

بازیابی تصاویر پزشکی بر اساس محتوا با استفاده از نگاشت ویژگی‌های تصاویر در سطح بازخورد ربط

محمد بهنام^(۱) - حسین پورقاسم^(۲)

(۱) کارشناس ارشد - دانشکده برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

(۲) استادیار - دانشکده برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

تاریخ دریافت: پاییز ۱۳۹۲ تاریخ پذیرش: بهار ۱۳۹۳

خلاصه: هدف از این تحقیق طراحی یک سیستم بازیابی تصاویر پزشکی مبتنی بر محتوا و ارائه روشی نوین برای کاهش شکاف معنایی موجود بین ویژگی‌های دیداری و مفاهیم مورد جستجوی کاربر می‌باشد. به طور کلی عملکرد سیستم‌های بازیابی تصویر تنها بر اساس ویژگی‌های دیداری کاهش می‌یابد چرا که این ویژگی‌ها اغلب در توصیف مفاهیم معنایی تصویر ناتوان‌اند. در این تحقیق این مشکل با ارائه راهکاری نوین در سطح بازخورد ربط و با استفاده از انتقال فضای ویژگی‌های تصاویر مرتبط و غیر مرتبط به فضایی جدیدتر، با ابعاد کمتر و دارای همپوشانی کمتر مرتفع می‌گردد. برای این منظور با استفاده از تکنیک‌های آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) و آنالیز تفکیک‌کننده خطی (LDA) فضای ویژگی‌ها را تغییر داده و سپس با بهره‌گیری از ماشین بردار پشتیبان (SVM) به طبقه‌بندی تصاویر مرتبط و غیرمرتبط می‌پردازیم. الگوریتم ارائه شده بر روی پایگاه داده‌ای شامل ۱۰۰۰۰ تصویر اشعه X پزشکی از ۵۷ کلاس معنایی ارزیابی شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم ارائه شده به طور قابل توجهی دقت سیستم بازیابی را بهبود می‌بخشد.

کلمات کلیدی: بازیابی تصاویر بر اساس محتوا، شکاف معنایی، بازخورد ربط، آنالیز مؤلفه‌های اصلی، آنالیز تفکیک‌کننده خطی، ماشین بردار پشتیبان.

Content-Based Medical Image Retrieval Based on Image Feature Projection in Relevance Feedback Level

Mohammad Behnam⁽¹⁾ - Hossein Pourghasem⁽²⁾

(1) MSc - Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University
m.behnam1390@gmail.com

(2) Assistant Professor - Department of Electrical Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University
h_pourghasem@iaun.ac.ir

The purpose of this study is to design a content-based medical image retrieval system and provide a new method to reduce semantic gap between visual features and semantic concepts. Generally performance of the retrieval systems based on only visual contents decrease because these features often fail to describe the high level semantic concepts in user's mind. In this paper this problem is solved using a new approach based on projection of relevant and irrelevant images in to a new space with low dimensionality and less overlapping in relevance feedback level. For this purpose, first we change the feature space using Principal Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA) techniques and then classify the feedback images applying Support Vector Machine (SVM) classifier. The proposed framework has been evaluated on a database consisting of 10,000 medical X-ray images of 57 semantic classes. The obtained results show that the proposed approach significantly improves the accuracy of retrieval system.

Index Terms: Content-based image retrieval, semantic gap, relevance feedback, principal component analysis, linear discriminant analysis, support vector machine.

۱- مقدمه

با توجه به افزایش روزافزون تصاویر پزشکی، بازیابی این تصاویر در کاربردهای مختلف از جمله شناسایی مؤثر و دقیق بیماری، تحقیقات، آموزش و تعلیم پزشکی اهمیت زیادی پیدا می‌کند. مشخصه بارز تصاویر پزشکی کنتراست ضعیف و تغییرات زیاد سطوح خاکستری است که این مسأله استفاده از ویژگی‌های بافت و شکل بخصوصی را متوجه می‌سازد. در سیستم CBMIR ویژگی‌های بافت و شکل از تصاویر موجود در پایگاه داده استخراج شده و سپس در پایگاه داده ویژگی‌ها ذخیره می‌گردند. بافت از ویژگی‌های مهم تصاویر پزشکی است و از منظر دیداری الگوی یکنواختی است که از حضور بیش از یک رنگ یا درجه خاکستری به دست می‌آید.

به طور کلی روش‌های استخراج ویژگی‌های بافت به چهار دسته اصلی تقسیم می‌شود: ۱- روش‌های ساختاری^{۱۱} شامل اپراتور مورفولوژیک^{۱۱} و گراف هم‌جواری^{۱۲} است که بافت را بر اساس ویژگی‌های ساختاری و قواعد مربوط به نحوه قرار گرفتن پیکسل‌ها و اصطلاحاً بر اساس ریزبافت‌ها تعریف می‌کنند. ۲- روش‌های آماری^{۱۳} بر اساس هیستوگرام و یا محاسبات مرتبه دوم آماری بر روی درجه خاکستری پیکسل‌های مجاور اعمال می‌شوند و از جمله اولین روش‌های استخراج بافت هستند. در سایر روش‌های آماری غالباً از ماتریس مجاورت برای استخراج ویژگی‌های بافت استفاده می‌شود. ۳- روش‌های مبتنی بر مدل^{۱۴} که به مدل‌سازی بافت می‌پردازند و شامل روش خودبازگشت^{۱۵} یا AR، مدل گوسی مارکوف یا MRF^{۱۶} و مدل GRF^{۱۷} می‌باشند. ۴- روش‌های تبدیلی^{۱۸} شامل ویژگی‌های تامورا^{۱۹}، تبدیل موجک^{۲۰}، فیلتر گابور^{۲۱} و غیره است که مبتنی بر اعمال فیلتر بر روی تصویر می‌باشند. روش‌های استخراج ویژگی‌های شکلی به دو دسته روش‌های مبتنی بر کانتور^{۲۲} و روش‌های مبتنی بر ناحیه^{۲۳} تقسیم می‌گردند. روش‌های مبتنی بر کانتور از اطلاعات مربوط به مرز شکل‌ها استفاده می‌کند در حالی که روش‌های مبتنی بر ناحیه اطلاعات داخلی شکل‌ها را ذخیره کرده و به کار می‌برد. از جمله ویژگی‌های شکلی که به طور معمول در کاربردهای بازیابی تصاویر استفاده می‌شوند: گشتاورهای تغییرناپذیر^{۲۴}، توصیف‌گرهای فوری^{۲۵}، مدور بودن^{۲۶}، دوری از مرکز^{۲۷} و جهت محور کانونی^{۲۸} می‌باشند. با ارائه تصویر پرس‌وجو^{۲۹} به سیستم، بردار ویژگی‌های سطح پایین تصویر پرس‌وجو، برای محاسبه شباهت دیداری با تصاویر پایگاه داده آماده می‌گردد.

به طور کلی عملکرد سیستم‌های بازیابی تصویر تنها بر اساس ویژگی‌های دیداری یا سطح پایین^{۳۰} کاهش می‌یابد. زیرا این ویژگی‌ها اغلب در توصیف مفاهیم معنایی^{۳۱} یا ویژگی‌های سطح بالا^{۳۲} ناتوان‌اند. این موضوع باعث ایجاد شکاف معنایی^{۳۳} در سیستم‌های مذکور می‌گردد [۱۳]. بازخورد ربط^{۳۴} (RF) یک تکنیک یادگیری نظارتی تعاملی است که به منظور کاهش شکاف معنایی بین ویژگی‌های سطح پایین و مفاهیم معنایی تصویر و در نتیجه بهبود نتایج بازیابی ارائه شده است [۱۴]. به عبارتی RF تلاش می‌کند تا مفاهیم معنایی^{۳۵} و ذهنی کاربر

در سال‌های اخیر، به دلیل گسترش نیاز به بازیابی بهینه تصاویر در پایگاه‌های داده حجیم، تحقیقات گسترده‌ای در زمینه بازیابی تصاویر صورت گرفته است. اولین ایده‌ها در اوایل ده ۱۹۷۰ میلادی مطرح شد که در آن‌ها دست‌بندی تصاویر بدون توجه به ویژگی‌های دیداری آن‌ها و تنها بر اساس حاشیه نویسی^۱ متنی انجام می‌گرفت؛ به صورتی که مفاهیم موجود در تصویر توسط طراح تشخیص داده شده و در پایگاه داده‌ای به عنوان کلمات کلیدی آن تصویر ذخیره می‌شد. به این ترتیب کاربران با استفاده از کلمات کلیدی مورد نظر خود به تصاویر مربوطه دسترسی داشتند. به این روش بازیابی تصاویر مبتنی بر متن^۲ گفته می‌شود [۱، ۲]. سیستم‌های فوق با مشکلاتی مواجه بودند: نخست این که حاشیه‌نویسی تصاویر مستلزم وقت و هزینه بسیار و نیز به میزان زیادی به درک طراح از تصویر وابسته بود. دوم، از آنجا که مفاهیم موجود در یک تصویر از دید کاربران متفاوت یکسان نیست بنابراین حاشیه‌های الصاق شده به تصاویر تمامی حیطه پرس‌وجو را نمی‌پوشاندند؛ و این به آن معنا است که پرس‌وجوهای مبتنی بر متن به میزان کافی کامل و گویا نیستند.

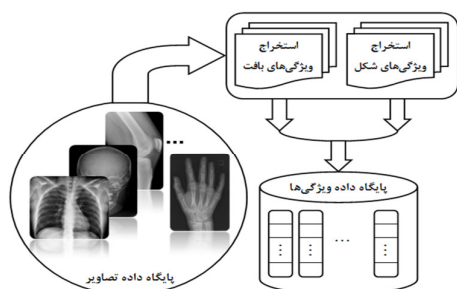
در ابتدای دهه ۱۹۹۰، با افزایش حجم تصاویر موجود در پایگاه‌های داده نظیر شبکه جهانی اینترنت و برای غلبه بر مشکلات سیستم‌های مبتنی بر متن، توسعه سیستم‌های بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا^۳ یا به اختصار CBIR پیشنهاد شد که وظیفه استخراج تصاویر به صورت خودکار و با استفاده از مفاهیم دیداری نظیر رنگ، بافت^۴ و شکل^۵ تصویر را بر عهده داشت [۱، ۳]. از جمله سیستم‌های بازیابی تصاویر بر پایه محتوای معروف می‌توان به Anaktisi [۴]، سیستم QBIC، که توسط شرکت IBM^۶ توسعه داده شده است، سیستم بازیابی تصویر توسعه داده شده توسط دانشگاه Columbia به نام VisualSEEK و سیستم دانشگاه Amsterdam به نام PicToSeek اشاره کرد [۵].

در کاربردهای پزشکی با رشد سریع تکنولوژی و ظهور دستگاه‌های گوناگون تصویربرداری (مانند MRI^۷، X-Ray و CT^۸) و در نتیجه تولید روزافزون تصاویر پزشکی، سیستم‌های بازیابی تصویر پزشکی مبتنی بر محتوا^۹ (CBMIR) معرفی شده‌اند. اگرچه تا به حال سیستم‌های CBIR بسیاری در کاربردهای گوناگون طراحی شده‌اند اما در زمینه تصاویر پزشکی تنها سیستم‌های اندکی همچون GoldMiner، IRMA، ASSERT سیستم‌های CBMIR بسیاری مانند high-resolution computed tomography (HRCT) lung images [۷]، mammography [۸]، chest CT [۹]، chest X-ray [۱۰]، spine X-ray [۱۱] و dental X-ray [۱۲] که اغلب تصاویری از اندام‌های بخصوص را مدنظر قرار دارد به وجود آمده‌اند، این سیستم‌ها نمی‌توانند در کاربردهای دیگر پزشکی به کار روند.

۲- استخراج ویژگی‌ها

بسیاری از کلاس‌های موجود در پایگاه تصاویر پزشکی شامل تصاویری با اشکال گوناگون و متفاوت می‌باشند که با استفاده از ویژگی‌های شکل می‌توان آن‌ها را تفکیک نمود. از طرفی ویژگی‌های بافت تصاویر پزشکی در کلاس‌های مختلف با شکل‌های مشابه، می‌تواند برای تشخیص این کلاس‌ها استفاده شود. لذا در این مقاله ویژگی‌های بافت و شکل به صورت مستقل از تصاویر موجود در پایگاه داده استخراج شده و سپس در پایگاه داده ویژگی‌ها ذخیره می‌گردند (شکل ۱).

خروجی هر یک از واحدهای استخراج ویژگی عدد یا برداری است که یکی از خصوصیات تصویر را معرفی می‌کند و به آنها توصیف‌گر ویژگی می‌گویند. از کنار هم قرار دادن توصیف‌گرهای ویژگی بردار ویژگی‌ها به دست می‌آید. در این تحقیق از ماتریس مجاورت، ویژگی‌های تامورا و فیلتر گابور به عنوان ویژگی‌های بافت و از توصیف‌گرهای فوریه یک بعدی و دو بعدی به عنوان ویژگی‌های شکل استفاده شده است.



شکل (۱): استخراج ویژگی‌ها و ذخیره بردارهای ویژگی در پایگاه داده ویژگی‌ها
Fig. (1): Feature extraction and storing the feature vectors in feature database

۲-۱- ماتریس مجاورت

ماتریس مجاورت که به هیستوگرام مرتبه دوم [۲۰] یا GLCM^{۳۸} نیز معروف است، به احتمال تجمعی توزیع جفت پیکسل‌ها می‌پردازد و روش بسیار موفقی در تعریف بافت است. به عبارتی GLCM معرف فرکانس حضور هر دو پیکسل در فاصله‌ای معین در تصویر است، که فاصله آن‌ها به صورت برداری از پیش تعیین شده در نظر گرفته می‌شود. برای تصویر $f(x, y)$ با سایز $L_r \times L_c$ با N_g سطح خاکستری، ماتریس مجاورت $p(i, j, d, \theta)$ به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\begin{aligned} p(i, j, d, \theta) &= \text{card}\{((x_1, y_1), (x_2, y_2)) \\ &\in (L_r \times L_c) \times (L_r \times L_c) \mid (x_2, y_2) \\ &= (x_1, y_1) + (d \cos \theta, d \sin \theta), f(x_1, y_1) \\ &= i, f(x_2, y_2) = j, 1 \leq i, j \leq N_g\} \end{aligned} \quad (1)$$

که d و θ به ترتیب بیانگر فاصله و زاویه بین دو پیکسل (x_1, y_1) و (x_2, y_2) در تصویر می‌باشند. $\text{card}\{\cdot\}$ تعداد اعضای مجموعه را مشخص می‌کند. پس از محاسبه این ماتریس خصوصیات نظیر انرژی، تباین^{۳۹} همبستگی^{۴۰} و همگنی^{۴۱} از آن استخراج می‌شود که می‌توانند معرفی برای بافت موجود در تصویر باشند:

را به سیستم آموزش دهد. برای این منظور کاربر بایستی با سیستم تعامل داشته باشد به این صورت که در هر تکرار RF در مورد مرتبط یا غیرمرتبط بودن تصاویر بازیابی شده با تصویر پرس‌وجو تصمیم‌گیری کند و نتایج را به عنوان بازخورد به سیستم ارائه نماید. در نتیجه سیستم با استفاده از این اطلاعات آموزش داده می‌شود و نتایج بازیابی در هر مرحله به هدف کاربر نزدیک‌تر می‌گردد. تاکنون روش‌های بسیاری در رابطه با RF ارائه شده است که از مهم‌ترین‌شان روش‌هایی هستند که بر اساس مدل‌های یادگیری ماشین^{۳۶} عمل می‌کنند. از میان تمام روش‌های یادگیری استفاده شده در RF، ماشین بردار پشتیبان^{۳۷} (SVM) یکی از معروف‌ترین روش‌ها می‌باشد [۱۵]، [۱۶]. مهم‌ترین دلیل به کارگیری SVM در بازخورد ربط این است که اساساً SVM یک طبقه‌بند دو کلاسه است اما یکی از مشکلات موجود در به کارگیری این طبقه‌بند در بازخورد ربط وجود همپوشانی بسیار زیاد بین تصاویر مرتبط و غیرمرتبط و در نتیجه عدم امکان جداسازی کامل این دو کلاس می‌باشد. در این تحقیق این مشکل با ارائه راهکاری نوین در سطح بازخورد ربط و با استفاده از انتقال فضای ویژگی‌های تصاویر مرتبط و غیر مرتبط به فضایی جدیدتر و با ابعاد کمتر و دارای همپوشانی کمتر، مرتفع می‌گردد.

از جمله کارهایی که در بازیابی تصاویر عمومی پزشکی با پایگاه داده وسیع منتشر شده‌اند، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: رحمان و همکاران [۱۷] یک سیستم بازیابی تصاویر پزشکی با استفاده از SVM و نگرش ادغام و فیلترینگ در سطح شباهت ویژگی‌ها معرفی کرده‌اند. این سیستم با به کارگیری تکنیک ادغام شباهت‌ها در بازخورد ربط و در نظر گرفتن اطلاعات دقت و رتبه تصاویر مرتبط در هر تکرار RF به اصلاح وزن‌های ویژگی‌ها می‌پردازد. پورقاسم و دانشور [۱۸] یک سیستم برای بازیابی تصاویر مربوط به یک پایگاه داده وسیع از تصاویر پزشکی ارائه کرده‌اند. این سیستم بر اساس طبقه‌بندی تصویر پرس‌وجو به چندین کلاس همگن طراحی شده است که با استفاده از نظریه ادغام و طبقه‌بندی متوالی کلاس‌های همگن از روی کلاس‌های دارای همپوشانی در پایگاه داده تشکیل می‌گردند. یانگ و همکاران [۱۹] یک سیستم بازیابی با آموزش معیار فاصله ارائه کرده‌اند که هر دو شباهت‌های دیداری و معنایی را حفظ می‌کند. این سیستم ابتدا یک نمایش باینری از اطلاعات را ارائه کرده و سپس فاصله را به عنوان فاصله همینگ وزن‌دار با استفاده از نمایش باینری آموزش دیده محاسبه می‌کند. سیستم مذکور بر روی تصاویر دو پایگاه داده از جمله تصاویر عمومی پزشکی ارزیابی شده است. در ادامه، در بخش دو ویژگی‌های دیداری استفاده شده در این تحقیق معرفی شده و روش‌های استخراج آن‌ها توضیح داده خواهد شد. سپس در بخش سه مدل ساختار پیشنهادی را ارائه و قسمت‌های مختلف آن را توضیح می‌دهیم. پس از آن در بخش چهار آزمایش‌های انجام شده را توضیح داده و نتایج حاصل را مورد تحلیل قرار می‌دهیم. در بخش پنجم نیز به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از سیستم ارائه شده می‌پردازیم.

$$F_{crs} = \frac{1}{L_r \times L_c} \sum_{i=1}^{L_r} \sum_{j=1}^{L_c} S_{best}(i, j) \quad (9)$$

به جای میانگین‌گیری از S_{best} می‌توان از نمودار هیستوگرام S_{best} برای مشخص نمودن توزیع آن استفاده کرد. در مقایسه با استفاده از یک عدد (F_{crs}) برای توصیف درشتی و ریزی، نمودار هیستوگرام به طور قابل توجهی عملکرد سیستم بازبایی را افزایش می‌دهد. در نتیجه با توجه به معادله (۸) و با توجه به مقادیر k ، توصیف‌گر «درشتی و ریزی» شامل ۵ عنصر می‌باشد.

۲-۳- فیلتر گابور

استفاده از فیلتر گابور یکی از رایج‌ترین روش‌های مبتنی بر فیلتر در زمینه استخراج بافت است. این فیلتر در هر دو حوزه مکان و فرکانس عمل می‌کند. در حوزه مکان، هسته‌های فیلتر گابور از حاصل ضرب یک تابع گوسین^{۴۸} با یک تابع سینوسی جهت‌دار به دست می‌آید. در نتیجه این فیلتر در نقاطی از تصویر که به صورت محلی دارای جهت و فرکانس مکانی معینی هستند پاسخ‌های قوی تولید می‌کند [۲۲].
یک فیلتر گابور دو بعدی $g(x, y)$ به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi j Wx\right] \quad (10)$$

که σ_x و σ_y انحراف معیارهای تابع گوسی در امتداد جهات x و y می‌باشند و W پهنای باند فرکانسی فیلتر گابور است که در این تحقیق برابر با ۰.۵ در نظر گرفته شده است. سپس یک مجموعه از فیلترهای گابور با مقیاس و جهات مختلف می‌تواند از $g(x, y)$ به صورت زیر به دست آید:

$$\begin{aligned} g_{mn}(x, y) &= a^{-m} g(x', y') \\ x' &= a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta) \\ y' &= a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \end{aligned} \quad (11)$$

که $a > 1$ و $\theta = n\pi/K$ و $n=0, 1, \dots, K-1$ و $m=0, 1, \dots, S-1$ که در آن K تعداد جهات و S تعداد مقیاس می‌باشد. فاکتور مقیاس a^{-m} این نکته را مشخص می‌کند که انرژی به m بستگی دارد. در نتیجه برای یک تصویر $I(x, y)$ تبدیل گابور به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$W_{mn}(x, y) = \int I(x, y) g_{mn}^*(x - x_1, x - y_1) dx_1 dy_1 \quad (12)$$

که عملگر $*$ نشان‌دهنده مزدوج مختلط است. سرانجام میانگین و انحراف معیار مربوط به دامنه تصویر $W_{mn}(x, y)$ می‌تواند به عنوان نماینده بافت تصویر به کار روند. در این تحقیق با در نظر گرفتن $K=6$ و $S=3$ و $a=2$ ، ۱۸ فیلتر بانک گابور به دست می‌آوریم. در نتیجه بردار ویژگی فیلتر گابور شامل ۳۶ عنصر می‌گردد.

$$\text{Energy}(d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j, d, \theta)^2 \quad (2)$$

$$\text{Contrast}(d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - j)^2 p(i, j, d, \theta) \quad (3)$$

$$\text{Correlation}(d, \theta) = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j, d, \theta)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (4)$$

$$\text{Homogeneity}(d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1 + |i - j|} p(i, j, d, \theta) \quad (5)$$

که μ_x و σ_x میانگین و انحراف معیار مقادیر پیکسل‌ها در سطرهای ماتریس مجاورت و μ_y و σ_y میانگین و انحراف معیار مقادیر پیکسل‌ها در ستون‌های ماتریس مجاورت می‌باشند. در این تحقیق ماتریس مجاورت برای چهار جهت مختلف ($\theta \in \{0^\circ, 90^\circ, 45^\circ, 135^\circ\}$) و فاصله $d=1$ محاسبه شده است. بنابراین بردار ویژگی ماتریس مجاورت شامل ۱۶ عنصر می‌باشد.

۲-۲- ویژگی‌های تامورا

این توصیف‌گر، ویژگی‌هایی از بافت را نظیر «درشتی و ریزی»^{۴۲}، «تقابل»^{۴۳}، «جهت‌دار بودن»^{۴۴}، «خطی بودن»^{۴۵}، «منظم بودن»^{۴۶} و «زبری»^{۴۷} تعریف می‌کند [۲۱] و بر اساس مطالعات روان‌شناسی بر روی ادراک انسان از بافت طراحی شده است. هر یک از این ویژگی‌ها توسط رابطه‌ای جداگانه به دست می‌آید. سه ویژگی اول در سیستم‌های بازبایی نتایج بسیار موفقی داشته و در برخی از سیستم‌های اولیه مانند QBIC استفاده شده‌اند. در این تحقیق از ویژگی درشتی و ریزی به عنوان ویژگی تامورا استفاده می‌گردد. برای محاسبه درشتی و ریزی ابتدا میانگین همسایگی تمام پیکسل‌های تصویر در همسایگی $2^k \times 2^k$ ($k=1, \dots, 5$) به دست می‌آید:

$$A_k(x, y) = \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} \frac{f(i, j)}{2^{2k}} \quad (6)$$

که $f(i, j)$ شدت خاکستری پیکسل (i, j) می‌باشد. سپس برای هر پیکسل اختلاف بین زوج‌هایی از A_k که در پنجره میانگین‌گیر غیرهمپوشان بودند، در هر دو سوی افقی (h) و عمودی (v) محاسبه می‌شوند:

$$\begin{aligned} E_{k,h}(x, y) &= |A_k(x + 2^{k-1}, y) - A_k(x - 2^{k-1}, y)| \\ E_{k,v}(x, y) &= |A_k(x, y + 2^{k-1}) - A_k(x, y - 2^{k-1})| \end{aligned} \quad (7)$$

پس از آن مقداری از k که E را در هر دو جهت ماکزیمم می‌کند به عنوان بهترین سائز برای هر پیکسل انتخاب می‌شود:

$$S_{best}(x, y) = 2^k \quad (8)$$

در نتیجه «درشتی و ریزی» با میانگین‌گیری از S_{best} بر روی تمام تصویر به دست می‌آید:

۲-۴- توصیف‌گرهای فوریه

توصیف‌گرهای فوریه شکل‌های موجود در تصویر را با استفاده از تبدیل فوریه توصیف می‌کنند. توصیف‌گرهای فوریه یک بعدی با اعمال تبدیل فوریه یک بعدی بر روی توابع مشخصه^{۴۹} استخراج شده از مرز شکل‌ها به دست می‌آیند [۲۳] در حالی که توصیف‌گرهای فوریه دو بعدی [۲۴] با اعمال تبدیل فوریه دو بعدی بر روی نواحی شکل‌ها به دست می‌آیند (شکل (۲)). تابع مختصات مختلط^{۵۰}، تابع انحناء^{۵۱}، تابع زاویه تجمعی^{۵۲}، و تابع فاصله مرکز ثقل^{۵۳} از جمله توابع مشخصه مورد استفاده در توصیف‌گرهای فوریه یک بعدی هستند. در این تحقیق از تابع فاصله مرکز ثقل به عنوان تابع مشخصه استفاده شده است. با محاسبه پیکسل‌های مرزی (شکل ۲-ب)، مجموعه پیکسل حاصل به فرم زیر نشان داده می‌شود:

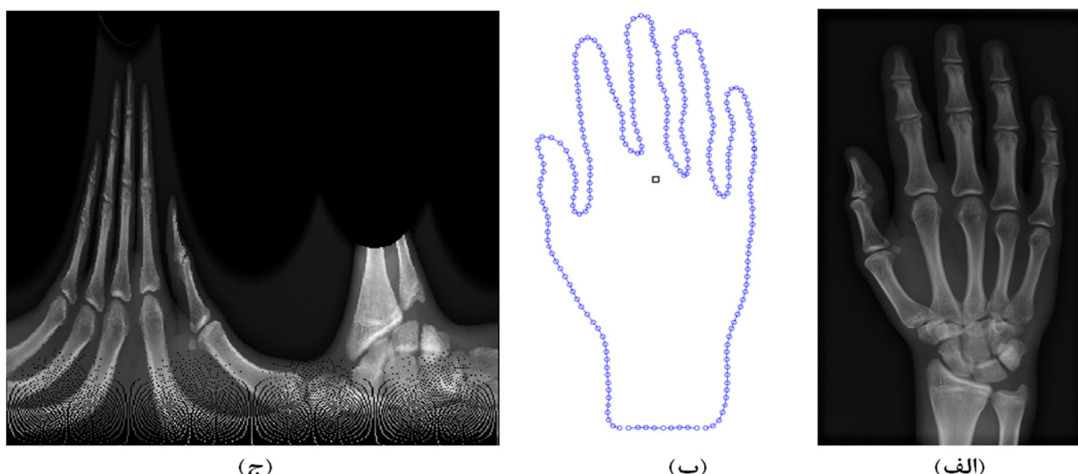
$$P = \{(x(t), y(t)) \mid t \in [0, N - 1]\} \quad (13)$$

که N تعداد پیکسل‌های مرزی می‌باشد. در روش فاصله از مرکز، ابتدا مرکز ثقل برای مجموعه P محاسبه می‌شود. فرض کنید که مختصات مرکز ثقل (x_c, y_c) باشد، x_c و y_c به ترتیب با روابط زیر به دست می‌آیند:

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t), \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y(t) \quad (14)$$

سپس فاصله هر پیکسل در مجموعه P از مرکز ثقل محاسبه می‌شود. فرض کنید که $r(t)$ نشان‌دهنده فاصله t امین پیکسل از مرکز ثقل (x_c, y_c) باشد، آن‌گاه $r(t)$ از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$r(t) = \sqrt{(x(t) - x_c)^2 + (y(t) - y_c)^2} \quad (15)$$



شکل (۲): نمایش تصاویر استخراج شده از تصویر دست (کلاس ۶، coronal, hand) جهت یافتن توصیف‌گرهای فوریه، (الف) تصویر اصلی، (ب) مرز استخراج شده از تصویر اصلی، علامت مربع نشان‌دهنده مرکز ثقل شکل است، (ج) تصویر قطبی شکل (الف) در صفحه کارترین رسم شده است.

Fig. (2): Extracted images from hand image (class 6, hand, coronal) for finding Fourier descriptors, (a) original image, (b) extracted boundary from original image, the square marker represents the centroid of shape, (c) Polar image of (a) plotted into cartesian space.

شده^{۵۴} ارائه شده است که با در نظر گرفتن تصویر اصلی در مختصات قطبی و بیان این تصویر در صفحه دکارتی^{۵۵} (شکل ۲-ج) به دست می‌آید. در نتیجه با اعمال تبدیل فوریه دو بعدی بر روی تصویر حاصل، توصیف‌گرهای فوریه دو بعدی ($FD2$) به دست خواهند آمد:

$$FD2 = \left\{ \frac{|pf(0,0)|}{area}, \frac{|pf(0,1)|}{|pf(0,0)|}, \dots, \frac{|pf(0,n)|}{|pf(0,0)|}, \dots, \frac{|pf(m,0)|}{|pf(0,0)|}, \dots, \frac{|pf(m,n)|}{|pf(0,0)|} \right\} \quad (17)$$

در این رابطه $area$ مساحت بزرگترین دایره‌ای است که شکل موجود در تصویر قطبی را در برمی‌گیرد و pf ضرایب تبدیل فوریه دو بعدی می‌باشند. m تعداد فرکانس‌های انتخابی در راستای شعاعی و n تعداد فرکانس‌های انتخابی در راستای زاویه‌ای است. در این تحقیق با در نظر گرفتن $m=6$ و $n=6$ بردار ویژگی توصیف‌گرهای فوریه دو بعدی شامل ۴۹ عنصر می‌باشد.

سرانجام ویژگی‌های تغییرناپذیر با انتقال، چرخش و مقیاس با استفاده از ضرایب تبدیل فوریه تابع $r(t)$ ، به صورت زیر به دست می‌آیند:

$$f_r = \left[\frac{|F_1|}{|F_0|}, \frac{|F_2|}{|F_0|}, \dots, \frac{|F_{m/2}|}{|F_0|} \right] \quad (16)$$

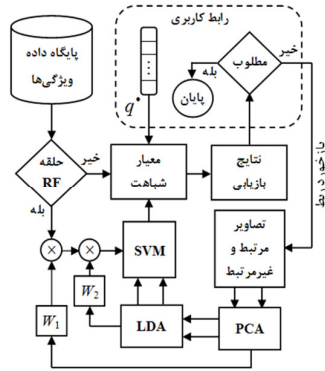
در این معادله، F_i بیان‌گر i امین مؤلفه از ضرایب تبدیل فوریه می‌باشد. در این تحقیق با در نظر گرفتن $N=256$ پیکسل بر روی مرز شکل‌ها با توجه به رابطه (۱۶)، بردار ویژگی توصیف‌گرهای فوریه یک بعدی شامل ۱۲۸ عنصر می‌باشد.

اعمال مستقیم تبدیل فوریه دو بعدی بر روی نواحی تصاویر به منظور به دست آوردن توصیف‌گرهای فوریه دو بعدی، عملی نیست چرا که ویژگی‌های به دست آمده با این روش نسبت به چرخش حساس می‌باشند. در [۲۴] برای حل این مشکل «تبدیل فوریه قطبی تعدیل

۳- بازیابی مبتنی بر بازخورد ربط

بازیابی تصاویر بر پایه محتوا به جای تطابق دقیق، شباهت‌های دیداری بین تصویر پرس‌وجو و تصاویر موجود در پایگاه داده را محاسبه می‌کند. لذا نتیجه بازیابی یک تصویر نمی‌باشد بلکه فهرستی از تصاویر رتبه‌بندی شده براساس تشابه‌شان با تصویر مورد نظر است و کاربر باید در مورد مرتبط^{۵۷} (مثبت) یا غیرمرتبط^{۵۸} (منفی) بودن‌شان تصمیم‌گیری نماید.

شکل (۳) ساختار پیشنهادی برای بازیابی تصاویر در سیستم CBMIR را ارائه می‌کند. با ارائه تصویر پرس‌وجو توسط کاربر، روش‌های استخراج ویژگی توضیح داده شده در بخش دو تکرار شده و بردار ویژگی‌های تصویر پرس‌وجو آماده می‌گردد. سپس از معیار فاصله اقلیدوسی^{۵۶} [۲۵] به منظور محاسبه تشابه بین تصویر پرس‌وجو و تصاویر موجود در پایگاه داده استفاده می‌کنیم. در نتیجه سیستم‌های



شکل (۳): ساختار پیشنهادی بازیابی تصاویر پزشکی در سطح RF

Fig. (3): Proposed framework of medical images retrieval in RF level.

۳-۲- آنالیز تفکیک کننده خطی

بر خلاف PCA که به توصیف اطلاعات به بهترین صورت در فضای کاهش بعد یافته می‌پردازد، LDA به دنبال نگاشت اطلاعات به فضایی است که تفکیک‌پذیری اطلاعات کلاس‌ها ماکزیمم گردد [۲۷]. هدف آنالیز تفکیک کننده خطی ماکزیمم کردن معیار بین-کلاسی^{۶۳} است در حالی که معیار درون-کلاسی^{۶۴} مینیمم گردد. اگر x_i^j i امین نمونه از کلاس j باشد، همچنین μ_j میانگین کلاس j ام، N_j تعداد نمونه‌های کلاس j ام و c نیز تعداد کل کلاس‌ها باشد، آن‌گاه ماتریس‌های پراکندگی درون-کلاسی و بین-کلاسی به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌گردند:

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T \quad (19)$$

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (20)$$

که μ در معادله (۲۰) میانگین تمام کلاس‌ها می‌باشد. یک روش برای مینیمم کردن S_w و همچنین ماکزیمم نمودن S_b ، این است که نسبت $\frac{\det(S_b)}{\det(S_w)}$ ماکزیمم گردد. در [۲۷] نشان داده شده است که اگر S_w ماتریس ویژه نباشد، زمانی نسبت فوق ماکزیمم می‌گردد که ستون‌های ماتریس انتقال W_2 بردارهای ویژه ماتریس $S_b^{-1} S_w$ باشد.

۳-۳- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان از یک ابر صفحه^{۶۵} به منظور جدا کردن دو کلاس مثبت و منفی استفاده می‌کند به گونه‌ای که بیشترین حاشیه^{۶۶}

سپس از آن با اعمال طبقه بند SVM بر روی تصاویر مثبت و منفی، تنها تصویری از پایگاه داده در بازیابی‌های بعدی شرکت می‌کنند که جزء کلاس مثبت باشند. اما اعمال مستقیم SVM بر روی تصاویر مثبت و منفی به دلیل وجود همپوشانی بسیار زیاد بین این تصاویر، باعث کاهش دقت طبقه بندی می‌گردد.

برای حل این مشکل ابتدا با استفاده از دو تکنیک آنالیز مؤلفه‌های اصلی^{۵۹} (PCA) و آنالیز تفکیک کننده خطی^{۶۰} (LDA) فضای ویژگی‌ها را به فضایی جدیدتر، با ابعاد کمتر و دارای همپوشانی کمتر تغییر داده و سپس به طبقه‌بندی تصاویر می‌پردازیم.

۳-۱- آنالیز مؤلفه‌های اصلی

PCA عبارت است از نگاشت متعامد^{۶۱} اطلاعات به فضایی خطی با ابعاد کمتر به طوری که واریانس اطلاعات نگاشت داده شده ماکزیمم گردد [۲۶]. فرض کنید که $x \in R^d$ یک بردار ویژگی به ابعاد d باشد. با اعمال تبدیل خطی PCA، ویژگی‌های y به صورت زیر به دست خواهند آمد:

$$y = W_1^T (x - \mu) \quad (18)$$

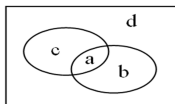
که در آن μ بردار میانگین ویژگی‌ها و W_1 ماتریس انتقال نگاشت می‌باشد. ستون‌های W_1 به ترتیب شامل بردارهای ویژه متناظر با بزرگترین مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس مجموعه ویژگی‌ها می‌باشد و تعداد آن‌ها به گونه‌ای انتخاب می‌گردند که تا حد ممکن عناصر y ناهمبسته^{۶۲} گردند.

نزدیکترین تصاویر به تصویر پرس و جو به عنوان نتایج اولیه بازیابی به کاربر ارائه می‌شود. در این مرحله کاربر بایستی در مورد مرتبط یا غیر مرتبط بودن تصاویر تصمیم‌گیری نماید و تصمیم خود را به عنوان بازخورد به سیستم بازیابی ارائه دهد و سیستم با استفاده از اطلاعات تصاویر مثبت و منفی عملکرد خود را بهبود بخشد.

همانطور که در بخش سه اشاره شد قبل از طبقه بندی تصاویر مثبت و منفی، ابتدا با استفاده از تکنیک‌های PCA و LDA فضای ویژگی‌های تصاویر بازخورد را به فضایی جدیدتر، با ابعاد کمتر و دارای همپوشانی کمتر تغییر می‌دهیم. در این تحقیق از PCA به منظور به دست آوردن بردار ویژگی‌هایی با مؤلفه‌های ناهمبسته و مستقل و از LDA به منظور یافتن فضایی از ویژگی‌های تصاویر مثبت و منفی با ماکزیمم تفکیک‌پذیری اطلاعات کلاس‌ها استفاده می‌کنیم. برای این منظور برای هر تصویر پرس و جو و تصاویر مثبت و منفی بازخورد شده مربوط به آن، PCA اعمال می‌گردد و ابعاد ویژگی‌های تصاویر مرتبط و غیرمرتبط به گونه‌ای کاهش می‌یابد که ماتریس کوواریانس ویژگی‌های تصاویر بازخوردی غیر ویژه گردد.

پس از کاهش ابعاد با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی و یافتن بردار ویژگی‌هایی با مؤلفه‌های ناهمبسته، نوبت به اعمال LDA می‌رسد. در این مرحله فضای ویژگی‌های تصاویر بازخوردی مثبت و منفی را به گونه‌ای کاهش می‌دهیم که علاوه بر ایجاد ویژگی‌هایی با قابلیت تفکیک‌پذیری بالا، ماکزیمم اطلاعات کلاس‌ها نیز به فضای انتقالی نگاشت یابند. بدین منظور ابعاد ویژگی‌ها را تا حدی کاهش می‌دهیم که کل انرژی انتقالی با استفاده از بردارهای ویژه ۹۹ درصد باشد. سرانجام پس از نگاشت فضای ویژگی‌های تصاویر بازخوردی، با استفاده از ماشین بردار پشتیبان تنها تصاویری از پایگاه داده ویژگی‌ها را در بازیابی شرکت می‌دهیم که جزء کلاس تصاویر مثبت باشند. بدین ترتیب در هر تکرار RF، دقت بازیابی بهتر و بهتر می‌گردد.

برای ارزیابی سیستم‌های بازیابی مبتنی بر محتوا، غالباً از دو مفهوم «فراخوانی»^{۶۸} و «دقت»^{۶۹} استفاده می‌شود [۲۹]. شکل (۴) بخش‌بندی تصاویر موجود در پایگاه داده را در زمان بازیابی نشان می‌دهد که به چهار بخش مجزا تقسیم می‌شوند. با توجه به این شکل، کل تصاویر پایگاه داده $a+b+c+d$ می‌باشد. همچنین $a+b$ تصاویر بازیابی شده، $a+c$ تصاویر مرتبط و a تصاویر مرتبط بازیابی شده می‌باشند.



شکل (۴): بخش‌بندی تصاویر موجود در پایگاه داده در زمان بازیابی، کل تصاویر پایگاه داده: $a+b+c+d$ ، تصاویر بازیابی شده: $a+b$ ، تصاویر مرتبط: $a+c$ ، تصاویر مرتبط بازیابی شده: a .

Fig. (4): Dividing the images in database in the retrieval time, total of images in the database: $a+b+c+d$, the retrieved images: $a+b$, the relevant images: $a+c$, the retrieved and relevant images.

بین ابرصفحه‌های موازی و مماس به نزدیکترین نمونه‌ها (بردارهای پشتیبان) از دو کلاس ایجاد شود [۱۶]. فرض کنید داده‌های آموزشی به صورت x_1, x_2, \dots, x_n تعریف شده باشند که هر داده متعلق به یکی از کلاس‌های مثبت یا منفی می‌باشد یعنی $y_i \in \{+1, -1\}$. آن-گاه معادله ابرصفحه به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\langle w, x \rangle + b = 0 \quad (21)$$

که $w \in R^d$ بردار ضرایب، $\langle w, x \rangle$ ضرب داخلی w و x ، و b عددی حقیقی می‌باشد. برای یافتن بهترین ابرصفحه مجزا کننده دو کلاس، w و b باید به گونه‌ای پیدا شوند که $\|w\|$ مینیمم شود به طوری که برای تمام نقاط (x_i, y_i) داشته باشیم:

$$y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 \quad (22)$$

در این حالت بردارهای پشتیبان x_i ‌هایی هستند که در رابطه $y_i (\langle w, x_i \rangle + b) = 1$ صادق باشند. با استفاده از معرفی ضرایب لاگرانژ^{۶۷} مثبت α_i و معادله لاگرانژ:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - 1) \quad (23)$$

و برابر با صفر قرار دادن گرادیان L خواهیم داشت:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad w = \sum_{i=0}^n \alpha_i y_i x_i \quad (24)$$

که تنها x_i ‌هایی که روی بردارهای پشتیبان قرار دارند دارای ضریب لاگرانژ متناظر غیر صفر می‌باشند. سرانجام با استفاده از رابطه $y_i (\langle w, x_i \rangle + b) - 1 = 0$ برای x_i ‌های واقع در بردارهای پشتیبان، b به دست می‌آید. در نتیجه با یافتن w و b ، کلاس نمونه جدید z به صورت زیر مشخص می‌گردد:

$$\text{class}(z) = \text{sign}(\langle w, z \rangle + b) \quad (25)$$

۴- نتایج پیاده‌سازی

به منظور بررسی نتایج تجربی سیستم پیشنهادی در این تحقیق، از پایگاه داده تصاویر ImageCLEF 2005 [۲۸] شامل ۱۰۰۰۰ تصویر اشعه X پزشکی از ۵۷ کلاس معنایی متفاوت استفاده شده است. همان‌طور که در بخش دو بیان شد ویژگی‌های بافت و شکل به صورت مستقل از تصاویر موجود در پایگاه داده استخراج شده و سپس در پایگاه داده ویژگی‌ها ذخیره می‌گردند. در این تحقیق از ویژگی‌های ماتریس مجاورت با ابعاد ۱۶، ویژگی‌های تامورا با ابعاد ۵ و فیلتر گابور با ابعاد ۳۶ به عنوان ویژگی‌های بافت و از توصیف‌گرهای فوریه یک بعدی با ابعاد ۱۲۸ و همچنین توصیف‌گرهای فوریه دو بعدی با ابعاد ۴۹ به عنوان ویژگی‌های شکل برای بیان تصاویر پایگاه داده استفاده کردیم. در نتیجه بردار ویژگی‌های ذخیره شده در پایگاه داده ویژگی‌ها شامل ۲۳۴ مؤلفه می‌گردد.

با ارائه تصویر پرس‌وجو توسط کاربر و استخراج بردار ویژگی‌های آن، فاصله بین تصاویر موجود در پایگاه داده و تصویر پرس و جو با استفاده از معیار فاصله اقلیدوسی محاسبه شده و پس از رتبه بندی، فهرستی از

اولیه را به کاربر نمایش می‌دهد (شکل ۶-ب). در این مثال هشت تصویر مرتبط (رتبه‌های ۱، ۲، ۳، ۹، ۱۱، ۱۳، ۱۷ و ۱۹) و دوازده تصویر غیرمرتبط در اولین بازبایی به دست آمده است. شکل (۶-ج) نتایج حاصل از سومین تکرار RF را نشان می‌دهد. در این شکل یک تصویر غیر مرتبط (رتبه ۱۵) پس از سه مرحله از اعمال بازخورد ربط بازبایی شده است که بیانگر دقت ۰/۹۵ برای تصویر مورد نظر در سیستم CBMIR پیشنهادی می‌باشد.

به منظور ارزیابی عملکرد سیستم‌های بازبایی گرافی تحت عنوان گراف دقت-فراخوانی تعریف می‌شود که معرف تغییرات دقت با توجه به تغییرات تعداد فراخوانی است.

شکل (۷) منحنی‌های دقت-فراخوانی را برای بازبایی اولیه و همچنین تکرارهای اول تا سوم بازخورد ربط نشان می‌دهد. با مقایسه نمودارها واضح است که با افزایش تکرارهای RF، نتایج دقت و همچنین فراخوانی بهبود چشمگیری می‌یابند.

برای ارزیابی سیستم‌های بازبایی با استفاده از نمودار دقت-فراخوانی، می‌توان از چهار معیار $\Pr(Re = Pr)$ ، $\Pr(Re = 0.5)$ ، $\Pr(N_R)$ و $\Pr - Re$ استفاده کرد [۳۰]. دو معیار اول مقادیر دقت را در نقاطی که مقادیر فراخوانی به ترتیب 0.5 و Pr است، نشان می‌دهد. همچنین مساحت $\Pr - Re$ ، مساحت زیر نمودار دقت-فراخوانی و $\Pr(N_R)$ مقدار دقت را پس از بازبایی تعداد N_R تصویر بیان می‌کند. جدول (۱)، نتایج بازبایی سیستم پیشنهادی را بر اساس چهار معیار فوق نشان می‌دهد.

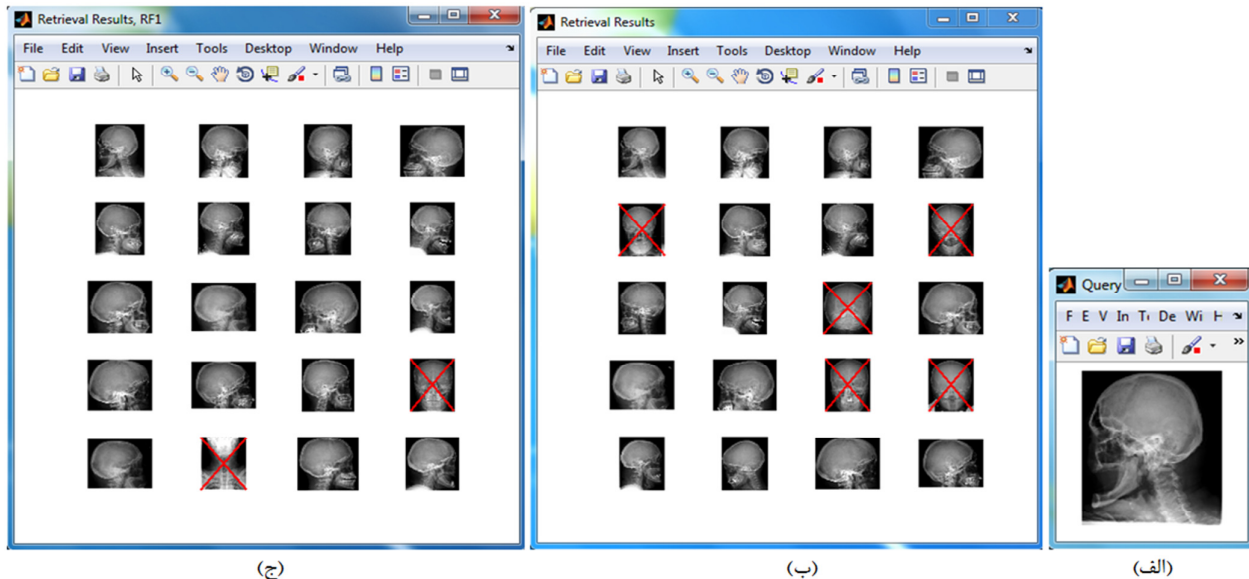
بر این اساس معیارهای فراخوانی و دقت به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌گردند:

$$Re\ call = \frac{a}{a + c} \quad (26)$$

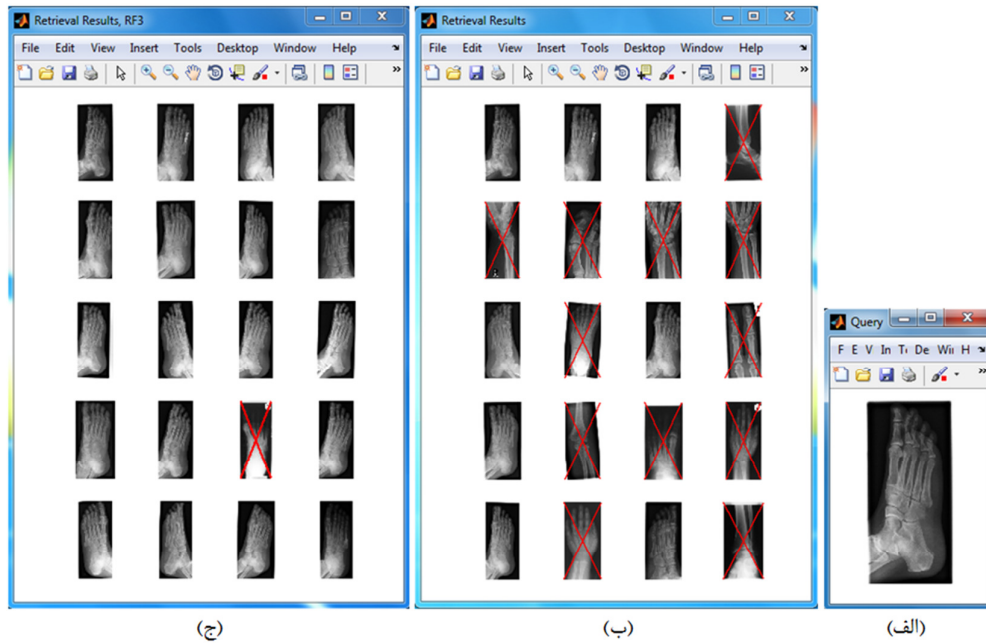
$$Pr\ ecision = \frac{a}{b + c} \quad (27)$$

به عنوان مثالی از بازبایی تصاویر پزشکی توسط سیستم پیشنهادی، شکل‌های (۵) و (۶) ارائه شده‌اند. در شکل (۵-الف) کاربر تصویری دلخواه از کلاس ۲۵ (sagittal, cranium) را به عنوان تصویر پرس و جو به سیستم ارائه می‌کند و سیستم شبیه‌ترین تصاویر را به صورت رتبه‌بندی شده از بالا به پایین و از چپ به راست به کاربر ارائه می‌دهد. شکل (۵-ب) نتایج حاصل از بازبایی اولیه را نشان می‌دهد. در این شکل پانزده تصویر مرتبط و پنج تصویر غیرمرتبط بازبایی شده است که تصاویر غیر مرتبط (رتبه‌های ۵، ۸، ۱۱، ۱۵ و ۱۶) توسط کاربر مشخص شده‌اند. پس از مشخص نمودن تصاویر مثبت و منفی این تصاویر به سیستم بازخورد شده و عمل بازبایی تکرار می‌گردد. شکل (۵-ج) نتایج حاصل از بازبایی را پس از تکرار اول از بازخورد ربط نشان می‌دهد که تنها دو تصویر غیر مرتبط (رتبه‌های ۱۶ و ۱۸) بازبایی شده است. با تکرار عمل فوق در مرحله دوم از RF دقت بازبایی در این مثال به یک می‌رسد.

به عنوان مثال دوم از بازبایی، کاربر تصویری از کلاس ۵۰ (other orientation, lower leg, foot) را به سیستم ارائه کرده (شکل ۶-الف) و سیستم پس از محاسبه شباهت بین تصاویر، نتایج حاصل از بازبایی

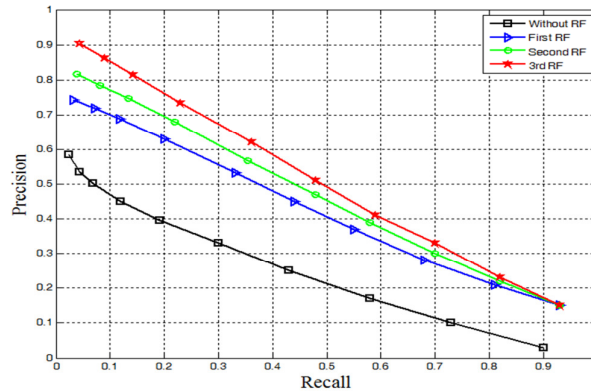


شکل (۵): نتایج حاصل از بازبایی ۲۰ تصویر از کلاس ۲۵ (sagittal, cranium)، (الف) تصویر پرس‌وجو، (ب) نتایج حاصل از بازبایی اولیه، ۵ تصویر غیر مرتبط توسط کاربر مشخص شده است، (ج) نتایج بازبایی پس از اعمال تکرار اول از RF، تنها دو تصویر غیر مرتبط بازبایی شده است.
 Fig. (5): The Retrieval results of 20 images from class 25 (sagittal, cranium), (a) query image, (b) initial retrieval results, 5 irrelevant images specified by the user, (c) the retrieval results in the first iteration of RF, only 2 irrelevant images have been retrieved.



شکل (۶): نتایج حاصل از بازیابی ۲۰ تصویر از کلاس ۵۰ (other orientation, lower leg, foot)، (الف) تصویر پرس‌وجو، (ب) نتایج حاصل از بازیابی اولیه، ۱۲ تصویر غیر مرتبط توسط کاربر مشخص شده است، (ج) نتایج بازیابی پس از اعمال سومین تکرار از RF، فقط یک تصویر غیر مرتبط بازیابی شده است.

Fig. (6): The Retrieval results of 20 images from class 50 (other orientation, lower leg, foot), (a) query image, (b) initial retrieval results, 12 irrelevant images specified by the user, (c) the retrieval results after applying the third iteration of RF, only one irrelevant image has been retrieved.



شکل (۷): منحنی‌های دقت-فراخوانی برای ساختار پیشنهادی

Fig. (7): Precision-recall curves for proposed framework.

Table(1): The results of proposed framework based on four criteria, $Pr(20)$, $Pr(Re=0.5)$, $Pr(Re=Pr)$ and $Pr-Re$ area.

جدول (۱): نتایج ساختار پیشنهادی بر اساس چهار ضابطه $Pr(20)$ ، $Pr(Re=0.5)$ ، $Pr(Re=Pr)$ و مساحت $Pr-Re$.

تکرارهای RF	$Pr(20)$	$Pr(Re=0.5)$	$Pr(Re=Pr)$	مساحت $Pr-Re$
بدون RF	0.501	0.22	0.32	0.24
اولین RF	0.688	0.41	0.45	0.41
دومین RF	0.746	0.45	0.47	0.45
سومین RF	0.813	0.49	0.495	0.52

- 15- Autoregressive
- 16- Markov Random Fields
- 17- Gibbs Random Fields
- 18- Transform
- 19- Tamura
- 20- Wavelet
- 21- Gabor filter
- 22- Boundary-based
- 23- Region-based
- 24- Moment invariants
- 25- Fourier Descriptors
- 26- Circularity
- 27- Eccentricity
- 28- Major Axis Orientation
- 29- Query
- 30- Low level
- 31- Semantic Concept
- 32- High level
- 33- Semantic gap
- 34- Relevance Feedback
- 35- Semantic concepts
- 36- Machine learning
- 37- Support vector machine
- 38- Gray Level Co-occurrence Matrix
- 39- Contrast
- 40- Correlation
- 41- Homogeneity
- 42- Coarseness
- 43- Contrast
- 44- Directionality
- 45- Line-likeness
- 46- Regularity
- 47- Roughness
- 48- Gaussian
- 49- Signature functions
- 50- Complex Coordinates
- 51- Curvature Function
- 52- Cumulative Angular Function
- 53- Centroid Distance
- 54- Modified Polar Fourier Transform (MPFT)
- 55- Cartesian space
- 56- Euclidean distance measure
- 57- Relevant
- 58- Irrelevant
- 59- Principal Component Analysis (PCA)
- 60- Linear Discriminant Analysis (LDA)
- 61- Orthogonal projection
- 62- Uncorrelated
- 63- Between-class measure
- 64- Within-class measure
- 65- Hyper plane
- 66- Margin
- 67- Lagrange multipliers
- 68- Recall
- 69- Precision

طبق جدول (۱)، بهترین نتایج بازیابی به دست آمده در سیستم پیشنهادی بر اساس چهار معیار فوق و پس از سه مرحله تعامل با کاربر، برای مقادیر $Pr(Re=Pr)$ ، $Pr(Re=0.5)$ ، $Pr(20)$ و $Pr-Re$ ، به ترتیب $0/813$ ، $0/49$ ، $0/495$ و $0/52$ می باشد. سه معیار آخر از منحنی دقت-فراخوانی مربوط به سومین تکرار RF در شکل (۸) به دست آمده اند. نتایج حاصل نشان می دهد که الگوریتم ارائه شده به نحو مؤثری دقت سیستم CBMIR را افزایش می دهد.

۵- جمع بندی و نتیجه گیری

در این تحقیق یک سیستم بازیابی تصاویر پزشکی بر اساس محتوا ارائه شد. در سیستم فوق از بازخورد ربط به منظور کاهش شکاف معنایی موجود بین ویژگی های دیداری و مفاهیم معنایی مورد جستجوی کاربر استفاده شد. ویژگی های سطح پایین به کار رفته در سیستم پیشنهادی عبارتند از ویژگی های بافت شامل ماتریس مجاورت، ویژگی های تامورا، فیلتر گابور و ویژگی های شکل شامل توصیف گرهای فوریه یک بعدی و دو بعدی. در سطح RF با تغییر فضای ویژگی های تصاویر بازخورد، به فضایی جدیدتر، با ابعاد کمتر و دارای همپوشانی کمتر، شرایط را برای طبقه بندی تصاویر پایگاه داده به دو کلاس مثبت و منفی مهیا کردیم. بدین منظور با استفاده از تکنیک های آنالیز مؤلفه های اصلی و همچنین آنالیز تفکیک کننده خطی، بردار ویژگی هایی با مؤلفه های ناهمبسته و مستقل و با ماکزیمم تفکیک پذیری اطلاعات کلاس ها به دست آوردیم. سرانجام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان تنها تصویری از پایگاه داده ویژگی ها را در بازیابی شرکت دادیم که جزء کلاس تصاویر مثبت بودند. سیستم پیشنهادی بر روی پایگاه داده ای شامل ۱۰۰۰۰ تصویر اشعه X پزشکی از ۵۷ کلاس معنایی مختلف ارزیابی شد. بهترین نتایج بازیابی به دست آمده در ساختار پیشنهادی پس از سه مرحله تعامل با کاربر، برای مقادیر $Pr(Re=Pr)$ ، $Pr(Re=0.5)$ ، $Pr(20)$ و مساحت $Pr-Re$ ، به ترتیب $0/813$ ، $0/49$ ، $0/495$ و $0/52$ به دست آمد، که نتایج حاصل نشان دهنده مؤثر بودن الگوریتم ارائه شده در سیستم CBMIR می باشد.

پی نوشت:

- 1- Annotation
- 2- Text-based image retrieval
- 3- Content-Based Image Retrieval
- 4- Texture
- 5- Shape
- 6- International Business Machines
- 7- Magnetic resonance imager
- 8- Computerized tomography
- 9- Content-Based Medical Image Retrieval
- 10- Structural
- 11- Morphological Operator
- 12- Adjacency Graph
- 13- Statistic
- 14- Model-based

References

- [1] F. Long, H. Zhang, D.D. Feng, "Fundamentals of content-based image retrieval, in multimedia information retrieval and management - technological fundamentals and applications", Springer Verlag, pp. 1-26, 2003.
- [2] S.K. Chang, A. Hsu, "Image information systems: where do we go from here?", IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol.5, No.5, pp. 431-442, Oct.1992.
- [3] X. Li, S.C. Chen, M.L. Shyu, B. Furht, "Image retrieval by color, texture, and spatial information", In 8th Inter. Con. on Dis. Multi. Sys. (DMS'2002), San Francisco Bay, California, USA, pp. 1-8, .2002.
- [4] K. Zagoris, S.A. Chatzichristofis, N. Papamarkos, Y.S. Boutalis, "Img (Anaktisi): A web content based image retrieval system", IEEE Second Int. Workshop on Similarity Search and Applications, pp. 154-155, .2009.
- [5] R.C. Veltkamp M. Tanase, "Content-based image retrieval systems: A survey", Dept. of Computing Science, Utrecht University, Technical Report .2000.
- [6] P. Ghosh, S. Antani, L.R. Long, G.R. Thoma, "Review of medical image retrieval systems and future directions", IEEE, Computer-Based Medical Systems (CBMS), 24th International Symposium, pp. 1-6, June 2011.
- [7] J.G. Dy, C.E. Brodley, A. Kak, L.S. Broderick, A.M. Aisen, "Unsupervised feature selection applied to content-based retrieval of lung images", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 25, No. 3, pp. 373-378, 2003.
- [8] P. Korn, N. Sidiropoulos, C. Faloutsos, E. Siegel, Z. Protopapas, "Fast and effective retrieval of medical tumor shapes", IEEE Trans. Knowl. Data Eng. Vol. 10, No. 6, pp. 889-904, 1998.
- [9] S.N. Yu, C.T. Chianga, C.C. Hsieh, "A three-object model for the similarity searches of chest CT images", Computerized Medical Imaging and Graphics, Vol. 29, pp. 617-630, 2005.
- [10] L.L.G. Oliveira, S.A. Silva, L.H.V. Ribeiro, R.M. Oliveira, C. Coelho, A.S.S. Andrade, "Computer-aided diagnosis in chest radiography for detection of childhood pneumonia", Int. J. Med. Inform., Vol. 77, No. 8, pp. 555-564, 2007.
- [11] X. Xu, D.J. Lee, S. Antani, L.R. Long, "A spine X-ray image retrieval system using partial shape matching", IEEE Trans. on Inf. Tech. in Bio., Vol. 12, No. 1, pp. 100-108, 2008.
- [12] O. Nomira, M. Abdel-Mottaleb, "Hierarchical contour matching for dental X-ray radiographs", Pattern Recognition, Vol. 41, pp. 130-138, 2008.
- [13] Y. Liu, D. Zhanga, G. Lua, W.Y. Ma, "A survey of content-based image retrieval with high-level semantics", Pattern Recognition, Vol. 40, No. 1, pp. 262-282, 2007.
- [14] Y. Rui, T.S. Huang, M. Ortega, S. Mehrotra, "Relevance feedback: A power tool for interactive content-based image retrieval", IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 8, No. 5, pp. 644-655, Sep. 1998.
- [15] A. Marakakis, G. Siolas, N. Galatsanos, A. Likas, A. Stafylopatis, "Relevance feedback approach for image retrieval combining support vector machines and adapted Gaussian mixture models", IET Image Process., Vol. 5, No. 6, pp. 531-540, Sept. 2011.
- [16] T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman, "The elements of statistical learning", Second edition, Springer, New York, 2008.
- [17] M.M. Rahman, S.K. Antani, G.R. Thoma, "A learning-based similarity fusion and filtering approach for biomedical image retrieval using SVM classification and relevance feedback", IEEE Trans. on Info. Tech. in Bio., Vol. 15, No. 4, July 2011.
- [18] H. Pourghassem, S. Daneshvar, "A framework for medical image retrieval using merging-based classification with dependency probability-based relevance feedback", Turkish J. of Elec. Engi. & Com. Sci., Vol. 21, No. 3, pp. 882-896, 2013.
- [19] L. Yang, R. Jin, L. Mummert, R. Sukthankar, A. Goode, B. Zheng, S.C.H. Hoi, M. Satyanarayanan, "A boosting framework for visuality-preserving distance metric learning and its application to medical image retrieval", IEEE Trans. Pat. Anal. Mach. Intell., Vol. 32, No. 1, pp. 30-44, Jan. 2010.
- [20] R.M. Haralick, K. Shanmugan, I. Dinstein, "Textural features for image classification", IEEE Trans. on Sys., Man, and Cybernetics, Vol. 3, No. 6, pp. 610-621, Nov. 1973.
- [21] H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki, "Texture features corresponding to visual perception", IEEE Trans. on Sys., Man, and Cybernetics, Vol. Smc-8, No. 6, pp. 460-473, June 1978.
- [22] B.S. Manjunathi, W.Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 8, pp. 837-842, August 1996.
- [23] E. Persoon, K. Fu, "Shape discrimination using Fourier descriptors", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 3, pp. 388-397, 1977.
- [24] D.S. Zhang, G. Lu, "Generic fourier descriptor for shape-based image retrieval", IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Vol.1, pp. 425-428, 2002.
- [25] S.H. Cha, "Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions", International journal of mathematical models and methods in applied sciences, Vol. 1, No. 4, pp. 300-307 , 2007.
- [26] R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork, Pattern Classification, 2nd ed. John Wiley & Sons, New York, NY, 2001.
- [27] A.M. Martinez, A.C. Kak, "PCA versus LDA," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence", Vol. 23, No. 2, pp. 228-233, February 2001.

- [28] P. Clough, H. Muller, T. Deselaers, M. Grubinger, T.M. Lehmann, J. Jensen, W. Hersch, "The CLEF 2005 cross-language image retrieval track", Springer Berlin Heidelberg, 6th Workshop of the Cross-Language Evaluation Forum, CLEF 2005, Vienna, Austria, 21-23 September, 2005, pp. 535-557, 2006.
- [29] J.R. Smith, S. Chang, "Tools and Techniques for Color Image Retrieval", In SPIE, pp. 1-12, 1996.
- [30] T. Deselaers, D. Keysers, H. Ney, "Classification error rate for quantitative evaluation of content-based image retrieval systems", IEEE, Proceedings of the 17th Int. Con. on Patt. Reco., Vol. 2, pp. 505-508, 2004.