و روشنی را انجام دهند، اما درعوض تصاویر جدید آزمون را با نمونه‌های آموزش مقایسه می‌کنند. این روش‌ها به نام «مبتنی بر نمونه» است زیرا فرضیه‌ها را مستقیم از نمونه‌های آموزشی خود می‌سازد. آنها دارای ویژگی غیرپارامتری هستند، بنابراین پیچیدگی عملکرد آنها باعث رشد چشمگیر رکوردهای مجموعه آموزش می‌شود.

در الگوریتم رای‌گیری همسایه[۱] و انواع آن[۲،۳،۴،۵،۶]، باتوجه به تصویر x، برچسب مرتبط t با شمارش وقوع برچسب t در حاشیه‌نویسی، همسایگان بصری تصویر x برآورد می‌شود. با استفاده از ویژگی‌های حاصله از تلفیق ویژگی‌های اولیه سراسری[۱]، همسایگی بصری ایجاد می‌شود. یادگیری پارامتری فاصله برای ترکیب ویژگی‌های محلی و سراسری[۷]، متوسط یادگیری متقابل از برچسب‌ها و ویژگی‌های تصویر[۷] و تلفیقی از تعدادی یادگیری تک‌ویژگی[۳] انجام می‌شود. درحالی که الگوریتم رای‌گیری استاندارد همسایه[۱] به سادگی رای برابر همسایه‌ها را درنظر می‌گیرد، تلاش‌ها در جهت روش ابتکاری همسایگان وزنی ازنظر اهمیت آنها می‌باشد. برای مثال، در[۴،۵] شباهت بصری به عنوان وزن استفاده می‌شود. به عنوان جایگزینی برای این روش ابتکاری، در[۶] با ساختن یک نمودار رای‌گیری مستقیم، روابط بین همسایگان مدل می‌شود، که در آن یک لبه مستقیم از تصویر x_i به تصویر x_j وجود دارد، اگر x_i در k نزدیکترین همسایه x_j باشد. سپس یک حرکت همزمان تصادفی تطبیقی روی نمودار رای‌گیری برای برآورد برچسب مرتبط، انجام شده‌است. با این حال، افزایش عملکرد حاصله از روش ابتکاری وزنی محدود به نظر می‌رسد. در[۶] تکنیک برآورد چگالی هسته مورداستفاده در[۸] را به عنوان شکل دیگری از رای‌گیری وزنی درنظر گرفته‌اند، اما رای‌ها از تصاویر برچسپ زده شده با t، به جای همسایه‌های بصری به دست آمده است. بازسازی پراکنده از Kنزدیکترین همسایه در[۹] برای از بین بردن نمونه‌های نامربوط معنایی در همسایه‌ها استفاده می‌شود. در[۱۰]، بازسازی موازی تصویر و برچسب درنظر گرفته شده، و نمرات برچسب مرتبط حاصل که توسط دو روش تولید شده، ترکیب خطی هستند. برای مشخص نمودن برچسب‌های مرتبط ناتمام با همسایگان بصری،[۱۱] برای غنی‌سازی این برچسب‌ها، بهره‌برداری از وقوع همزمان برچسب در رای‌گیری همسایه، پیشنهاد شده‌است.

۲-۲- الگوریتم پایه

در این روش ابتدا تمامی ویژگی‌های سطح پایین استخراج شده ار تصاویر مجموعه داده در پایگاه‌داده ذخیره می‌شود. سپس این ویژگی‌ها با ویژگی‌های تصویر جدید براساس تصاویر نزدیک همسایه، حاشیه‌نویسی می‌شود. شکل(۱) الگوریتم کلی این روش را نشان می‌دهد.



شکل(۱): الگوریتم کلی روش پایه

در الگوریتم اولیه، از معیارهای شباهت اقلیدسی[۱]، منهتن[۲]، کسینوسی[۳]، ماهالانوبیس[۴] و همینگ[۵] استفاده گردیده است. نتایج حاصله حاکی از این موضوع است که سه معیار اول از نظر معیارهای ارزیابی بهتر از سایر معیارها بوده‌اند.

معیارهای شباهت اقلیدسی و منهتن تحت عنوان فاصله مینکووسکی[۶] [۱۲] مشهور است و به طور گسترده در سیستم‌های بازیابی استفاده می-

[1] Euclidean
[2] Manhattan
[3] Cosine
[4] Mahalanobis
[5] Hamming
[6] Minkowski

www.SID.ir

Archive of SID

گردد. فرض کنید که بردارهای ویژگی nبُعدی دو تصویر X و Y به ترتیب $(x_1,x_2,\ldots,x_n)$ و $(y_1,y_2,\ldots,y_n)$ باشد، فاصله مینکوسکی بین X و Y به صورت رابطه(۱) تعریف می‌گردد.

$$d(X,Y) = (\sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i|^r)^{\frac{1}{r}} \qquad (۱)$$

در این معیار r عامل نُرم بوده و همواره $r \geq 1$ است. اگر $r = 1$ به عنوان معیار منهتن و اگر $r = 2$ به عنوان معیار اقلیدسی و اگر $r = \infty$ به عنوان معیار چبیشف[۷] می‌باشد. ضمناً معیار فاصله کسینوسی که زاویه مفروض بین بردارها می‌باشد به صورت رابطه(۲) تعریف می‌گردد.

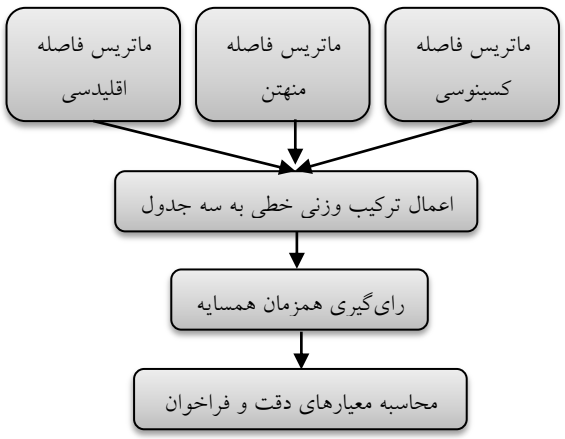
$$d(X,Y) = 1 - \cos\theta = 1 - \frac{|X.Y|}{|X|.|Y|} \qquad (۲)$$

۳- روش پیشنهادی

در این بخش، الگوریتم پیشنهادی برای حاشیه‌نویسی خودکار تصاویر مبتنی بر نمونه توضیح داده شده است. ابتدا به کمک الگوریتم اولیه، ماتریس‌های فاصله تصاویر «مجموعه آموزش» و «مجموعه آزمون» براساس معیارهای فاصله اقلیدسی، منهتن و کسینوسی که بیشترین دقت را داشته‌اند، تولید می‌گردد. آنگاه **ترکیب وزنی خطی** این سه معیار درنظر گرفته شده به صورت رابطه(۳) است.

$$a*Cosine + b*Manhattan + c*\ Euclidean \qquad (۳)$$

هدف از ترکیب وزنی خطی، انتخاب بهینه وزن‌های ترکیب، به گونه‌ای است که نتیجه ترکیب خطی بیشینه شود. شکل کلی ترکیب وزنی خطی در شکل(۲) آمده است.



شکل(۲): الگوریتم کلی روش پیشنهادی

جدول(۲) نتایج حاصل از اعمال روش ترکیب وزن‌دار خطی روی ماتریس‌های فاصله مربوط به معیارهای اقلیدسی، منهتن و کسینوسی به صورت همزمان ، برای همسایگی‌های مختلف و برای ۸برچسب می‌باشد. در این پژوهش از وزن‌های یک تا پنج به ازای هر معیار، درنظر گرفته شده است. البته وزن‌های برابر به خاطر نابرابری برازندگی‌های سه معیار، درنظر گرفته نشده و حالت‌هایی که برازندگی بهبود پیدا کرده را در جدول‌ها درج شده است. اکثر حالاتی که برازندگی پایین بوده است به خاطر شلوغ نشدن جدول حذف گردیده است. نتایج این رای‌گیری همسایه به ازای ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸برچسب و در همسایگی‌های۵۰، ۲۰۰و۵۰۰ برای هر سه معیار در جدول(۱) آمده است.

٤- آزمایشات

۴-۱- مجموعه داده

در این پژوهش از مجموعه داده NUS-WIDE مربوط به دانشگاه ملی سنگاپور استفاده شده است. این مجموعه داده به صورت مجموعه‌ای فشرده از پوشه‌ها و فایل‌ها که دارای حجم 1.2GB می‌باشد، بوده و از آدرس(http://lms.comp.nus.edu.sg/research/NUS-WIDE.htm) دانلود گردید. پس از خارج شدن از حالت فشرده، حجم مجموعه داده به 4.8GB رسید و دارای چندین پوشه و فایل بود و مواردی که در این پژوهش مورد استفاده قرارگرفتند شامل فایل BoW_int.dat که به صورت یک ماتریس ۲۶۹۶۴۸سطر (هرسطر مربوط به یک تصویر) در ۵۰۱ستون(تعداد ابعاد ویژگی‌های تصویر) و فایلConcepts81.txt که حاوی ۸۱برچسب بوده و همچنین پوشه AllLabels که حاوی ۸۱فایل به ازای هرکدام از برچسب‌ها بوده است و هر برچسب به صورت یک بردار ۲۶۹۶۴۸سطری بوده که رقم یک به معنی اختصاص برچسب به تصویر و رقم صفر به معنی عدم اختصاص برچسب به تصویر بوده است.

کل فایل‌های پوشه AllLabels با هم ادغام گردیده و تحت فایلی به نامLabels.mat ذخیره گردید که به صورت ماتریسی با ۲۶۹۶۴۸سطر در ۸۱ستون بوده و به عنوان ماتریس اختصاص برچسب به تصویر می‌باشد.

برای انجام این پژوهش رکوردهای یک‌برچسبی و دوبرچسب حذف گردید و درنتیجه در تمامی ماتریس‌ها و بردارهای موردنیاز ۷۷۴۸۸رکورد باقی ماند. مجموعه داده حاصل به صورت ده در میان به دو مجموعه داده «آموزش» و «آزمون» تقسیم گردید. مجموعه داده « nus_trian » با ۶۹۷۳۸رکورد به عنوان «مجموعه داده آموزش» و مجموعه داده « nus_test » با ۷۷۵۰رکورد به عنوان «مجموعه داده آزمون» درنظر گرفته شد.[۸] هر رکورد در این مجموعه داده مربوط به ۵۰۱بُعد از ویژگی‌های یک تصویر می‌باشد. ماتریس برچسب‌های تصاویر نیز متناسب با مجموعه داده کاهش داده شده و به دومجموعه «آزمون» و «آموزش» به ترتیب به نام‌های « labels_train » و « labels_test » تقسیم گردیده است. حداقل تعداد برچسب‌ها به ازای یک تصویر ۳برچسب و حداکثر تعداد برچسب‌ها به ازای یک تصویر ۱۳برچسب می‌باشد.

---

[7] Chebyshev

[۸] در این مجموعه برچسب‌های شماره ۱۵ و ۳۷ به تصویر اختصاص نیافته بود، لذا تصویر شماره ۱۲۳۹ از مجموعه آموزش به مجموعه آزمون منتقل شد تا برچسب شماره ۱۵ اختصاص یابد همچنین یک نسخه از تصویر ۷۸ از مجموعه آموزش به مجموعه آزمون اضافه گردید تا برچسب شماره ۳۷ نیز اختصاص یابد.

www.SID.ir

Archive of SID

۴-۲- معیارهای ارزیابی

جهت ارزیابی کیفیت حاشیه‌نویسی، دقت[9] و فراخوان[10] و برازندگی به ازای تک تک برچسب‌های مجموعه داده به کمک رابطه‌های(۴) و (۵) محاسبه می‌شوند.

$$\text{Percision}(V_i) = \frac{N_c}{N_s}$$ رابطه(۴)

$$\text{Recall}(V_i) = \frac{N_c}{N_r}$$ رابطه(۵)

که در این رابطه‌ها، N_s تعداد تصاویری است که با برچسب V_i به صورت خودکار در فاز آزمون حاشیه‌نویسی شده، N_c بیانگر تعداد تصاویری است که به درستی با برچسب V_i در فاز آزمون حاشیه‌نویسی شده است و N_r تعداد تصاویری است که به صورت دستی با برچسب V_i قبل از آموزش حاشیه‌نویسی شده است. پس از محاسبه نرخ‌های دقت و فراخوان برای تمام برچسب‌های مجموعه آزمون، میانگین یکنواخت آنها به کمک رابطه(۶) تحت عنوان برازندگی محاسبه می‌شود.

$$F1(V_i) = 2.\frac{\text{Percision}(V_i)*\text{Recall}(V_i)}{\text{Percision}(V_i)+\text{Recall}(V_i)}$$ رابطه(۶)

بنابراین برچسب‌هایی که به صورت مکرر تکرار شده‌اند احتمالاً سامانه آنها را خوب یاد گرفته است و تمامی برچسب‌های نادر، وزن یکسانی در محاسبه دقت و فراخوان سامانه دارند، یعنی تفاوتی بین برچسب‌ها از نظر وزن و اهمیت وجود ندارد. دقت و فراخوانی کل به ترتیب به کمک رابطه-های(۷) و (۸) محاسبه می شوند.

$$\text{Percision} = \frac{\sum \text{Percision}(V_i)}{81}$$ رابطه(۷)

$$\text{Recall} = \frac{\sum \text{Recall}(V_i)}{81}$$ رابطه(۸)

هرکدام از معیارهای دقت و فراخوان به تنهایی می‌توانند افزایش یابند. یعنی می‌توان فراخوان را در ازای کاهش دقت، افزایش داد و برعکس. بنابراین دقت و فراخوان هیچکدام به تنهایی عملکرد سامانه را نشان نمی-دهند. برای رسیدن به معیاری که عملکرد سامانه را بهتر نشان دهد، معیار F1 (که براساس هر دو معیار دقت و فراخوان محاسبه می‌شود) استفاده می‌شود که به صورت رابطه(۹) است.

$$F1 = 2.\frac{\text{Percision}*\text{Recall}}{\text{Percision}+\text{Recall}}$$ رابطه(۹)

۴-۳- نتایج

با اعمال الگوریتم پایه و معیارهای استاندارد اقلیدسی، منهتن، کسینوسی، ماهالانوبیس و همینگ روی مجموعه داده، مشاهده گردید که معیار فاصله کسینوسی دارای دقت بالاتر و معیار ماهالانوبیس دارای دقت کمتر بوده است. بعد از معیار کسینوسی، معیارهای منهتن و اقلیدسی نیز دقت بالاتری دارند، به همین دلیل ترکیب خطی این سه معیار درنظر گرفته شده و به صورت همزمان، رای‌گیری همسایه با وزن‌های بهینه حاصله از هرکدام از معیارها، انجام گردید. نتایج معیارهای ارزیابی این رای‌گیری همسایه به ازای ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸برچسب برای هرتصویر و به ازای هر برچسب تعداد همسایگی‌های ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰، ۵۰۰ همسایگی، در جدول(۱) آمده است. جهت خلاصه برخی از همسایگی‌ها و معیارهای ماهالانوبیس و همینگ حذف گردیده است. نتایج حاکی از این است که روش پیشنهادی برای ۵۰همسایگی برای تمام برچسب‌ها و همچنین ۲۰۰همسایگی برای ۸برچسب نسبت به بقیه حالات دارای دقت و فراخوان بهینه‌تری می‌باشد.

جدول(۱) : خلاصه نتایج پژوهش انجام گرفته برای سه معیار پایه

برچسب	Knn	معیار	اقلیدسی	منهتن	کسینوس
4	50	Percision	0.18799	0.19407	0.20253
		Recall	0.08361	0.08290	0.09684
		F1	0.11574	0.11617	0.13103
	200	Percision	0.13099	0.13009	0.14855
		Recall	0.07555	0.07161	0.08101
		F1	0.09583	0.09237	0.10484
	500	Percision	0.14038	0.12051	0.13995
		Recall	0.06984	0.06656	0.07592
		F1	0.09327	0.08575	0.09844
5	50	Percision	0.17592	0.1773	0.2071
		Recall	0.11109	0.10882	0.1306
		F1	0.13618	0.13487	0.16018
	200	Percision	0.17582	0.15418	0.15251
		Recall	0.10031	0.09724	0.10842
		F1	0.12774	0.11927	0.12674
	500	Percision	0.13037	0.1101	0.13171
		Recall	0.09320	0.09049	0.10025
		F1	0.1087	0.09934	0.11385
6	50	Percision	0.17445	0.18836	0.17813
		Recall	0.13816	0.13598	0.16006
		F1	0.1542	0.15794	0.16862
	200	Percision	0.16754	0.15822	0.13851
		Recall	0.12426	0.12033	0.13512
		F1	0.14269	0.1367	0.13679
	500	Percision	0.12048	0.13071	0.14155
		Recall	0.11579	0.11196	0.12441
		F1	0.11809	0.12061	0.13243
7	50	Percision	0.15855	0.17944	0.15813
		Recall	0.16212	0.1605	0.18465
		F1	0.16032	0.16944	0.17037
	200	Percision	0.15748	0.15793	0.13351
		Recall	0.14814	0.14547	0.16035
		F1	0.15267	0.15144	0.14571
	500	Percision	0.15904	0.14098	0.13668
		Recall	0.13798	0.13587	0.14838
		F1	0.14776	0.13838	0.14229
8	50	Percision	0.17041	0.16944	0.14616
		Recall	0.18708	0.18385	0.21019
		F1	0.17836	0.17636	0.17242
	200	Percision	0.16367	0.16852	0.13112
		Recall	0.16965	0.16876	0.1906
		F1	0.16661	0.16864	0.15536
	500	Percision	0.14382	0.12072	0.11984
		Recall	0.15903	0.15889	0.17219
		F1	0.15104	0.1372	0.14133

[9] Percision

[10] Recall

www.SID.ir

Archive of SID

با اعمال وزن‌های مختلف، ۱۰ حالت مختلف از بهترین وزن‌های روش ترکیب وزن‌دار خطی در جدول(۲) آمده است. و پس تحلیل حساسیت نتیجه نهایی شامل بهترین وزن‌ها برای همسایگی‌های مختلف با ۸برچسب در جدول(۳) آمده است.

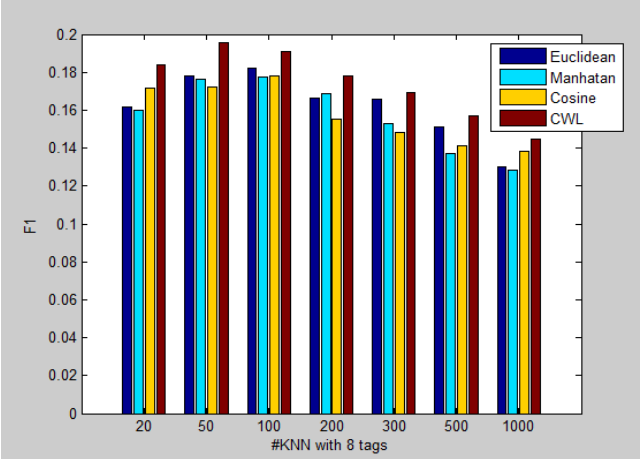
جدول(۲) : ۱۰ حالت اعمال بهترین وزن‌ها

Knn	A=1 B=2 C=3	A=2 B=1 C=3	A=2 B=1 C=4	A=2 B=3 C=4	A=2 B=3 C=5
20	0.17779	0.18013	0.17995	0.18153	0.18225
50	0.19454	0.19194	0.19552	0.19379	0.19328
100	0.18953	0.18926	0.19094	0.18967	0.19097
200	0.16691	0.17392	0.17117	0.16883	0.16908
300	0.16434	0.16918	0.16700	0.16152	0.16432
500	0.14213	0.14473	0.14382	0.14224	0.14244
1000	0.13467	0.13685	0.13638	0.13486	0.13469
Knn	A=3 B=2 C=5	A=4 B=3 C=2	A=5 B=1 C=2	A=5 B=1 C=3	A=5 B=4 C=3
20	0.18385	0.18005	0.17525	0.18069	0.18108
50	0.18968	0.19144	0.18140	0.19028	0.19074
100	0.18707	0.18486	0.18156	0.18187	0.18598
200	0.17097	0.17149	0.17636	0.17827	0.17219
300	0.16581	0.16298	0.15295	0.15961	0.16327
500	0.14396	0.14605	0.15709	0.15941	0.14589
1000	0.13689	0.14471	0.14326	0.13886	0.14387

جدول(۳) : نتیجه نهایی روش پیشنهادی برای ۸برچسب برحسب برازندگی

A=4 B=3 C=2	A=5 B=1 C=2	A=2 B=1 C=3	A=5 B=1 C=3	A=2 B=3 C=5	A=2 B=1 C=4	A=3 B=2 C=5
۱۰۰۰	۵۰۰	۳۰۰	۲۰۰	۱۰۰	۵۰	۲۰
0.145	0.15709	0.16918	0.17827	0.19097	0.19552	0.18385
0.13835	0.14133	0.14835	0.15536	0.17784	0.17242	0.17182
0.1283	0.1372	0.15288	0.16864	0.17724	0.17636	0.15974
0.13007	0.15104	0.16563	0.16661	0.1824	0.17836	0.16163

سطر اول جدول بهترین وزن‌ها و سطر دوم همسایگی‌ها و سطر سوم برازندگی بدست آمده برای روش پیشنهادی و سطر چهارم تا ششم به ترتیب برازندگی معیارهای شباهت کسینوسی، منهتن و اقلیدسی است.



نمودار(۱): نمودار ستونی مقایسه روش پیشنهادی(CWL) با معیارهای پایه

۵ – نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج ارائه شده در بخش قبل، می‌توان گفت روش پیشنهادی از دقت و برازندگی نسبتاً بهتری برخوردار بوده و روش مناسب و کارایی در حاشیه‌نویسی تصاویر می‌باشد. از مزایای دیگر روش پیشنهادی ساختار ساده ترکیب وزن‌دار خطی است و در نتیجه، می‌توان از آن در مجموعه داده‌های بزرگ استفاده کرد. از جمله روش‌هایی که برای تحقیقات آینده پیشنهاد داده می‌شود، استفاده از روش فازی با ترکیبی از ورودی‌های سه معیار استفاده شده در این مقاله، است.

مراجع

[1] Li, C. Snoek, and M. Worring. 2009b. Learning Social Tag Relevance by Neighbor Voting. IEEE Transactions on Multimedia 11, 7 (2009), 1310–1322.

[2] Kennedy, M. Slaney, and K. Weinberger. 2009. Reliable Tags Using Image Similarity. In Proc. of ACM Multimedia, WSMC Workshop.

[3] Li, J. Liu, X. Zhu, T. Liu, and H. Lu. 2010. Image annotation using multi-correlation probabilistic matrix factorization. In Proc. of ACM Multimedia.

[4] Truong, A. Sun, and S. Bhowmick. 2012. Content is still king: the effect of neighbor voting schemes on tag relevance for social image retrieval. In Proc. of ACM ICMR.

[5] Li and C. Snoek. 2013. Classifying tag relevance with relevant positive and negative examples. In Proc. of ACM Multimedia.

[6] Zhu, W. Nejdl, and M. Georgescu. 2014. An Adaptive Teleportation Random Walk Model for Learning Social Tag Relevance. In Proc. of SIGIR.

[7] Verbeek, M. Guillaumin, T. Mensink, and C. Schmid. 2010. Image annotation with TagProp on the MIRFLICKR set. In Proc. of ACM MIR.

[8] Liu, X.-S. Hua, L. Yang, M. Wang, and H.-J. Zhang. 2009. Tag Ranking. In Proc. of WWW.

[9] Tang, R. Hong, S. Yan, T.-S. Chua, G.-J. Qi, and R. Jain. 2011. Image annotation by kNN-sparse graphbased label propagation over noisily tagged web images. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology 2, 2 (2011), 14:1–14:15.

[10] Lin, G. Ding, M. Hu, J. Wang, and X. Ye. 2013. Image Tag Completion via Image-Specific and Tag-Specific Linear Sparse Reconstructions. In Proc. of CVPR.

[11] Znaidia, H. Le Borgne, and C. Hudelot. 2013. Tag Completion Based on Belief Theory and Neighbor Voting. In Proc. of ACM ICMR.

[12] A. Alzu'bi, A. Amira, N. Ramzan, Semantic Content-based Image Retrieval: A Comprehensive Study, J. Vis. Commun. Image R.(2015), doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.jvcir.2015.07.012

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir