بازیابی مبتنی بر شکل اجسام با توصیف‌گرهای به‌دست‌آمده از فرآیند رشد کانتوری

خدیجه مهدیخانلو و حسین ابراهیم‌نژاد*

آزمایشگاه تحقیقاتی بینایی کامپیوتر، دانشکدهٔ 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 که در آن یک کانتور با استفاده از دایرهٔ محیطی شکل بازسازی می‌شود. نقاط دایرهٔ 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، فاصلهٔ مرزی نقاط از یکدیگر است؛ زمانی که همهٔ نقاط به کانتور مرز رسیده باشند. توصیف‌گر سوم نیز به‌صورت انحنای خطوط ایجادشده 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 نقطهٔ شروع ثابت و جهت مشخص (ساعت‌گرد یا پاد ساعت‌گرد) برای دنبال‌کردن کانتور شکل، این ویژگی‌ها نسبت به چرخش تغییرناپذیر خواهند شد. در آخر، با هنجارسازی کردن، ویژگی‌ها نسبت به مقیاس تغییرناپذیر می‌شوند. در مرحلهٔ 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 دادهٔ MPEG-7 CE-Shape-1، ۸۹,۱۶ درصد است.

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

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

Khadije Mahdikhanlou & 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.

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

۱- مقدّمه

ظهور فناوری‌های جدید، منجر به تولید روزافزون تصاویر دیجیتال شده است. بنابراین نیاز است که سامانه‌های خودکار برای بازیابی تصویر به‌وجود 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. علاوه‌براین، تصاویر از لحاظ محتوایی غنی هستند؛ بنابراین، به‌منظور غلبه بر مشکلات گفته‌شده روش‌هایی بر پایهٔ ویژگی‌های بصری که به‌طورمستقیم از محتوای تصویر گرفته شده‌اند، ارائه شده است [2]. محتوای تصاویر شامل بافت، رنگ و شکل است. استخراج و ارائهٔ ویژگی شکلی، اساس بازشناسی شئ 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[1] و انسداد[2] مقاوم باشند. به‌طورکلی 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 به‌کار 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 به‌صورت مجموعه‌ای از اجزا در نظر می‌گیرند. در بعد دیگر، شکل‌ها را می‌توان در حوزهٔ مکان یا حوزهٔ فرکانس تحلیل کرد. روش‌های مکانی، نقاط شکل را بررسی می‌کنند. در روش‌های بر پایهٔ فرکانس، شکل به حوزهٔ فرکانسی نگاشت می‌شود.

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

در بازیابی شکل همیشه مصالحه‌ای بین کارایی ویژگی‌ها و دقت آنها وجود دارد. به‌عبارت دیگر زمانی که بعد ویژگی‌های استخراجی زیاد باشد، دقت بیشتر است، ولی نمایش شکل به‌صورت فشرده نیست. با کاهش بعد ویژگی‌های استخراجی، می‌توان نمایش فشرده‌تری از شکل را ارائه داد؛ ولی دقت بالا نیست. حوزهٔ فرکانس، تعادل و مصالحهٔ قابل قبولی را بین فشردگی و دقت ویژگی‌ها برقرار می‌کند. در حوزهٔ مکانی ویژگی‌های استخراج شده به‌طورمستقیم مورد استفاده قرار می‌گیرند و نیازی به محاسبات بیشتر برای نگاشت آنها به حوزهٔ فرکانسی نیست. حوزهٔ 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 حوزهٔ 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.

ادامهٔ 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[3] 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 زاویهٔ مماس

[1] Distortion

[2] Occlusion

[3] One-Shut Similarity

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

نقاط کانتور مرزی معرفی شده است [4]. توابع یک‌بعدی می‌توانند به‌تنهایی معرف شکل باشند یا به‌عنوان پیش‌پردازش برای سایر الگوریتم‌های استخراج ویژگی، مانند توصیف‌گرهای فوریه و توصیف موجک[1] 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 رابطهٔ (۱) تعریف می‌شود که درآن g_x و g_y به ترتیب مولفهٔ نخست و دوم مرکز شکل است که با استفاده از روابط (۲) و (۳) به‌دست می‌آید.

(۶)

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

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

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

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

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

از آنجایی‌که 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 زاویهٔ مماس در نقطهٔ $P_n(x(n),y(n))$ به‌صورت رابطهٔ (۵) جهت خط مماس منحنی تعریف می‌شود.

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

ω نمایندهٔ پنجرهٔ کوچکی است که برای محاسبهٔ دقیق $\theta(n)$ به کار می‌رود.

از دیگر توابع یک‌بعدی می‌توان به انحنا[2] اشاره کرد که مکان‌های مقعر و محدب‌شکل را استخراج می‌کند[5] . تابع مساحت یکی دیگر از توصیف‌گرهای یک‌بعدی است که به‌صورت مساحت مثلثی که از دو نقطهٔ مرزی متوالی و مرکز ثقل شکل تشکیل می‌شود، تعریف می‌شود[4]. مساحت مثلث تشکیل شده بین سه نقطهٔ 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 به‌ترتیب به معنی نقاط محدب، مقعر و نقاط روی خط مستقیم است [6].

برای هر سه نقطهٔ $P_{n-ts}(x_{n-ts},y_{n-ts})$ ، $P_n(x_n(n),y_n(n))$ 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 به‌صورت رابطهٔ (۶) تعریف می‌شود:

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

در بین توابع یک‌بعدی، توصیف‌گر انحنا و نمایش مساحت مثلثی نسبت به انسداد جزیی مقاوم هستند، ولی به‌طور کلی توابع یک‌بعدی نسبت به نوفه و تغییرات کانتور شکل بسیار حساس هستند.

کد زنجیره[3]، 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 کدزنجیره، 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 کدزنجیره، به جای مکان‌یابی مطلق کانتور، مکان‌یابی نسبی محاسبه می‌شود. به همین دلیل، این کد نسبت به انتقال تغییرناپذیر است.

می‌توان برای مقایسهٔ مرز شکل‌ها، کدزنجیرهٔ 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 کدزنجیرهٔ تفاضلی[4] و کدزنجیرهٔ نمونه‌بردار مجدد[5]، مطرح شده است [۷]. زمانی که کدزنجیره برای مقایسهٔ شکل‌ها به کار می‌رود، نباید نسبت به انتخاب نقطه شروع در توالی حساس باشد. کدزنجیره به‌طورمعمول بعد بالایی دارد و نسبت به نوفه و اعوجاج حساس است. بنابراین، به جز هیستوگرام کدزنجیره، سایر کدهای زنجیره به‌عنوان نمایش

[1] Wavelet
[2] Curvature
[3] Chain code
[4] Differential chain code
[5] Re-sampling chain code

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

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 فاصلهٔ نقاط مرز از این خط حداقل مقدار ممکن باشد. این خط به فواصل مساوی تقسیم و از این نقاط به دست آمده خطوطی به‌صورت 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 مجموعهٔ این فواصل به‌عنوان بردار ویژگی در نظر گرفته می‌شود. این توصیف‌گر نسبت به مقیاس، مکان و چرخش تغییرناپذیر است.

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

در ایدهٔ 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[1] یک توصیف‌گر بر پایهٔ محور میانی است. محور میانی محبوب‌ترین روشی است که به‌عنوان چکیده‌ای مفید برای نمایش و مدل‌کردن شکل‌های جانداران پیشنهاد شده است. اسکلت و گراف‌های شوک به‌طور وسیعی برای نمایش اشیا استفاده شده است. در این روش‌ها از خطوط یا کمان‌هایی استفاده می‌شود. محور میانی یک عمل‌گر پردازش تصویر است که شکل‌های ورودی را به‌صورت محورهای چوب‌مانند، نمایش می‌دهد. این محور جایگاه مرکز دایره‌هایی است که از دو طرف به کانتور شکل مماس شده و به‌طور 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 اولیهٔ سازندهٔ آن به‌صورت سلسله‌مراتبی تجزیه می‌کند [12]،[13].

توصیف‌گر شکل، آمارگان زاویهٔ پرتویی[2] برپایهٔ پرتوهایی است که از یک نقطهٔ مرزی سرچشمه می‌گیرند که به‌صورت خط واصل آن نقطه و باقی نقاط مرز تعریف می‌شود [14].

اگرچه، تبدیل فوریه یک روش چهل‌ساله است، هنوز هم به‌عنوان یک ابزار توصیف معتبر در نظر گرفته می‌شود. توصیف و طبقه‌بندی شکل با استفاده از تبدیل فوریه 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. به‌طور کلی، توصیف‌گر فوریه با استفاده از اعمال تبدیل فوریه به توابع یک‌بعدی شکل، به‌دست آمده از مختصات کانتور، به‌دست می‌آید [15]،[16]،[17].

تبدیل فوریهٔ گسسته $r(n)$ توسط رابطهٔ (۷) توصیف می‌شود:

$$a_n = \frac{1}{N}\sum_{t=0}^{N-1} r(t)e^{-\frac{j2\pi nt}{N}} \qquad (۷)$$

در رابطهٔ (۷) $n=0,1,...,N-1$ است.

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

در روش تبدیل موجک [19] توصیف منحنی مسطح به‌صورت 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، منحصربه‌فردبودن، ثبات و اطلاعات مکانی را دارد.

ایدهٔ گشتاورها[3] از گشتاورهای مکانیکی گرفته شده است. گشتاور، یک سامانهٔ تئوری یک‌پارچه است. برای هر دو مورد، کانتور و ناحیهٔ 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 به‌صورت تابع یک‌بعدی $Z(i)$ که در رابطهٔ (۱) معرفی شد، نمایش داده شده است. گشتاور مرتبه r ام، m_r، به‌صورت رابطهٔ (۸) تخمین زده می‌شود:

[1] Shock graph

[2] Beam angle statistics

[3] moments

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

$$m_r = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} Z(i)^r \qquad (۸)$$

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 هندسی[1] نیز نامیده می‌شوند، ساده‌ترین توابع گشتاورها هستند. گشتاورهای ثابت از لحاظ محاسباتی آسان هستند؛ علاوه براین، 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 درجهٔ 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. همان‌طورکه در رابطهٔ (۸) مشاهده می‌شود، وقتی ممان مرتبه بالا به‌کار 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 مجموعهٔ 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، محاسبهٔ گشتاورهای زرنیک (به‌طورکلی، گشتاورهای پیوستهٔ 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 مرتبهٔ آن بسیار افزایش می‌یابد.

روش مرجع یک روش مکانی و برپایهٔ 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 نمونه‌برداری‌شده خط مماسی رسم می‌شود؛ بعد از آن ارتفاع بقیهٔ نقاط از این خط مماس محاسبه می‌شود. این دنباله از ارتفاع‌ها، ویژگی آن نقطه تعریف می‌شود. این عمل برای بقیهٔ نقاط نمونه‌برداری‌شده 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. فاصلهٔ نقاط کانتور از مرکز شکل برحسب زاویهٔ 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 نقطهٔ کانتور متناظر شود؛ پس این روش نمی‌تواند نگاشت منحصربه‌فردی را بین زاویه و شعاع ایجاد کند؛ ولی روش پیشنهادی در این مقاله یک نگاشت یک‌به‌یک بین نقاط دایرهٔ محیطی و نقاط روی کانتور شکل ایجاد می‌کند.

در مرجع [24] در سال ۲۰۱۰ توصیف‌گرهای محلی تغییرناپذیر نسبت به تبدیل وابسته[2] 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 نقطهٔ 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 فاصلهٔ بین دو شکل فاصلهٔ این دو ماتریس را محاسبه می‌کند.

راه‌های بسیاری برای اندازه‌گیری شباهت بین بردارهای ویژگی وجود دارد. روش‌های فاصلهٔ 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 به‌کار برده شده است. در اکثر کارهای گذشته از فاصلهٔ اقلیدسی برای سنجش شباهت بین دو شکل استفاده شده است. در مرجع [28] از فاصلهٔ EMD برای بازیابی شکل‌ها استفاده شده است. در مرجع [30] از فاصلهٔ Frechet استفاده شده است. روش K-means مشکلاتی دارد؛ از جمله این‌که نقطهٔ شروع آن به‌طورکامل تصادفی است و این‌که هیچ شرطی برای تعداد خوشه‌ها وجود ندارد. در فاصلهٔ Minkowski [29] به ویژگی‌ها، مرکزها و تعداد

[1] Geometric

[2] Affine

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

خوشـــه‌هـا وزن داده می‌شـــود و در هر مرحله این متغیرها به‌روزرسـانی می‌شـوند. در فاصلهٔ Minkowski، برای به‌دست آوردن فاصلهٔ بین دو هیستوگرام، ستون‌های آنها نظیربه‌نظیر در نظر گرفته می‌شـود؛ ولی در روش EMD [30] فاصـلهٔ هر سـتون از هیسـتوگرام نخسـت با تمام ستون‌های هیستوگرام دوم سـنجیده می‌شـود؛ سـپس به این فاصـله‌ها وزن داده می‌شـود. در این روش تعداد عمل‌گرهایی که لازم اسـت تا روی هیسـتوگرام نخست صورت گیرد تا به مشابه‌ترین حالت هیستوگرام دوم تبدیل شود به‌عنوان تابع هزینه درنظر گرفته می‌شود.

۳- فرآیند رشدی پیشنهادی

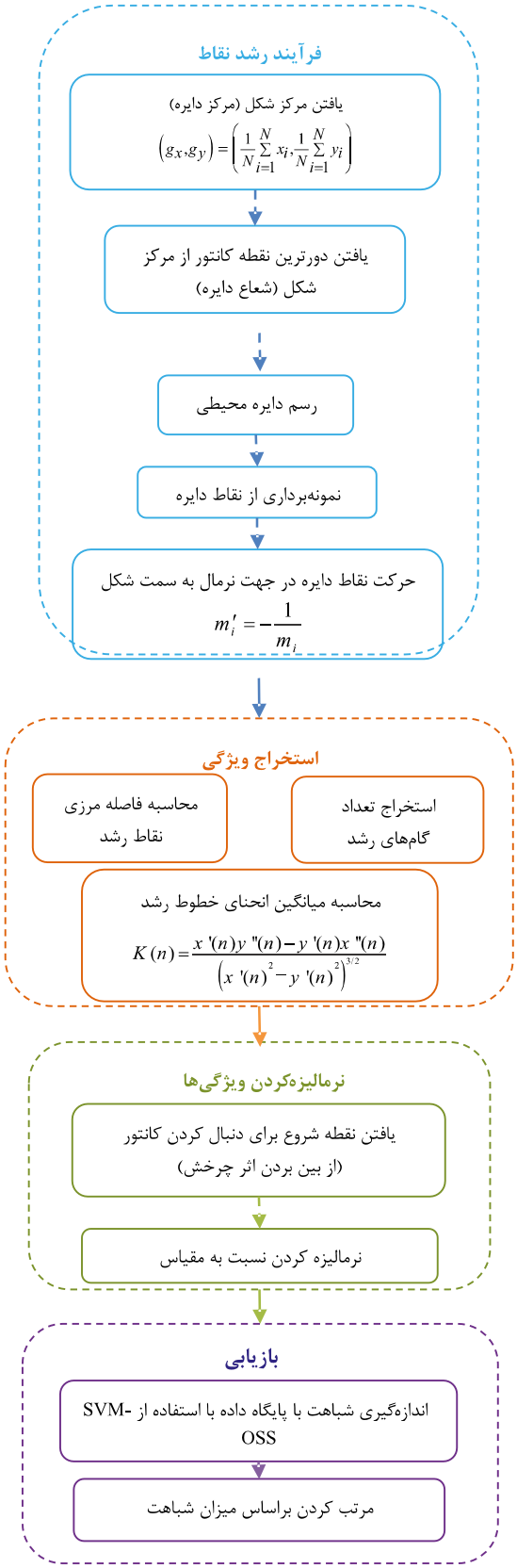
فرآیند رشد نقاط را می‌توان نگاشت نقاط دایرهٔ محیطی‌شکل به نقاط کانتور خارجی شـکل درنظر گرفت. برای انجام این نگاشت باید نقاط دایرهٔ محیطی به سمت شکل حرکت کنند. از این نگاشت یا به‌عبارت دیگر از حرکت نقاط دایرهٔ محیطی ویژگی‌هایی اسـتخراج می‌شـود که برای توصـیف شکل به‌کار می‌رود. شـمای کلی الگوریتم پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شـده اسـت. در این بخش یک فرآیند رشـدی معرفی می‌شـود که از طریق آن یک کانتور شـکل توسـط یک دایره بازسازی می‌شود. ابتدا کوچک‌ترین دایرهٔ محیطی شکل رسم می‌شـود. برای این کار، مرکز ثقل شـکل به‌عنوان مرکز دایره در نظر گرفته می‌شـود. مختصـات مرکز ثقل شکل به صورت رابطهٔ (۹) به‌دسـت می‌آید که در آن (g_x, g_y) و (x_i, y_i) و N به‌ترتیب مختصـات مرکز ثقل شکل، مختصات پیکسل i-ام مساحت شکل و تعداد کل پیکسل‌های شکل است.

$$(g_x, g_y) = \left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i, \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i\right) \qquad (۹)$$

فاصـلهٔ دورترین نقطهٔ کانتور شـکل نسـبت به مرکز شـکل شـعاع دایره گرفته می‌شـود. این نقطه، به‌عنوان نقطهٔ شـروع درنظر گرفته می‌شود. نقاط روی دایره باید با گام‌های ثابت نمونه‌برداری شوند.

در این مقـالـه، تعداد نقاط دایره برای تمام شـکل‌ها یکسـان، یکصـد عدد، در نظر گرفته شـده اسـت؛ سپس این نقاط با گام‌های ثابت به‌طور پیوسته در جهت نرمال به سمت شکل حرکت می‌کنند تا جایی که به کانتور شکل برسند.

برای یـافتن جهت نرمال هر نقطه تنها از نقطهٔ قبل و بعد آن استفاده شده است. m_i در رابطهٔ (۱۰)، جهت مماس روی نقطهٔ i-ام دایره را نشان می‌دهد و m_i' در رابطهٔ (۱۱) جهت نرمال در این نقطه را نشان می‌دهد.



(شکل- ۱): شمای کلی الگوریتم پیشنهادی.

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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

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

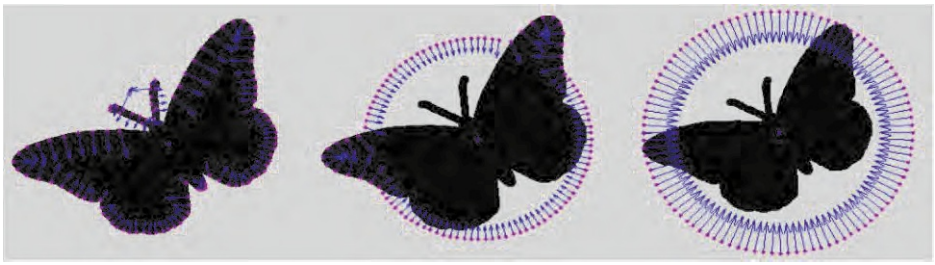
$$m'_i = \frac{-1}{m_i} \quad (11)$$

شـــکل (۲) فرآیند رشـــد را با حرکت نقاط در جهت نرمال نشان می‌دهد. در شکل (۳) می‌بینیم که در هر مرحله از رشـد قسـمت‌های محدب و مقعر شـکل نمایان می‌شـود.

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

۴- توصـیف‌گرهای اسـتخراج‌شـده از فرآیند

در این قسمت سه ویژگی استخراج‌شده از فرآیند رشد نقاط توضـیح داده می‌شـود. ویژگی‌های اسـتخراج‌شده عبارتند از: گام‌های رشد، فاصلهٔ مرزی و میانگین انحنای خطوط رشد.



(الف) (a) (ب) (b) (ج)(c)

(شکل-۲): فرآیند رشد نقاط. (الف): نقاط صورتی، نقاط دایرهٔ 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 te shape. (c) Evolution points reach the boundary of the shape.

۴-۱- گام‌های رشد

تعداد گام‌هایی را که هر یک از نقاط نمونه‌برداری‌شـدهٔ دایرهٔ محیطی باید طی کنند تا به کانتور شـــکل برســـند به‌عنوان توصـیف‌گر نخسـت در نظر گرفته و آن گام‌های رشـد نامیده می‌شـود. بدیهی اسـت نقاطی که از مرکز شـکل دور هستند گام‌های بیشـتری را برای رسـیدن به کانتور شـکل باید طی کنند.

۴-۲- فاصلهٔ مرزی

فاصـلهٔ مرزی بین دو نقطه به‌صـورت تعداد پیکسـل‌هایی که باید روی کانتور شکل طی شود تا به نقطهٔ دیگر رسید تعریف می‌شـود. نقاط دایره در آخر فرآیند رشـد که به کانتور شکل رسـیده‌اند، فاصـلهٔ مرزی یکسـانی ندارند. همان‌طورکه در شـکل (۴) مشـاهده می‌شـود، نقاط نزدیک به مرکز شـکل نسبت به‌هم فاصلهٔ مرزی کم‌تری دارند.

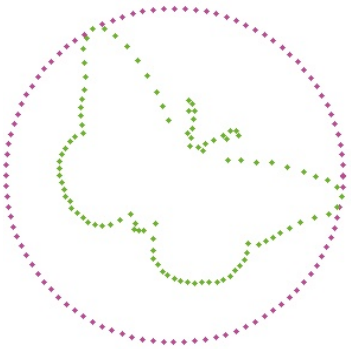


(شکل- ۳): مدل فرآیند رشد نقاط. با دنبال‌کردن شکل‌ها از راست به چپ و از بالا به پایین مشاهده می‌شود که قسمت‌های محدب و مقعر شکل در هر مرحله نمایان می‌شود.

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

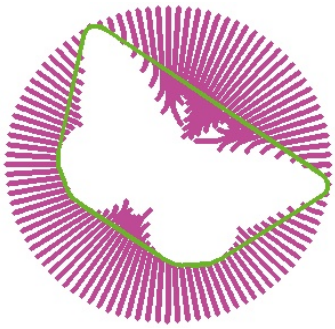
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]



(شکل-۴): بازسازی کانتور سبز از دایرهٔ صورتی.

(Figure- 4): Reconstructed green contour from pink circlereconstructed circle.



(شکل- ۵): خطوط صورتی که از حرکت نقاط حاصل شده‌اند، خطوط رشد را نشان می‌دهد. منحنی سبز منحنی محدب شکل را نشان می‌دهد.

(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 می‌کنند، خطوطی را می‌سازند که خطوط رشد نامیده می‌شوند. دنبال‌کردن نقاط هر خط رشد از دایره تا منحنی محدب[1] شکل نشان می‌دهد که خطوط مستقیم هستند و انحنا ندارند؛ اما در شکل (۵) دیده می‌شود که بعد از منحنی محدب‌شکل، این خطوط خمیده می‌شوند. فرآیند رشد نقاط با یک دایره شروع می‌شود و تا زمانی که نقاط به منحنی محدب شکل نرسیده‌اند، خطوط رشد مستقیم و بدون انحنا هستند. پس از عبور نقاط رشد از منحنی محدب شکل، برخی نقاط که به کانتور شکل رسیده‌اند می‌ایستند و بقیه همچنان حرکت می‌کنند و این امر سبب ایجاد انحنا در خطوط می‌شود. درواقع تقعرهای شکل باعث ایجاد انحنا در خطوط رشد می‌شود. از این‌رو، میانگین انحنای نقاط هر خط (از منحنی محدب‌شکل تا کانتور شکل) به‌عنوان ویژگی آن خط درنظرگرفته می‌شود. تابع انحنا با استفاده از [31] به‌صورت فرمول (۱۲) محاسبه می‌شود که در آن x'، y'، x'' و y'' به‌ترتیب مشتق نخست مؤلفهٔ نخست، مشتق نخست مؤلفهٔ دوم، مشتق دوم مؤلفهٔ نخست و مشتق دوم مؤلفهٔ دوم مختصات پیکسل‌های نقاط خطوط رشد است.

$$K(n)=\frac{x'(n)y''(n)-y'(n)x''(n)}{\left(x'(n)^2-y'(n)^2\right)^{3/2}} \qquad (۱۲)$$

۵- اندازه‌گیری شباهت براساس SVM[2]-OSS

یکی از روش‌هایی که در همین اواخر برای اندازه‌گیری شباهت بین بردارهای ویژگی به‌کار برده می‌شود OSS است. امتیاز OSS، نشان می‌دهد 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 مثال‌های منفی[3] نامیده می‌شود، محاسبه می‌شود. برای اندازه‌گیری امتیاز OSS بین دو بردار داده‌شده x_i و x_j، با استفاده از نمونه‌های آموزشی منفی A به این صورت عمل می‌شود: ابتدا مدلی براساس نمونه‌های منفی یعنی A و نمونه مثبت یعنی x_i آموزش داده و سپس از این مدل برای تعیین طبقهٔ x_j استفاده می‌شود. امتیاز نخست در این مرحله به‌دست می‌آید. این عمل با جابه‌جایی نقش بردارهای x_i و x_j تکرار می‌شود و امتیاز دوم حاصل می‌شود. امتیاز نهایی با میانگین‌گرفتن از این دو امتیاز حاصل می‌شود. الگوریتم (۱) مراحل آموزش OSS را نشان می‌دهد. امتیازی که در مرحله آموزش به‌دست می‌آید بستگی به طبقه‌بند به‌کار رفته دارد. در این مقاله از SVM استفاده شده است. SVM طبقه‌بندی قوی است که در طبقه‌بندی داده‌های با بعد بالا بسیار خوب عمل می‌کند. در SVM یک یا چند ابرصفحه برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود. ابرصفحه‌ها بین طبقه‌ها طوری قرار می‌گیرند که بیشترین فاصله بین طبقه‌های مختلف ایجاد شود. بنابراین، این طبقه‌بندها به طبقه‌بندهای بیشینهٔ حاشیه[4] معروف هستند. شکل (۶) آموزش مدل مثال‌های منفی را براساس SVM نشان می‌دهد.

[1] Convexhull
[2] Support vector machines
[3] Negative examples set
[4] Maximum margin classifiers

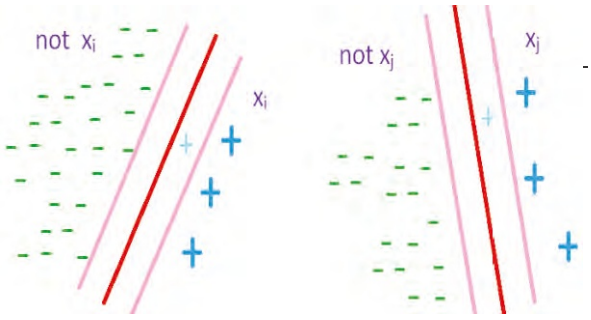
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

۶- نتایج شبیه‌سازی

۶-۱- پایگاه دادهٔ MPEG-7 CE-Shape-1

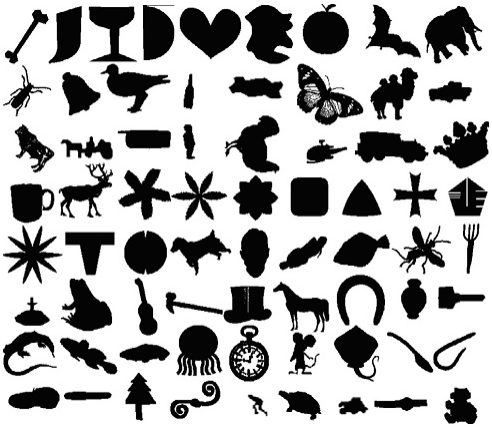
پایگاه دادهٔ MPEG-7 CE-Shape-1 [32] یک پایگاه دادهٔ معروف برای بازیابی و بازشناسی شکل محسوب می‌شود. پایگاه داده شامل هفتاد طبقه است که هر یک شامل بیست تصویر سیاه و سفید است. شکل (۷) نمونه‌هایی از تصاویر این پایگاه داده را نشان می‌دهد. این پایگاه داده شامل تصاویر طبیعی و ساختگی است و تغییرات هندسی شامل 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 محاسبهٔ این امتیاز، هر شکل یک‌بار به‌عنوان دادهٔ 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 طبقهٔ 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 ½ (Score 1 + Score 2)



(شکل-۶): محاسبهٔ 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.



(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 ۲۰×۱۴۰۰=۲۸۰۰۰ 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 رایانهٔ Intel Core 2 اجرا شده است. زمان اجرای برنامه برای ویژگی‌های "گام‌های رشد"، "فاصلهٔ مرزی" و "انحنای خطوط رشد" روی پایگاه دادهٔ MPEG-7 به‌ترتیب برابر با سیزده دقیقه، هفده دقیقه و چهارده دقیقه است. که به‌طور متوسط برای هر شکل به‌ترتیب ۰/۵۶ ، ۰/۷۳ و ۰/۶ ثانیه زمان لازم است تا بازشناسی شود.

۶-۲- پایگاه دادهٔ Kimia-25 Shape

یکی دیگر از پایگاه داده‌هایی که در بازیابی شکل بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد، پایگاه دادهٔ 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.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

(جدول- ۱): نتایج بازیابی الگوریتم‌های مختلف روی پایگاه داده MPEG-7.

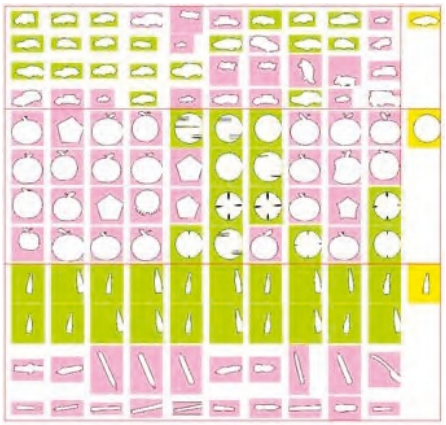
(Table- 1): Comparison of retrieval rates for different algorithms performed on MPEG-7 dataset.

الگوریتم	درصد بازیابی
فضای مقیاس انحنا [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 رزولوشنه [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
فاصلهٔ مرزی نقاط رشد	87.02
گام‌های رشد + فاصلهٔ مرزی نقاط رشد	87.98
گام‌های رشد + فاصلهٔ مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد	89.16

۶-۳- پایگاه دادهٔ Kimia-99 Shape

پایگاه دادهٔ 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 ازدست‌رفته 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 هربار تعداد بازیابی‌های صحیح گزارش می‌شود. جدول (۳) نتایج بازیابی روی این پایگاه داده را نشان می‌دهد.

ویژگی اصلی این پایگاه داده قسمت‌های پوشانده‌شده در شکل‌های آن است و همان‌طورکه 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 دادهٔ MPEG-7 CE-Shape-1 طبقهٔ نخست، طبقهٔ شمارهٔ یک و طبقهٔ دوم بقیهٔ طبقه‌های پایگاه داده، یعنی طبقه‌های شمارهٔ دو تا شمارهٔ هفتاد، درنظر گرفته می‌شود. در رابطه با دسته‌بندی دودویی چهار نتیجه مورد انتظار است. نتیجهٔ نخست تعداد نمونه‌هایی است که به طبقهٔ p تعلق دارند و طبقهٔ آنها p تشخیص داده شده است.



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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

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

(جدول-۲): نتایج بازیابی الگوریتم‌های مختلف روی پایگاه داده Kimia-25

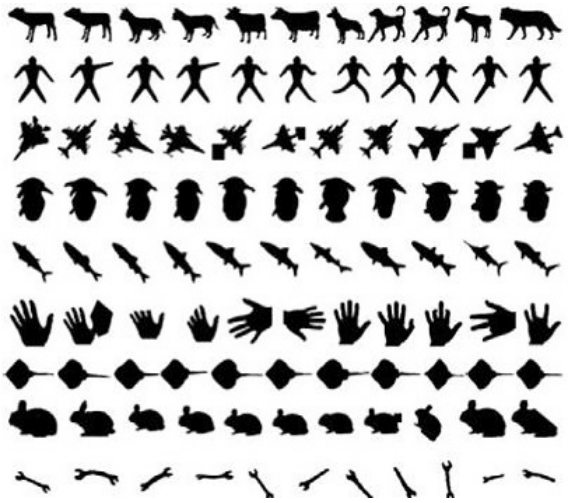
(Table- 2): Comparison of retrieval rates for different algorithms performed on Kimia-25 dataset.

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

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \qquad (۱۳)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \qquad (۱۴)$$

$$f_{i_normalized} = \frac{f_i - \min(f_i)}{\max(f_i) - \min(f_i)} \qquad (۱۵)$$



(شکل- ۱۰): تصاویر پایگاه دادهٔ Kimia-99 Shape.

(Figure- 10): Kimia-99 dataset's images.

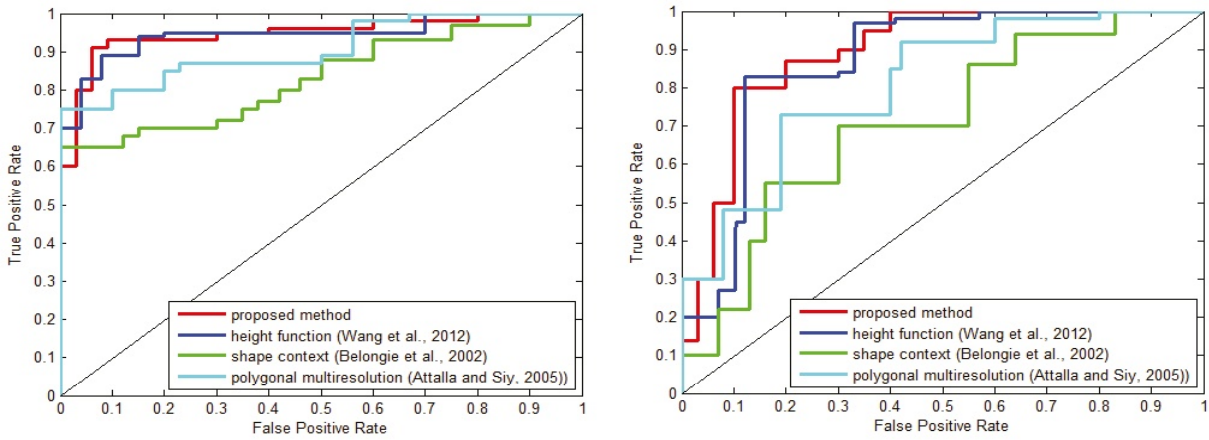
(جدول-۳): نتایج بازیابی الگوریتم‌های مختلف روی پایگاه داده Kimia-99.

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

الگوریتم	۱-ام	۲-ام	۳-ام	۴-ام	۵-ام	۶-ام	۷-ام	۸-ام	۹-ام	۱۰-ام
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
فاصلهٔ مرزی نقاط رشد	99	99	98	98	96	95	95	92	89	86
گام‌های رشد + فاصلهٔ مرزی نقاط رشد	99	99	99	99	98	97	97	95	94	89
گام‌های رشد + فاصلهٔ مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد	99	99	99	99	99	98	97	94	94	89

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]



(الف): کلاس ۵۲ (class 52)

(ب): کلاس ۱ (class 1)

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

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

در شکل (۱۱) و نمودارROC دو طبقه از پایگاه دادهٔ MPEG-7 CE-Shape-1 برای الگوریتم پیشنهادی و سه الگوریتم دیگر نشان داده شده است. همان‌طورکه 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 به‌طورمعمول فاصلهٔ اقلیدسی شکل با شکل‌های دیگر در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله برای سنجش شباهت به جای فاصلهٔ اقلیدسی از امتیاز OSS استفاده شده است. در طبقه‌بندی، مفاهیم آموزش[1] و آزمایش[2] مطرح می‌شود. برای همین در مقالات بازیابی، انواع طبقه‌بندها را ارائه نمی‌دهند. در این مقاله، جهت ارزیابی میزان کارآمدی ویژگی‌های پیشنهادی، علاوه‌بر بازیابی از طبقه بندی نیز استفاده شده و نتایج آزمایش برای دو طبقه‌بند SVM معمولی و همچنین PNN[3] به‌دست آمده است. برای این کار پایگاه دادهٔ MPEG-7 CE-Shape-1 به‌کار گرفته می‌شود. هفتاد درصد داده‌ها به‌عنوان دادهٔ آموزشی و سی درصد داده‌ها به‌عنوان دادهٔ آزمایشی در نظر گرفته می‌شود. جدول (۴) نشان می‌دهد که بهترین نتیجه برای همهٔ ویژگی‌ها با استفاده از SVM معمولی به‌دست آمده است.

(جدول- ۴): مقایسهٔ نتایج دسته‌بنده روی پایگاه دادهٔ 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	فاصلهٔ مرزی نقاط رشد
92.35	93.50	گام‌های رشد + فاصلهٔ مرزی نقاط رشد
93.79	95.43	گام‌های رشد + فاصلهٔ مرزی نقاط رشد + میانگین انحنای خطوط رشد

۸- پیچیدگی محاسباتی

پیچیدگی محاسباتی فرآیند رشد نقاط از درجهٔ 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 درجهٔ O(N) است. در توصیف‌گر فاصلهٔ مرزی باید دنبالهٔ نقاط کانتور مرزی به‌دست آید. پیچیدگی محاسباتی استخراج دنبالهٔ نقاط کانتور مرزی از درجهٔ O(N) است. بنابراین پیچیدگی محاسباتی توصیف‌گر دوم از درجهٔ 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 درجهٔ O(N)+O(N)=2*O(N) خواهد بود. پس هر سه توصیف‌گر استخراج شده نسبت به تابع ارتفاع [23] ساده‌تر هستند.

[1] Training
[2] Test
[3] Probabilistic Neural Network

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

۹- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک فرآیند رشـــدی معرفی شـــد که طی آن کانتور شـکل با اسـتفاده از دایرهٔ محیطی‌شکل بازسازی شد. از این فرآیند سـه توصـیف‌گر شـکل: گام‌های رشـد، فاصـلهٔ مرزی و میانگین انحنای خطوط رشـد اسـتخراج شـد. روش ارائه‌شـده یک روش بر پایهٔ کانتور شـکل اسـت که اطلاعات کلی و جزیی شـکل را اسـتخراج می‌کند. پیاده‌سـازی روش پیشنهادی آسان است. از این سه توصیف‌گر و ترکیب آنها در عمل بازیابی تصـاویر دودویی روی سـه پایگاه داده اسـتفاده شد. نتایج آزمایش کارامدبودن 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. درحالی‌که روش پیشنهادی نمایش فشرده‌تری از شکل ارائه می‌دهد. از طرفی پیچیدگی محاسـباتی روش تابع ارتفاع از درجهٔ $O(N^3)$ است. درصـورتی‌که پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی از درجهٔ $O(N)$* ۲ اسـت. پس روش پیشـنهادی سـاده‌تر است. روش توصـیف‌گرهای محلی تغییرناپذیر نسـبت به تبدیل وابسـته [24]، فقط ویژگی‌هـای محلی کـانتور را اســـتخراج می‌کند. ویژگی‌های محلی نسبت به نوفه و انسداد حساس هستند. در مقالهٔ [24] تأکید روی از بین‌بردن تبدیل وابســته اســت و انسداد نادیده گرفته شده است و همچنین از پایگاه داده‌هایی بدون انسـداد اسـتفاده شده است. روش انعطاف کانتور [45]، طبق گفتهٔ خود نویسـندگان، نسبت به انسداد عملکرد خوبی ندارد؛ ولی همان‌طورکه مشـاهده شـد روش پیشنهادی روی پایگاه دادهٔ Kimia-99 Shape که دارای انسـداد بسـیار است درصـد قابل قبولی را به‌دسـت آورد. از طرفی روش انعطاف کانتور [45] تغییرات جزیی کانتور را نادیده می‌گیرد. این در حالی است که دو ویژگی روش پیشنهادی، یعنی فاصلهٔ مرزی نقاط رشـد و میانگین انحنای خطوط رشد تغییرات کانتور را در نظر می‌گیرنـد و درواقع تغییرات کـانتور را اســـتخراج می‌کنند.

ضمیمه

برای هنجـارســـازی‌کـردن بردارهـای ویژگی از رابطـه (۱۵) اســـتفاده می‌شـــود که در آن $f_{i_normalized}$ و f_i به‌ترتیب عنصـر i-ام از بردار ویژگی هنجارسـازی شده و هنجارسازی نشـــده اســـت. عناصـــر 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 Multime-dia 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 ,۵۷۱-.۲۰۰۴

[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.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

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*,

[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

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35]

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.

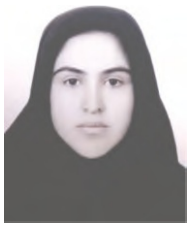
[45] C. Xu, J. Liu, and X. Tang, "2D shape matching by contour flexibility," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. 31, pp. 180-186, 2009.

[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 *Internat-ional 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.



خدیجه مهدی‌خانلو دورهٔ کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی برق-کنترل در دانشگاه صنعتی امیرکبیر و دورهٔ کارشناسی ارشد خود را در رشتهٔ مهندسی برق - مخابرات سیستم در دانشگاه صنعتی سهند تبریز به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۹۰ و ۱۳۹۳ به پایان رسانید و هم‌اکنون دانشجوی دکترای رشتهٔ مهندسی برق- مخابرات سیستم در دانشکدهٔ مهندسی برق دانشگاه صنعتی سهند تبریز است. زمینه‌های مورد علاقهٔ ایشان پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از :

kh_mahdikhanou@sut.ac.ir



حسین ابراهیم‌نژاد مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ در رشتهٔ 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 علاقهٔ 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 رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

ebrahimnezhad@sut.ac.ir

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.35] [Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]