



## یک روش ترکیبی جدید برای نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر با استفاده از روش همبسته‌نگار موجک، بازخورد ارتباط و ماشین بردارهای پشتیبان

حمید ابریشمی مقدم

moghadam@eetd.kntu.ac.ir

دانشکده برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

مهدی سعادت‌مند طرزجان

saadatmand@kiaeee.org

**چکیده:** در این مقاله یک الگوریتم ترکیبی جدید برای نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی برای نمایه‌گذاری و سنجش میزان شباهت بین تصاویر به ترتیب از روش همبسته‌نگار موجک و معیار بهینه  $d_1$  استفاده می‌کند. در حالی که در فرآیند بازیابی با استفاده از روش بازخورد ارتباط و ماشین بردارهای پشتیبان به آموزش یک مرز تصمیم‌گیری که تصاویر مرتبط را از غیرمرتبط جدا می‌کند، می‌پردازد. شبیه‌سازی‌ها بیانگر عملکرد بسیار چشم‌گیر الگوریتم پیشنهادی است. به طوری که تنها پس از پنج مرحله تکرار، دقت الگوریتم بازیابی از ۶۳٪ به بیش از ۹۲٪ می‌رسد. این درحالی است که دقت بازیابی در روش همبسته‌نگار موجک پس از همان تعداد تکرار ۷۲/۳٪ می‌باشد.

**واژه‌های کلیدی:** خدمات نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر، روش همبسته‌نگار موجک، روش بازخورد ارتباط، ماشین بردارهای پشتیبان (Support Vector Machine) SVM

### ۱- مقدمه

امروزه همزمان با پیشرفت فن‌آوری و توسعه شبکه‌های کامپیوتری، پایگاه‌های داده تصویری نیز به سرعت گسترش یافته‌اند. در هر روز ماهواره‌ها، سیستم‌های امنیتی، نظامی و پزشکی هزاران تصویر تولید می‌کنند. از اینرو ذخیره و بازیابی

تصاویر در پایگاه‌های داده تصویری، به یک مسأله مهم و پراهمیت تبدیل شده است [۱]. برای این منظور روش‌های نمایه‌گذاری بازیابی تصاویر بر اساس محتوا، Content-Based Image Retrieval (CBIR)، ارائه گردیده‌اند. عبارت CBIR به روش‌هایی اطلاق می‌شود که قادرند با استفاده از مجموعه‌ای از ویژگی‌ها (که به صورت خودکار از تصاویر استخراج می‌شوند)، تصاویر مشابه و مرتبط از نظر مفهوم و محتوا را از یک پایگاه داده تصویری استخراج نمایند [۲]. به عبارت دیگر در اینگونه سیستم‌ها، در مرحله نمایه‌گذاری، به صورت خودکار از هر تصویر مجموعه‌ای از ویژگی‌ها از قبیل رنگ [۳] [۴]، بافت [۵]، الگو [۶] و شکل [۷] [۸] در قالب یک بردار ویژگی، استخراج می‌شود [۹]. سپس در مرحله بازیابی، نمایه‌های تمام تصاویر پایگاه داده بر اساس یک معیار شباهت/فاصله با نمایه تصویر پرس‌وجو (query image) مقایسه می‌شوند. هدف از این مرحله استخراج تصاویر مرتبط با تصویر پرس‌وجو از پایگاه داده است [۱۰]. برای مطالعه بیشتر درباره سیستم‌های CBIR به [۱۱] مراجعه شود.

به دلیل حضور کاربر در فرآیند بازیابی تصاویر، این روش‌ها با الگوریتم‌های متداول در دسته‌بندی الگوها از قبیل تشخیص چهره و شناسایی ارقام متفاوت است [۱۲]. الگوریتم‌های بازیابی باید نظر کاربر درباره شباهت بین تصویر پرس‌وجو و تصاویر بازیابی شده را مد نظر قرار دهند. بنابراین بازیابی، یک

فرآیند وابسته به شخص و مفهومی است [۱۳]. در مقابل، دسته‌بندی فرآیندی هدفگرا است که به شکلی واضحتر تعریف می‌شود. نتایج حاصل از دسته‌بندی، معمولاً برچسب کلاس‌های نسبت داده شده به داده‌ها یا احتمال تعلق آنها به هر یک از کلاس‌ها است. بازخورد ارتباط، RF (Relevance Feedback)، روشی قوی برای بازیابی تصاویر در تقابل با کاربر است [۱۴]. یک روش متداول در این زمینه، تنظیم وزن‌هایی در سطوح مختلف متناسب با خواسته‌های کاربر است [۱۵]. روش دیگر تصحیح معیار شباهت/فاصله با استفاده از نمونه‌های مثبت و منفی‌ای است که توسط کاربر مشخص می‌شود [۱۴]. Guo و همکارانش در [۱۲] روشی جدید برای یادگیری مرز جداسازی نمونه تصاویر مثبت و منفی ارائه داده‌اند. در این شیوه از شبکه عصبی SVM برای آموزش مرز مذکور استفاده شده است. اخیراً در [۱۶] و [۱۷] روشی جدید برای نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر با نام همبسته‌نگار موجک (Wavelet-Correlogram) ارائه گردیده است. در این روش، بردار ویژگی براساس محاسبه همبستگی بین ضرایب موجک در سطوح مختلف محاسبه می‌شود. در مرحله بازیابی نیز از معیار فاصله  $d_1$  (به معادله ۲ مراجعه شود) استفاده گردیده است. برای بهبود فرآیند بازیابی، مقادیر سه ضریب که بیانگر اهمیت سطوح مختلف موجک هستند با روش آزمایش و خطا توسط کاربر تصحیح می‌شود. در این مقاله به منظور بهینه‌سازی فرآیند بازیابی در روش همبسته‌نگار موجک، از الگوریتم Guo و همکارانش استفاده شده است. شبیه‌سازی‌ها بیانگر عملکرد مناسب الگوریتم ترکیبی پیشنهادی است به طوری که پس از ۵ مرحله تکرار، دقت متوسط بازیابی تصاویر به ۹۳٪ می‌رسد. در مقایسه با الگوریتم پیشنهادی، دقت متوسط بازیابی پس از همین تعداد تکرار در روش همبسته‌نگار موجک ۷۲/۳٪ می‌باشد. این در حالی است که روش همبسته‌نگار موجک در مقایسه با دیگر روش‌های نمایه‌گذاری و بازیابی از دقت چشم‌گیری برخوردار است [۱۶] [۱۷].

در ادامه مقاله، در بخش ۲ روش همبسته‌نگار موجک شرح داده شده است. بخش ۳ به بررسی اشکالات الگوریتم بازیابی فعلی در روش همبسته‌نگار موجک می‌پردازد. بخش ۴ الگوریتم Guo را در بازیابی تصاویر به تفصیل شرح می‌دهد.

بخش ۵ به معرفی الگوریتم پیشنهادی اختصاص یافته است. و در نهایت بخش‌های ۶ و ۷ به ترتیب به شبیه‌سازی‌ها و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

## ۲- روش همبسته‌نگار موجک

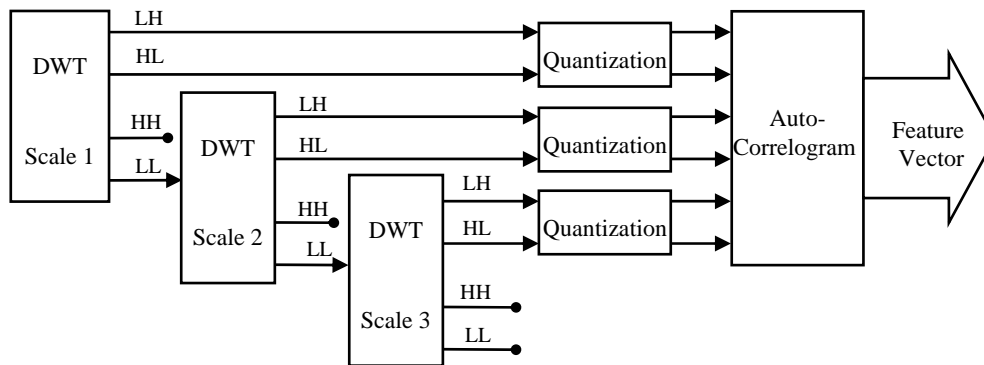
همبسته‌نگار موجک، در حقیقت از ترکیب تبدیل موجک و روش همبسته‌نگار بدست آمده است. به این ترتیب، این روش خواص چندمقیاسی و چند دقتی بودن را از تبدیل موجک و عدم وابستگی به دوران و جابجایی را از روش همبسته‌نگار به ارث می‌برد [۱۷]. در ادامه بخش‌های مختلف روش همبسته‌نگار موجک شرح داده می‌شود.

### ۲-۱- نمایه‌گذاری

در شکل (۱) نمودار بلوکی فرآیند نمایه‌گذاری تصویر در روش همبسته‌نگار موجک نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌کنید، این الگوریتم از سه بخش مجزا تشکیل شده است: تبدیل موجک، چندی‌ساز و خود همبسته‌نگار (auto-correlogram). برای محاسبه بردار ویژگی، در ابتدا تبدیل موجک تصویر در سه مقیاس محاسبه می‌شود. در این الگوریتم از موجک‌های Daubechies (از نوع سوم) به خاطر حجم کم محاسباتی آن و خواصی چون متعامد بودن، تفکیک‌پذیری، منظم و فشرده بودن استفاده شده است. سپس ضرایب هر مقیاس موجک، بطور جداگانه چندی‌سازی می‌شوند و در نهایت، خود همبسته‌نگار افقی و عمودی ماتریس‌های به ترتیب LH و HL (از هر مقیاس)، مطابق معادله (۱) محاسبه می‌شود.

$$\alpha(i, k) = \gamma(i, i, k) = \left| \left\{ p_1, p_2 \in I_{c_i} \mid |p_1 - p_2| = k \right\} / 2 \right| I_{c_i} \quad (1)$$

که در آن  $p_1$  و  $p_2$  دو پیکسل از تصویر،  $I_{c_i}$  مجموعه همه پیکسل‌های تصویر با برچسب چندی‌سازی  $c_i$  و  $|I_{c_i}|$  تعداد آنها است. معادله (۱) در حقیقت احتمال وجود دو پیکسل با برچسب  $c_i$ ، در فاصله  $k$  از یکدیگر را محاسبه می‌کند. در الگوریتم همبسته‌نگار موجک، خودهمبستگی برای چهار فاصله بردار ویژگی از سه مقیاس تبدیل موجک و در هر مقیاس از دو ماتریس LH و HL استفاده گردیده است. همچنین با در نظر گرفتن اینکه هر یک از ماتریس‌های ضرایب در چهار سطح



شکل ۱: نمودار بلوکی روش همبسته‌نگار موجک.

با استفاده از ضرایب پیشنهادی و معیار شباهت  $d_1$ ، مجموعه‌ای جدید از تصاویر را بازیابی می‌کند. با مشخص شدن تصاویر صحیح در این مجموعه توسط کاربر، دقت بازیابی ارزیابی گردیده و نتایج حاصل ذخیره می‌شود. الگوریتم در هر مرحله، تمام ضرایب قبلی و دقت بازیابی متناظر با آنها را در اختیار کاربر قرار می‌دهد.

### ۳- اشکالات الگوریتم بازیابی فعلی

در شکل (۲-۱)، نقطه A بیانگر بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو در فضای ویژگی است. فرض کنید از دیدگاه معیار  $d_1$ ، کلیه نقاط فوق کره  $C_k$  ( $k=1,2$ )، دارای فاصله یکسانی تا A باشند،  $\forall \vec{x} \in C_k: d_1(\vec{x}, \vec{x}_A) = \beta_k, k=1,2$  (۳) که در آن بردار ویژگی متناظر با A و  $\beta_k$  فاصله نقاط فوق کره  $C_k$  تا نقطه A است. بدیهی است که هرچه  $\beta_k$  بزرگتر باشد،  $C_k$  تصاویر بیشتری را در بر می‌گیرد. بنابراین مقدار  $\beta_k$  به طور غیر مستقیم، توسط تعداد تصاویر بازیابی، محدود می‌گردد. در فرآیند بازیابی فعلی، کلیه تصاویری که در داخل  $C_k$  قرار می‌گیرند، بازیابی شده و سایر تصاویر حذف می‌گردند. به عبارت دیگر، با استفاده از روش بازیابی فعلی، ممکن است تعداد زیادی تصویر غیرمرتبط با تصویر پرس‌وجو، در داخل  $C_k$  قرار گرفته و بازیابی شوند. در حالی که تصاویر مرتبط خارج  $C_k$  حذف می‌گردند. با تنظیم ضرایب  $\lambda_i$  توسط کاربر، عملاً شکل فوق کره  $C_k$  چنان تغییر داده می‌شود که تعداد تصاویر مرتبط در داخل  $C_k$  افزایش یابد. با وجود این، شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد، روش تنظیم  $\lambda_i$  از قابلیت انعطاف لازم برخوردار نیست، به طوری که مطابق شبیه‌سازی‌های انجام شده، دقت متوسط الگوریتم در مرحله

چندی‌سازی شده و تابع خود همبسته‌نگار آنها نیز برای چهار فاصله محاسبه می‌گردد، لذا بردار ویژگی نهایی تصویر از  $96=4 \times 4 \times 2 \times 3$  ضریب تشکیل شده است.

### ۲-۲- بازیابی

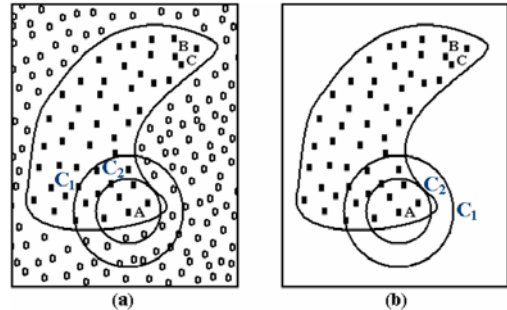
در فرآیند بازیابی تصاویر، در ابتدا بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو محاسبه و یا در صورت وجود از پایگاه داده استخراج می‌شود. سپس با استفاده از معیار فاصله  $d_1$  که مطابق معادله (۲) تعریف می‌شود، میزان اختلاف بین این بردار ویژگی و همه بردارهای ویژگی موجود در پایگاه داده محاسبه می‌گردد. در نهایت  $N$  تصویر که دارای کمترین فاصله (بیشترین شباهت) با تصویر پرس و جو هستند، انتخاب و به کاربر نشان داده می‌شوند.  $N$  (که توسط کاربر تعیین می‌گردد) بیانگر تعداد تصاویری است که باید از پایگاه داده بازیابی و نمایش داده شود.

$$d_1(p, q) = \lambda_1 \sum_{j=1}^{32} w_j \left| \frac{x_{pj} - x_{qj}}{1 + x_{pj} + x_{qj}} \right| + \quad (۲)$$

$$\lambda_2 \sum_{j=33}^{64} w_j \left| \frac{x_{pj} - x_{qj}}{1 + x_{pj} + x_{qj}} \right| + \lambda_3 \sum_{j=65}^{96} w_j \left| \frac{x_{pj} - x_{qj}}{1 + x_{pj} + x_{qj}} \right|$$

در معادله فوق، ضرایب  $w_i$  ( $i=1,2,\dots,96$ ) وزن هر یک از عناصر بردار ویژگی نسبت به دیگر عناصر را نشان می‌دهند. برای تنظیم دقیق  $w_i$  از الگوریتم‌های ژنتیکی استفاده شده است [۱۷]. ضرایب  $\lambda_i$  ( $i=1,2,3$ ) نیز بیانگر اهمیت هر یک از مقیاس‌های موجک نسبت به دیگر مقیاس‌ها است. مقدار پیش‌فرض  $\lambda_i$  یک است. تنظیم بهینه مقدار  $\lambda_i$  برای هر تصویر پرس‌وجو برعهده کاربر است. به این ترتیب که در هر مرحله، کاربر با توجه به تجربیات خود در مراحل قبلی، مقادیر جدیدی را برای ضرایب  $\lambda_i$  پیشنهاد می‌دهد. سپس، الگوریتم

پنجم بازیابی تنها ۰.۷۲/۳ است. این درحالی است که میزان بهبود دقت در این مرحله نسبت به مرحله قبل تنها ۰/۸٪ می‌باشد.



شکل ۲: تصاویر مرتبط با الگوهای مستطیلی و دیگر تصاویر با الگوهای دایره‌ای نشان داده شده‌اند. برای پرس‌وجوی تصویر A، معیار  $d_1$  را می‌توان به صورت فوق کره‌هایی به مرکز A نشان داد. همانطور که در شکل (a) نشان داده شده است، می‌توان مرزی برای تفکیک این دو گروه از الگوها از یکدیگر ایجاد نمود. سپس مطابق شکل (b) از معیار فاصله  $d_1$  برای متمرکز شدن بر الگوهای مستطیلی استفاده نمود.

#### ۴- روش Guo در بازیابی تصاویر

اخیرا Guo و همکارانش در [۱۲]، روشی جدید برای آموزش یک مرز تصمیم‌گیری که تصاویر مرتبط را از غیر مرتبط جدا می‌کند، پیشنهاد کرده‌اند. در این روش، در هر مرحله، ابتدا از میان تصاویر درون مرز تصمیم‌گیری، بر اساس معیار کمترین فاصله اقلیدوسی (بین بردارهای ویژگی)، تعداد  $N$  تصویر بازیابی و به کاربر نشان داده می‌شود. سپس بروش بازخورد ارتباط نمونه‌های مثبت و منفی توسط کاربر مشخص می‌گردند. و در نهایت، با استفاده از SVM، مرزی که نمونه‌های مذکور را از یکدیگر تفکیک می‌کند، بهنگام می‌شود. انتظار می‌رود، با تکرار فرآیند فوق و افزایش نمونه‌های آموزشی مثبت و منفی، مرز تصمیم‌گیری بهبود یافته و دقت بازیابی افزایش یابد. Guo برای نمایه‌سازی تصاویر از ویژگی‌های رنگی شامل هیستوگرام کانال‌های رنگ، اشباع و روشنایی در فضای رنگی HSV؛ سه ممان اول تصویر؛ بردار همبستگی رنگ (CCV) و ... استفاده نموده است. در شکل (۲-b) عملکرد مرز تصمیم‌گیری نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌کنید، مرز تصمیم‌گیری عملا با حذف تصاویر غیرمرتبط، سبب می‌شود تا از معیار فاصله تنها برای ارزیابی شباهت تصاویر مرتبط استفاده گردد.

#### ۵- روش پیشنهادی

در این مقاله برای بهبود عملکرد روش همبسته‌نگار موجک، از روش Guo برای بازیابی تصاویر استفاده شده است. ایده اصلی الگوریتم پیشنهادی ما این است که از همبسته‌نگار موجک برای نمایه‌گذاری تصاویر و از الگوریتم Guo برای بازیابی آنها استفاده گردد. بدیهی است که در این حالت، به جای معیار فاصله اقلیدوسی (در الگوریتم Guo) از معیار فاصله  $d_1$  استفاده می‌شود. بنابراین الگوریتم پیشنهادی را می‌توان چنین خلاصه نمود: (۱) **نمایه‌گذاری**: در این مرحله، بردار ویژگی هر یک از تصاویر پایگاه داده، با استفاده از روش همبسته‌نگار موجک محاسبه می‌شود؛ (۲) **بازیابی**: در آغاز، بردار ویژگی تصویر پرس و جو با استفاده از روش همبسته‌نگار موجک محاسبه می‌گردد. سپس مجموعه‌ای از تصاویر بازیابی می‌شوند. کاربر نمونه‌های مثبت را در میان تصاویر بازیابی شده مشخص می‌کند. نمونه‌های مثبت مذکور به شبکه عصبی SVM آموزش داده می‌شوند تا مرز تصمیم‌گیری (که تصاویر مرتبط و غیرمرتبط را از یکدیگر جدا می‌کند) بهنگام گردد. مجددا مجموعه جدیدی از تصاویر بازیابی شده و فرآیند فوق تکرار می‌گردد. در مرحله نخست، بازیابی تنها بر اساس معیار فاصله  $d_1$  انجام می‌شود، اما در مراحل بعد، تنها آن دسته از تصاویری که درون مرز تصمیم‌گیری قرار می‌گیرند، توسط معیار فاصله  $d_1$  مرتب گردیده، بازیابی می‌شوند.

#### ۶- شبیه‌سازی

برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، از یک زیرمجموعه از پایگاه تصاویر COREL که شامل ۱۰۰۰ تصویر در ۱۰ دسته صدتایی است، استفاده شده است [۱۸]. تصاویر هر دسته،  $A_k$  ( $k=1,2,\dots,10$ )، از نظر مفهومی مشابه هستند. دو معیار دقت و دقت وزن‌دار برای تصویر  $I_{k,i} \in A_k$ ، به ترتیب مطابق معادله‌های (۴) و (۵) تعریف می‌شوند [۱۸]:

$$P(I_{k,i}) = \frac{|\{I | \text{Rank}(I) < N, I \in A_k\}|}{N} \quad (4)$$

$$\bar{P}(I_{k,i}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N n_k / k \quad (5)$$

که در آن منظور از  $n_k$  تعداد تصاویر مرتبط با  $I_{k,i}$ ، با رتبه کمتر یا مساوی  $k$  است. مزیت اصلی معیار دقت وزن‌دار

پیشنهادی از عملکردی بسیار چشم‌گیری برخوردار می‌باشد. سرعت بهبود دقت در روش پیشنهادی تا آنجا زیاد است که دقت متوسط الگوریتم در همان مرحله اول، بسیار بیشتر از نتایج نهایی روش همبسته‌نگار موجک پس از پنج مرحله تکرار است. در شکل (۳)، عملکرد الگوریتم پیشنهادی برای دو تصویر نمونه نشان داده شده است.

## ۷ نتیجه‌گیری

در این مقاله با استفاده از روش نمایه‌گذاری همبسته‌نگار موجک و الگوریتم بازیابی Guo، روشی ترکیبی و جدید برای نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر ارائه شده است. در الگوریتم پیشنهادی، بردار ویژگی تصاویر با استفاده از روش همبسته‌نگار موجک بدست می‌آید. برای ارزیابی شباهت بین تصاویر نیز از معیار شباهت بهینه  $d_1$  استفاده شده است. این در حالی است که در فرآیند بازیابی تصاویر، همانند الگوریتم Guo، یک مرزی بهینه تصمیم‌گیری برای جدا نمودن تصاویر مرتبط و غیرمرتبط مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای آموزش مرز تصمیم‌گیری مذکور، از روش بازخورد ارتباط و ماشین بردارهای پشتیبان استفاده می‌گردد. شبیه‌سازی‌ها بیانگر آن است که دقت الگوریتم پیشنهادی تنها پس از پنج مرحله تکرار به بیش از ۹۲٪ می‌رسد. در حالی که دقت الگوریتم بازیابی فعلی در روش همبسته‌نگار موجک در شرایط مشابه (پس از پنج مرحله تکرار) تنها ۷۲/۳٪ است.

## مراجع

- [1] H. Abrishami-Moghadam, T. Taghizadeh-Khajoie, A. H. Rouhi, "Wavelet Correlogram: a new approach for image indexing and retrieval," *2<sup>nd</sup> Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP'03)*, 2003.
- [2] J. Z. Wang, J. Li, and G. Wiederhold, "SIMPLiCity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(9):947-963, 2001.
- [3] V. Ogle and M. Stonebraker, "Chabot: Retrieval from a relational database of images," *IEEE Computer*, 28(9):40-48, 1995.
- [4] A. Pentland, R. Picard, and S. Sclaroff, "Photobook: Content-based manipulation of image databases," *International Journal of Computer Vision*, 18(3):223-254, 1996.

در نظر گرفتن رتبه تصاویر بازیابی شده است. برای مقایسه دقت الگوریتم پیشنهادی با روش همبسته‌نگار موجک مطابق معادلات (۶) و (۷) از دو معیار به ترتیب دقت متوسط و دقت وزن‌دار متوسط استفاده گردیده است.

$$P = \frac{1}{\sum_{k=1}^{10} |A_k|} \left( \sum_{k=1}^{10} \sum_{i=1}^{|A_k|} P(I_{k,i}) \right) \quad (6)$$

$$\bar{P} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{10} |A_k|} \left( \sum_{k=1}^{10} \sum_{i=1}^{|A_k|} \bar{P}(I_{k,i}) \right) \quad (7)$$

در شبیه‌سازی‌ها  $N=10$  انتخاب شده است. برای ارزیابی عملکرد روش همبسته‌نگار موجک، این الگوریتم را پنج مرحله تکرار شده است. ضرایب  $\lambda_i$  در هر مرحله، به شرح ذیل انتخاب شده‌اند:

Iteration 1:  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0, \lambda_3 = 0$

Iteration 2:  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 0$

Iteration 3:  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 0, \lambda_3 = 1$

Iteration 4:  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 0$

Iteration 5:  $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 1$

نتایج حاصل در جدول (۱) نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، دقت الگوریتم بازیابی پس از پنج مرحله، تنها ۷۲/۳٪ است. این در حالی است که میزان بهبود دقت در مرحله آخر تنها ۰/۸٪ بوده است. به عبارت دیگر، در این مرحله نرخ بهبود دقت نیز کم است. بنابراین برای دستیابی به دقت‌های بالاتر، الگوریتم را باید به دفعات بسیار زیادی تکرار نمود که این مسئله برای کاربر چندان قابل قبول و خوشایند نیست.

در جدول (۲)، نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی، طی پنج مرحله تکرار، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، دقت روش همبسته‌نگار موجک و روش پیشنهادی در مرحله اولیه (مرحله صفرم) یکسان است، زیرا در این مرحله اولاً هر دو الگوریتم از مقادیر پیش‌فرض برای  $\lambda_i$  استفاده می‌کنند و ثانیاً در این مرحله، هنوز مرز تصمیم‌گیری آموزش داده نشده است. اما از مرحله اول به بعد، بوضوح می‌توان مشاهده نمود که دقت روش پیشنهادی به سرعت افزایش می‌یابد، به طوری که در پایان مرحله پنجم دقت بازیابی الگوریتم پیشنهادی به بیش از ۹۲٪ می‌رسد. در مقایسه با دقت ۷۲/۳٪ روش همبسته‌نگار، می‌توان نتیجه گرفت که روش

relevance feedback,” *IEEE Trans. Neural Networks*, 13(4):811-820, 2002.

[13] B. Johansson. (2000) A Survey on: Contents Based Search in Image Databases. [Online]. Available: <http://www.isy.liu.se/cvl/Projects/VISIT-bjojo/>

[14] Y. Rui, T. S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrotra, “Relevance feedback: A powerful tool for interactive content-based image retrieval,” *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 8:644–655, 1998.

[15] Y. Rui *et al.*, “A relevance feedback architecture in content-based multimedia information retrieval systems,” *Proc. IEEE Workshop Content-Based Access of Image and Video Libraries*, 1997.

[16] H. Abrishamimoghadam, T. Taghizadeh-K., A. H. Rouhi, “A new algorithm for image indexing and retrieval using wavelet correlogram,” *IEEE Conference on Image Processing (ICIP'03)*, 2003.

[۱۷] م. سعادتمند طرزجان، ح. ابریشمی مقدم، م. ش. معین، “بهبود روش همبسته‌نگار موجک در نمایه گذاری و بازیابی تصاویر”، ششمین کنفرانس سیستم‌های هوشمند، کرمان، ۱۳۸۳.

[18] J. Li, J. Z. Wang, G. Wiederhold, “SIMPLiCity: Semantics-sensitive Integrated Matching for Picture Libraries,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(9):947-963, 2001.

[5] G. V. Wouwer, P. Scheunders, and D. V. Dyck, “Statistical texture characterization from wavelet representations”, *IEEE Trans. Image Processing*, 8(5):592-598, 1999.

[6] E. Loupias and N. Sebe, “Wavelet-based salient points for image retrieval”, *Pattern Recognition*, 1999.

[7] A. Sajjanhar and G. Lu, “A grid based shape indexing and retrieval method,” *Special issue of Australian Computer Journal On Multimedia Storage and Archiving Systems*, 29(4):131-140, 1997.

[8] Y. S. Moon and J. B. Oh, “Content-based image retrieval based on scale-space theory,” *Trans. Fundamentals ITC-CSCC'98 Letter*, E82-a(6), 1999.

[9] A. W. M. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, and R. Jain, “Content-based image retrieval at the end of early years,” *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(12), 2000.

[10] V. N. Gudivada, J. V. Raghavan, “Special issues on content-based image retrieval systems,” *IEEE Computer Magazine*, 28(9):18-22, 1995.

[11] Content-based image retrieval systems, *IEEE Computer*, 28(9), 1995.

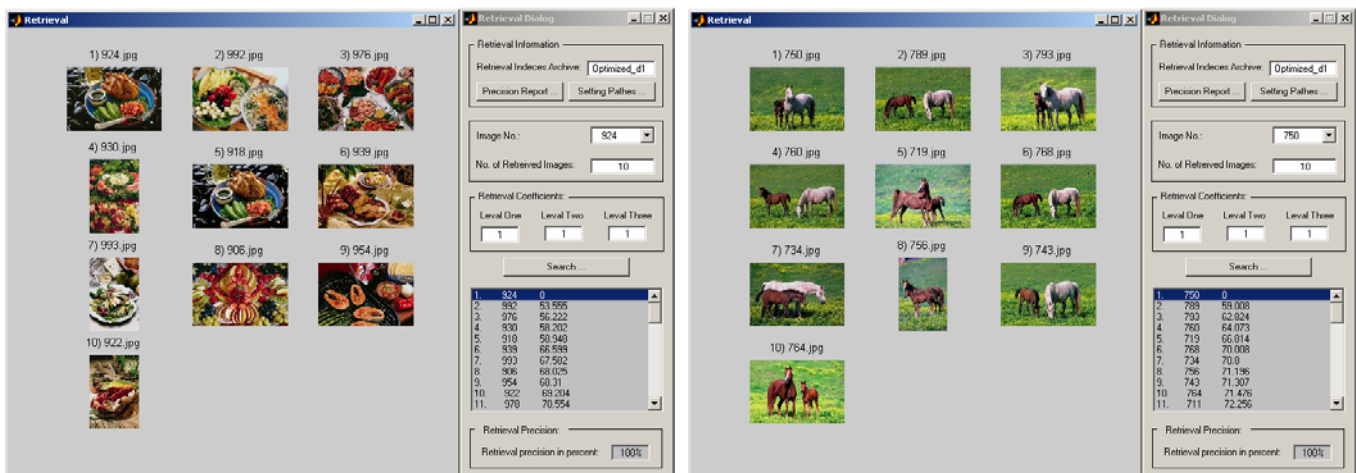
[12] G.-D. Guo, A. K. Jain, and W.-Y. Ma, “Learning similarity measure for natural image retrieval with

جدول ۱: عملکرد الگوریتم بازیابی فعلی در روش همبسته‌نگار موجک، طی پنج مرحله تکرار. نتایج حاصل بر حسب درصد می‌باشند.

	Africans		Beaches		Buildings		Buses		Dinosaurs		Elephants		Flowers		Horses		Mountains		Food		Total	
	$P_1$	$\bar{P}_1$	$P_2$	$\bar{P}_2$	$P_3$	$\bar{P}_3$	$P_4$	$\bar{P}_4$	$P_5$	$\bar{P}_5$	$P_6$	$\bar{P}_6$	$P_7$	$\bar{P}_7$	$P_8$	$\bar{P}_8$	$P_9$	$\bar{P}_9$	$P_{10}$	$\bar{P}_{10}$	$P$	$\bar{P}$
<b>Stage 0</b>	57.2	66.9	52.1	62.7	48.0	61.4	87.3	90.7	77.9	84.5	57.0	69.2	82.5	87.3	77.2	84.4	42.4	56.7	55.2	65.0	<b>63.7</b>	<b>72.9</b>
<b>Stage 1</b>	59.2	69.6	56.3	67.3	53.8	66.4	88.6	91.9	80.7	87.3	61.6	73.7	85.8	89.9	78.8	85.4	44.2	58.7	60.5	70.9	<b>67.0</b>	<b>76.1</b>
<b>Stage 2</b>	61.0	72.0	59.0	69.8	56.6	68.6	89.2	92.4	83.3	89.2	63.2	75.4	87.2	91.6	81.1	88.1	46.2	59.8	62.2	72.8	<b>68.9</b>	<b>78.0</b>
<b>Stage 3</b>	63.3	73.9	60.8	72.2	59.2	70.8	90.2	93.4	85.5	90.9	63.8	76.1	89.2	93.2	82.8	89.4	49.8	63.0	64.1	74.7	<b>70.9</b>	<b>79.8</b>
<b>Stage 4</b>	64.7	74.8	61.7	73.1	59.5	71.4	90.7	93.7	85.9	91.1	64.9	77.2	89.6	93.5	83.0	89.7	50.5	63.7	64.6	75.2	<b>71.5</b>	<b>80.3</b>
<b>Stage 5</b>	65.7	76.3	61.9	73.4	59.7	71.5	91.5	94.0	86.4	91.3	65.6	77.9	90.1	93.8	84.7	91.0	51.5	64.1	65.4	75.7	<b>72.3</b>	<b>80.9</b>

جدول ۲: عملکرد الگوریتم بازیابی پیشنهادی، طی پنج مرحله تکرار. نتایج حاصل بر حسب درصد می‌باشند.

	Africans		Beaches		Buildings		Buses		Dinosaurs		Elephants		Flowers		Horses		Mountains		Food		Total	
	$P_1$	$\bar{P}_1$	$P_2$	$\bar{P}_2$	$P_3$	$\bar{P}_3$	$P_4$	$\bar{P}_4$	$P_5$	$\bar{P}_5$	$P_6$	$\bar{P}_6$	$P_7$	$\bar{P}_7$	$P_8$	$\bar{P}_8$	$P_9$	$\bar{P}_9$	$P_{10}$	$\bar{P}_{10}$	$P$	$\bar{P}$
<b>Stage 0</b>	57.2	66.9	52.1	62.7	48.0	61.4	87.3	90.7	77.9	84.5	57.0	69.2	82.5	87.3	77.2	84.4	42.4	56.7	55.2	65.0	<b>63.7</b>	<b>72.9</b>
<b>Stage 1</b>	75.4	86.7	67.6	81.7	73.1	86.0	97.4	98.8	96.4	98.4	73.7	88.9	94.7	97.2	91.4	96.5	61.7	79.6	71.7	82.0	<b>80.3</b>	<b>89.6</b>
<b>Stage 2</b>	85.2	92.0	76.2	87.5	81.6	89.8	98.9	99.5	98.4	99.4	84.2	93.0	96.8	98.2	94.7	98.0	72.2	85.8	78.8	85.6	<b>86.7</b>	<b>92.9</b>
<b>Stage 3</b>	89.1	93.3	82.9	91.4	86.6	92.7	99.8	99.9	99.3	99.7	89.9	96.5	97.6	98.1	96.3	98.5	78.5	88.6	80.6	87.0	<b>90.1</b>	<b>94.6</b>
<b>Stage 4</b>	90.8	87.6	85.4	90.4	89.4	98.8	99.8	98.4	99.8	97.1	91.8	99.9	97.9	99.8	97.6	93.9	81.8	93.1	81.9	93.3	<b>91.6</b>	<b>95.2</b>
<b>Stage 5</b>	93.0	94.7	88.5	93.5	90.2	94.4	99.6	99.8	99.7	99.7	94.1	97.7	98.1	98.5	97.9	98.8	84.5	91.3	83.4	88.6	<b>92.9</b>	<b>95.7</b>



شکل ۳: عملکرد الگوریتم پیشنهادی برای دو تصویر نمونه. 13th ICIEE2005, Vol. 1 Zanjn, Iran, May 10-12, 2005.