

بازیابی مبتنی بر شکل اجسام با توصیف گرهای به دست آمده از فرآیند رشد کانتوری

خدیدجه مهدیخانلو و حسین ابراهیم‌نژاد*

آزمایشگاه تحقیقاتی بینایی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند تبریز، تبریز، ایران



چکیده

در این مقاله یک ویژگی جدید برای بازیابی مبتنی بر شکل اجسام پیشنهاد می‌شود. ابتدا یک فرآیند رشدی معرفی می‌شود که در آن یک کانتور با استفاده از دایره محیطی شکل بازسازی می‌شود. نقاط دایره محیطی در جهت نرمال به سمت شکل حرکت می‌کنند، تا جایی که به کانتور شکل برسند. سه توصیف‌گر شکل از این فرآیند استخراج می‌شود. توصیف‌گر نخست، تعداد گام‌هایی است که هر یک از نقاط باید طی کنند تا به کانتور شکل برسند. توصیف‌گر دوم، فاصله مرزی نقاط از یکدیگر است؛ زمانی که همه نقاط به کانتور مرز رسیده باشند. توصیف‌گر سوم نیز به صورت انحنای خطوط ایجاد شده در حین حرکت رشدی نقاط از دایره تا کانتور در نظر گرفته می‌شود. تغییرناپذیری نسبت به انتقال، ویژگی ذاتی این سه توصیف‌گر است. با انتخاب یک نقطه شروع ثابت و جهت مشخص (ساعت‌گرد یا پاد ساعت‌گرد) برای دنبال کردن کانتور شکل، این ویژگی‌ها نسبت به چرخش تغییرناپذیر خواهند شد. در آخر، با هنجارسازی کردن، ویژگی‌ها نسبت به مقیاس تغییرناپذیر می‌شوند. در مرحله بازیابی، از ماشین‌های بردار پشتیبان براساس OSS استفاده می‌شود. نتایج آزمایش نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، روشی کارآمد جهت بازیابی شکل است. لازم به ذکر است که درصد بازیابی این روش روی پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1، ۸۹٫۱۶ درصد است.

واژگان کلیدی: بازیابی شکل، رشد نقاط، گام‌های رشد، فاصله مرزی، انحنای خطوط رشد، SVM-OSS.

Shape-based Object Retrieval using descriptors extracted from Growing Contour Process

Khadije Mahdikhanelou & Hossein Ebrahimnezhad*

Computer Vision Res. Lab, Faculty of Electrical Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

Abstract

In this paper, a novel shape descriptor for shape-based object retrieval is proposed. A growing process is introduced in which a contour is reconstructed from the bounding circle of the shape. In this growing process, circle points move toward the shape in normal direction until they get to the shape contour. Three different shape descriptors are extracted from this process: the first descriptor is defined as the number of steps that every circle point should pass which is called Growing Steps. The second descriptor is considered as the boundary distance of the circle points at the end of the growing process. The third descriptor is the curvature of the growing lines created by moving points. Invariance to translation is the intrinsic property of these features. By selecting a fixed starting point and tracing the boundary in a fixed direction (clock-wise or counter clock-wise), a set of descriptors could be collected invariant to rotation. Finally, normalizing the descriptors makes them invariant to scale. Support vector machines based on one-shot score are applied in the retrieval stage. Experimental results show that the suggested method has high performance for shape retrieval. It achieves 89.16% retrieval rate on MPEG-7 CE-Shape-1 dataset.

Keywords: Shape retrieval, Growing points, Growing steps, Boundary distance, Curvature of growing lines, SVM-OSS.

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

سال ۱۳۹۵ شماره ۳ پیاپی ۲۹

ظهور فناوری‌های جدید، منجر به تولید روزافزون تصاویر دیجیتال شده است. بنابراین نیاز است که سامانه‌های خودکار برای بازیابی تصویر به وجود آید. رایج‌ترین روش‌ها برای بازیابی تصویر، شاخص‌گذاری با استفاده از واژگان کلیدی است [1] اما برای برخی حوزه‌های کاربردی و در مواردی که تعداد تصاویر، زیاد است، واژگان کلیدی کافی یا عملی نیستند. علاوه بر این، تصاویر از لحاظ محتوایی غنی هستند؛ بنابراین، به منظور غلبه بر مشکلات گفته‌شده روش‌هایی بر پایه ویژگی‌های بصری که به طور مستقیم از محتوای تصویر گرفته شده‌اند، ارائه شده است [2]. محتوای تصاویر شامل بافت، رنگ و شکل است. استخراج و ارائه ویژگی‌های شکلی، اساس بازشناسی شیء و بینایی رایانه هستند. همچنین این حوزه نقش مهمی را در کاربردهای بسیاری از تحلیل تصویر و شناسایی الگو گرفته تا گرافیک‌ها و پویانمایی‌های رایانه‌ای ایفا می‌کند.

پس از تعریف ویژگی‌ها و استخراج آنها، بازیابی به یک عمل اندازه‌گیری شباهت بین ویژگی‌های تصویر تبدیل می‌شود. یکی از خواص مهم ویژگی‌های مفید، تغییرناپذیری آنها در اثر تغییرات درون کلاسی تصاویر است.

توصیف‌گرهای شکلی مناسب منجر به بازیابی صحیح و دقیق خواهد شد. از دیگر خواص ویژگی‌های مفید این است که تغییر مقیاس، چرخش و مکان شکل نباید روی ویژگی‌های استخراج‌شده تأثیر بگذارد. همچنین این ویژگی‌ها باید در برابر تغییرات غیرخطی مانند نوفه، اعوجاج^۱ و انسداد^۲ مقاوم باشند. به طور کلی توصیف‌گرهای شکل مجموعه‌ای از اعداد است که برای توصیف ویژگی‌های شکل ایجاد می‌شوند. در سال‌های گذشته تکنیک‌های بسیاری برای اندازه‌گیری شباهت و توصیف شکل‌ها مطرح شده است. این تکنیک‌ها را از دیدگاه‌های مختلف می‌توان دسته‌بندی کرد. یکی از راه‌های دسته‌بندی این روش‌ها براساس ناحیه‌ای است که در تحلیل شکل به کار می‌رود. این ناحیه می‌تواند فقط کانتور مرزی شکل باشد یا کل مساحت شکل را شامل شود. از سوی دیگر این الگوریتم‌ها می‌توانند اطلاعات محلی یا اطلاعات کلی شکل را استخراج کنند. هنگام استخراج ویژگی‌های محلی از شکل، آن را به صورت مجموعه‌ای از اجزا در نظر می‌گیرند. در بعد دیگر، شکل‌ها را می‌توان در حوزه

مکان یا حوزه فرکانس تحلیل کرد. روش‌های مکانی، نقاط شکل را بررسی می‌کنند. در روش‌های بر پایه فرکانس، شکل به حوزه فرکانسی نگاشت می‌شود.

روش این مقاله یک روش بر پایه کانتور شکل است که در حوزه مکان اطلاعات محلی و کلی شکل را استخراج می‌کند. برای اندازه‌گیری شباهت بین شکل‌ها در مرحله بازیابی از روش OSS [3] استفاده می‌شود.

در بازیابی شکل همیشه مصالحه‌ای بین کارایی ویژگی‌ها و دقت آنها وجود دارد. به عبارت دیگر زمانی که بعد ویژگی‌های استخراجی زیاد باشد، دقت بیشتر است، ولی نمایش شکل به صورت فشرده نیست. با کاهش بعد ویژگی‌های استخراجی، می‌توان نمایش فشرده‌تری از شکل را ارائه داد؛ ولی دقت بالا نیست. حوزه فرکانس، تعادل و مصالحه قابل قبولی را بین فشردگی و دقت ویژگی‌ها برقرار می‌کند. در حوزه مکانی ویژگی‌های استخراج شده به طور مستقیم مورد استفاده قرار می‌گیرند و نیازی به محاسبات بیشتر برای نگاشت آنها به حوزه فرکانسی نیست. حوزه فرکانسی مانند تبدیل فوریه برای توابعی که تابع ضربه یا تغییرات ناگهانی دارند، خوب عمل نمی‌کند یا اصلاً برای چنین توابعی تبدیل فوریه تعریف نمی‌شود. روش‌های حوزه فرکانس، تنها اطلاعاتی در مورد مؤلفه‌های فرکانسی موجود در شکل در اختیار می‌گذارند، ولی مشخص نیست که این اطلاعات در کجای شکل قرار دارد؛ بنابراین اطلاعات مکانی از بین می‌رود.

ادامه مقاله به این صورت سازماندهی شده است: بخش دوم مقاله مروری بر کارهای گذشته است. در بخش سوم فرآیند رشد نقاط شرح داده می‌شود. ویژگی‌های استخراج‌شده از فرآیند رشد نقاط و جزئیات آنها در بخش چهارم آورده شده است. الگوریتم روش OSS^۳ در بخش پنجم ارائه شده است. در بخش ششم نتایج شبیه‌سازی ارائه شده است. پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادشده در بخش هفتم آورده شده است و بخش هشتم نتیجه‌گیری از کل مقاله را بیان می‌کند.

۲- مروری بر کارهای گذشته

در برخی روش‌ها یک تابع یک‌بعدی برای شکل مانند: مختصات مختلط، فاصله از مرکز، طول وتر و زاویه مماس

² Occlusion

³ One-Shut Similarity

¹ Distortion

ثقل شکل تشکیل می‌شود، تعریف می‌شود [4]. مساحت مثلث تشکیل شده بین سه نقطه متوالی کانتور، ویژگی دیگری برای توصیف شکل است. زمانی که کانتور در جهت عقربه‌های ساعت دنبال می‌شود، مقادیر مثبت، منفی و صفر تابع مساحتی مثلثی به ترتیب به معنی نقاط محدب، مقعر و نقاط روی خط مستقیم است [6].

برای هر سه نقطه $P_n(x_n(n), y_n(n))$ ، $P_{n-ts}(x_{n-ts}, y_{n-ts})$ و $P_{n+ts}(x_{n+ts}, y_{n+ts})$ که در آن $n \in [1, N]$ و $t_s \in [1, N/2-1]$ تابع مساحت مثلثی به صورت رابطه (۶) تعریف می‌شود:

$$TAR(n, t_s) = \frac{1}{2} \begin{vmatrix} x_{n-ts} & y_{n-ts} & 1 \\ x_n & y_n & 1 \\ x_{n+ts} & y_{n+ts} & 1 \end{vmatrix} \quad (۶)$$

در بین توابع یک‌بعدی، توصیف گر انحنای و نمایش مساحت مثلثی نسبت به انسداد جزئی مقاوم هستند، ولی به‌طور کلی توابع یک‌بعدی نسبت به نوفه و تغییرات کانتور شکل بسیار حساس هستند.

کد زنجیره^۳، یک روش رایج برای نمایش شکل‌های مختلف مانند کانتورها و منحنی‌های مسطح است. کد زنجیره، یک شکل را به‌صورت توالی به هم پیوسته از قطعه خطوط راست با طول و جهت‌های خاص تعبیر می‌کند. این کد زنجیره، حرکت در طول یک منحنی دیجیتال یا توالی از پیکسل‌های مرز را با استفاده از همسایگی-۴ یا همسایگی-۸ توصیف می‌کند. با استفاده از کد زنجیره، به جای مکان‌یابی مطلق کانتور، مکان‌یابی نسبی محاسبه می‌شود. به همین دلیل، این کد نسبت به انتقال تغییرناپذیر است.

می‌توان برای مقایسه مرز شکل‌ها، کد زنجیره آن‌ها را با هم مقایسه کرد، اما دو مشکل اساسی وجود دارد: نخست این که این کد نسبت به نوفه بسیار حساس است و دوم این که این کد نسبت به چرخش تغییرپذیر است. برای حل این مشکلات کد زنجیره تفاضلی^۴ و کد زنجیره نمونه‌بردار مجدد^۵ مطرح شده است [۷]. زمانی که کد زنجیره برای مقایسه شکل‌ها به کار می‌رود، نباید نسبت به انتخاب نقطه شروع در توالی حساس باشد. کد زنجیره به‌طور معمول بعد بالایی دارد و نسبت به نوفه و اعوجاج حساس است. بنابراین، به جز هیستوگرام کد زنجیره، سایر کدهای زنجیره به‌عنوان نمایش

نقاط کانتور مرزی معرفی شده است [4]. توابع یک‌بعدی می‌توانند به‌تنهایی معرف شکل باشند یا به‌عنوان پیش‌پردازش برای سایر الگوریتم‌های استخراج ویژگی، مانند توصیف گره‌های فوریه و توصیف موجک^۱ استفاده شوند.

تابع مختصات مختلط، به بیان ساده، عدد مختلطی است که از مختصات نقاط مرز حاصل می‌شود. اگر N تعداد کل نقاط کانتور مرزی، $n \in [1, N]$ اندیس پیکسل n -ام کانتور مرزی، $P_n(x(n), y(n))$ پیکسل n -ام کانتور مرزی، Z به‌عنوان مختصات مختلط P_n به‌صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود که در آن g_x و g_y به ترتیب مولفه نخست و دوم مرکز شکل است که با استفاده از روابط (۲) و (۳) به‌دست می‌آید.

$$Z(n) = [x(n) - g_x] + i[y(n) - g_y] \quad (۱)$$

$$g_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(n) \quad (۲)$$

$$g_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y(n) \quad (۳)$$

مزیت این توصیف‌گر، سادگی محاسبات آن است. تابع فاصله از مرکز، $r(n)$ به‌صورت فاصله نقاط مرز از مرکز شکل، به‌صورت رابطه (۴) بیان می‌شود:

$$r(n) = \sqrt{(x(n) - g_x)^2 + (y(n) - g_y)^2} \quad (۴)$$

از آنجایی که هم در نمایش مختصات مختلط و هم در تابع فاصله از مرکز، تفاضل نقاط مرز از مرکز شکل محاسبه می‌شود، بنابراین هر دو نامتغیر با انتقال هستند. تابع زاویه مماس در نقطه $P_n(x(n), y(n))$ به‌صورت رابطه (۵) جهت خط مماس منحنی تعریف می‌شود.

$$\theta(n) = \arctan \frac{y(n) - y(n-\omega)}{x(n) - x(n-\omega)} \quad (۵)$$

ω نماینده پنجره کوچکی است که برای محاسبه دقیق $\theta(n)$ به کار می‌رود.

از دیگر توابع یک‌بعدی می‌توان به انحنای^۲ اشاره کرد که مکان‌های مقعر و محدب شکل را استخراج می‌کند [5]. تابع مساحت یکی دیگر از توصیف‌گرهای یک‌بعدی است که به‌صورت مساحت مثلثی که از دو نقطه مرزی متوالی و مرکز

^۴ Differential chain code

^۵ Re-sampling chain code

^۱ Wavelet

^۲ Curvature

^۳ Chain code

کانتور به کار می‌روند و توصیف‌گر شکل محسوب نمی‌شوند [8].

در روش محور حداقل اینرسی [9]، از مرکز شکل خطی چنان رسم می‌شود که مجموع مربعات فاصله نقاط مرز از این خط حداقل مقدار ممکن باشد. این خط به فواصل مساوی تقسیم و از این نقاط به دست آمده خطوطی به صورت عمود بر منحنی خارج می‌شود تا شکل را قطع کنند. هر خط شکل را در چند نقطه قطع می‌کند. فاصله نقاط به دست می‌آید و مجموعه این فواصل به عنوان بردار ویژگی در نظر گرفته می‌شود. این توصیف‌گر نسبت به مقیاس، مکان و چرخش تغییرناپذیر است.

تکنیک محتوای شکل [10] یک توصیف‌گر بسیار کارآمد برای توصیف شکل محسوب می‌شود. در این روش دایره‌ای بر کانتور شکل محیط می‌شود. از کانتور شکل نمونه برداری می‌شود؛ سپس دایره محیطی به قطاع‌هایی تقسیم می‌شود؛ پس از آن هیستوگرام فاصله شعاعی نقاط داخل هر قطاع، برحسب زاویه آنها، برای توصیف شکل محاسبه می‌شود.

در ایده توزیع وتر [11] هیستوگرام طول و جهت تمام وترهای شکل محاسبه می‌شود. هیستوگرام طول نسبت به چرخش شکل تغییرناپذیر است و نسبت خطی با مقیاس شکل دارد. هیستوگرام جهت نسبت به مقیاس تغییرناپذیر است و با چرخش شکل به طور خطی تغییر می‌کند.

گراف شوک^۱ یک توصیف‌گر بر پایه محور میانی است. محور میانی محبوب‌ترین روشی است که به عنوان چکیده‌ای مفید برای نمایش و مدل کردن شکل‌های جانداران پیشنهاد شده است. اسکلت و گراف‌های شوک به طور وسیعی برای نمایش اشیاء استفاده شده است. در این روش‌ها از خطوط یا کمان‌هایی استفاده می‌شود. محور میانی یک عمل‌گر پردازش تصویر است که شکل‌های ورودی را به صورت محورهای چوب‌مانند، نمایش می‌دهد. این محور جایگاه مرکز دایره‌هایی است که از دو طرف به کانتور شکل مماس شده و به طور کامل داخل شکل قرار گرفته‌اند. شعاع‌ها با هم متفاوت است. این تفاوت تابعی از مکان نقاط بر روی محور میانی است. این تابع، تابع شعاع نامیده می‌شود. گراف شوک یک چکیده از شکل است که شکل را به اجزای اولیه سازنده آن به صورت سلسله‌مراتبی تجزیه می‌کند [12]، [13].

¹ Shock graph

توصیف‌گر شکل، آمارگان زاویه پرتویی^۲ برپایه پرتوهایی است که از یک نقطه مرزی سرچشمه می‌گیرند که به صورت خط واصل آن نقطه و باقی نقاط مرز تعریف می‌شود [14].

اگرچه، تبدیل فوری یک روش چهل ساله است، هنوز هم به عنوان یک ابزار توصیف معتبر در نظر گرفته می‌شود. توصیف و طبقه‌بندی شکل با استفاده از تبدیل فوری در کانتور یا ناحیه برای محاسبه ساده و نسبت به نوفه مقاوم است و نمایش فشرده‌ای از شکل را ارائه می‌دهد و در بسیاری از زمینه‌های مختلف کاربرد دارد. به طور کلی، توصیف‌گر فوری با استفاده از اعمال تبدیل فوری به توابع یک‌بعدی شکل، به دست آمده از مختصات کانتور، به دست می‌آید [15]، [16]، [17].

تبدیل فوری گسسته $r(n)$ توسط رابطه (۷) توصیف می‌شود:

$$a_n = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} r(t) e^{-\frac{j2\pi nt}{N}} \quad (7)$$

در رابطه (۷) $n=0, 1, \dots, N-1$ است.

توصیف فوری بر پایه ناحیه به تبدیل فوری عمومی اشاره دارد که با استفاده از اعمال تبدیل فوری به مساحت شکل حاصل می‌شود [18]

در روش تبدیل موجک [19] توصیف منحنی مسطح به صورت سلسله‌مراتبی امکان‌پذیر است. این توصیف‌گر منحنی را به قطعاتی با مقیاس‌های مختلف تجزیه می‌کند که اجزای درشت اطلاعات تقریبی کلی را دربرمی‌گیرد، درحالی‌که اجزای ریزتر حاوی اطلاعات دقیق محلی است. توصیف‌گر تبدیل موجک بسیاری از خواص مطلوب مانند تغییرناپذیری، منحصربه‌فرد بودن، ثبات و اطلاعات مکانی را دارد.

ایده گشتاورها^۳ از گشتاورهای مکانیکی گرفته شده است. گشتاور، یک سامانه تئوری یک‌پارچه است. برای هر دو مورد، کانتور و ناحیه شکل، از تئوری گشتاور برای تحلیل شکل استفاده می‌شود. گشتاورهای کانتور [20]، کمک می‌کنند تا بعد نمایش مرز کاهش یابد. مزیت توصیف‌گر گشتاور مرزی، سادگی پیاده‌سازی آن است. هرچند برای مراتب بالاتر تفسیر فیزیکی آنها سخت است. فرض کنید مرز شکل به صورت تابع یک‌بعدی $Z(i)$ که در رابطه (۱) معرفی شد، نمایش داده شده است. گشتاور مرتبه r ، m_r ، به صورت رابطه (۸) تخمین زده می‌شود:

² Beam angle statistics

³ moments

$$m_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z(i)^r \quad (8)$$

در میان توصیف‌گرهای ناحیه‌ای شکل، گشتاورهای ناحیه‌ای بسیار رایج هستند. گشتاورهای ناحیه‌ای شامل گشتاورهای ثابت [21]، گشتاورهای زرنیک [22] و غیره است. گشتاورهای ثابت که گشتاورهای ثابت هندسی¹ نیز نامیده می‌شوند، ساده‌ترین توابع گشتاورها هستند. گشتاورهای ثابت از لحاظ محاسباتی آسان هستند؛ علاوه بر این، آن‌ها نسبت به چرخش، مقیاس و انتقال تغییرناپذیر هستند. با این وجود آنها چند ایراد دارند: از آنجایی که توابع پایه اورتاگونال نیستند، این گشتاورها درجه بالایی از اطلاعات مضاعف را دربردارند. گشتاورهای مرتبه بالا بسیار به نوفه حساس هستند. تغییرات شکلی به‌صورت نوفه جمع شونده است به این صورت که مکان نقاط مرزی شکل با یک عدد تصادفی جمع می‌شود. همان‌طور که در رابطه (۸) مشاهده می‌شود، وقتی ممان مرتبه بالا به کار می‌رود، نویز مقدار بیشتری دارد. همین‌طور ممان مرتبه بالاتر از جمع چند جمله تشکیل شده است که هر یک از جملات نیز مقداری نوفه به همراه خود دارند. گشتاورهای زرنیک، گشتاورهای اورتاگونال هستند.

گشتاور زرنیک مختلط از چندجمله‌ای‌های زرنیک اورتاگونال مشتق می‌شوند. چندجمله‌ای‌های زرنیک، یک مجموعه کامل از توابع مختلط هستند که بر دایره واحد اورتاگونال هستند. گشتاورهای زرنیک نسبت به چرخش نامتغیر هستند؛ آن‌ها در برابر نوفه و تغییرات کوچک در شکل مقاوم هستند. با توجه به عمودبودن توابع پایه، آن‌ها حداقل اطلاعات مضاعف را دارند. با این وجود، محاسبه گشتاورهای زرنیک (به‌طور کلی، گشتاورهای پیوسته اورتاگونال) چند مشکل دارند. انتگرال‌های پیوسته باید با جمع‌کننده‌های گسسته تقریب زده شود. این تقریب، تنها به خطاهای عددی در گشتاورهای محاسبه‌شده منجر نمی‌شود، بلکه روی خواص آنالیزی مثل تغییرناپذیری با چرخش و اورتاگونال بودن تأثیر می‌گذارد. پیچیدگی محاسباتی چندجمله‌ای‌های پایه‌ای زرنیک با افزایش مرتبه آن بسیار افزایش می‌یابد.

روش مرجع یک روش مکانی و برپایه کانتور است (مشابه روش پیشنهادی در این مقاله) و نسبت به مراجع دیگر جدیدتر است (سال ۲۰۱۲). الگوریتم مرجع [23] به

این صورت است که ابتدا از نقاط روی کانتور مرزی نمونه‌برداری می‌شود؛ سپس به‌ترتیب روی نقاط نمونه‌برداری شده خط مماسی رسم می‌شود؛ بعد از آن ارتفاع بقیه نقاط از این خط مماس محاسبه می‌شود. این دنباله از ارتفاع‌ها، ویژگی آن نقطه تعریف می‌شود. این عمل برای بقیه نقاط نمونه‌برداری شده تکرار می‌شود تا بردار ویژگی شکل حاصل شود.

در روش فاصله از مرکز نقاط کانتور، شعاع‌هایی از مرکز شکل خارج می‌شود تا شکل را قطع کند. فاصله نقاط کانتور از مرکز شکل برحسب زاویه شعاعی بیان می‌شود. در این روش ممکن است، شعاع خارج‌شده از مرکز، شکل را در چند نقطه قطع کند؛ بنابراین ممکن است یک زاویه با چند نقطه کانتور متناظر شود؛ پس این روش نمی‌تواند نگاشت منحصر به فردی را بین زاویه و شعاع ایجاد کند؛ ولی روش پیشنهادی در این مقاله یک نگاشت یک‌به‌یک بین نقاط دایره محیطی و نقاط روی کانتور شکل ایجاد می‌کند.

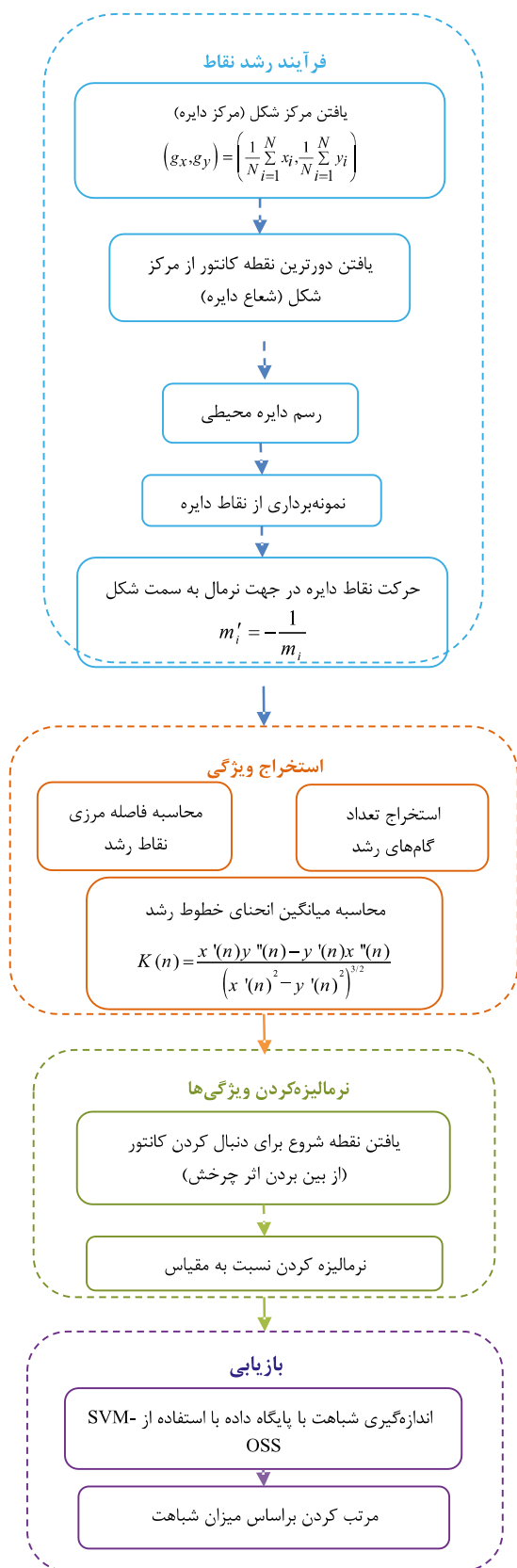
در مرجع [24] در سال ۲۰۱۰ توصیف‌گرهای محلی تغییرناپذیر نسبت به تبدیل وابسته^۲ برای بازیابی شکل معرفی شده است. این روش m نقطه از کانتور شکل نخست و کانتور شکل دوم را در نظر می‌گیرد. برای هر نقطه از کانتور شکل به تعداد $n < m$ نقطه از همسایگی نقطه مورد نظر را در نظر می‌گیرد. برای این n نقطه، ماتریس الحاقی را تشکیل می‌دهد که نسبت به تغییرات تبدیل وابسته مقاوم است؛ سپس برای اندازه‌گیری فاصله بین دو شکل فاصله این دو ماتریس را محاسبه می‌کند.

راه‌های بسیاری برای اندازه‌گیری شباهت بین بردارهای ویژگی وجود دارد. روش‌های فاصله اقلیدسی، فاصله Minkowski [25]، فاصله Bottleneck [26]، فاصله Hausdroff [27]، فاصله Earth Mover [28]، فاصله Transport [29]، فاصله Frechet [30] در سال‌های گذشته برای اندازه‌گیری شباهت به کار برده شده است. در اکثر کارهای گذشته از فاصله اقلیدسی برای سنجش شباهت بین دو شکل استفاده شده است. در مرجع [28] از فاصله EMD برای بازیابی شکل‌ها استفاده شده است. در مرجع [30] از فاصله Frechet استفاده شده است. روش K-means مشکلاتی دارد؛ از جمله این که نقطه شروع آن به‌طور کامل تصادفی است و این که هیچ شرطی برای تعداد خوشه‌ها وجود ندارد. در فاصله Minkowski [29] به ویژگی‌ها، مرکزها و تعداد

² Affine

¹ Geometric

روی نقطه i -ام دایره را نشان می‌دهد و m'_i در رابطه (۱۱) جهت نرمال در این نقطه را نشان می‌دهد.



(شکل - ۱): شمای کلی الگوریتم پیشنهادی.

(Figure - 1): Diagram of the proposed algorithm.

خوشه‌ها وزن داده می‌شود و در هر مرحله این متغیرها به‌روزرسانی می‌شوند. در فاصله Minkowski، برای به‌دست آوردن فاصله بین دو هیستوگرام، ستون‌های آنها نظیربه‌نظیر در نظر گرفته می‌شود؛ ولی در روش EMD [30] فاصله هر ستون از هیستوگرام نخست با تمام ستون‌های هیستوگرام دوم سنجیده می‌شود؛ سپس به این فاصله‌ها وزن داده می‌شود. در این روش تعداد عمل‌گرهایی که لازم است تا روی هیستوگرام نخست صورت گیرد تا به مشابه‌ترین حالت هیستوگرام دوم تبدیل شود به‌عنوان تابع هزینه در نظر گرفته می‌شود.

۳- فرآیند رشدی پیشنهادی

فرآیند رشد نقاط را می‌توان نگاشت نقاط دایره محیطی شکل به نقاط کانتور خارجی شکل در نظر گرفت. برای انجام این نگاشت باید نقاط دایره محیطی به سمت شکل حرکت کنند. از این نگاشت یا به‌عبارت دیگر از حرکت نقاط دایره محیطی ویژگی‌هایی استخراج می‌شود که برای توصیف شکل به‌کار می‌رود. شمای کلی الگوریتم پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است. در این بخش یک فرآیند رشدی معرفی می‌شود که از طریق آن یک کانتور شکل توسط یک دایره بازسازی می‌شود. ابتدا کوچک‌ترین دایره محیطی شکل رسم می‌شود. برای این کار، مرکز ثقل شکل به‌عنوان مرکز دایره در نظر گرفته می‌شود. مختصات مرکز ثقل شکل به صورت رابطه (۹) به‌دست می‌آید که در آن (g_x, g_y) و (x_i, y_i) و N به‌ترتیب مختصات مرکز ثقل شکل، مختصات پیکسل i -ام مساحت شکل و تعداد کل پیکسل‌های شکل است.

$$(g_x, g_y) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right) \quad (9)$$

فاصله دورترین نقطه کانتور شکل نسبت به مرکز شکل شعاع دایره گرفته می‌شود. این نقطه، به‌عنوان نقطه شروع در نظر گرفته می‌شود. نقاط روی دایره باید با گام‌های ثابت نمونه‌برداری شوند.

در این مقاله، تعداد نقاط دایره برای تمام شکل‌ها یکسان، یکصد عدد، در نظر گرفته شده است؛ سپس این نقاط با گام‌های ثابت به‌طور پیوسته در جهت نرمال به سمت شکل حرکت می‌کنند تا جایی که به کانتور شکل برسند.

برای یافتن جهت نرمال هر نقطه تنها از نقطه قبل و بعد آن استفاده شده است. m_i در رابطه (۱۰)، جهت مماس

شکل (۴) نیز تبدیل نقاط دایره (نقاط صورتی) را پس از رسیدن به مرز کانتور شکل (نقاط سبز) نشان می‌دهد.

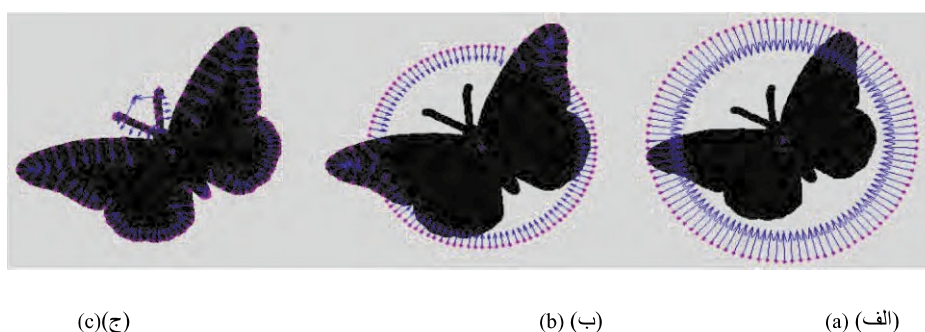
$$m_i = \frac{dy_i}{dx_i} = \frac{y_{i+1} - y_{i-1}}{x_{i+1} - x_{i-1}} \quad (10)$$

۴- توصیف‌گرهای استخراج‌شده از فرآیند

$$m'_i = \frac{-1}{m_i} \quad (11)$$

در این قسمت سه ویژگی استخراج‌شده از فرآیند رشد نقاط توضیح داده می‌شود. ویژگی‌های استخراج‌شده عبارتند از: گام‌های رشد، فاصله مرزی و میانگین انحنای خطوط رشد.

شکل (۲) فرآیند رشد را با حرکت نقاط در جهت نرمال نشان می‌دهد. در شکل (۳) می‌بینیم که در هر مرحله از رشد قسمت‌های محدب و مقعر شکل نمایان می‌شود.



(شکل-۲): فرآیند رشد نقاط. (الف): نقاط صورتی، نقاط دایره رشد و فلش‌های آبی، جهت نرمال نقاط را نشان می‌دهند. (ب): نقاط رشد در جهت فلش‌های آبی که همان جهت نرمال است به سمت شکل حرکت می‌کنند. (ج): نقاط رشد پس از رسیدن به کانتور خارجی شکل می‌رسند.

(Figure- 2): The evolution process. (a) Pink points show evolution points and blue vectors display normal direction. (b) Evolution points move along the normal direction towards the shape. (c) Evolution points reach the boundary of the shape.

۴-۱- گام‌های رشد

تعداد گام‌هایی را که هر یک از نقاط نمونه‌برداری‌شده دایره محیطی باید طی کنند تا به کانتور شکل برسند به‌عنوان توصیف‌گر نخست در نظر گرفته و آن گام‌های رشد نامیده می‌شود. بدیهی است نقاطی که از مرکز شکل دور هستند گام‌های بیشتری را برای رسیدن به کانتور شکل باید طی کنند.



(شکل-۳): مدل فرآیند رشد نقاط. با دنبال کردن شکل‌ها از راست به چپ و از بالا به پایین مشاهده می‌شود که قسمت‌های محدب و مقعر شکل در هر مرحله نمایان می‌شود.

(Figure- 3): The steps of the evolution process, in each iteration the concavities of the shape are created.

۴-۲- فاصله مرزی

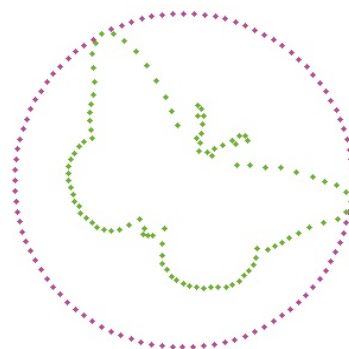
فاصله مرزی بین دو نقطه به‌صورت تعداد پیکسل‌هایی که باید روی کانتور شکل طی شود تا به نقطه دیگر رسید تعریف می‌شود. نقاط دایره در آخر فرآیند رشد که به کانتور شکل رسیده‌اند، فاصله مرزی یکسانی ندارند. همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، نقاط نزدیک به مرکز شکل نسبت به هم فاصله مرزی کم‌تری دارند.

کانتور (شکل) به عنوان ویژگی آن خط در نظر گرفته می شود. تابع انحنای با استفاده از [31] به صورت فرمول (۱۲) محاسبه می شود که در آن x' ، y' ، x'' و y'' به ترتیب مشتق نخست مؤلفه نخست، مشتق نخست مؤلفه دوم، مشتق دوم مؤلفه نخست و مشتق دوم مؤلفه دوم مختصات پیکسل های نقاط خطوط رشد است.

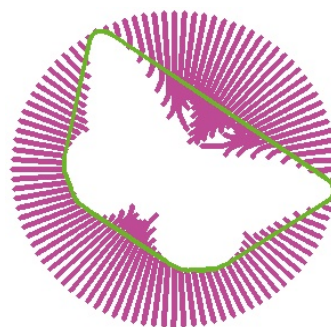
$$K(n) = \frac{x'(n)y''(n) - y'(n)x''(n)}{(x'(n)^2 + y'(n)^2)^{3/2}} \quad (12)$$

۵- اندازه گیری شباهت براساس SVM^۳- OSS

یکی از روش هایی که در همین اواخر برای اندازه گیری شباهت بین بردارهای ویژگی به کار برده می شود OSS است. امتیاز OSS، نشان می دهد که دو بردار داده شده با چه احتمالی به یک طبقه تعلق دارند. این احتمال با استفاده از یک مجموعه نمونه که به اصطلاح مجموعه مثال های منفی^۳ نامیده می شود، محاسبه می شود. برای اندازه گیری امتیاز OSS بین دو بردار داده شده x_i و x_j با استفاده از نمونه های آموزشی منفی A به این صورت عمل می شود: ابتدا مدلی براساس نمونه های منفی یعنی A و نمونه مثبت یعنی x_i آموزش داده و سپس از این مدل برای تعیین طبقه x_j استفاده می شود. امتیاز نخست در این مرحله به دست می آید. این عمل با جابه جایی نقش بردارهای x_i و x_j تکرار می شود و امتیاز دوم حاصل می شود. امتیاز نهایی با میانگین گرفتن از این دو امتیاز حاصل می شود. الگوریتم (۱) مراحل آموزش OSS را نشان می دهد. امتیازی که در مرحله آموزش به دست می آید بستگی به طبقه بندی به کار رفته دارد. در این مقاله از SVM استفاده شده است. SVM طبقه بندی قوی است که در طبقه بندی داده های با بعد بالا بسیار خوب عمل می کند. در SVM یک یا چند ابرصفحه برای طبقه بندی داده ها استفاده می شود. ابرصفحه ها بین طبقه ها طوری قرار می گیرند که بیشترین فاصله بین طبقه های مختلف ایجاد شود. بنابراین، این طبقه بندیها به طبقه بندیهای پیشینه حاشیه^۴ معروف هستند. شکل (۶) آموزش مدل مثال های منفی را براساس SVM نشان می دهد.



(شکل-۴): بازسازی کانتور سبز از دایره صورتی.
(Figure- 4): Reconstructed green contour from pink circle reconstructed circle.



(شکل-۵): خطوط صورتی که از حرکت نقاط حاصل شده اند، خطوط رشد را نشان می دهد. منحنی سبز منحنی محدب شکل را نشان می دهد.

(Figure- 5): Pink lines are created by moving evolution points. The Green curve shows the convex hull plane of the shape.

۴-۳- میانگین انحنای خطوط رشد

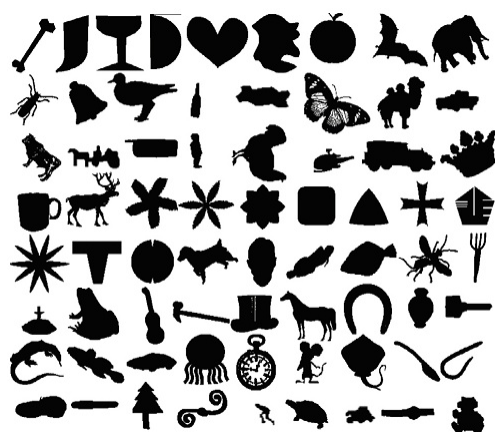
وقتی نقاط دایره حرکت می کنند، خطوطی را می سازند که خطوط رشد نامیده می شوند. دنبال کردن نقاط هر خط رشد از دایره تا منحنی محدب^۱ شکل نشان می دهد که خطوط مستقیم هستند و انحنای ندارند؛ اما در شکل (۵) دیده می شود که بعد از منحنی محدب شکل، این خطوط خمیده می شوند. فرآیند رشد نقاط با یک دایره شروع می شود و تا زمانی که نقاط به منحنی محدب شکل نرسیده اند، خطوط رشد مستقیم و بدون انحنای هستند. پس از عبور نقاط رشد از منحنی محدب شکل، برخی نقاط که به کانتور شکل رسیده اند می ایستند و بقیه همچنان حرکت می کنند و این امر سبب ایجاد انحنای در خطوط می شود. درواقع تقریبی شکل باعث ایجاد انحنای در خطوط رشد می شود. از این رو، میانگین انحنای نقاط هر خط (از منحنی محدب شکل تا

³ Negative examples set

⁴ Maximum margin classifiers

¹ Convexhull

² Support vector machines



(شکل-۷): نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده MPEG-7 Shape-CE-1.

(Figure- 7): Some examples of MPEG-7 Shape-CE-1 data set.

حداکثر بازیابی درست ممکن $28000 \times 20 = 1400$ است. در جدول (۱) نتایج بازیابی با استفاده از الگوریتم‌های پیشنهادشده و سایر الگوریتم‌ها آورده شده است. همان‌طور که می‌بینیم ترکیب سه توصیف‌گر درصد بازیابی را افزایش می‌دهد. اعداد جدول نشان می‌دهد که روش ارائه‌شده نسبت به روش‌های بسیاری درصد بازیابی بالاتری دارد. در شکل (۸) سه نمونه از بازیابی نشان داده شده است. شکل‌هایی که داخل کادر سبز است، بازیابی درست را نشان می‌دهد.

برای پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی از نرم‌افزار MATLAB تحت ویندوز استفاده شده است. این الگوریتم روی رایانه Intel Core 2 اجرا شده است. زمان اجرای برنامه برای ویژگی‌های "گام‌های رشد"، "فاصله مرزی" و "انحنای خطوط رشد" روی پایگاه داده MPEG-7 به‌ترتیب برابر با سیزده دقیقه، هفده دقیقه و چهارده دقیقه است. که به‌طور متوسط برای هر شکل به‌ترتیب $0/56$ ، $0/73$ و $0/6$ ثانیه زمان لازم است تا بازشناسی شود.

۶-۲- پایگاه داده Kimia-25 Shape

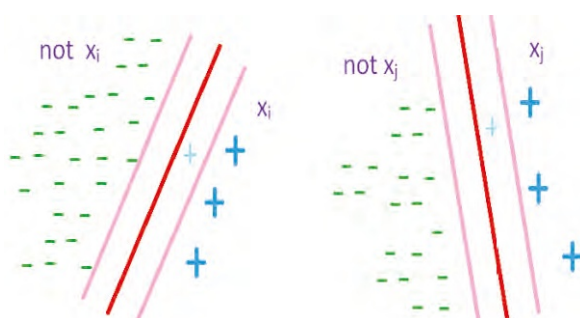
یکی دیگر از پایگاه داده‌هایی که در بازیابی شکل بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد، پایگاه داده Kimia-25 shape [۱۲] است. این پایگاه داده شامل ۲۵ تصویر دودویی است که در شش طبقه جای گرفته‌اند. شکل (۹) تصاویر این پایگاه داده را نشان می‌دهد. گزارش نتایج بازیابی در این پایگاه داده به‌صورت نخستین شکل مشابه، دو شکل مشابه نخست و سه شکل مشابه نخست در نظر گرفته می‌شود. نتایج بازیابی در جدول (۲) آمده است.

۶- نتایج شبیه‌سازی

۶-۱- پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1

پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1 [32] یک پایگاه داده معروف برای بازیابی و بازشناسی شکل محسوب می‌شود. پایگاه داده شامل هفتاد طبقه است که هر یک شامل بیست تصویر سیاه و سفید است. شکل (۷) نمونه‌هایی از تصاویر این پایگاه داده را نشان می‌دهد. این پایگاه داده شامل تصاویر طبیعی و ساختگی است و تغییرات هندسی شامل چرخش، اندازه و تغییرات مکانی در آن به‌چشم می‌خورد. به‌منظور مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های موجود در شرایط برابر، برای بازیابی در این پایگاه داده از امتیاز (bullseye) [33] استفاده می‌شود. برای محاسبه این امتیاز، هر شکل یک‌بار به‌عنوان داده آزمایشی در نظر گرفته و با تمام شکل‌های دیگر مقایسه می‌شود؛ سپس چهل شکل مشابه نخست انتخاب می‌شود. در این چهل مورد انتخاب‌شده، تعداد شکل‌هایی که در طبقه درست هستند، شمرده می‌شوند. تعداد بازیابی‌های درست برای تمام طبقه‌ها شمارش و به‌عنوان امتیاز bullseye گزارش می‌شود. درصد بازیابی به صورت درصدی از حداکثر بازیابی درست ممکن اعلام می‌شود.

الگوریتم (۱): آموزش OSS
One-Shot-Similarity (x_i, x_j, A) :
Model 1: train (x_i, A)
Score 1: classify (x_j , Model 1)
Model 2: train (x_j, A)
Score 2: classify (x_i , Model 2)
Return $\frac{1}{2} (\text{Score 1} + \text{Score 2})$



(شکل-۶): محاسبه OSS برای دو بردار x_i و x_j و آموزش مدل مثال‌های منفی براساس SVM.

(Figure- 6): Computing OSS for vectors x_i and x_j and learning model for negative examples by SVM.

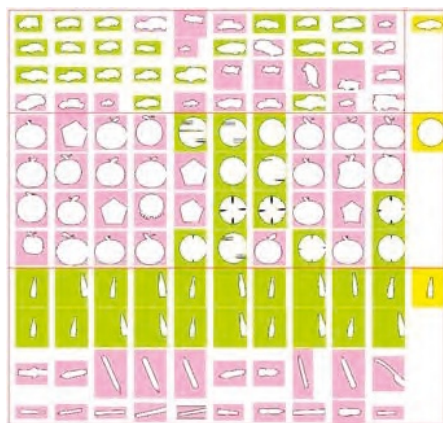
(جدول - ۱): نتایج بازیابی الگوریتم‌های مختلف روی پایگاه داده

MPEG-7

(Table- 1): Comparison of retrieval rates for different algorithms performed on MPEG-7 dataset.

الگوریتم	درصد بازیابی
فضای مقیاس انحنای [5]	75.44
قطعه‌های بصری [32]	76.45
محتوای شکل [10]	76.51
تصویر چرخش سایه [34]	77.34
منحنی‌های هم‌تراز [35]	78.17
مجموعه فاصله‌ها [36]	78.38
روش احتمالاتی [37]	79.19
احتمالات شانس [38]	82.69
محتوای اسکلتی [39]	79.92
مدل عمومی [40]	80.03
فضای مقیاس انحنای بهینه [5]	80.54
تطابق ثابت [41]	80.78
چند ضلعی چند رزولوشن [43]	84.33
نمایش چند مقیاس کانتور بسته [43]	84.93
الگوی زاویه‌ای باینری [44]	87.04
برش رشته‌ای سلسله مراتبی [44]	87.31
انعطاف کانتور [45]	89.31
توصیف‌گرهای محلی تغییرناپذیر نسبت به تبدیل وابسته [24]	89.62
تابع ارتفاع [23]	89.66
تابع ارتفاع + پیچیدگی شکل [23]	90.35
گام‌های نقاط رشد	86.78
فاصله مرزی نقاط رشد	87.02
گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد	87.98
گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد	89.16

ویژگی اصلی این پایگاه داده قسمت‌های پوشانده شده در شکل‌های آن است و همان‌طور که نتایج جدول (۳) نشان می‌دهد، توصیف‌گرهای استخراج‌شده از فرآیند رشد نقاط برای بازشناسی این پایگاه داده بسیار خوب عمل کرده است. در هر سه پایگاه داده، تغییرات هندسی مانند تغییر مکان، چرخش و تغییر اندازه و همین‌طور تغییرات غیرخطی وجود دارد. درصد بالای بازیابی، مقاوم‌بودن توصیف‌گرها را در برابر این تغییرات نشان می‌دهد. عمل بازیابی را می‌توان به‌صورت عمل دسته‌بندی بین دو طبقه در نظر گرفت. به‌عنوان مثال در مورد پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1 طبقه نخست، طبقه شماره یک و طبقه دوم بقیه طبقه‌های پایگاه داده، یعنی طبقه‌های شماره دو تا شماره هفتاد، در نظر گرفته می‌شود. در رابطه با دسته‌بندی دودویی چهار نتیجه مورد انتظار است. نتیجه نخست تعداد نمونه‌هایی است که به طبقه p تعلق دارند و طبقه آنها p تشخیص داده شده است.



(شکل - ۸): نتایج بازیابی برای سه شکل، از پایگاه داده MPEG-7.

برای هر شکل چهار شکل نخست مشابه انتخاب می‌شود.

شکل‌های داخل کادر سبز بازیابی درست را نشان می‌دهد.

(Figure- 8): Retrieval results for three shapes from MPEG-7 dataset. For each shape, 40 most similar shapes are selected. Green cells show accurate retrieve.



(شکل - ۹): تصاویر پایگاه داده Kimia-25 shape

(Figure- 9): Kimia-25 dataset's images.

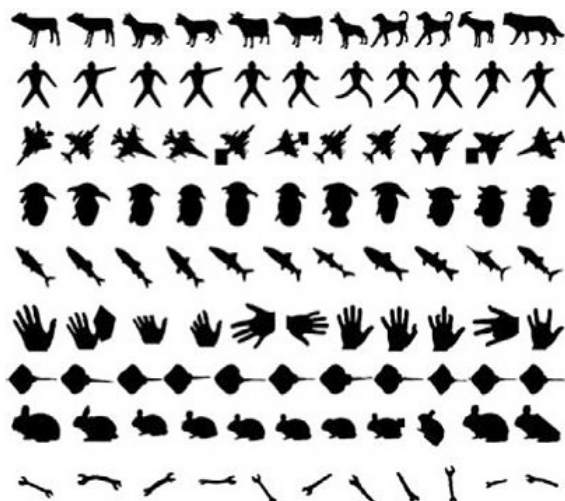
۳-۶ - پایگاه داده Kimia-99 Shape

پایگاه داده Kimia-99 Shape [12] از ۹۹ شکل تشکیل شده که شامل ۹ گروه است و داخل هر گروه یازده شکل وجود دارد. شکل (۱۰) تصاویر این پایگاه داده را نشان می‌دهد. در این پایگاه داده، تغییرات شکلی مثل انسداد و قسمت‌های از دست‌رفته وجود دارد. این تصاویر شامل تصاویر چارپایان، هواپیما، آدمک، ماهی، دست، ابزار، خرگوش، اشعه و یک طبقه شامل تصاویر متفرقه است. در آزمایش بازیابی، هر شکل با کل شکل‌های دیگر مقایسه می‌شود و به‌ترتیب نخستین شکل مشابه، دو شکل مشابه و ... تا ده شکل مشابه انتخاب و هر بار تعداد بازیابی‌های صحیح گزارش می‌شود. جدول (۳) نتایج بازیابی روی این پایگاه داده را نشان می‌دهد.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (14)$$

$$f_{i_normalized} = \frac{f_i - \min(f_i)}{\max(f_i) - \min(f_i)} \quad (15)$$



(شکل - ۱۰): تصاویر پایگاه داده Kimia-99 Shape
(Figure- 10): Kimia-99 dataset's images.

این نتیجه True Positive یا به اختصار TP نام‌گذاری می‌شود. نتیجه دوم تعداد نمونه‌هایی است که به طبقه n تعلق دارند؛ ولی طبقه آنها p تشخیص داده شده است. این نتیجه False Positive (FP) نام دارد. نتیجه سوم تعداد نمونه‌هایی است که به طبقه n تعلق دارند و طبقه آنها n تشخیص داده شده است. این نتیجه True Negative (TN) نامیده می‌شود. نتیجه چهارم تعداد نمونه‌هایی است که به طبقه p تعلق دارند؛ ولی طبقه آنها p تشخیص داده شده است. این نتیجه False Negative نامیده می‌شود. نمودار ROC نرخ TP را برحسب نرخ FP نشان می‌دهد. نرخ TP و نرخ FP به ترتیب از روابط (۱۳) و (۱۴) به دست می‌آید.

(جدول - ۲): نتایج بازیابی الگوریتم‌های مختلف روی پایگاه داده

Kimia-25

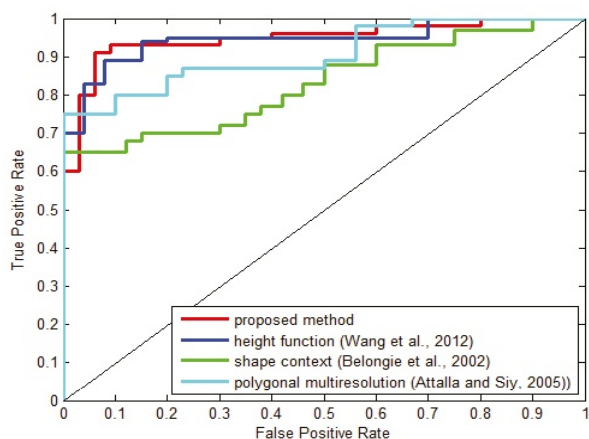
(Table- 2): Comparison of retrieval rates for different algorithms performed on Kimia-25 dataset.

الگوریتم	م-۱	م-۲	م-۳
محتوای شکل [۱۰]	25	24	22
اندیس گذاری بر پایه تقارن [۴۶]	23	21	20
گام‌های نقاط رشد	24	23	23
فاصله مرزی نقاط رشد	25	24	23
گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد	24	24	23
گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد	25	24	24

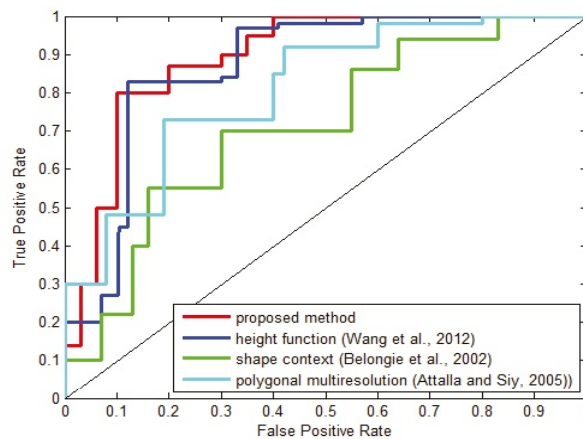
(جدول - ۳): نتایج بازیابی الگوریتم‌های مختلف روی پایگاه داده Kimia-99

(Table- 3): Comparison of retrieval rates for different algorithms performed on Kimia-99 dataset.

الگوریتم	م-۱	م-۲	م-۳	م-۴	م-۵	م-۶	م-۷	م-۸	م-۹	م-۱۰
محتوای شکل [10]	97	91	88	85	84	77	75	66	57	37
مدل عمومی [40]	99	97	99	98	96	96	94	83	75	48
شباهت مسیر [47]	99	99	99	99	96	97	95	93	89	73
قطعات سلسله مراتبی [48]	99	99	98	98	98	97	96	94	93	82
گراف شوک [12]	99	99	99	98	98	97	96	95	93	82
نمایش مساحت مثلثی [6]	99	99	99	98	98	97	97	98	94	79
نمایش سمبلیک [49]	99	99	99	98	99	98	98	95	96	94
تابع ارتفاع [23]	99	99	99	99	98	99	99	96	95	88
گام‌های نقاط رشد	99	99	99	98	97	97	95	91	89	85
فاصله مرزی نقاط رشد	99	99	98	98	96	95	95	92	89	86
گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد	99	99	99	99	98	97	97	95	94	89
گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد	99	99	99	99	99	98	97	94	94	89



(ب): کلاس ۱ (class 1)



(الف): کلاس ۵۲ (class 52)

(شکل - ۱۱): نمودار ROC برای دو کلاس از پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1.

(Figure- 11): ROC for two class of MPEG-7 CE-Shape-1.

(جدول - ۴): مقایسه نتایج دسته‌بندی روی پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1

(Table- 4): Comparison of recognition rates on MPEG-7 dataset

PNN	SVM	
91.89	92.60	گام‌های نقاط رشد
92.46	93.24	فاصله مرزی نقاط رشد
92.35	93.50	گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد
93.79	95.43	گام‌های رشد + فاصله مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد

۸- پیچیدگی محاسباتی

پیچیدگی محاسباتی فرآیند رشد نقاط از درجه $O(N)$ است؛ زیرا در هر مرحله تنها باید این شرط را بررسی کند که آیا نقاط از کانتور مرزی شکل عبور کرده‌اند یا نه. هم‌زمان با فرآیند رشد نقاط می‌توان توصیف‌گر گام‌های رشد را به‌دست آورد. بنابراین پیچیدگی محاسباتی توصیف‌گر نخست از درجه $O(N)$ است. در توصیف‌گر فاصله مرزی باید دنباله نقاط کانتور مرزی به‌دست آید. پیچیدگی محاسباتی استخراج دنباله نقاط کانتور مرزی از درجه $O(N)$ است. بنابراین پیچیدگی محاسباتی توصیف‌گر دوم از درجه $O(N)+O(N)=2*O(N)$ است. برای استخراج توصیف‌گر سوم، باید دنباله نقاط خطوط رشد به‌دست آید. بنابراین پیچیدگی محاسباتی توصیف‌گر سوم از درجه $O(N)+O(N)=2*O(N)$ خواهد بود. پس هر سه توصیف‌گر استخراج شده نسبت به تابع ارتفاع [23] ساده‌تر هستند.

در شکل (۱۱) و نمودار ROC دو طبقه از پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1 برای الگوریتم پیشنهادی و سه الگوریتم دیگر نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل (۱۱) مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم تابع ارتفاع [23] عملکرد مشابهی دارند.

۷- مقایسه نتایج طبقه‌بندی

برای سنجش میزان شباهت یک شکل با شکل‌های دیگر دو روش بازیابی و طبقه‌بندی (بازشناسی) به‌کار می‌رود. در بازیابی به‌طور معمول فاصله اقلیدسی شکل با شکل‌های دیگر در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله برای سنجش شباهت به جای فاصله اقلیدسی از امتیاز OSS استفاده شده است. در طبقه‌بندی، مفاهیم آموزش^۱ و آزمایش^۲ مطرح می‌شود. برای همین در مقالات بازیابی، انواع طبقه‌بندی را ارائه نمی‌دهند. در این مقاله، جهت ارزیابی میزان کارآمدی ویژگی‌های پیشنهادی، علاوه بر بازیابی از طبقه‌بندی نیز استفاده شده و نتایج آزمایش برای دو طبقه‌بند SVM معمولی و همچنین PNN^۳ به‌دست آمده است. برای این کار پایگاه داده MPEG-7 CE-Shape-1 به‌کار گرفته می‌شود. هفتاد درصد داده‌ها به‌عنوان داده آموزشی و سی درصد داده‌ها به‌عنوان داده آزمایشی در نظر گرفته می‌شود. جدول (۴) نشان می‌دهد که بهترین نتیجه برای همه ویژگی‌ها با استفاده از SVM معمولی به‌دست آمده است.

¹ Training

² Test

³ Probabilistic Neural Network

۹- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک فرآیند رشدی معرفی شد که طی آن کانتور شکل با استفاده از دایره محیطی شکل بازسازی شد. از این فرآیند سه توصیف‌گر شکل: گام‌های رشد، فاصله مرزی و میانگین انحنای خطوط رشد استخراج شد. روش ارائه‌شده یک روش بر پایه کانتور شکل است که اطلاعات کلی و جزئی شکل را استخراج می‌کند. پیاده‌سازی روش پیشنهادی آسان است. از این سه توصیف‌گر و ترکیب آنها در عمل بازیابی تصاویر دودویی روی سه پایگاه داده استفاده شد. نتایج آزمایش کارآمد بودن توصیف‌گرها را نشان می‌دهد. این روش را می‌توان روی تصاویر سه‌بعدی نیز پیاده کرد.

روش تابع ارتفاع [23] نسبت به روش پیشنهادی بهتر عمل کرده است؛ ولی بعد ویژگی آن بالاست. درحالی که روش پیشنهادی نمایش فشرده‌تری از شکل ارائه می‌دهد. از طرفی پیچیدگی محاسباتی روش تابع ارتفاع از درجه $O(N^3)$ است. در صورتی که پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی از درجه $O(N)$ است. پس روش پیشنهادی ساده‌تر است. روش توصیف‌گرهای محلی تغییرناپذیر نسبت به تبدیل وابسته [24]، فقط ویژگی‌های محلی کانتور را استخراج می‌کند. ویژگی‌های محلی نسبت به نوفه و انسداد حساس هستند. در مقاله [24] تأکید روی از بین بردن تبدیل وابسته است و انسداد نادیده گرفته شده است و همچنین از پایگاه داده‌هایی بدون انسداد استفاده شده است. روش انعطاف کانتور [45]، طبق گفته خود نویسندگان، نسبت به انسداد عملکرد خوبی ندارد؛ ولی همان‌طور که مشاهده شد روش پیشنهادی روی پایگاه داده Kimia-99 Shape که دارای انسداد بسیار است در صد قابل قبولی را به‌دست آورد. از طرفی روش انعطاف کانتور [45] تغییرات جزئی کانتور را نادیده می‌گیرد. این در حالی است که دو ویژگی روش پیشنهادی، یعنی فاصله مرزی نقاط رشد و میانگین انحنای خطوط رشد تغییرات کانتور را در نظر می‌گیرند و درواقع تغییرات کانتور را استخراج می‌کنند.

ضمیمه

برای هنجارسازی کردن بردارهای ویژگی از رابطه (۱۵) استفاده می‌شود که در آن f_i و $f_{i_normalized}$ به ترتیب عنصر i -ام از بردار ویژگی هنجارسازی شده و هنجارسازی نشده است. عناصر بردارهای ویژگی بین ۰ و ۱ مقیاس می‌شوند.

۱۰- مراجع

10-Reference

- [1] X. S. Zhou and T. S. Huang, "Unifying keywords and visual contents in image retrieval," *Ieee Multimedia*, vol. 9, pp. 23-33, 2002.
- [2] M. Flickner, H. Sawhney, W. Niblack, J. Ashley, Q. Huang, B. Dom, et al., "Query by image and video content: The QBIC system," *computer*, vol. 28, pp. 23-32, 1995.
- [3] L. Wolf, T. Hassner, and Y. Taigman, "Effective unconstrained face recognition by combining multiple descriptors and learned background statistics," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 33, pp. 1978-1990, 2011.
- [4] D. Zhang and G. Lu, "A comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures," in *Proc. International Conference on Intelligent Multimedia and Distance Education (ICIMADE01)*, (2001).
- [5] F. Mokhtarian, S. Abbasi, and J. Kittler, "Efficient and Robust Retrieval by Shape Content," *Image Databases and Multi-Media Search*, vol. 8, p. 51, 1998.
- [6] N. Alajlan, I. El Rube, M. S. Kamel, and G. Freeman, "Shape retrieval using triangle-area representation and dynamic space warping," *Pattern Recognition*, vol. 40, pp. 1911-1920, 2007.
- [7] Y. K. Liu, W. Wei, P. J. Wang, and B. Žalik, "Compressed vertex chain codes," *Pattern Recognition*, vol. 40, pp. 2908-2913, 2007.
- [8] J. Iivarinen and A. J. Visa, "Shape recognition of irregular objects," in *Photonics East'96*, 1996, pp. 25-32.
- [9] D. Guru and H. Nagendraswamy, "Symbolic representation of two-dimensional shapes," *Pattern Recognition Letters*, vol. 28, pp. 144-155, 2007.
- [10] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, "Shape matching and object recognition using shape contexts," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 24, pp. 509-522, 2002.
- [11] S. P. Smith and A. K. Jain, "Chord distributions for shape matching," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 20, pp. 259-271, 1982.
- [12] T. B. Sebastian, P. N. Klein, and B. B. Kimia, "Recognition of shapes by editing their shock graphs," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, pp. 550-571, 2004.
- [13] K. Siddiqi and B. B. Kimia, "A shock grammar for recognition," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1996. Proceedings CVPR'96, 1996 IEEE Computer Society Conference on*, 1996, pp. 507-513.

- bottleneck matching and related problems using geometry," in *Proceedings of the twelfth annual symposium on Computational geometry*, 1996, pp. 301-310.
- [27] E. Baudrier, G. Millon, F. Nicolier, and S. Ruan, "A new similarity measure using Hausdorff distance map," in *Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on*, 2004, pp. 669-672.
- [28] X. Shu and X.-J. Wu, "A novel contour descriptor for 2D shape matching and its application to image retrieval," *Image and vision Computing*, vol. 29, pp. 286-294, 2011.
- [29] D. S. Fry, "Shape recognition using metrics on the space of shapes," 1993.
- [30] H. Alt and M. Godau, "Computing the Fréchet distance between two polygonal curves," *International Journal of Computational Geometry & Applications*, vol. 5, pp. 75-91, 1995.
- [31] A. C. Jalba, M. H. Wilkinson, and J. B. Roerdink, "Shape representation and recognition through morphological curvature scale spaces," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, pp. 331-341, 2006.
- [32] L. J. Latecki and R. Lakamper, "Shape similarity measure based on correspondence of visual parts," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, pp. 1185-1190, 2000.
- [33] L. J. Latecki, R. Lakamper, and T. Eckhardt, "Shape descriptors for non-rigid shapes with a single closed contour," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. Proceedings. IEEE Conference on*, 2000, pp. 424-429.
- [34] E. Akagündüz, "Shape recognition using orientational and morphological scale-spaces of curvatures," *IET Computer Vision*, vol. 9, pp. 750-757, 2015.
- [35] T. B. Sebastian, P. N. Klein, and B. B. Kimia, "On aligning curves," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 25, pp. 116-125, 2003.
- [36] C. Grigorescu and N. Petkov, "Distance sets for shape filters and shape recognition," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 12, pp. 1274-1286, 2003.
- [37] G. McNeill and S. Vijayakumar, "2D shape classification and retrieval," 2005.
- [38] B. J. Super, "Learning chance probability functions for shape retrieval or classification," in *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2004. CVPRW'04. Conference on*, 2004, pp. 162-169.
- [14] N. Arica and F. T. Y. Vural, "BAS: a perceptual shape descriptor based on the beam angle statistics," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, pp. 1627-1639, 2003.
- [15] D. Zhang and G. Lu, "A comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures," in *Proc. of international conference on intelligent multimedia and distance education (ICIMADE01)*, 2001, pp. 1-9.
- [16] D. Zhang and G. Lu, "A comparative study of Fourier descriptors for shape representation and retrieval," in *Proc. of 5th Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, 2002, pp. 646-651.
- [17] D. Zhang and G. Lu, "A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 14, pp. 39-57, 2003.
- [18] R. B. Yadav, N. K. Nishchal, A. K. Gupta, and V. K. Rastogi, "Retrieval and classification of shape-based objects using Fourier, generic Fourier, and wavelet-Fourier descriptors technique: A comparative study," *Optics and Lasers in engineering*, vol. 45, pp. 695-708, 2007.
- [19] G.-H. Chuang and C.-C. Kuo, "Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, pp. 56-70, 1996.
- [20] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, *Image processing, analysis, and machine vision*: Cengage Learning, 2014.
- [21] M.-K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE transactions on information theory*, vol. 8, pp. 179-187, 1962.
- [22] M. E. Celebi and Y. A. Aslandogan, "A comparative study of three moment-based shape descriptors," in *Information Technology: Coding and Computing, 2005. ITCC 2005. International Conference on*, 2005, pp. 788-793.
- [23] J. Wang, X. Bai, X. You, W. Liu, and L. J. Latecki, "Shape matching and classification using height functions," *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 134-143, 2012.
- [24] Z. Wang and M. Liang, "Locally affine invariant descriptors for shape matching and retrieval," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 17, pp. 803-806, 2010.
- [25] R. C. De Amorim and B. Mirkin, "Minkowski metric, feature weighting and anomalous cluster initializing in K-Means clustering," *Pattern Recognition*, vol. 45, pp. 1061-1075, 2012.
- [26] A. Efrat and A. Itai, "Improvements on



خدیجه مهدی‌خانلو دوره

کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق-کنترل در دانشگاه صنعتی امیرکبیر و دوره کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق - مخابرات سیستم در دانشگاه صنعتی

سهند تبریز به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۹۰ و ۱۳۹۳ به پایان رسانید و هم‌اکنون دانشجوی دکترای رشته مهندسی برق-مخابرات سیستم در دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی سهند تبریز است. زمینه‌های مورد علاقه ایشان پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از :

kh_mahdikhani@sut.ac.ir



حسین ابراهیم‌نژاد مدرک کارشناسی

و کارشناسی ارشد خود را به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ در رشته مهندسی برق-الکترونیک و برق مخابرات از دانشگاه تبریز و دانشگاه صنعتی

خواجه نصیرالدین طوسی اخذ کرد. همچنین مدرک دکترای خود را در گرایش مخابرات سیستم در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت کرد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان بینایی کامپیوتر، پردازش مدل سه‌بعدی، پردازش تصویر، شناسایی الگو و محاسبات نرم بوده و در حال حاضر عضو هیأت علمی با مرتبه دانشیار در دانشگاه صنعتی سهند می باشد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ebrahimnezhad@sut.ac.ir

2004, pp. 93-93.

- [39] J. Xie, P.-A. Heng, and M. Shah, "Shape matching and modeling using skeletal context," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp. 1756-1767, 2008.
- [40] Z. Tu and A. L. Yuille, "Shape matching and recognition—using generative models and informative features," in *European Conference on Computer Vision*, 2004, pp. 195-209.
- [41] B. J. Super, "Retrieval from shape databases using chance probability functions and fixed correspondence," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 20, pp. 1117-1137, 2006.
- [42] E. Attalla and P. Siy, "Robust shape similarity retrieval based on contour segmentation polygonal multiresolution and elastic matching," *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 2229-2241, 2005.
- [43] T. Adamek and N. E. O'Connor, "A multiscale representation method for nonrigid shapes with a single closed contour," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, pp. 742-753, 2004.
- [44] B. Wang and Y. Gao, "Hierarchical string cuts: a translation, rotation, scale, and mirror invariant descriptor for fast shape retrieval," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, pp. 4101-4111, 2014.
- [45] C. Xu, J. Liu, and X. Tang, "2D shape matching by contour flexibility," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, pp. 180-186, 2009.
- [46] D. Sharvit, J. Chan, H. Tek, and B. B. Kimia, "Symmetry-based indexing of image databases," in *Content-Based Access of Image and Video Libraries, 1998. Proceedings. IEEE Workshop on*, pp. 56-62, 1998.
- [47] X. Bai and L. J. Latecki, "Path similarity skeleton graph matching," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 30, pp. 1282-1292, 2008.
- [48] N. Payet and S. Todorovic, "Matching hierarchies of deformable shapes," in *International Workshop on Graph-Based Representations in Pattern Recognition*, 2009, pp. 1-10.
- [49] M. R. Daliri and V. Torre, "Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp. 1782-1798, 2008.

