

## فشرده سازی و بازیابی تصاویر رادیولوژی با استفاده از استاندارد HEVC

محمد رضا یمقانی<sup>۱</sup> و فرزاد زرگری<sup>۲</sup>

### چکیده

افزایش روزافزون تولید تصاویر رادیولوژی پزشکی در مراکز درمانی و بیمارستان‌ها، ایجاد روش‌های مناسب ذخیره‌سازی، کلاس‌بندی، و بازیابی تصاویر پزشکی را ضروری ساخته است. در این مقاله با استفاده از استاندارد کدینگ HEVC، روش نوینی در زمینه‌ی فشرده‌سازی و بازیابی تصاویر رادیولوژی مبتنی بر ویژگی بافت در حوزه‌ی فشرده‌سازی شرح داده شده است. در روش پیشنهادی ابتدا تصاویر بانک اطلاعاتی که شامل تصاویر رادیولوژی اندام‌های مختلف بدن است با استفاده از پیش‌بینی درون‌فریمی استاندارد HEVC (فریم I) به صورت بدون تلف فشرده‌سازی می‌شوند. سپس هیستوگرام حالت‌های پیش‌بینی و ابعاد بلاک‌های PU برای هر تصویر، به عنوان ویژگی محتوایی تصویر استخراج می‌شود. برای انتخاب تصاویر مشابه در بانک اطلاعاتی با تصویر پرس‌وجو، ابتدا تصویر پرس‌وجو با استاندارد HEVC کدگذاری می‌شود. سپس با بررسی هیستوگرام حالت‌های پیش‌بینی و ابعاد بلاک‌های PU تصاویر پرس‌وجو، تصاویر مشابه از بانک اطلاعاتی براساس معیار شباهت انتخاب و ارایه می‌شود. نتایج این تحقیق، صحت تشخیص کلاس تصاویر رادیولوژی را به طور متوسط ۹۴/۵٪ و دقت در ۳۵ عمل بازیابی را به طور متوسط ۸۹٪ نشان می‌دهد که نسبت به سایر روش‌ها بهبود داشته است. بنابراین روش فوق می‌تواند به عنوان روشی کارا هم برای کاهش حجم پایگاه داده ذخیره تصاویر رادیولوژی و هم روشی سریع و کارا برای بازیابی تصاویر پایگاه‌های داده پزشکی به‌کار گرفته شود.

### کلید واژه‌ها

بازیابی تصاویر پزشکی مبتنی بر محتوا، فشرده‌سازی بدون تلف، هیستوگرام حالت‌های پیش‌بینی، استاندارد کدینگ ویدئو HEVC

### ۱ مقدمه

پزشکی و تحقیقاتی تولید می‌گردد که دارای ارزش علمی و کاربردی فراوان می‌باشند به نحوی که حجم بالای داده‌های تصاویر پزشکی مفهوم داده بزرگ<sup>۱</sup> را در این حوزه شامل چهار جنبه‌ی مهم حجم، تنوع، صحت و سرعت مطرح کرده است [۱]. در سال ۲۰۱۶، با پیشرفت‌های فن‌آوری و همچنین پیر شدن جمعیت جهان، بازار تصویربرداری تشخیصی بالغ بر ۲۶٫۶ میلیارد دلار را به خود اختصاص داده است. در سال ۲۰۱۰ بیش از ۵ بیلیون دلار صرف مطالعات تصویربرداری پزشکی شده و در سال ۲۰۱۱، تعداد تصاویر ایجاد شده با روش‌های تصویربرداری

استفاده از تصاویر پزشکی در تحقیقات پزشکی، تشخیص و درمان بیماری‌ها عمومیت یافته است و در دهه اخیر، بسیاری از مراکز پزشکی و دانشگاهی از آن بهره می‌برند. در حال حاضر روزانه حجم عظیمی از تصاویر پزشکی در مراکز تصویربرداری

این مقاله در دی‌ماه سال ۱۳۹۵ دریافت، در مردادماه ۱۳۹۶ بازنگری و در شهریورماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران.

رایانامه: [m.yamaghani@srbiau.ac.ir](mailto:m.yamaghani@srbiau.ac.ir)

<sup>۲</sup> پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات، تهران.

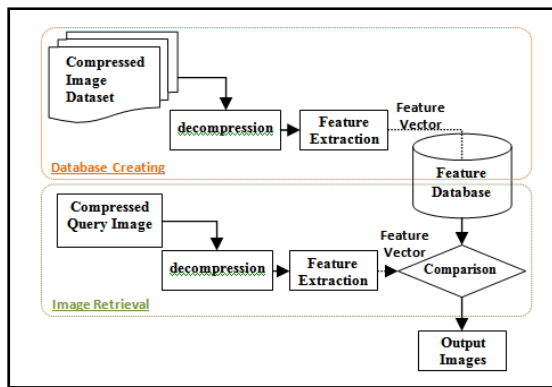
رایانامه: [zargari@itrc.ac.ir](mailto:zargari@itrc.ac.ir)

<sup>1</sup> Big Data

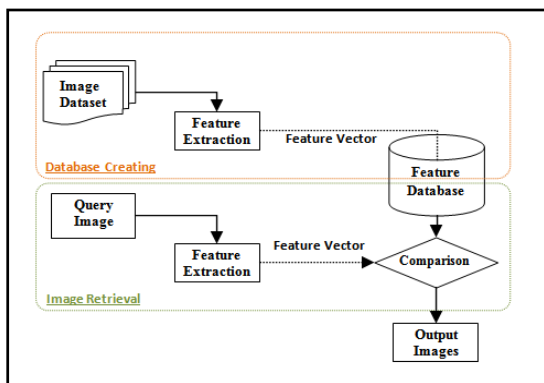
## Archive of SID

از تصاویر پزشکی برای فرآیند تصمیم‌سازی در تشخیص بیماری، آموزش و تحقیقات علمی استفاده می‌شود [۷ و ۸]. چارچوب و معماری کلی بازیابی محتوایی تصاویر پزشکی در حوزه فشرده در شکل (۱) دیده می‌شود.

با توجه به معماری کلی، هر سامانه شامل دو قسمت اصلی است. قسمت نخست، استخراج ویژگی و قسمت دوم سنجه‌ی مشابهت است. در استخراج ویژگی‌ها، از ویژگی‌های سطح پایین، برای تبیین محتوای تصویر استفاده می‌شود [۹]. موفقیت سامانه‌های بازیابی محتوایی ارتباط بسیار موثری با تابع تعیین‌کننده‌ی فاصله بین بردارهای ویژگی تصاویر دارد [۷]. این سنجه‌ی مشابهت با استفاده از بردار ویژگی‌ها، شباهت یا تفاوت تصویر پرس‌وجو را با هر یک از تصاویر پایگاه داده، محاسبه می‌کند [۹].



(الف)



(ب)

شکل ۱: معماری کلی سامانه‌های CBIR (الف) حالت عمومی (ب) در حالت حوزه فشرده

در مقاله‌ی حاضر، روشی جدید برای استخراج ویژگی‌های تصاویر رادیولوژی در حوزه فشرده پیشنهاد شده است. استفاده از حوزه‌ی فشرده، هم حافظه‌ی مصرفی برای نگه‌داری تصاویر پزشکی و هم زمان بازیابی تصاویر را کاهش می‌دهد. از آنجایی‌که تمامی اطلاعات محتوایی تصویر پزشکی اهمیت بالایی دارد، باید فشرده‌سازی به‌گونه‌ای باشد که اطلاعات محتوایی تصویر از بین نرود، به همین دلیل، در روش پیشنهادی از فشرده‌سازی بدون

مختلف پزشکی از ۸۰۰ میلیون پیشی گرفته است. در جدول (۱) تعداد تصویربرداری روزانه واحد رادیولوژی بیمارستان دانشگاه ژنو آورده شده است<sup>۱</sup> که روند رشد بسیار بالایی را نشان می‌دهد.

جدول ۱: تعداد تصویربرداری روزانه واحد رادیولوژی بیمارستان ژنو

سال ۲۰۰۴	سال ۲۰۰۶	سال ۲۰۰۷	سال ۲۰۰۹
بیش از ۱۲۰۰۰	بیش از ۴۰۰۰۰	بیش از ۷۰۰۰۰	بیش از ۱۱۷۰۰۰

این میزان داده، فرصت بی‌سابقه‌ای برای تصمیم‌گیری‌های مراقبتی و درمانی بیماری‌ها فراهم می‌آورد و با بهبود نتایج تشخیصی-درمانی به کمک بازیابی تصاویر پزشکی، کاهش هزینه‌های درمانی و پزشکی را در بر دارد [۲]. تصاویر پزشکی، انواع مختلف و کاربردهای متفاوت دارند. اطلاعات آناتومی از تصاویر CT، اطلاعات کنشی<sup>۲</sup> از تصاویر PET<sup>۳</sup> و تعیین طبیعی بودن پاتولوژیک نسوج به‌وسیله‌ی تصاویر MRI تعیین می‌شود [۳].

از جمله کارهای عملیاتی رایج بر روی تصویربرداری تشخیصی پزشکی می‌توان به تصویر برداری، مدیریت ذخیره و بازیابی و یکپارچه‌سازی تصویر اشاره کرد. ذخیره و بازیابی تصاویر پزشکی با هدف دستیابی به تصاویر بالینی مرتبط و در پاسخ به نیازهای اطلاعاتی خاص مرتبط با یک تصویر پرس‌وجو مطرح شده است. از انواع ذخیره و بازیابی، می‌توان به بازیابی مبتنی بر متن و بازیابی محتوایی اشاره کرد. با وجود تحقیقات بسیاری که بر روی روش بازیابی مبتنی بر متن انجام شده و بلوغ یافته است، ولی این روش، محدود به کیفیت حاشیه‌نویسی و توضیحات ثبت شده برای تصویر بوده است. از محدودیت‌های اصلی در این روش، تمرکز بر برچسب تصویر و میزان خطای قابل توجه آن می‌باشد. باید در نظر داشت که اطلاعات بسیار زیادی در یک تصویر -نسبت به تعداد محدودی کلمات توضیحی- وجود دارد که قابل استخراج است، بنابراین روش‌های بازیابی محتوایی تصویر<sup>۴</sup> مطرح شدند و در عمل با حذف خطاهای انسانی، از کارایی بیشتری برخوردار شدند. سامانه بازیابی محتوایی تصویر، روشی برای جستجو و بازیابی تصاویر، مبتنی بر ویژگی‌های سطح پایین مانند شکل، بافت و رنگ است [۴].

تصاویر پزشکی به علت کیفیت پایین تصویربرداری، در برخی موارد شامل اطلاعات کم، رزولوشن پایین و نویز قابل توجهی هستند. به همین دلیل استخراج خودکار ویژگی‌ها از تصاویر پزشکی دشوار است. برای حل این مشکل، معمولاً پیش‌پردازش و الگوریتم‌های نرمال‌سازی پیشنهاد می‌شوند [۵].

<sup>۱</sup> در درمانگاه Jacksonville در سال ۲۰۰۴، یک رادیولوژیست روزانه حدود ۱۶,۰۰۰ تصاویر مقطعی را بررسی می‌کرده است.

<sup>۲</sup> Functional

<sup>۳</sup> Positron Emission Tomography

<sup>۴</sup> Content Based Image Retrieval (CBIR)

## Archive of SID

<sup>۱۱</sup> اشاره کرد [۵]. از توصیف‌گرهای تبدیل رایج می‌توان به فیلتر گابور و موجک<sup>۱۲</sup> اشاره نمود [۵ و ۱۷-۲۲]. فیلتر گابور، یکی از توصیف‌کننده‌های رایج و قوی برای شناسایی لبه، خط و میله<sup>۱۳</sup> در جهت و مقیاس مختلف است. فیلتر گابور نیز در بازیابی انواع تصاویر پزشکی به‌کار می‌رود [۵]. در برخی پژوهش‌ها در حوزه‌ی فشرده از ضرایب موجک و تبدیل DCT نیز برای کلاس‌بندی و بازیابی تصاویر پزشکی استفاده شده است.

## ۲-۱ بازیابی مبتنی بر محتوای تصاویر پزشکی در حوزه‌ی غیر فشرده:

### ۲-۱-۱- روش‌های مبتنی بر ماتریس مجاورت:

Tsang و همکاران [۱۲] یک سامانه بازیابی محتوایی تصاویر پزشکی مبتنی بر ویژگی بافت و با استفاده از ماتریس مجاورت ارائه کرده است. ایشان برای آزمایش کارایی روش خود، از یک پایگاه داده شامل ۳۴۴ تصویر از نسوج قلب، شاه‌رگ، کبد، کلیه و طحال، ستون فقرات و از هشت سنجه برای تعیین شباهت یا تفاوت تصویر پرس‌وجو با تصاویر بانک استفاده کرده‌اند. Oliveira و همکاران [۱۳] با استفاده از ۸ ویژگی از ماتریس مجاورت، برای چهار جهت صفر، ۴۵°، ۹۰° و ۱۳۵° روشی برای بازیابی تصاویر پزشکی پیشنهاد کرده‌اند. J.C. Felipe و همکاران [۱۴] روشی برای بازیابی تصاویر پزشکی برای تعیین نسوج با استفاده از ویژگی بافت ارائه کرده‌اند. آن‌ها از ۶ توصیف‌گر با استفاده از ماتریس مجاورت، استفاده کردند و تصاویر بانک اطلاعاتی مورد استفاده در روش آن‌ها از نوع CT و MRI بوده است، و نسوج مربوط به مغز، قلب، ستون فقرات، ریه، پستان، ماهیچه، کبد و استخوان، مورد بررسی قرار داده‌اند. Rahman و همکاران [۱۵] چارچوبی را برای بازیابی تصاویر پزشکی با استفاده از یادگیری ماشین و تکنیک‌های سنجش آماری مشابهت پیشنهاد دادند. روش آن‌ها بر روی ۵۰۰۰ تصویر با ۲۰ دسته از قبل مشخص‌شده، نتایج قابل قبولی به‌دست آورده است. در روش آن‌ها چهار ماتریس مجاورت برای چهار جهت افقی، عمودی، ۴۵° و ۱۳۵° استفاده شده است. B. Ramamurthy و همکاران [۱۶]، روشی براساس بازیابی محتوایی تصاویر پزشکی با استفاده از ویژگی بافت و شدت نور ارائه کرده‌اند. روش آن‌ها برای بازیابی تصاویر دندان تهیه شده است. از دو ویژگی بافت و شدت نور استفاده کرده و معیار اقلیدسی را به‌عنوان سنجه مشابهت برای بازیابی محتوایی در نظر گرفته‌اند. برای استخراج ویژگی بافت از توصیف‌گر<sup>۱۴</sup> LBP که ماتریس مجاورت چندبُعدی است، استفاده شده است.

اتلاف<sup>۱</sup> استفاده شده است. برای استخراج بردار ویژگی در عمل کدگذاری و بازیابی تصاویر رادیولوژی از استاندارد HEVC و حالت‌های پیش‌بینی درون‌قابی و تعداد بلاک‌های PU استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی‌های انجام‌شده نشان‌دهنده‌ی آن است که دقت تشخیص کلاس تصاویر نیز به‌طور متوسط ۹۴٫۵٪ رسیده است. همچنین دقت در عمل بازیابی به‌طور متوسط به ۸۹٪ رسیده است.

در ادامه، در بخش دوم، کارهای انجام‌شده در بازیابی محتوایی تصاویر پزشکی با استفاده از بافت و نیز در حوزه‌ی فشرده، سپس در بخش سوم آشنایی با استاندارد HEVC، در بخش چهارم شرح روش پیشنهادی و در بخش پنجم نتایج به‌دست‌آمده و در انتها نتیجه‌گیری عنوان شده است.

## ۲ کارهای انجام‌شده

یکی از روش‌های رایج در بازیابی تصاویر پزشکی، بازیابی محتوایی تصاویر پزشکی است. واژه‌ی «محتوا» به رنگ، شکل، بافت یا هر اطلاعی که از خود تصویر قابل استخراج است اطلاق می‌شود. بیشتر تصاویر پزشکی در حالت خاکستری<sup>۲</sup> و فاقد اطلاعات رنگ می‌باشند. بنابراین بازیابی تصاویر پزشکی با توجه به ویژگی‌های بافت مانند هموار بودن، زبری، نظم و همگن بودن قابل انجام است و اطلاعات بسیار مهمی برای کلاس‌بندی و بازیابی تصاویر پزشکی دارا است [۵] و این بازیابی هم در حوزه‌ی غیر فشرده و هم در حوزه‌ی فشرده قابل انجام است.

در مرور ادبیات، روش‌های متنوعی برای استخراج ویژگی‌های بافت از حوزه پیکسل تعریف شده است. این روش‌ها به چهار دسته اصلی تقسیم شده‌اند: توصیف‌گرهای آماری<sup>۳</sup>، توصیف‌گرهای تبدیل<sup>۴</sup>، توصیف‌گرهای مبتنی بر مدل<sup>۵</sup> و توصیف‌گرهای ساختاری<sup>۶</sup> [۱۰]. در بازیابی تصاویر پزشکی، بیشتر از توصیف‌گرهای آماری و تبدیل استفاده شده است [۱۱]. از توصیف‌گرهای آماری رایج می‌توان به ماتریس مجاورت<sup>۷</sup> اشاره کرد [۱۶-۱۲ و ۵]. از ماتریس مجاورت، ۱۴ ویژگی موسوم به ویژگی‌های بافتی هارالیک<sup>۸</sup> استخراج می‌شود و برای بازیابی انواع تصاویر پزشکی به‌کار می‌رود. از رایج‌ترین و موثرترین ویژگی‌های هارالیک می‌توان به شاخص‌های انرژی<sup>۹</sup>، همبستگی<sup>۱۰</sup> و واریانس<sup>۱۱</sup>

<sup>1</sup> Lossless

<sup>2</sup> Grayscale

<sup>3</sup> Statistical texture descriptors

<sup>4</sup> Transform-based texture descriptors

<sup>5</sup> Model-based texture descriptors

<sup>6</sup> Structural texture descriptors

<sup>7</sup> Co-occurrence

<sup>8</sup> Haralick

<sup>9</sup> Energy

<sup>10</sup> Correlation

<sup>11</sup> Variance

<sup>12</sup> Wavelet

<sup>13</sup> bar

<sup>14</sup> Local Binary Pattern (LBP)

## Archive of SID

بازیابی تصاویر، اقلیدسی در نظر گرفته شده است. Ling Xia و همکارانش [۲۴] روشی برای بازیابی تصاویر پزشکی با استفاده از DCT ارائه کرده‌اند. در تحقیق آن‌ها، از یک بانک اطلاعاتی شامل هزار تصویر پزشکی CT با قالب JPEG استفاده شده است. اندازه‌ی هر تصویر  $300 \times 256$  بود و تصاویر به ده گروه تقسیم شده است. Srivastava و Yadav [۲۵] در تحقیق خود، بر روی بازیابی تصویر مبتنی بر بافت در حوزه‌ی فشرده با استفاده از ضرایب DC، تمرکز داشته‌اند. ایشان در روش پیشنهادی خود، روشی جدید برای بازیابی تصویر با استفاده از نمونه‌گیری در حوزه‌ی فشرده ارائه داده‌اند، که به‌خصوص در حوزه‌ی بازیابی تصاویر پزشکی که به دلیل حجم زیاد بانک اطلاعاتی تصاویر زمان‌بر است، کاربرد دارد. ایشان برای آزمون روش خود از تصاویر BMP  $512 \times 512$  استفاده کردند. تصاویر آن‌ها شامل CT Scan, MRI, X-Ray بود. دقت<sup>۶</sup> و بازخوانی<sup>۷</sup> در شش تصویر آزمایش شده به ترتیب حدود ۸۶٪ و ۴۴٪ نشان داده شده است. Enireddy و Kumar [۲۶] در تحقیق خود، بازیابی تصاویر پزشکی را در حوزه‌ی فشرده مطالعه کرده‌اند. آن‌ها برای فشرده‌سازی تصاویر بدون اتلاف، از موجک Haar استفاده کرده‌اند. ویژگی‌های لبه و بافت تصاویر پزشکی فشرده به ترتیب، با استفاده از توصیف‌گر لبه سوبل و تبدیل گابور، استخراج شده است. دقت کلاس‌بندی با استفاده از روش Naïve Bays و ماشین بردار پشتیبان<sup>۸</sup> به دست آمده است. دقت کلاس‌بندی به روش Naïve Bays ۹۲٪ و به روش C-SVM ۹۱٪ و به روش Nu-SVM ۹۲٪ به دست آمده است. یمقانی و زرگری [۸] روشی در حوزه فشرده برای کلاس‌بندی و بازیابی تصاویر رادیولوژی با استفاده از استاندارد H.264 ارائه کردند و روش خود را روی ۱۲۶۷۷ تصویر پایگاه داده IRMA آزمایش کردند و به طور متوسط دقت کلاس‌بندی را ۹۳٪ و دقت در بازیابی را ۸۵٪ گزارش کردند.

پژوهش‌های اشاره شده برای کلاس‌بندی و بازیابی تصاویر پزشکی، از کارایی نسبی قابل قبولی برخوردار هستند، اما از بردار ویژگی با ابعاد بالا استفاده کرده‌اند که حجم ذخیره‌سازی و نیز، زمان بازیابی را بالا می‌برد. همچنین، روش‌های موجود، کمتر به کلاس‌بندی و بازیابی در حوزه‌ی فشرده پرداخته‌اند. در این مقاله که بسط یافته و تکمیل شده کار قبلی ما [۲۷] است، ما با استفاده از ویژگی بافت در حوزه‌ی فشرده و با استفاده از استاندارد کدینگ HEVC به صورت بدون اتلاف و با استفاده از فریم I، کدگذاری، طبقه بندی و بازیابی تصاویر رادیولوژی را انجام می‌دهد. با توجه به اینکه در روش پیشنهادی از کدگذاری HEVC استفاده شده است، در ادامه به اختصار به معرفی استاندارد HEVC می‌پردازیم.

## ۲-۱-۲- روش‌های مبتنی بر فیلتر گابور و موجک:

Zhao و همکاران [۱۷] یک سامانه CBIR برای تصاویر کبدی پیشنهاد دادند. آن‌ها برای هر تصویر ابتدا، ناحیه‌ی بیماری را به صورت دستی مشخص کردند، سپس از فیلتر گابور برای محاسبه ویژگی‌های بافتی تصویر استفاده کردند. در روش پیشنهادی آن‌ها برای مقایسه شباهت و تفاوت تصاویر پایگاه داده با تصویر پرس‌وجو از معیار فاصله اقلیدسی استفاده شده، و چهار تصویر با بالاترین شباهت از پایگاه داده بازیابی و ارایه شده است. Muller و همکاران [۱۸] با استفاده از GIFT<sup>۱</sup> مبتنی بر فیلتر گابور روشی برای بازیابی تصاویر ریه پیشنهاد کرده‌اند. Thenkalvi و Murugavalli [۱۹] روشی را برای بازیابی تصاویر پزشکی با استفاده از ممتهم‌های موجک ارایه کرده‌اند. ابتدا ویژگی‌های تصاویر با استفاده از CBDIP<sup>۲</sup> و CBVLC<sup>۳</sup> استخراج و پیش‌پردازش انجام می‌شود. سپس با استفاده از موجک، ۴۸ بردار ویژگی با استفاده از سه سطح مختلف، برای هر تصویر استخراج می‌شود. سنج‌های تعیین شباهت تصویر پرس‌وجو، سنج فاصله اقلیدسی بوده است. آن‌ها روش پیشنهادی خود را بر روی ۱۰۰۰ تصویر مختلف پزشکی آزمایش کردند و به کارایی حدود ۸۴٫۱٪ در بازیابی دست یافتند. J. Kumar Dash و همکاران [۲۰] روشی برای کلاس‌بندی و بازیابی تصاویر ریه مبتنی بر موجک ارایه کرده‌اند. روش آن‌ها نسبت به چرخش بدون تغییر بود و آن را روی یک پایگاه داده اختصاصی شامل ۵ الگوی بافتی مختلف ریه آزمایش کردند. G. Quellec و همکاران [۲۱] با استفاده از ضرایب موجک، روشی برای بازیابی محتوایی تصاویر پزشکی ارایه کرده‌اند. روش آن‌ها روی دو بانک اطلاعاتی آزمایش شد: تصاویر چشم بیماران مبتلا به دیابت و بررسی‌های ماموگرافی. نتیجه نهایی شامل پنج تصویر بیشتر مشابه از بانک اطلاعاتی بود. J. Rajeeesh و همکاران [۲۲] با استفاده از تبدیل موجک روشی را برای بازیابی تصاویر پزشکی برای تشخیص بیماری و کلاس‌بندی تومور پیشنهاد داده‌اند. ایشان روش خود را با استفاده از بانک‌های داده مختلف از جمله بانک داده تصاویر عصبی بیماری آلزایمر<sup>۴</sup> و بانک داده تصاویر کبد<sup>۵</sup> ارزیابی کردند.

## ۲-۲- بازیابی مبتنی بر محتوای تصاویر پزشکی در حوزه‌ی فشرده:

M. Agarwal و J. Mostafa [۲۳] با استفاده از ضرایب DCT، روشی برای کلاس‌بندی و بازیابی تصاویر مربوط به بیماران مبتلا به آلزایمر پیشنهاد کرده‌اند. معیار تعیین شباهت در

<sup>1</sup> GNU Image Finding Tool

<sup>2</sup> Certain Block based Difference of Inverse Probability

<sup>3</sup> Certain Block based Variation of Local Correlation Coefficients

<sup>4</sup> Alzheimer's disease Neuro Imaging database

<sup>5</sup> liver computed tomography database images

<sup>6</sup> Precision

<sup>7</sup> Recall

<sup>8</sup> SVM

### ۳ آشنایی با استاندارد HEVC

گروه ITU-T استانداردهای H.261 و H.263 و گروه ISO/IEC نیز استانداردهای MPEG-1 و MPEG-4 و Visual را ایجاد کردند. این دو گروه با هم استاندارد H.264/MPEG-4 AVC و H.262/MPEG-2 Video توسعه دادند. این دو استاندارد در حوزه فشرده سازی مناسب بودند و مبتنی بر آن‌ها، محصولات متنوعی در گستره فناوری اطلاعات ایجاد شده و کاربرد یافته است. با توجه به این تحولات، تلاش‌های آن‌ها برای افزایش قابلیت فشرده سازی و بهبود ویژگی‌های دیگر ادامه یافت. پروژه اصلی آن‌ها H.264 بود که طی سال ۱۹۹۹-۲۰۰۳ توسعه یافت، و در سال ۲۰۰۳-۲۰۰۹ چندین بار بازنگری و بسط داده شد. این استاندارد، فناوری بسیار قوی برای ویدئوهای دیجیتال ایجاد کرد و کمبودهای استانداردهای قبلی را پوشش داد. همچنین در برنامه‌های کاربردی موجود مانند سیگنال‌های تلویزیونی HD، ماهواره‌ها، شبکه‌های کابلی، سامانه‌های تبادل فضائی، استخراج محتوای ویدئویی، دوربین ضبط فیلم، برنامه‌های امنیت، شبکه اینترنت و تلفن همراه، دیسک‌های فشرده بلو-ری و برنامه‌های دیگری چون مکالمه تصویری، کنفرانس ویدئویی، و سامانه‌های حضور از راه دور استفاده شده است.

علی‌رغم افزایش تنوع سرویس‌ها، رشد محبوبیت ویدئوهای HD و ظهور فرمت‌های بالاتر از HD (مثل رزولوشن  $4k \times 2K$  و  $8K \times 4K$ ) کارایی بالاتر از استاندارد H.264 مطالبه می‌شد. ترافیک ایجاد شده در سرویس‌های تلفن همراه و تبلت‌ها نیز که نیازمند برنامه‌های ویدئویی بودند، چالش بزرگ‌تری را در شبکه‌های امروزی و مدیریت ترافیک آن ایجاد کرد. کیفیت و رزولوشن بالاتر در برنامه‌های تلفن همراه نیز درخواست شد و بنابراین استاندارد جدیدی برای حل این مشکلات و ایجاد تسهیلات بیشتر باید معرفی می‌شد [۲۸].

استاندارد HEVC یکی از استانداردهای جدید در حوزه فشرده است. اولین نسخه‌ی آن در ژانویه ۲۰۱۳ نهایی شد و به وسیله‌ی ITU-T و ISO/IEC که قبلاً H.264 را معرفی کرده بودند، منتشر شد. HEVC به طور خاص بر دو موضوع کلیدی تمرکز دارد: افزایش رزولوشن ویدئو، افزایش معماری پردازش موازی.

این استاندارد برای تحقق اهداف زیر طراحی شده است:

کارایی کدگذاری

یکپارچگی سامانه انتقال

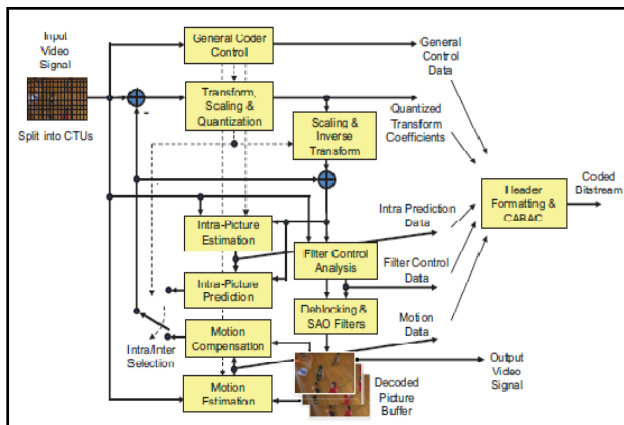
مقاومت در برابر از دست رفتن داده

قابلیت پیاده شدن با استفاده از معماری پردازش موازی

لایه کدگذاری ویدئو در HEVC، همان ساختار و رویکرد ترکیبی<sup>۱</sup> در تمام استانداردهای فشرده سازی از استاندارد H.261

### Archive of SID

تاکنون را دارا است. این رویکرد شامل پیش‌بینی درون‌قابی، برون‌قابی و کدگذاری تبدیل دوبعدی<sup>۲</sup> است. شکل (۲)، نمودار این رویکرد را نشان می‌دهد.



شکل ۲: رویکرد کدگذاری ویدئویی HEVC [۲۸]

استاندارد HEVC، دو نوع پیش‌بینی درون‌قابی و برون‌قابی دارد و در فرآیند کدگذاری از انواع مختلفی از فریم‌ها (I، B و P) استفاده می‌کند. پیش‌بینی درون‌قابی از نمونه‌های قبلاً کدگذاری شده در بلاک‌های همسایه از نظر مکانی در همان فریم استفاده می‌کند تا یک بلاک پیش‌بینی جدید ایجاد کند. فریم‌های I با استفاده از این نوع پیش‌بینی بدون ارجاع به سایر فریم‌ها، کدگذاری می‌شوند. کدگذاری فریم‌ها در پیش‌بینی برون‌قابی شامل پیش‌بینی بردار حرکت است که از فریم‌های قبلی یا قبلی و بعدی خود استفاده می‌کند. فریم‌های P و B با استفاده از چنین روش پیش‌بینی کدگذاری می‌شوند و تنها شامل داده‌هایی هستند که به ترتیب نسبت به فریم‌های قبلی یا قبلی و بعدی خود تغییر یافته‌اند. چون هدف ما، پردازش و تحلیل توالی «تصاویر» پزشکی نیست و تنها هر تصویر به صورت جداگانه تحلیل و بررسی می‌شود، بنابراین در روش پیشنهادی تنها از فریم I برای استخراج ویژگی‌های تصویر که در ادامه شرح داده می‌شود، استفاده شده است.

### ۳-۱ پیش‌بینی درون‌قابی:

پیش‌بینی درون‌قابی در HEVC پیچیده‌تر و در نتیجه اثربخش‌تر از استانداردهای قبلی است. در H.264 هر I-frame به بلوک‌های اندازه ثابت  $16 \times 16$  به نام ماکرو بلاک تقسیم می‌شد. اما کدگذار HEVC، ماکرو بلاک تصویر را با واحدهای درخت کدینگ (CTU<sup>۳</sup>) جایگزین کرده است، که می‌تواند از ساختار بلاک بزرگتر تا حداکثر  $64 \times 64$  استفاده کند، و در نتیجه بهتر می‌تواند تصویر را به ساختارهای اندازه متغیر تفکیک نماید. CTUها برای هر یک از اجزاء لوما و کروما به بلاک‌های درخت

<sup>۲</sup> 2D transformed Coding

<sup>۳</sup> Coding Tree Unit

<sup>۱</sup> Hybrid

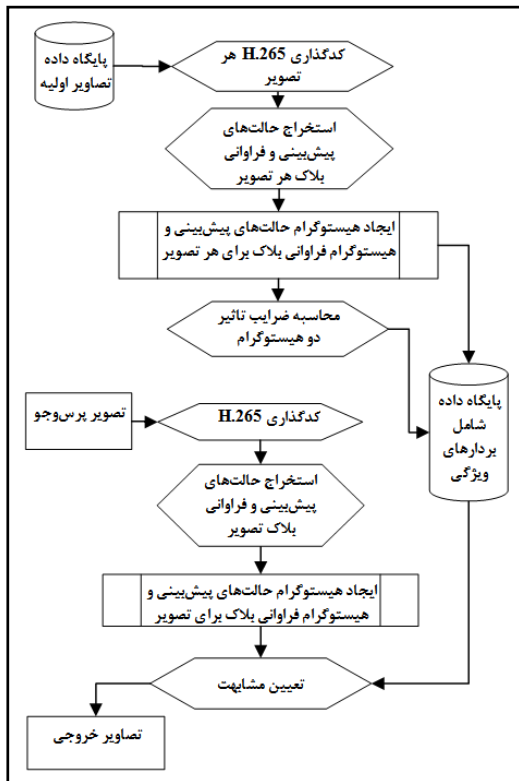


## Archive of SID

## ۴ روش پیشنهادی

روشی که در این مقاله ارائه شده است، شامل ۳ مرحله اصلی است.

- (۱) کدگذاری و تشکیل بردار ویژگی‌های تصاویر بانک داده و تعیین ضرایب تاثیر در معیار مشابهت
  - (۲) کلاس بندی تصاویر
  - (۳) بازیابی تصاویر بیشتر مشابه با تصویر پرس وجود در کلاس تشخیص داده شده
- شکل (۴) مراحل گام به گام این روش را نشان می‌دهد.



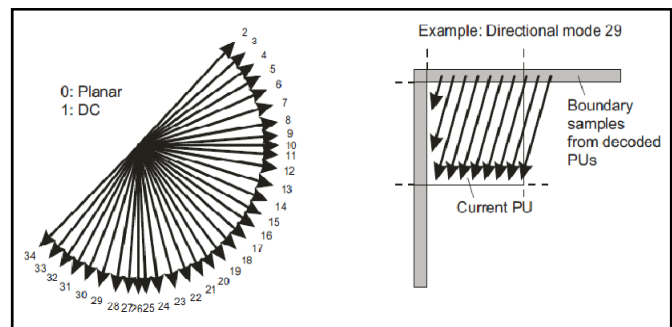
شکل ۴: معماری سامانه پیشنهادی

#### ۱-۴ کدگذاری و تشکیل بردار ویژگی‌های تصاویر بانک داده و تعیین ضرایب تاثیر در معیار مشابهت

در شبیه‌سازی‌های انجام شده این پژوهش، از پایگاه داده‌ی ImageCLEF 2009<sup>۸</sup> استفاده شده است. این پایگاه داده، شامل ۱۲۶۷۷ تصویر از اندام‌های مختلف بدن انسان است. این تصاویر شامل تصاویر رادیولوژی اشخاص بدون نام، افرادی در سنین مختلف، جنسیت زن یا مرد، با زاویه دید تصویربرداری متفاوت است که طی چندین سال جمع‌آوری شده است.

هر تصویر در بانک اطلاعاتی، با استفاده از نرم‌افزار مرجع استاندارد HEVC (HM15) و با استفاده از فریم I، به صورت بدون اتلاف کدگذاری می‌شود. برای هر تصویر موجود در بانک

کدینگ (CTB<sup>۱</sup>) تقسیم می‌شود. این بلاک‌ها می‌توانند اندازه  $۶۴ \times ۶۴$ ،  $۳۲ \times ۳۲$  و  $۱۶ \times ۱۶$  داشته باشند. CTB‌ها به یک یا چند واحد کدینگ (CU<sup>۲</sup>) تقسیم می‌شوند که به صورت چهارتایی<sup>۳</sup> هستند. CU‌ها به نوبه خود، به واحدهای پیش‌بینی (PU<sup>۴</sup>) تقسیم می‌شوند که اندازه آن‌ها می‌تواند از  $۶۴ \times ۶۴$  تا  $۴ \times ۴$  متغیر باشد. برای کدکردن مانده‌های<sup>۵</sup> پیش‌بینی، CU به واحدهای چهارتایی به نام واحدهای تبدیل (TU<sup>۶</sup>) تقسیم می‌شود. TU‌ها شامل ضریب تبدیل بلاک و چندی‌سازی<sup>۷</sup> است. TU می‌تواند اندازه‌های  $۳۲ \times ۳۲$ ،  $۱۶ \times ۱۶$ ،  $۸ \times ۸$  یا  $۴ \times ۴$  داشته باشد. در استاندارد HEVC، ۳۵ حالت پیش‌بینی برای لوما و ۵ حالت پیش‌بینی برای کروما در نظر گرفته شده است. با توجه به تصاویر رادیولوژی -بانک داده IRMA- بکار رفته در روش پیشنهادی که به صورت خاکستری هستند، تنها از ۳۵ حالت پیش‌بینی مربوط به لوما - شامل ۳۳ حالت پیش‌بینی در جهات مختلف و دو حالت برای DC و Planar- و تعداد بلاک‌های PU با اندازه  $۴ \times ۴$  تا  $۶۴ \times ۶۴$  استفاده شده است. جهت‌های ممکن در شکل (۳) نشان داده شده است [۲۸].



شکل ۳: حالت‌ها و راستاهای جهت پیش‌بینی درون قابی [۲۸]

برای استخراج ویژگی تصاویر، از هیستوگرام حالت‌های مختلف پیش‌بینی درون قابی و نیز ابعاد PU‌ها به عنوان بردارهای ویژگی تصویر استفاده می‌شود. این هیستوگرام‌ها به عنوان معیاری برای نمایش بافت تصویر در نظر گرفته می‌شوند [۲۹]. در ادامه، روش پیشنهادی برای کدگذاری و بازیابی تصاویر پزشکی ارائه می‌شود.

<sup>۱</sup> Coding Tree Block

<sup>۲</sup> Coding Unit

<sup>۳</sup> Quadtree

<sup>۴</sup> Prediction Unit

<sup>۵</sup> Residues

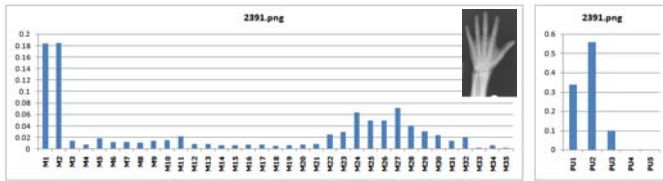
<sup>۶</sup> Transformed Unit

<sup>۷</sup> Quantization

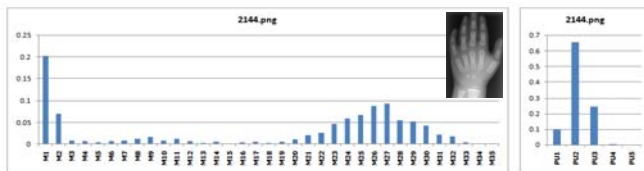
<sup>۸</sup> پایگاه داده دانشگاه RWTH Aachen University تحت عنوان IRMA 2009.

## Archive of SID $PU_5$ : فراوانی نرمال شده بلاک $64 \times 64$

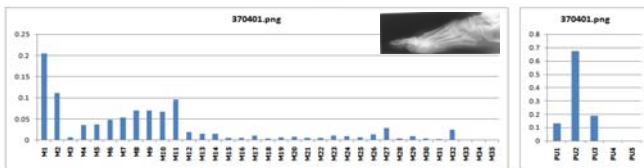
نمونه‌ای از هیستوگرام نرمال شده تصاویر رادیولوژی، در شکل (۵) نشان داده شده است. در هیستوگرام‌های رسم شده برای تصاویر ۵ (الف تا ج)، هیستوگرام سمت راست نشان‌دهنده‌ی فراوانی‌های نرمال شده  $PU$ ها و هیستوگرام سمت چپ نشان‌دهنده‌ی فراوانی نرمال شده حالت‌های پیش‌بینی در هر تصویر است. در هیستوگرام فراوانی حالت‌های پیش‌بینی محور افقی، نشان‌دهنده‌ی حالت‌های پیش‌بینی (مطابق حالت‌های پیش‌بینی نشان‌داده شده در شکل (۳) و محور عمودی فراوانی نرمال شده آن‌ها است.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۵: هیستوگرام نرمال شده نمونه تصاویری از پایگاه داده IRMA

هیستوگرام‌های سمت چپ، نشان‌دهنده‌ی جهت‌های الگوهای موجود در تصویرهای مربوط به آن‌ها است. به عنوان مثال هیستوگرام شکل ۵ (الف) و ۵ (ب)، دارای فراوانی قابل توجهی برای حالت‌های پیش‌بینی ۲۳ تا ۳۰ است که عمودی بودن تصویر را نشان می‌دهد و در هیستوگرام ۵ (ج) با توجه به افقی بودن تصویر، حالت‌های پیش‌بینی ۴ تا ۱۱ دارای فراوانی قابل توجه است. هیستوگرام معیار مشابهت دو تصویر نیز در شکل (۶) نشان داده شده است.

این شکل نشان می‌دهد که تصویر دو دست شباهت بیشتری نسبت به تصویر دست و پای افقی با هم دارند. عدد مشابهت به دست آمده با توجه به معیار تقاطع<sup>۱</sup> برای هیستوگرام حالت‌های پیش‌بینی شکل‌های ۶ (الف) و ۶ (ب) به ترتیب عبارتند از:  $0,805035$  و  $0,588996$  است، و عدد مشابهت به دست آمده با توجه به معیار تقاطع برای هیستوگرام تعداد بلاک‌های شکل‌های

اطلاعاتی، استخراج دو ویژگی «تعداد حالت‌های پیش‌بینی» برای بلاک‌های  $4 \times 4$ ،  $8 \times 8$ ،  $16 \times 16$ ،  $32 \times 32$ ،  $64 \times 64$  و «تعداد بلاک‌های  $PU$ » به دست می‌آید. دو هیستوگرام یکی برای نمایش فراوانی حالت‌های پیش‌بینی و دیگری برای نمایش تعداد بلاک‌ها ایجاد می‌شود.

برای رسم هیستوگرام فراوانی حالت‌های پیش‌بینی به دست آمده، تمامی بلاک‌های بیشتر از  $4 \times 4$  با استفاده از یک ضریب تراز می‌شود. به این ترتیب که مقدار حالت‌های پیش‌بینی بلاک‌های  $8 \times 8$ ،  $16 \times 16$ ،  $32 \times 32$ ،  $64 \times 64$  به ترتیب در اعداد ۴، ۱۶، ۶۴ و ۲۵۶ ضرب می‌شود. در آخر، با توجه به تعداد بلاک‌های  $4 \times 4$  تصویر، هیستوگرام نرمال می‌شود (معادلات ۱ و ۲).

$$H'_i = h_i + 4 \times h_{2i} + 16 \times h_{3i} + 64 \times h_{4i} + 256 \times h_{5i} \quad (1)$$

$$0 \leq i \leq 34$$

$i$ : شماره حالت پیش‌بینی

$h_{1i}$ : فراوانی حالت پیش‌بینی  $i$  ام برای بلاک  $4 \times 4$

$h_{2i}$ : فراوانی حالت پیش‌بینی  $i$  ام برای بلاک  $8 \times 8$

$h_{3i}$ : فراوانی حالت پیش‌بینی  $i$  ام برای بلاک  $16 \times 16$

$h_{4i}$ : فراوانی حالت پیش‌بینی  $i$  ام برای بلاک  $32 \times 32$

$h_{5i}$ : فراوانی حالت پیش‌بینی  $i$  ام برای بلاک  $64 \times 64$

$H'_i$ : فراوانی حالت تراز شده پیش‌بینی  $i$  ام در هیستوگرام

$$H_i = \frac{H'_i}{X} \quad (2)$$

$$i = 0, 1, \dots, 34$$

$H_i$ : فراوانی نرمال شده

$X$ : تعداد بلاک‌های  $4 \times 4$  تصویر

برای رسم هیستوگرام تعداد بلاک‌های  $PU$ ، تمامی بلاک‌های بیش از  $4 \times 4$  با استفاده از ضریبی تراز می‌شود. به این ترتیب که تعداد بلاک‌های  $8 \times 8$ ،  $16 \times 16$ ،  $32 \times 32$ ،  $64 \times 64$  به ترتیب در اعداد ۴، ۱۶، ۶۴ و ۲۵۶ ضرب می‌شود. در آخر، با توجه به تعداد بلاک‌های  $4 \times 4$  تصویر، هیستوگرام نرمال می‌شود (معادله ۳).

$PU'_1$ : فراوانی بلاک  $4 \times 4$

$PU'_2$ : ۴ برابر فراوانی بلاک  $8 \times 8$

$PU'_3$ : ۱۶ برابر فراوانی بلاک  $16 \times 16$

$PU'_4$ : ۶۴ برابر فراوانی بلاک  $32 \times 32$

$PU'_5$ : ۲۵۶ برابری فراوانی بلاک  $64 \times 64$

$$PU_1 = \frac{PU'_1}{X} \quad (3)$$

$$PU_j = \frac{PU'_j}{X}$$

$$j = 2, 3, 4, 5$$

$PU_1$ : فراوانی بلاک  $4 \times 4$

$PU_2$ : فراوانی نرمال شده بلاک  $8 \times 8$

$PU_3$ : فراوانی نرمال شده بلاک  $16 \times 16$

$PU_4$ : فراوانی نرمال شده بلاک  $32 \times 32$

## Archive of SID

تصاویر درون کلاس سنجیده می‌شود و مقادیر  $S_{a,b}$  و  $S'_{a,b}$  به ترتیب حاصل می‌شود (معادلات ۵ و ۴).

$$S_{a,b} = \sum_{i=0}^{34} \min(H_{i,a}, H_{i,b}) \quad (4)$$

$$S'_{a,b} = \sum_{j=1}^5 \min(PU_{j,a}, PU_{j,b}) \quad (5)$$

a و b: شماره تصاویر مقایسه شونده

تاثیر  $S_{a,b}$  و  $S'_{a,b}$  با ضرایب مختلف بررسی شد و در نهایت، به ترتیب ضرایب ۰/۸ و ۰/۲ مناسب تشخیص داده شد (معادله ۶). این مجموع بین صفر و یک است و مقدار بیشتر آن، نشان دهنده‌ی شباهت بیشتر دو تصویر است.

$$T_{a,b} = 0.8 \times S_{a,b} + 0.2 \times S'_{a,b} \quad (6)$$

جدول ۲: کلاس‌های پیشنهادی و شماره کلاس‌های IRMA ادغام شده [۸]

تعداد کل تصاویر	شماره کلاس‌های مرتبط IRMA	نام کلاس
۵۶۵۳	۱،۲،۱۵،۲۰،۲۱،۲۶،۳۲،۴۶،۵۶	قفسه
۱۰۴۹	۳،۱۹،۲۵،۲۹	دست
۴۷۴	۴،۴۵	جمعمه
۱۲۹۳	۵،۸،۱۰،۱۱،۴۸	جمعمه-گردن
۵۳۰	۶،۲۲،۵۴	پا-عمودی
۸۰	۴۰	پا-افقی
۵۵۳	۹،۱۷،۵۱،۵۲	نیم تنه
۵۱۴	۱۲،۲۳،۳۳	لگن
۱۶۷۱	۱۳،۱۴،۱۶،۱۸،۲۴،۲۷،۳۱،۳۴،۳۵،۴۱،۴۳	استخوان-مفصل
۸۶۰	۷،۲۸،۳۰،۳۶،۳۷،۳۸،۳۹،۴۲،۴۴،۴۷،۴۹،۵۰،۵۳،۵۵،۵۷،	سایر

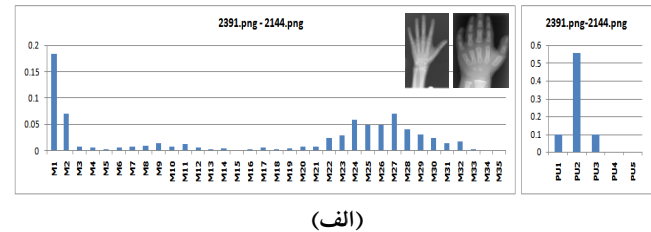
## ۵ نتایج آزمایش

همان طور که در بخش ۴-۳ گفته شد، ۵۷ کلاس IRMA در کلاس‌های ده‌گانه ادغام شدند. نمونه‌ای از تصاویر کلاس‌های ده‌گانه شامل: قفسه، دست، جمعمه، جمعمه-گردن، پا-عمودی، پا-افقی، نیم تنه، لگن، استخوان-مفصل و سایر، در نظر گرفته شده و کلاس‌های متناظر IRMA در شکل (۷) آورده شده است. بازیابی تصاویر با استفاده از ضرایب تاثیر مختلف (۵۰٪-۵۰٪، ۶۰٪-۴۰٪، ۷۰٪-۳۰٪ و ۸۰٪-۲۰٪) بررسی شدند با توجه به نتایج به دست آمده در ۴۵ تصویر نمونه، ضرایب ۸۰٪-۲۰٪ به ترتیب برای حالت پیش‌بینی و تعداد PU بهتر تشخیص داده شد.

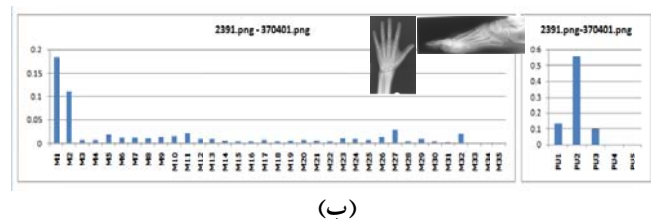
تصاویر بازیابی شده با اعمال ضرایب ۸۰٪-۲۰٪ در شکل ۸ (الف) و بار دیگر با اعمال ضرایب ۵۰٪-۵۰٪ برای یک

۶(الف) و ۶(ب) به ترتیب عبارتند از: ۰/۷۹۴۵۹ و ۰/۷۶۰۴۱۳.

در روش پیشنهادی با توجه به استخراج دو ویژگی برای هر تصویر، از دو هیستوگرام مشابهت حالت پیش‌بینی و تعداد بلاک‌ها برای تعیین مشابهت تصاویر استفاده شده است. بنابراین، لازم است ضرایب تاثیر ضرایب تاثیر دو عامل حالت‌های پیش‌بینی و تعداد PU تعیین شود.



(الف)



(ب)

شکل ۶: هیستوگرام معیار مشابهت تصاویر نمونه (مشابهت حالت پیش‌بینی و تعداد بلاک) (الف) هیستوگرام مقایسه‌ای دو دست (ب) هیستوگرام مقایسه‌ای دست و پای افقی

## ۴-۲ کلاس‌بندی تصاویر

با توجه به شباهت بین کلاسی تصاویر IRMA و نیز وجود برخی تفاوت‌های تصاویر درون کلاسی از نظر بافت، می‌باید کلاس‌بندی مجدد تصاویر IRMA به صورت ادغامی انجام شود. این کار مبتنی بر مقاله یمقانی و زرگری [۸] در نظر گرفته شده است. در نتیجه‌ی روش پیشنهادی آن‌ها، ۴۲ کلاس IRMA در کلاس‌های ده‌گانه ادغام شدند و با توجه به نوع تصاویر موجود در هر کلاس نامگذاری شدند. این کلاس‌ها عبارتند از: قفسه، دست، جمعمه، جمعمه-گردن، پا-عمودی، پا-افقی، نیم تنه، لگن، استخوان-مفصل و سایر که در جدول (۲) قابل ملاحظه است.

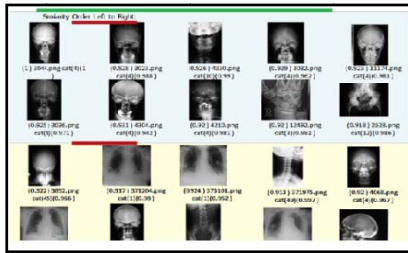
## ۴-۳ بازیابی تصاویر مشابه با تصویر پرس‌وجو در کلاس تشخیص داده شده

پس از تعیین کلاس تصویر پرس‌وجو، برای بازیابی تصاویر مشابه درون آن کلاس، بردار مشابهت تشکیل می‌شود. در روش پیشنهادی برای تشکیل بردار مشابهت، هیستوگرام فراوانی حالت‌های پیش‌بینی تصاویر و هیستوگرام تعداد بلاک استخراج می‌شود. هیستوگرام نرمال حالت‌های پیش‌بینی هر تصویر را ( $H_{i\alpha}$ ) و هیستوگرام تعداد بلاک هر تصویر را ( $PU_{j\alpha}$ ) می‌نامیم. طبق معیار مشابهت تقاطع هیستوگرام‌های نرمال حالت‌های پیش‌بینی و تعداد بلاک هر تصویر به‌طورمتناظر با هیستوگرام‌های

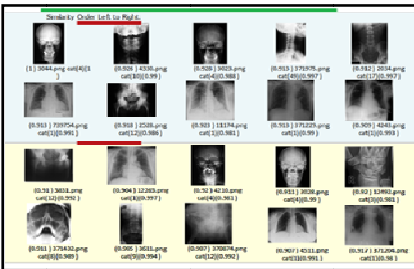


Archive of SID

تعیین شده، در نظر گرفته شده است. در روش پیشنهادی، دقت بازبازی تصاویر در ۳۵، به طور متوسط ۸۹٪ به دست آمده است و نسبت به روش پیشنهادی در منبع [۸] که ۸۵٪ گزارش شده بود، حدود ۴٪ افزایش نشان می دهد.



(الف: ۸۰٪ حالت پیش بینی - ۲۰٪ تعداد PU)



(ب: ۵۰٪ حالت پیش بینی - ۵۰٪ تعداد PU)



شکل ۸: نمونه هیستوگرام برای تصویری از پایگاه داده IRMA (الف) با ضرایب تاثیر ۸۰-۲۰ (ب) با ضرایب تاثیر ۵۰-۵۰

جدول ۳: مقایسه صحت تشخیص کلاس روش پیشنهادی با روش پیشنهادی در منبع [۸]

دقت تشخیص کلاس در [۸]	دقت تشخیص کلاس روش پیشنهادی
۹۷٪	۹۸٪
۹۴٪	۹۴٪
۹۲٪	۹۲٪
۸۹٪	۹۱٪
۹۴٪	۹۲٪
۷۹٪	۸۲٪
۹۲٪	۹۳٪
۹۷٪	۹۶٪
۷۵٪	۷۲٪

نمودار دقت - بازخوانی روش پیشنهادی برای چهل تصویر پایگاه داده محاسبه شده، نتایج آن در نمودار شکل ۹ (الف) آورده شده است و همین نمودار در روش منبع [۸] در شکل ۹ (ب) نشان داده شده است. هر دو نمودار نشان می دهد مقدار دقت در شروع بازبازی بسیار بالا است و به معنی بازبازی تصاویر مشابه در ابتدای بازبازی است، اما روش پیشنهادی در انتهای کار از مقدار دقت نسبی بالاتری برخوردار است و در بازبازی بهتر عمل می کند.

۶ نتیجه

بازبازی تصاویر پزشکی در آموزش، تشخیص بیماری و تسریع در انتخاب روش بهبود بیماری می تواند موثر باشد. در حال حاضر

تصویر نمونه در شکل ۸ (ب) آورده شده است. دقت بازبازی بدون کلاس بندی - با در نظر گرفتن ۱۵ تصویر از هر کلاس - در حدود ۶۷٪ به دست آمده است، این نتیجه در مقاله [۸] حدود ۶۰٪ محاسبه شد، که روش پیشنهادی با استفاده از HEVC بازبازی بدون کلاس بندی را حدود ۷٪ بهبود داده است.

با توجه به کلاس های ۱۰ گانه، صحت تشخیص کلاس در روش پیشنهادی مبتنی بر استاندارد HEVC، به طور متوسط ۹۴،۵٪ به دست آمده است. صحت تشخیص کلاس در جدول (۳) نشان داده شده است.

نام کلاس	کلاس های ادغام شده IRMA و تصاویر نمونه از هر کلاس ها
قفسه	1_10014.png 2_10029.png 20_16567.png 21_12983.png 26_10399.png 32_10461.png 46_10684.png 56_10018.png ۱۲۰۱۵۰۲۰۲۱۰۲۶۰۳۲۰۴۶۰۵۶
دست	3_2315.png 19_14797.png 25_15654.png 25_10339.png ۳۰۱۹۰۲۵۰۲۹
جمجمه	4_10253.png 45_8082.png ۴۰۴۵
جمجمه-گردن	5_10294.png 8_12281.png 10_10389.png 11_10569.png 48_37065.png ۵۰۸۰۱۰۱۱۰۴۸
پا-صمودی	6_11294.png 22_16413.png 34_370387.png ۶۰۲۲۰۵۴
پا-افقی	40_19968.png ۴۰
نیم تنه	17_10072.png 51_1893.png 52_12237.png 9_10233.png ۹۰۱۷۰۵۱۰۵۲
لگن	12_10561.png 21_12568.png 31_12162.png ۱۲۰۲۳۰۳۳
استخوان-مفصل	13_10219.png 14_10225.png 16_10228.png 13_372543.png 24_10718.png 27_10353.png 31_18261.png 34_11652.png 35_19764.png 41_10540.png 43_10538.png ۱۳۰۱۴۰۱۶۰۱۸۰۲۴۰۲۷۰۳۱۰۳۴۰۳۵۰۴۱۰۴۳
سایر	7_15091.png 28_1417.png 30_37234.png 36_2896.png 37_23556.png 38_2896.png 39_9041.png 42_10260.png 44_2452.png 47_2807.png 49_3644.png 50_14611.png 53_4808.png 55_75475.png 57_8626.png ۷۰۲۸۰۳۰۰۳۶۰۳۷۰۳۸۰۳۹۰۴۲۰۴۴۰۴۷۰۴۹۰۵۰۰۵۳۰۵۵۰۵۷

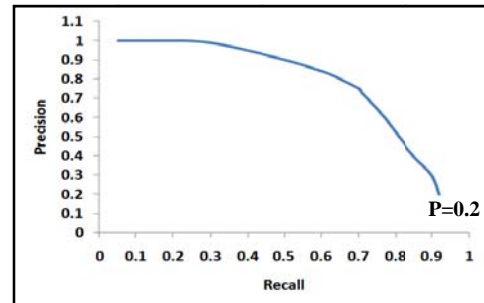
شکل ۷: نمونه تصاویر کلاس های ده گانه [۸]

برای محاسبه ی دقت بازبازی تصاویر در روش پیشنهادی، شباهت تصویر پرس وجو با تصاویر زیر کلاس های متناظر در کلاس

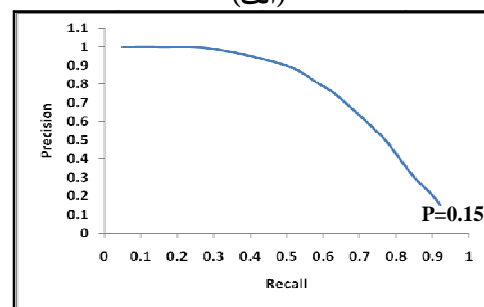
## Archive of SID

- [2] Sh. Akbarpour, "A Review on Content Based Image Retrieval in Medical Diagnosis", International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering, Vol. 5, No. 2, pp. 148-153, Jun. 2013.
- [3] K. Wanjale and T. Borawake and S. Chaudhari, "Content Based Image Retrieval for Medical Images Techniques and Storage Methods-Review Paper", International Journal of Computer Applications, pp.105-107, 2010.
- [4] S.M. Mohammadi, M.S. Helfroush, K. Kazemi, "Novel Shape-Texture Feature Extraction for Medical X-Ray Image Classification", International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 8, No. 1(B), pp. 659-676, Jan. 2012.
- [5] T. Weidong Cai, J. Kim, D. Dagan Feng, "Content-Based Medical Image Retrieval", Biomedical Information Technology, Chapter 4, pp. 83-113, Elsevier, 2008.
- [6] J. Kalpathy-Cramer, A. G. Seco de Herrera, D. Demner-Fushman, et al., "Evaluating Performance of Biomedical Image Retrieval Systems-An overview of the medical image retrieval task at ImageCLEF 2004-2013", Comput Med Imaging Graph, <http://dx.doi.org/10.1016/j.compmedimage.2014.03.004>, No. of pages 7, 2014.
- [7] P. H. Bugatti, D. S. Kaster, M. Ponciano-Silva, et al., "PRoSPer: Perceptual Similarity Queries in Medical CBIR Systems through user profiles", Computers in Biology and Medicine, Vol. 45, pp. 8-19, 2014.
- [8] M. Yamaghani, F. Zargari, "Classification and Retrieval of Radiology Images in H.264/AVC Compressed Domain", Vol. 10, No. 8, pp. 1-8, Nov. 2016.
- [9] J.B. Sanghavi and K.K. Bhojar, "Review of Content based Image Retrieval Systems of Medical Domain, Advances in Medical Informatics". BioInfo publication, Vol. 2, No. 1, pp. 22-24, 2012.
- [10] M.H. Bharati, J.J. Liu, J. F. MacGregor, "Image texture analysis: methods and comparisons", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 72, No. 1, pp. 57-71, June 2004.
- [11] A. Ranjitha, A. Ramesh Kumar, M. Saranya, "Survey on Medical Image Retrieval based on shape features and relevance Vector Machine Classification", International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science (IJETTCS), Vol. 2, Issue 3, pp. 333-339, May-June 2013.
- [12] W. Tsang, A. Corboy, K. Lee, D. Raicu, J. Furst, "Texture-based image retrieval for computerized tomography databases", Proc.18th IEEE Symp. on Computer-Based Medical Systems (CBMS'05), pp.593-598, 2005.
- [13] M.C. Oliveira, W. Crime, P. M. de Azevedo Marques, "Towards applying content-based image retrieval in the clinical routine", Future Generation Computer Systems, Vol. 23, No. 3, pp.466-474, March 2007.

در بازیابی تصاویر پزشکی، کلاس بندی کامل، به طور خودکار قابل انجام نیست و همچنین ویژگی‌های سطح پایین چون رنگ، بافت و شکل برای توصیف تصاویر پزشکی کافی نیستند، در نتیجه سامانه‌های جدید CBIR پزشکی سطح بالاتری از فهم و درک محتوا و تفسیر تصویر را نیاز دارند.



(الف)



(ب)

شکل ۹: نمودار منحنی Precision و Recall برای چهار تصویر نمونه (الف) روش پیشنهادی (ب) [۸]

در روش پیشنهادی، برای استخراج ویژگی به جای استفاده از روش‌های متعارف نظیر لبه‌یابی و یا استخراج بافت، از حالت‌های پیش‌بینی که در روش کدگذاری HEVC تولید می‌شود استفاده شده است. از طرف دیگر، با استفاده از کدگذاری بدون اتلاف، اطلاعات اولیه تصویر کاملاً حفظ شده است که برای تشخیص دقیق پزشکی لازم است. صحت تشخیص کلاس تصاویر رادیولوژی با ۴۰ ویژگی (۳۵ ویژگی برای حالت‌های پیش‌بینی و ۵ ویژگی برای تعداد بلاک) در پایگاه داده حجیم، به‌طور متوسط ۹۴/۵ درصد و بازیابی در ۳۵ به دقت برابر ۸۹ درصد رسیده است که از روش‌های قبلی بهتر است.

## سپاسگزاری

نویسندگان مقاله مراتب سپاس و قدردانی خود را از آقای دکتر<sup>۱</sup> Thomas Deserno (née Lehmann) بابت تسهیل و فراهم کردن دسترسی به بانک داده IRMA تقدیم می‌کنند.

## مراجع

- [1] [www.ZDNet.com](http://www.ZDNet.com),

<sup>۱</sup> Dr. Thomas Deserno (née Lehmann), Department of Medical Informatics, Aachen University of Technology.

## Archive of SID

Research and Applications, Vol. 10, No. 2, pp. 129–144, 2014.

- [26] V. Enireddy and K. Kumar Reddi, "A Data Mining Approach for Compressed Medical Image Retrieval", International Journal of Computer Applications, Vol. 52 No. 5, pp. 26–30, Aug. 2012.

[۲۷] یمقانی محمدرضا، زرگری فرزاد، "کدگذاری و طبقه‌بندی خودکار تصاویر رادیولوژی با استفاده از استاندارد کدینگ HEVC"، بیست و دومین کنفرانس مهندسی برق ایران، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، سی‌ام اردیبهشت الی اول خردادماه ۱۳۹۳.

- [28] G.J. Sullivan, J.R. Ohm, W.J. Han, T. Wiegand, "Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard", IEEE Transactions On Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 22 (12), pp. 1649–1668, Dec 2012.

- [29] F. Rahmani, F. Zargari, "Compressed Domain Visual Information Retrieval based on I-Frames in HEVC", Multimedia Tools and Applications, Vol. 75, No. 4, pp. 1–18, Feb. 2016.



محمدرضا یمقانی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه شهید بهشتی، تهران و کارشناسی ارشد و دکتری تخصصی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران دریافت کرده است. زمینه‌های تحقیقاتی او شامل بینایی ماشین، پردازش تصویر و کدگذاری تصاویر است.



فرزاد زرگری مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق از دانشگاه صنعتی شریف، کارشناسی ارشد و دکتری تخصصی خود را از دانشگاه تهران دریافت کرده است. او اینک دانشیار پژوهشکده فناوری اطلاعات در مرکز تحقیقات ICT (مرکز تحقیقات مخابرات ایران سابق) می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی وی شامل سیستم‌های مالتی‌مدیا، پردازش و کدینگ تصویر و ویدیو و پیاده‌سازی سخت‌افزاری استانداردهای کدینگ تصویر و ویدیو می‌باشد.

- [14] J.C. Felipe, A.J.M. Traina, C. Traina, "Retrieval by Content of Medical Images Using Texture for Tissue Identification", Proc. 16th IEEE Symp. on Computer-Based Medical Systems (CBMS'03), pp.175–180, 2003.
- [15] M. M. Rahman, P. Bhattacharya, B. C. Desai, "A framework for medical image retrieval using machine learning and statistical similarity matching techniques with relevance feedback", IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, Vol. 11 (1) , pp. 58–69, January 2007.
- [16] B. Ramamurthy, K.R. Chandran, V.R. Meenakshi, and V. Shilpa, "CBMIR: Content Based Medical Image Retrieval System Using Texture and Intensity for Dental Images", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 125–134, 2012.
- [17] C.G. Zhao, H.Y. Cheng, Y.L. Huo, T.G. Zhuang, "Liver CT-Image Retrieval based on Gabor Texture", Proc. the 26th Annual Conf. the IEEE EMBS, pp.1491–1494, San Francisco, CA, USA, Sept. 1–5, 2004.
- [18] H. Muller, A. Rosset, J.-P. Vallee, A. Geissbuhler, "Integrating content-based visual access methods into a medical case database", Proc. the Medical Informatics Europe Conf., pp.480–485, St. Malo, France, 2003.
- [19] B. Thenkalvi, S. Murugavalli, "Image Retrieval Using Certain Block Based Difference Of Inverse Probability And Certain Block Based Variation Of Local Correlation Coefficients Integrated With Wavelet Moments", Journal of Computer Science 10 (8), pp. 1497–1507, 2014
- [20] J. Kumar Dash, S. Mukhopadhyay, R. D. Gupta, M. K. Garg, N. Prabhakar, N. Khandelwal, "Wavelet based rotation invariant texture feature for lung tissue classification and retrieval", Proc. SPIE 9035, Medical Imaging 2014: Computer-Aided Diagnosis, Vol. 9035, March 2014.
- [21] G. Quellec, M. Lamard, G. Cazuguel, B. Cochener, C. Roux, "Wavelet Optimization for Content-based Image Retrieval in Medical Databases", Medical Image Analysis, Vol. 14, pp. 227–241, 2010.
- [22] J. Rajeesh, R. S. Moni, S. S. Kumar, "Performance analysis of wave atom transform in texture classification", Signal, Image and Video Processing, Vol. 8, No. 5, pp. 923–930, July 2014.
- [23] M. Agarwal, J. Mostafa, "Content-based Image Retrieval for Alzheimer's Disease Detection", First MICCAI International Workshop, MCBR-CDS 2009, London, UK, pp 49–60 , Sep. 2009.
- [24] L. Xia, Z. Peng, A. Cai, H. Wang, "Medical Image Retrieval Based on Shape Features in DCT Domain", TelKomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, Vol. 12, No. 2, pp. 1116–1124, Feb. 2014.
- [25] K. Yadav, A. Srivastava, A. Mittal, M.A. Ansari, "Texture-based medical image retrieval in compressed domain using compressive sensing", Int. J. Bioinformatics