

ارائه یک سیستم نمایه‌گذاری و بازیابی تصویر براساس محتوا در کاربرد تصاویر رادیولوژی

حسین پورقاسم و حسن قاسمیان

تهران- دانشگاه تربیت مدرس، بخش مهندسی برق و کامپیوتر

E-mail: h_poorghasem@modares.ac.ir, ghassemi@modares.ac.ir

چکیده

در یک سیستم نمایه‌گذاری و بازیابی تصویر براساس محتوا نیاز است که ابهامات موجود در پرس‌وجوهای کاربر در مقابل ابهامات ذاتی موجود در محتوای تصویر، معیار شباهت و بازخورد ربط به خوبی مدل شود تا تحت کنترل درآید. در این مقاله با استفاده مناسب از تئوری مجموعه‌های فازی در مدل کردن این ابهامات سعی شده است عملکرد یک سیستم بازیابی تصویر براساس محتوا در کاربردهای پزشکی بهبود داده شود. در سیستم پیشنهادی از گرافهای *FARG* جهت جایگزینی تصویر استفاده شده است. در این جایگزینی هر گره گراف جایگزین یک ناحیه از تصویر و هر لبه گراف جایگزین ارتباط بین دو ناحیه تصویر شده است. در این مقاله از روش بردار هم‌رنگ رنگی جهت ناحیه بندی ابتدایی تصاویر استفاده شده است. هر تصویر پرس‌وجو به یک گراف *FARG* تبدیل می‌شود و با استفاده از یک الگوریتم فازی تطبیق گراف، تصاویر مشابه با تصویر پرس‌وجو در پایگاه داده شناسایی می‌شود. در این مقاله با استفاده از یک نقشه نمایه‌گذاری براساس الگوریتم خوشه‌بندی گراف رهبر از جستجوی کامل پایگاه داده برای هر پرس‌وجو جلوگیری می‌شود و بدین ترتیب زمان بازیابی تصویر به صورت قابل توجهی کاهش می‌یابد.

واژه‌های کلیدی: نمایه‌گذاری و بازیابی، تصاویر رادیولوژی، گراف نسبی ویژگی‌دار، تطبیق فازی گراف.

۱- مقدمه

استفاده می‌کنند. این روشها می‌توانند دورنمایی از بازیابی تصویر براساس تشریح محتویات تصویر برای ما ترسیم کنند [۱-۲].

در این مقاله نحوه استفاده از تئوری مجموعه‌های فازی جهت مدل کردن ابهامات موجود در محتوای تصاویر پزشکی، معیار شباهت، بازخورد ربط و پرس‌وجوهای کاربر توضیح داده می‌شود. در این مدل اصطلاحاتی همچون شیء بزرگ یا کوچک، نسبتا پررنگ، تا حدودی کم رنگ و همچنین موقعیت مکانی اشیاء نسبت به یکدیگر به خوبی قابل بیان است. بنابراین استفاده از یک روش فازی که سیستم نمایه‌گذاری و بازیابی تصویر براساس محتوا را منعطف می‌کند، امکان بازیابی تصاویر مرتبط با تصویر پرس‌وجو را فراهم می‌کند. در این مقاله پس از ناحیه‌بندی تصویر، به هر تصویر یک گراف نسبت داده می‌شود. در این

رشد روزافزون تعداد پایگاه داده‌های با حجم بزرگ در زمینه‌های متفاوتی همچون مدیریت تصاویر پزشکی، کتابخانه‌های چندرسانه‌ای، بایگانی متن، مجموعه‌های هنری، سیستمهای اطلاعات جغرافیایی، کاربردهای جرم شناسی و روزنامه‌نگاری نیاز به سیستمهای بازیابی تصویر را بیش از پیش مشخص می‌کند. این نیاز به ویژه در کاربردهای پزشکی به دلیل استفاده در مدیریت پایگاه داده تصاویر پزشکی (برای مثال سیستم PACS)، تشخیص به کمک کامپیوتر، تحقیقات، آموزش و تعلیم پزشکی حیاتی تر به نظر می‌رسد. روشهای بازیابی تصویر براساس محتوا از ویژگیهای بنیادی تصویر همچون رنگ، بافت، لبه، شکل، موقعیت و ارتباطات مکانی اشیاء یا نواحی داخل تصویر

مقدار ویژگی a_i در گره Z یک مجموعه فازی A_{ji} است که بر روی Λ_i تعریف می شود. برای مثال ویژگی گرهه $a_1 = Intensity$ یک مجموعه فازی بر روی مجموعه $\Lambda_1 = \{Low, Medium, High\}$ تعریف می شود و بر حسب شدت روشنایی گرهه Z بصورت $A_{ji} = (0.9, 0.2, 0.1)$ نوشته می شود.

برای ویژگی لبه نیز مثل گره رفتار می شود. هر لبه در FARG دارای مجموعه ویژگی $R = \{r_i \mid i = 1, \dots, n_R\}$ است که r_i ویژگی i ام لبه و n_R تعداد ویژگیهای مربوط به لبه می باشد. مجموعه برچسبهای مربوط به لبه r_i به صورت $\Sigma_i = \{s_{ik} \mid k = 1, \dots, n_r\}$ مقدار ویژگی r_i برای لبه $e = (j, l)$ یک مجموعه فازی R_{ei} بر روی Σ_i است. برای مثال ویژگی لبه $r_1 = spatial - relation$ مجموعه

$\Sigma_1 = \{left_of, right_of, above, below, surrounded_by\}$ تعریف می شود.

۲-۲-۲-۲-۲-۱ کاربرد گراف

۲-۲-۲-۱-۱ الگوریتم فازی تطبیق گراف (FGM)

الگوریتم فازی تطبیق گراف، یک الگوریتم تطبیق گراف است که از برچسب گذاری منعطف و تئوری مجموعه فازی برای حل مسأله زیرگرافهای همریخت استفاده می کند. برای دو گراف داده شده، الگوریتم سعی می کند بهترین تطابق ممکن بین آنها را برگرداند. FGM از یک ماتریس مقدار عضویت $U = [u_{ij}]$ استفاده می کند که u_{ij} درجه نسبی ارتباط گره $i \in A$ نسبت به گره $j \in B$ است به عبارت دیگر U ماتریس تطبیق فازی است. تابع هدف که در الگوریتم FGM مورد استفاده قرار می گیرد به صورت زیر است:

$$J(U, C) = \sum_{i=1}^{n+1} \sum_{j=1}^{m+1} u_{ij}^2 f(c_{ij}) + \eta \sum_{i=1}^{n+1} \sum_{j=1}^{m+1} u_{ij} (1 - u_{ij}) \quad (1)$$

η ثابتی است که تأثیر نسبی جزء دوم رابطه بالا را در فرآیند حداقل سازی کنترل می کند. درجه تطابق پذیری گره i از گراف A و گره j از گراف B است که بصورت

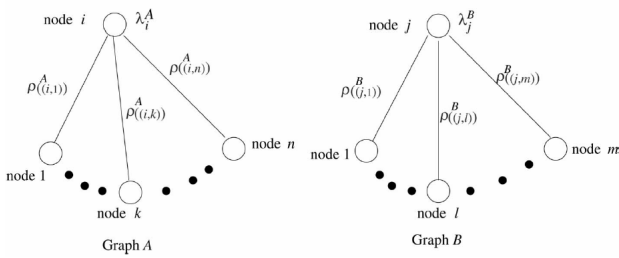
گراف هر گره جایگزین یک ناحیه از تصویر و هر لبه گراف بیانگر ارتباط مکانی بین دو ناحیه متناسب با دو گرهه منتهی به آن لبه است. از هر ناحیه تصویر ویژگیهای بافتی همچون شدت روشنایی، کنتراست و ... استخراج می شود و بصورت فازی به گرهه گراف نسبت داده می شود. موقعیت مکانی دو ناحیه نسبت به یکدیگر همچون چپ یا راست بودن، بالا و پایین بودن، محاط بودن یا نبودن یک ناحیه نسبت به ناحیه دیگر به صورت فازی به لبه مرتبط با آن دو گره نسبت داده می شود. برای مقایسه دو تصویر، دو گراف مربوط به آن دو تصویر با یک روش تطبیق فازی، مقایسه و میزان شباهت آن دو تصویر استخراج می شود. کل تصاویر پایگاه داده با یک روش خوشه بندی مبتنی بر گراف رهبر به گروههایی از تصاویر تقسیم می شود که به هر گروه یک گراف به عنوان گراف رهبر اختصاص داده می شود. این نوع دسته بندی، سیستم را از جستجوی کامل پایگاه داده برای هر پرس و جو بی نیاز می کند و به دنبال آن زمان بازیابی را به صورت قابل توجهی کاهش می دهد.

در بخش ۲ مقاله، گراف FARG و الگوریتم تطبیق گرافها معرفی می شود. در بخش ۳ قسمتهای تشکیل دهنده سیستم نمایه گذاری و بازیابی تصویر براساس محتوا معرفی می شود. بخش ۴ نتایج آزمایشات سیستم پیشنهادی بر روی یک پایگاه داده تصاویر رادیولوژی را ارائه می دهد. در بخش ۵ نتیجه گیری از این کار و پیشنهاد برای ادامه کار در این زمینه آورده شده است.

۲-۲ گرافهای FARG و تطبیق گرافها

۲-۲-۱-۱ گراف (Fuzzy Attributed Relational Graph) FARG

FARG حالت فازی گراف نسبی ویژگی دار (Attributed Relational Graph) است که در مدل کردن ابهامات مربوط به گره ها و لبه های یک گراف بکار برده می شود [۳]. در کاربرد تصویر، به جای هر ناحیه یک گره و به جای هر مرز بین دو ناحیه یک لبه قرار می گیرد. تمام گرهها دارای تمام ویژگیها هستند $A = \{a_i \mid i = 1, \dots, n_A\}$ که ویژگی i ام و n_A تعداد ویژگیهای مربوط به گره می باشد. هر ویژگی a_i دارای برچسبهای زبانی $\Lambda_i = \{L_{ik} \mid k = 1, \dots, n_{a_i}\}$ است.



شکل ۱: نحوه محاسبه تطابق پذیری دو گراف.

است که شرایط ارائه شده در رابطه (۲) را ارضاء می کند. عامل نرمالیزه کردن است که برابر با تعداد لبه هایی است که به گره $j \in V_B$ ختم می شوند (شکل ۱). ماتریس M' همانند یک فیلتر عمل می کند تا اینکه هر لبه در گراف B که به گره زام ختم می شود فقط یک بار در محاسبه c_{ij} در نظر گرفته شود. برای کاهش حجم محاسبات بزرگترین المان M برابر یک قرار داده و بقیه المانهای هم ردیف و هم ستون آنرا صفر قرار داده می شود.

فرض کنید p امین ویژگی از FARG برای مثال دارای n_{ap} مقدار زمانی است. مقدار p امین ویژگی a_p از گره i از گراف A با $A_{ip}^A = (a_{ip1}^A, \dots, a_{ipn_p}^A)$ بیان می شود. بطور مشابه مقدار p امین ویژگی لبه (i, k) از گراف A با $R_{(i,k)p}^A = (r_{(i,k)p1}^A, \dots, r_{(i,k)pn_p}^A)$ بیان می شود. درجه تطابق پذیری w_{ij} بین ویژگی گره $i \in V_A$ و گره $j \in V_B$ بصورت زیر تعریف می شود:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{\sum_{p=1}^{n_A} W(p) (1 - \max_{1 \leq q \leq n_p} |a_{ipq}^A - a_{jpq}^B|)}{\sum_{p=1}^{n_A} W(p)} & \text{if } i \neq n+1 \text{ and } j \neq m+1 \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

که $W(p)$ وزن مربوط به ویژگی a_p است که توسط کاربر مشخص می شود. در اولین تکرار $f(c_{ij}) = \exp(-w_{ij})$ است و در تکرارهای بعدی از رابطه (۳) استفاده می شود.

$$m_{kl} = u_{kl}^{0.5} \min(w_{kl}, \sum_{p=1}^{n_B} V(p) (1 - \max_{1 \leq q \leq n_p} \zeta_{(i,k)(j,l),pq}^{AB})) \quad \text{if } k \neq n+1 \text{ and } l \neq m+1 \quad (5)$$

ماتریس تطابق پذیری C مشخص می شود. تابع $f(\cdot) = \exp(-\beta c_{ij})$ یک تابع کاهشی است که c_{ij} را به نوعی عدم تشابه تبدیل می کند. U و C به یکدیگر وابسته اند. U و C با یک فرآیند تکراری به روز می شود. به دلیل اینکه فرآیند تطابق دو گراف مقاوم شود یک گره به هر یک از گرافها اضافه می شود این گره، تحت عنوان گره کاذب شناخته می شود. هنگامی که یک گره خاص در A با هیچ یک از گره های موجود در B به درستی منطبق نشود، این گره به گره کاذب گراف B نسبت داده می شود. گره کاذب با توجه به محدودیتهای ارائه شده در رابطه زیر قادر به حداقل کردن تابع هدف است.

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{m+1} u_{ij} = 1 & \text{for } i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^{n+1} u_{ij} = 1 & \text{for } j = 1, \dots, m \\ u_{ij} \geq 0 & \forall i \text{ and } j \end{cases} \quad (2)$$

اگر درجه های تطابق u_{ij} و درجه تطابق پذیری c_{ij} زیاد شود در آن صورت اولین جزء معادله (۱) حداقل می شود. در حالت ایده آل مطلوب است که $u_{ij} \in \{0,1\}$ باشد. برای رسیدن به این هدف جزء دوم (آنتروپی) در رابطه (۱) سعی می کند مقدار u_{ij} را به مقادیر صفر و یک سوق دهد. معادلات به روز کردن الگوریتم FGM براساس روش لاگرانژ و استفاده از شرایط Karush-Kuhn-Tucker است [۴].

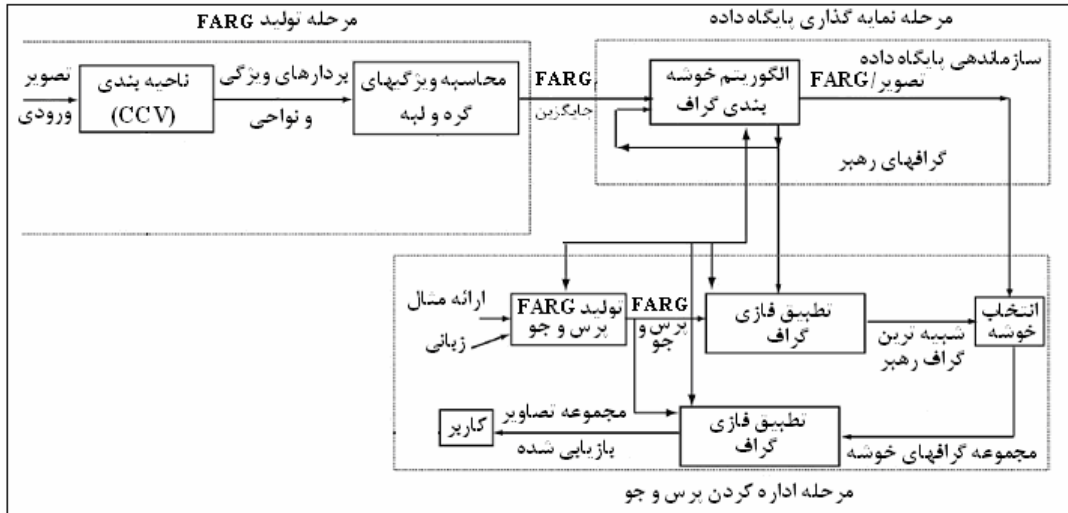
۲-۲-۲- بکار گیری FGM در FARGs

برای استفاده از FGM در FARGs نیاز است که تطابق پذیری $c_{ij} \in [0,1]$ دوباره تعریف شود:

$$c_{ij} = w_{ij}^{0.5} \sum_{k=1}^{n+1} \sum_{l=1}^{m+1} \frac{m_{kl} m'_{kl}}{n_j^B} \quad (3)$$

$$i = 1, \dots, n+1 \text{ and } j = 1, \dots, m+1$$

در رابطه بالا w_{ij} درجه تطابق بین ویژگی های گره $i \in V_A$ و گره $j \in V_B$ است. $m_{kl} \in [0,1]$ درجه تطابق پذیری بین لبه $(i, k) \in E_A$ و لبه $(j, l) \in E_B$ است و $M' = [m'_{kl}]$ نزدیکترین ماتریس غیرفازی به ماتریس M



شکل ۲: نمای کلی سیستم پیشنهادی نمایه گذاری و بازبایی تصویر.

ویژگی x_j شامل ویژگیهای بافت، شدت روشنایی و دیگر ویژگیها برای هر ناحیه Z شکل می گیرد. برای هر ویژگی a_i گروه x_j گراف مقادیر مجموعه $A_{ji} = (L_{i1}(x_j), \dots, L_{in_{a_i}}(x_j))$ محاسبه می شود. در این مقاله برای هر ناحیه ۶ نوع ویژگی ($n_A = 6$) در نظر گرفته شده است. این ویژگیها عبارتند از Correlation, Contrast, Intensity. ویژگیهای Homogeneity, Energy و Size است. ویژگیهای Contrast, Homogeneity, Correlation و Energy در چهار جهت صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه محاسبه شده اند. بنابراین مجموعاً از هر ناحیه ۱۸ دسته ویژگی استخراج می شود. تعداد برجسبهای زبانی برای تمام ویژگیها $n_{a_i} = 3$ در نظر گرفته شده است. علاوه بر این برای هر لبه گراف، ویژگی ارتباط مکانی (Spatial-relation) با ۵ برجسب زبانی $left_of, right_of, above, below$ و $surrounded_by$ در نظر گرفته شده است [۵]. در ادامه در مورد نحوه استخراج تک تک ویژگیها جزئیات بیشتری ارائه می شود.

۳-۲-۱- بردار هم رنگ رنگی (COLOR COHORENCE VECTOR)

یک بردار هم رنگ رنگی به صورت معیاری از پیکسلها که در یک ناحیه رنگی مشابه قرار گرفته اند یا نگرفته اند، تعریف می شود [۶]. به این نواحی رنگی، نواحی هم رنگ می گویند. در این فرآیند، پیکسلها به پیکسلهای هم رنگ یا به پیکسلهای غیر هم رنگ تقسیم بندی می شوند. پیکسلهای

که $V(p)$ وزن مربوط به r_p است و

(۶)

$$r_{(i,k)(j,l),pq}^{AB} = \begin{cases} 1 & \text{if } r_{(i,k)pq}^A = 0 \text{ or } r_{(j,l)pq}^B = 0 \\ |r_{(i,k)pq}^A - r_{(j,l)pq}^B| & \text{Otherwise} \end{cases}$$

معادلات (۴-۶) در رابطه (۳) مورد استفاده قرار می گیرد. برای گروه کاذب و لبه های مرتبط با آن مقادیر ویژگی برابر صفر مقدار دهی اولیه می شوند.

۳- سیستم نمایه گذاری و بازبایی تصویر

۳-۱- نمای کلی سیستم

شکل ۲ نمای کلی سیستم نمایه گذاری و بازبایی تصویر براساس محتوا را نشان می دهد. این سیستم از سه قسمت: تولید FARG، نمایه گذاری پایگاه داده و بخش اداره کننده پرس و جو تشکیل شده است. در ادامه تک تک این سه قسمت توضیح داده می شود.

۳-۲- تولید FARG برای هر تصویر

تصویری که به یک پایگاه داده اضافه می شود مراحل زیر را سپری می کند. تصویر در ابتدا ناحیه بندی می شود. برای ناحیه بندی تصاویر از روش ساده و البته کارآمد بردار هم رنگ رنگی استفاده شده است. در زیر بخش (۳-۲-۱) جزئیات بیشتری از این روش ارائه می شود. پس از این هر ناحیه با یک گراف برجسب گذاری می شود. یک بردار

روشنایی در کل تصاویر پایگاه داده است. توابع عضویت برای $a_1 = \text{Intensity}$ به شکل ذوزنقه‌ای است. مقادیر ویژگی‌های $a_2 = \text{Contrast}$, $a_3 = \text{Correlation}$, $a_4 = \text{Homogeneity}$ و $a_5 = \text{Energy}$ (Co-occurrence محاسبه شده‌اند [۷]). ویژگی $a_6 = \text{Size}$ نیز براساس تعداد پیکسل‌های یک ناحیه محاسبه می‌شود. توابع عضویت ویژگی‌های a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 و a_6 همانند ویژگی محاسبه می‌شود.

۳-۲-۳- محاسبه ویژگی‌های لبه گراف FARG

در این مقاله فقط ویژگی Spatial-relation برای لبه‌های گراف در نظر گرفته شده است. فرض کنید که B_i, B_j دلالت بر زمین و ۱ امین ناحیه تصویر کند. برای ویژگی لبه $r_1 = \text{Spatial-relation}$, توابع عضویت $S_{ik}(B_j, B_i)$ که r_1 تعداد برچسب‌های زبانی برای $k = 1, 2, \dots, n_i$ و $n_i = 5$ است، در نظر گرفته می‌شود. برای هر لبه $e = (j, l)$ مقدار ویژگی فازی $R_{el} = (S_{1l}(B_j, B_i), \dots, S_{n_l}(B_j, B_i))$ محاسبه می‌شود. برای محاسبه مقدار ۴ برچسب زبانی left_of , right_of و above از روش مورفولوژی فازی [۸] استفاده می‌شود. در این مقاله با استفاده از زاویه بین مراکز جرم دو ناحیه (یا دو شئی) و توابع عضویت $\cos^2 \theta$ و $\sin^2 \theta$ ، مقدار عضویت برای ۴ برچسب زبانی فوق محاسبه می‌شود. به واسطه ویژگی غالبی که در تصاویر پایگاه داده مورد استفاده دیده می‌شود که معمولاً هر ناحیه داخل ناحیه دیگری قرار گرفته است، مقدار عضویت برای ویژگی $S_{15}(B_j, B_i) = \text{surrounded_by}$ برابر مقدار حداکثر مقادیر تابع عضویت فازی ۴ برچسب اول در نظر گرفته می‌شود.

۳-۳- الگوریتم خوشه‌بندی و بازیابی FARG ها

مبتنی بر طبقه‌بندی اولیه و گراف رهبر

الگوریتم خوشه‌بندی با الگوی رهبر یک روش خوشه‌بندی کارآمد در شناسایی الگو است. در این مقاله از این روش جهت نمایه‌گذاری و تقسیم بندی گرافها در خوشه‌های همگن استفاده می‌شود. این الگوریتم تصویر ورودی یا به عبارتی FARG ورودی را با استفاده از FARG های رهبر

همرنگ متعلق به یک ناحیه پیوسته و با یک حداقل مساحت است در صورتی که پیکسل‌های غیر هم‌رنگ به این صورت نیستند. مرحله اول در محاسبه بردار هم‌رنگ رنگی مشابه محاسبه هیستوگرام رنگ است. در ابتدا مقدار میانگین محاسبه شده در یک همسایگی 3×3 از تصویر، جایگزین هر پیکسل می‌شود. این کار جهت حذف تغییرات کوچک در یک همسایگی از تصویر انجام می‌شود. گام بعدی، طبقه‌بندی پیکسلها در یک محدوده رنگی مشخص به دو دسته هم‌رنگ و غیرهم‌رنگ است. یک پیکسل هم‌رنگ قسمتی از یک گروه بزرگ از پیکسل‌هایی است که رنگ مشابه دارند در حالی که یک پیکسل غیر هم‌رنگ به این صورت نیست. یک گروه به هم پیوسته C ، یک مجموعه‌ای از پیکسلها است که بین دو پیکسل $p, p' \in C$ قرار گرفته‌اند. بین دو پیکسل p, p' از گروه C یک مسیری از پیکسلها قرار گرفته‌اند که رشته $p = p_1, p_2, \dots, p_n = p'$ را شکل می‌دهد به صورتی که p_i, p_{i+1} دو پیکسل پشت سرهم و همسایه هستند. هنگامی که گروه‌های به هم پیوسته پیکسلها مشخص شد، هر پیکسل دقیقاً به یک گروه به هم پیوسته تعلق می‌گیرد. یک پیکسل هم‌رنگ است اگر تعداد پیکسل‌های گروه مربوط به آن پیکسل از حدآستانه τ کمتر نباشد. در غیر این صورت پیکسل غیر هم‌رنگ است. فرض کنید تعداد پیکسل‌های هم‌رنگ رنگ α_j و تعداد پیکسل‌های غیر هم‌رنگ β_j باشد. در آن صورت تعداد کل پیکسلها در آن رنگ $\alpha_j + \beta_j$ است و هیستوگرام رنگی را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

$$\langle \alpha_1 + \beta_1, \dots, \alpha_n + \beta_n \rangle \quad (7)$$

برای هر رنگ جفت (α_j, β_j) محاسبه می‌شود. در نهایت بردار هم‌رنگ رنگی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\langle (\alpha_1, \beta_1), \dots, (\alpha_n, \beta_n) \rangle \quad (8)$$

۳-۲-۳- محاسبه ویژگی‌های گره گراف FARG

محاسبه بردار مشخصه Intensity یک ناحیه، از میانگین‌گیری سطوح خاکستری تمام پیکسل‌های واقع در یک ناحیه انجام می‌شود. توابع عضویت برای برچسب‌های زبانی (Low, Medium, High) بر روی بازه $[I_{min}, I_{max}]$ تعریف می‌شود که I_{max}, I_{min} حداقل و حداکثر مقدار شدت

$$A_{L_i}^{G_{L_j \min}} = \frac{n_{j \min} A_{L_i}^{G_{L_j \min}} + A_{k_i}^{G_i}}{n_{j \min} + 1}, i = 1, 2, \dots, n_i \quad (10)$$

اگر گره‌ای که در گراف رهبر منطبق شده است، گره کاذب باشد در آن صورت یک گره جدید در گراف رهبر با همان ویژگیها فقط با مقادیر $(n_{j \min} + 1)$ برابر کمتر از حالت گره منطبق در گراف ورودی بوجود می‌آید.

با اعمال تمام گرافهای FARG مربوط به تصاویر پایگاه داده به الگوریتم خوشه‌بندی، تصاویر در خوشه‌هایی دسته‌بندی می‌شوند که گراف رهبر آن خوشه، نماینده آنها است. برای عمل بازیابی، گراف تصویر پرس‌وجو با تک‌تک گرافهای رهبر مقایسه شده و شبیه‌ترین آنها به تصویر ورودی که دارای فاصله کمتر از فاصله آستانه T است، انتخاب می‌شود. سپس تصاویر داخل آن خوشه براساس میزان شباهتشان با تصویر پرس‌وجو به کاربر ارائه می‌شود.

۴- نتایج آزمایشات

۴-۱- نتایج بر روی پایگاه داده تصاویر رادیولوژی

پایگاه داده مورد استفاده در این مقاله پایگاه داده پروژه IRMA [۹-۱۰] است. این پایگاه داده از تصاویر رادیولوژی اندام مختلف بدن در اندازه‌ها و جهت‌های مختلف تصویر برداری، تشکیل شده است. این پایگاه داده از ۱۰۵۰ تصویر در ۲۲ کلاس سازماندهی شده است. این تصاویر با الگوریتم خوشه‌بندی توضیح داده شده در بخش (۳-۳) دسته‌بندی می‌شود. با ارائه هر تصویر پرس‌وجو به سیستم نزدیکترین خوشه به آن تصویر شناسایی می‌شود سپس تصاویر متعلق به آن خوشه براساس میزان شباهتشان به تصویر پرس‌وجو مرتب می‌شوند و به کاربر ارائه می‌شود. برای ارزیابی عملکرد سیستم از دو معیار استاندارد دقت (Precision) و بازیابی (Recall) استفاده می‌شود.

$$Recall = \frac{\text{Number of images retrieved and relevant}}{\text{Total number of relevant images in the database}} \quad (11)$$

$$Precision = \frac{\text{Number of images retrieved and relevant}}{\text{Total number of retrieved images}} \quad (12)$$

علاوه بر این دو معیار، معیار دیگری تحت عنوان نرخ بازیابی میانگین (AVRR) تعریف می‌شود.

متعلق به خوشه‌ها، دسته‌بندی می‌کند. برای استفاده از روش فوق در ابتدا نیاز است که یک معیار عدم شباهت δ بین دو گراف G_1 و G_2 تعریف شود.

$$\delta(G_1, G_2, V) = \frac{1}{m} \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m v_{pq}^2 f(c_{ij}) \quad 0 \leq \delta(\cdot) \leq 1 \quad (9)$$

در رابطه بالا، $V = [v_{pq}]$ نزدیکترین ماتریس غیر فازی به ماتریس U است که بعد از فرآیند تطبیق گرافهای G_1 و G_2 حاصل شده است. در نظر داشته باشید که سطر و ستون مربوط به گره کاذب V در معیار δ لحاظ نمی‌شود. الگوریتم خوشه بندی FARG به صورت زیر است:

۱- اولین گراف را به عنوان گراف رهبر خوشه اول G_{L_1} در نظر بگیر.

۲- یک گراف جدید G_I را انتخاب کن.

۳- برای گرافهای رهبر تمام خوشه‌ها، الگوریتم FGM را پیاده کن و مقدار $\delta(G_I, G_{L_j})$ ، $j=1, 2, \dots, c$ را محاسبه کن.

۴- نزدیکترین گراف رهبر به گراف ورودی را پیدا کن.

$$\delta(G_I, G_{L_j \min}) \leq \delta(G_I, G_{L_j}) \text{ for } j = 1, 2, \dots, c.$$

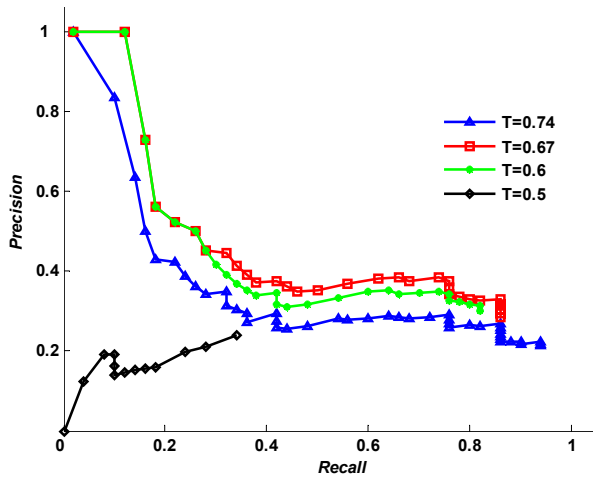
$$5- \text{ اگر } T \geq \delta(G_I, G_{L_j \min})$$

باشد، در آن صورت: اولاً، گراف G_I را در خوشه j_{\min} قرار بده. ثانیاً، گراف رهبر $G_{L_j \min}$ را با رابطه (۱۰) اصلاح کن. ثالثاً، تعداد گرافهای خوشه j_{\min} را یک واحد افزایش بده.

نباشد، در آن صورت: خوشه جدید $\{G_{L_c} = G_I, c = c + 1\}$ را شکل بده.

۶- برو به شماره ۲ تا تمام گرافها وارد سیستم شود.

جهت اصلاح گراف رهبر $G_{L_j \min}$ از ماتریس V استفاده می‌شود. فرض کنید که $l \in V_{G_{L_j \min}}, k \in V_{G_i}$ یک جفت گراف باشد که با الگوریتم FGM تطبیق داده شده‌اند. اگر گره l از گراف رهبر، گره کاذب نباشد مقدار فازی ویژگی a_i از گره l گراف رهبر $A_{L_i}^{G_{L_j \min}}$ بوسیله یک میانگین وزن دار مقدار فازی ویژگی حاضر گراف ورودی G_I اصلاح می‌شود.



شکل ۳: نمودار دقت-بازیابی سیستم به ازای مقادیر مختلف T.

جدول ۱: نتایج بازیابی تصاویر با فواصل متفاوتی از T.

Threshold of Distance	Measure			
	AVRR	Recall(%)	Precision (%)	Num. of Cluster
T=0.5	4.4	29.6	23.3	145
T=0.55	5.14	44	18.5	102
T=0.6	5.32	49.8	17	84
T=0.65	5.46	54.6	16.1	70
T=0.67	5.61	60.2	15.9	64
T=0.7	5.64	64.7	15	60
T=0.72	5.64	67	14.5	59
T=0.74	5.71	71.8	14.8	55

البته انتخاب این مقدار بهینه می‌تواند با توجه به اهمیت یکی از سه معیار دقت، بازیابی یا AVRR در کاربرد تعریف شده تغییر کند. شکل ۴ تصویر پرس‌وجو به همراه تصاویر بازیابی شده به ازای این پرس‌وجو را با انتخاب مقدار فاصله T=0.74 نشان می‌دهد.

۵- نتیجه گیری و پیشنهاد

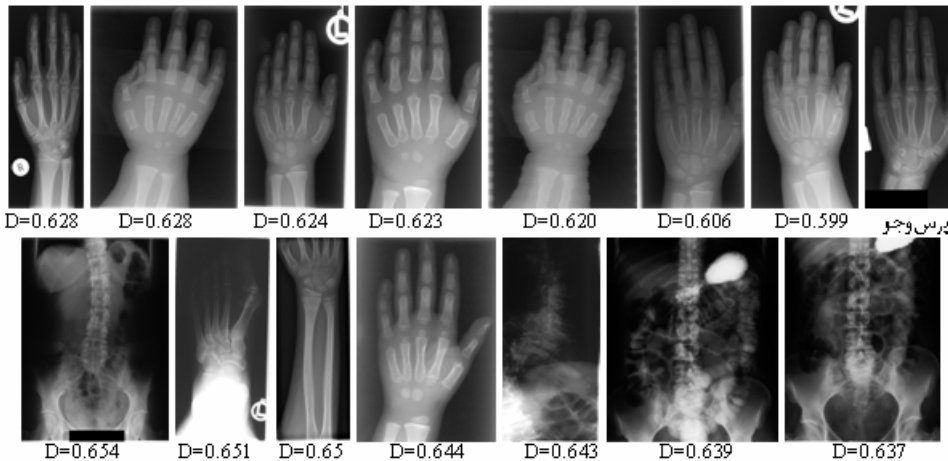
گراف نسبی ویژگی‌دار فازی یک ابزار قدرتمند جهت جایگزینی با محتوای تصویر با عناصر نواحی تصویر و ارتباط مکانی بین آنها است. استفاده از گراف و الگوریتم فازی تطبیق به بهتر مدل کردن ابهامات موجود در جایگزینی محتوای تصویر کمک شایانی می‌کند.

$$AVRR = \frac{1}{Q} \left\{ \sum_{j=1}^Q \frac{\sum_{i=1}^M Rank_i}{N_r} \right\} \quad (13)$$

در رابطه بالا $Rank_i$ رتبه i امین تصویر بازیابی شده است. اگر تصویر مرتبط با تصویر پرس‌وجو باشد، رتبه هر تصویر نیز براساس موقعیت آن در لیست تصاویر بازیابی شده تعیین می‌شود. در غیر این صورت رتبه تصویر صفر در نظر گرفته می‌شود. N_r تعداد تصاویر مرتبط در پایگاه داده است و Q تعداد پرس‌وجوهای است که انجام می‌شود. M تعداد تصاویر بازیابی شده به ازای یک پرس‌وجو است. در بهترین حالت هنگامی که تمام تصاویر مرتبط بازیابی شود، $AVRR = (Nr + 1) / 2$ است. در آزمایشات انجام شده $Q = 120$ در نظر گرفته شده است. با هر بار اعمال پرس‌وجو سه معیار AVRR، Recall و Precision اندازه گیری شده و میانگین آنها برای ۱۲۰ بار پرس‌وجو تعیین می‌شود. جدول (۱) نتایج بازیابی تصویر با این ۳ معیار را نشان می‌دهد.

۴-۲- ارزیابی روش نمایه‌گذاری پایگاه داده

در الگوریتم نمایه‌گذاری ارائه شده در این مقاله مقدار حد آستانه T (میزان فاصله بین گراف ورودی و گراف رهبر هر دسته) تعیین کننده است. اهمیت این پارامتر به دلیل تأثیر کلیدی آن در عملکرد کلی سیستم و همچنین زمان بازیابی است. بنابراین جهت تعیین مقدار بهینه این پارامتر نیاز است که الگوریتم نمایه‌گذاری (خوشه‌یابی) و بدنبال آن بازیابی برای مقادیر مختلف T آزمایش شود. در جدول (۱) عملکرد کلی سیستم بازیابی براساس معیارهای دقت، بازیابی و AVRR به ازای مقادیر مختلف T آورده شده است. همانگونه که جدول (۱) مشاهده می‌کنید، با افزایش تعداد تصاویر بازیابی شده مقدار معیار بازیابی افزایش و مقدار معیار دقت کاهش می‌یابد. علاوه بر این تعداد خوشه‌ها با افزایش مقدار معیار فاصله T کاهش می‌یابد. نمودار شکل ۳ نمودار بازیابی-دقت را به ازای چند مقدار معیار فاصله T نشان می‌دهد. با توجه به عملکرد سیستم، زمان بازیابی و معنادار بودن خوشه‌ها، مقدار بهینه فاصله T تعیین می‌گردد. مقدار بهینه در کاربرد ما T=0.74 در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۴: تصویر پرس و جو به همراه تصاویر بازیابی شده که بر اساس فواصلشان نسبت به تصویر پرس و جو مرتب شده است.

- years," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.22, no.12, pp.1349-1380, 2000.
- [2] W. Jiang, G. Er, Q. Dai, and J. Gu, "Similarity-Based Online Feature Selection in Content-Based Image Retrieval," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.15, no.3, March 2006.
 - [3] K.P. Chan and Y.S. Cheung, "Fuzzy-Attribute Graph with Application to Chinese Character Recognition," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 22, no. 1, pp. 153-160, Jan./ Feb. 1992.
 - [4] S. Medasani, R. Krishnapuram, and Y. Choi, "Graph Matching by Relaxation of Fuzzy Assignments," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 9, no. 1, pp. 173-182, 2001.
 - [5] J. Freeman, "The Modeling of Spatial Relations", *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 4, pp. 156-171, 1975.
 - [6] G. Pass, and R. Zabith, "Histogram refinement for content-based image retrieval," *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp. 96-102, 1996.
 - [7] M.R. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture Features for Image Classification," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, no. 6, pp. 610-621, 1973.
 - [8] I. Bloch, "Fuzzy Relative Position between Objects in Image Processing: A Morphological Approach," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 7, pp. 657-664, July 1999.
 - [9] D. Keysers, J. Dahmen, H. Ney, B.B. Wein, and T.M. Lehmann, "A statistical framework for model-based image retrieval in medical applications," *J. Electronic Imaging*, vol.12, no.1, pp.59-68, 2003.
 - [10] Lehmann, T. M., Guld, M. O., Thies, C., Plodowski, B., Keysers, D., Ott, B. and Schubert, H., "IRMA-Content-based image retrieval in medical applications," *Proceedings of the 14th World Congress on Medical Informatics*, pp. 842-848, 2004.
 - [11] C. Shyu, C. Brodley, A. Kak, A. Kosaka, A. Aisen, and L. Broderick, "ASSERT: A physician-in-the-loop content-based image retrieval system for HRCT image databases," *computer Vision and Image Understanding*, vol. 75, no.1/2, pp.111-132, 1999.
 - [12] H. Greenspan, and A. T. Pinhas, "Medical Image Categorization and Retrieval For PACS Using the GMM-KL Framework," *Accepted in IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine*, 2006.

سیستم پیشنهادی بر روی یک پایگاه داده تصاویر رادیولوژی با بیش از ۱۰۰۰ تصویر از آزمایش شد. نتایج نشان می‌دهد که تصاویر مرتبطی که در روشهای رایج بازیابی از دست داده می‌شود، با این سیستم بازیابی می‌شود. بطور کلی بواسطه متفاوت بودن سیستمهای ارائه شده بازیابی تصویر در کاربرد تصاویر پزشکی در نوع و حجم پایگاه داده مورد استفاده، پردازنده مورد استفاده و کاربرد آنها انجام مقایسه بین آنها مشکل می‌باشد ولی به دلیل استفاده از نقشه ارائه شده در نمایه‌گذاری سیستم پیشنهادی، هزینه محاسباتی مربوط به بازیابی تصاویر از پایگاه داده به صورت قابل توجهی نسبت به روشهای ارائه شده در مقالات [۱۱-۱۲] کاهش یافته است. در سیستم پیشنهادی از یک روش ساده و البته کارآمد جهت ناحیه‌بندی استفاده شده است. واضح است که در صورت استفاده این سیستم در کاربرد پایگاه داده‌های دیگر نیاز به روشهای دقیق‌تر ناحیه‌بندی احساس می‌شود. نکته دیگر استفاده از روشهای کارآمد در بازخورد ربط، باعث افزایش عملکرد سیستم به واسطه تطابق بیشتر با خواسته‌های کاربر می‌شود.

سپاسگذاری

در پایان جا دارد از مرکز تحقیقات مخابرات ایران که از تحقیقات منجر به این مقاله حمایت کرده است، تشکر کنیم.

مراجع

- [1] A. W. M. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, and R. Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early