Journal of Soft Computing and Information Technology (JSCIT)
Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
Journal Homepage: jscit.nit.ac.ir
DOI: 10.22034/jscit.2026.545921.2167
Volume 15, Number 1, Spring 2026, pp. 1-16
Received: 09/08/2025, Revised: 12/13/2025, Accepted: 12/14/2025

An Innovative Feature-Integrated Region-Based Approach for Image Boundary Enhancement and Segmentation

S.B. Hossaini[1], S.M. Mousavi[2] and Amir Bavafa Toosi[3*]
1- Faculty of computer engineering, Sadjad University, Mashhad, Iran.
2- Faculty of computer engineering, Sadjad University, Mashhad, Iran.
3*- Faculty of computer engineering, Sadjad University, Mashhad, Iran.
[1] beh.hosseini098@sadjad.ac.ir, [2] mohammad.mousavi271@sadjad.ac.ir, and [3*] abavafat@sadjad.ac.ir

Corresponding author's address: Amir Bavafa Toosi, Faculty of computer engineering, Sadjad University, Mashhad, Iran.

Abstract — The watershed algorithm is widely recognized for its capability to produce continuous and precise object boundaries, making it useful in various domains such as medical imaging, satellite image analysis, and microscopy. Nevertheless, its high sensitivity to noise and imaging artifacts often leads to excessive segmentation and reduced accuracy. To address this limitation, this paper introduces a hybrid approach called Feature-Integrated Marker Watershed (FIMW), which combines adaptive edge reconstruction with spectral feature-based marker generation. By integrating structural and spectral information, the proposed method produces more stable and accurate markers, effectively reducing over-segmentation while preserving important image details. Experimental evaluations on the BSDS500 dataset show that FIMW decreases the VI metric by 7.8% and improves CV and PRI by 1.4% and 0.7%, respectively. These results confirm that the proposed method enhances boundary detection accuracy, mitigates over-segmentation, and improves overall segmentation quality compared with existing watershed-based techniques.

Keywords- Image segmentation, watershed algorithm, morphological reconstruction, hybrid marker.

مجله علمی رایانش نرم و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل
صفحه مجله: jscit.nit.ac.ir
شناسه دیجیتال: 10.22034/jscit.2026.545921.2167
جلد ۱۵، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵، صفحه ۱-۱۶
دریافت: ۱۴۰۴/۰۶/۱۷، بازنگری: ۱۴۰۴/۰۹/۲۲، پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۲۳

یک رویکرد ناحیه‌مبنا و نوآورانه با ادغام ویژگی‌ها برای بهبود مرز و بخش‌بندی تصویر

سید بهزاد حسینی[۱]، سیدمحمدرضا موسوی[۲]، امیر باوفای طوسی*[۳]
۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی سجاد، مشهد، ایران.
۲- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی سجاد، مشهد، ایران.
*۳- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی سجاد، مشهد، ایران.
[1] beh.hosseini098@sadjad.ac.ir, [2] mohammad.mousavi271@sadjad.ac.ir, [3*] abavafat@sadjad.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: امیر باوفای طوسی، مشهد، خیابان جلال آل احمد، دانشگاه صنعتی سجاد، دانشکده مهندسی کامپیوتر.

چکیده- الگوریتم حوضه‌ی آبریز از روش‌های شناخته‌شده‌ی بخش‌بندی تصویر است که به دلیل دقت بالا در تعیین مرز اجسام، در حوزه‌هایی مانند پردازش تصاویر پزشکی، ماهواره‌ای و میکروسکوپی کاربرد گسترده دارد. با این حال، حساسیت زیاد آن به نویز و جزئیات ناخواسته باعث بروز پدیده‌ی بیش‌بخش‌بندی و کاهش دقت نتایج می‌شود. در این پژوهش، روشی ترکیبی با عنوان FIMW (Feature-Integrated Marker Watershed) معرفی شده است که با ترکیب بازسازی تطبیقی لبه‌ها و نشان‌گرهای مبتنی بر ویژگی‌های طیفی، نشان‌گرهایی دقیق‌تر و پایدارتر تولید می‌کند. این ترکیب باعث کاهش نواحی اضافی و حفظ جزئیات کلیدی تصویر می‌شود. ارزیابی روش روی مجموعه داده‌ی BSDS500 نشان می‌دهد که شاخص VI به میزان ۷/۸٪ کاهش یافته، و شاخص‌های CV و PRI به‌ترتیب ۱/۴٪ و ۰/۷٪ بهبود یافته‌اند. این نتایج بیانگر افزایش دقت در شناسایی مرز اجسام و کاهش پدیده‌ی بیش‌بخش‌بندی در مقایسه با روش‌های مشابه است.

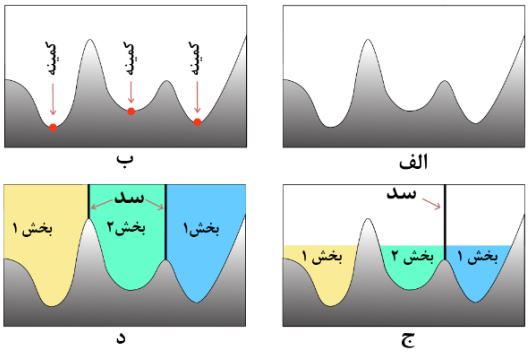
واژه‌های کلیدی: بخش‌بندی تصویر، حوضه آبریز، بازسازی مورفولوژیکی، ادغام ویژگی، نشانگر ترکیبی.

۱- مقدمه

با گسترش کاربرد تصاویر در علوم و صنعت، پردازش تصویر برای استخراج اطلاعات مفید ضروری شده است. بخش‌بندی، یکی از مراحل کلیدی پردازش تصویر، با تفکیک تصویر به بخش‌های مشابه، به تحلیل بهتر و بهبود عملکرد سیستم‌های خودکار کمک می‌کند [۱]. در طول سالیان اخیر، پژوهشگران روش‌ها و تکنیک‌های متعددی را برای بخش‌بندی تصویر معرفی کرده‌اند که هر یک دارای مزایا و محدودیت‌های خاص خود هستند. در سال‌های اخیر، روش‌های مختلفی برای بخش‌بندی تصویر ارائه شده‌اند که هرکدام مزایا و محدودیت‌هایی دارند. این روش‌ها شامل آستانه‌گذاری (Thresholding)، خوشه‌بندی (Clustering)، لبه‌یابی، مدل‌های ریاضی و تکنیک‌های یادگیری ماشین و عمیق هستند [۲, ۳]. الگوریتم تبدیل حوضه‌آبریز، روشی کارآمد برای بخش‌بندی تصاویر است که بر نظریه توپولوژیکی مبتنی است. در این روش، تصویر به‌عنوان یک سطح توپوگرافیکی (Topographical) در نظر گرفته می‌شود و بخش‌بندی با تفکیک حوضه‌های آبریز انجام می‌شود. این الگوریتم در پردازش تصاویر پزشکی، شناسایی اشیاء ماهواره‌ای و کاربردهای صنعتی استفاده می‌شود [۴]. در الگوریتم حوضه‌آبریز، یک تصویر به‌عنوان یک منظره‌ی توپولوژیکی مدل‌سازی می‌شود، به‌گونه‌ای که شدت خاکستری تصویر در هر پیکسل با ارتفاعی

متناظر در سطح توپوگرافی نشان داده می‌شود شکل ۱ (الف). بر اساس این مدل، سه نوع نقطه متمایز در یک نقشه‌ی توپولوژیکی قابل تشخیص است: مینیمم‌های منطقه‌ای (local) که در شکل ۱ (ب) آمده است، حوضه‌های‌آبریز که در آن آب به یک مینیمم سقوط می‌کند، و خطوط تقسیم یا خطوط آبریز که در آن احتمال سقوط یک قطره آب به بیش از یک مینیمم وجود دارد. شناسایی خطوط حوضه‌آبریز، مرحله‌ی کلیدی در اجرای الگوریتم آبریز محسوب می‌شود. برای درک بهتر این فرآیند، می‌توان فرض کرد که در هر مینیمم محلی یک حفره ایجاد شده و سپس آب به‌صورت پیوسته از میان این حفره‌ها بالا بیاید. در این فرآیند، حوضه‌های‌آبریز با شروع از این مینیمم‌های محلی پر می‌شوند و در نقاطی که آب از حوضه‌های مختلف به هم می‌رسد، سدهایی (Dams) تشکیل میدهند که در شکل ۱ (ج) نمایش‌داده شده است.

این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که آب به بالاترین نقطه‌ی ارتفاع خود برسد. در پایان این فرآیند که در شکل ۱ (د) آمده است، چشم‌انداز توپوگرافی تصویر توسط این سدها به مناطق یا حوضه‌های مشخص تقسیم می‌شود. به بیان دقیق‌تر، این سدها و خطوط حوضه‌ی‌آبریز به‌طور مؤثر تصویر را به بخش‌های مجزا تفکیک می‌کنند و این رویکرد می‌تواند برای بخش‌بندی کلی تصویر به مناطق جداگانه مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۱- فرآیندهای تبدیل حوضه‌آبریز

الگوریتم تبدیل حوضه‌های‌آبریز به دلیل روند منحصر به فرد خود، قادر است با ارائه‌ی خطوط بسته برای هر مینیمم، اهداف مورد نظر در فرآیند بخش‌بندی را با دقت بالا محقق سازد. این خطوط بسته، امکان اندازه‌گیری دقیق و تجزیه و تحلیل کمّی و کیفی اشیاء را فراهم ساخته و اطلاعات ارزشمندی را برای کاربردهای مختلف در حوزه‌ی تجزیه و تحلیل تصویر ارائه می‌دهند. با این حال، یکی از چالش‌های اساسی این روش، ایجاد مناطق کوچک غیرهدف در فرآیند بخش‌بندی است. این مشکل عمدتاً ناشی از تأثیرات متقابل روشنایی، نویز و سایر بی‌نظمی‌های موجود در تصویر بوده و منجر به ایجاد تعداد زیادی بخش‌های مجزای نامطلوب می‌شود، پدیده‌ای که تحت عنوان بیش‌بخش‌بندی (Over-segmentation) شناخته می‌شود. این الگوریتم قادر به پردازش انواع مختلف ورودی‌ها از جمله تصاویر خاکستری، نقطه‌های فاصله، نقشه‌های گرادیان و نقشه‌های لبه است. به‌منظور بهبود نتایج بخش‌بندی و کاهش اثرات بیش‌بخش‌بندی، پژوهشگران تکنیک‌های گوناگون پیش‌پردازش و پس‌پردازش را پیشنهاد کرده‌اند که بسته به نوع ورودی مورد استفاده، متفاوت می‌باشند. برخی از تکنیک‌های رایج در این زمینه شامل آستانه‌گذاری، فیلترهای مبتنی بر گرادیان، عملیات مورفولوژیکی، ادغام منطقه‌ای، روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق و بهبود تصویر لبه هستند. استفاده از این روش‌ها می‌تواند دقت و کارایی فرآیند بخش‌بندی را به‌طور قابل توجهی ارتقا بخشد و امکان استخراج اطلاعات دقیق‌تری از تصاویر را فراهم آورد.

تبدیل حوضه‌های‌آبریز کنترل شده با نشان‌گر[۱] (MWT) به عنوان یکی از روش‌های کارآمد در کاهش بیش‌بخش‌بندی شناخته می‌شود [۵]. در این روش، پیش از انجام فرآیند بخش‌بندی تصویر، از نشان‌گرهایی به‌عنوان نقاط حداقلی مشخص و از پیش تعیین‌شده استفاده می‌شود تا در چارچوب الگوریتم حوضه‌های‌آبریز اعمال گردند. به طور کلی، دو رویکرد برای ایجاد نشان‌گرها وجود دارد: روش دستی و روش خودکار. با این حال، تولید نشان‌گر به‌صورت دستی به دلایل متعددی از جمله هزینه‌های بالای تولید و طولانی بودن چرخه توسعه، عملی نیست. در نتیجه، پژوهشگران همواره به دنبال توسعه روش‌های خودکار در این زمینه بوده‌اند.

به طور معمول، MWT بر روی یک نقشه گرادیان یا یک نقشه فاصله اعمال می‌شود تا اطلاعات مورد نیاز برای فرآیند بخش‌بندی تصویر استخراج گردد. در این راستا، یکی از تلاش‌های مهم در کاهش بیش‌بخش‌بندی شامل بهره‌گیری از بازسازی مورفولوژیکی[۲] (MR) و معرفی الگوریتم بازسازی مورفولوژیکی وفقی[۳] (AMR) می‌باشد [۶]. در این روش، از عناصر ساختاری چندمقیاسی (SE) برای بازسازی نقشه گرادیان استفاده شده است. فرآیند مذکور با اعمال عملیات ماکزیمم‌گیری نقطه‌ای بر روی تصاویر گرادیان بازسازی‌شده، تکمیل می‌شود. بر اساس این روش، پیکسل‌هایی که دارای مقدار گرادیان بالا هستند، عناصر ساختاری کوچکتر را دریافت می‌کنند، در حالی که پیکسل‌هایی با مقدار گرادیان پایین‌تر، عناصر ساختاری بزرگ‌تر را می‌پذیرند. این رویکرد منجر به حذف حداقل‌های منطقه‌ای غیرضروری و حفظ ویژگی‌های معنادار تولیدشده توسط اشیاء برجسته در تصویر می‌شود. در نتیجه، میزان بیش‌بخش‌بندی کاهش یافته و عملکرد الگوریتم حوضه‌آبریز در بخش‌بندی تصاویر بهبود می‌یابد.

علاوه بر این، رویکرد کارآمد دیگری تحت عنوان EMF+[۴] معرفی شده است که به طور ویژه برای بخش‌بندی تصاویر سنجش از دور با وضوح چندگانه پیشنهاد شده است [۷]. در این پژوهش، یک فرآیند دو مرحله‌ای ارائه شده است که در آن نشان‌گرها به‌طور خودکار با استفاده از عملیات مورفولوژیکی از نقشه فاصله و اطلاعات طیفی تصویر گرادیان استخراج می‌شوند. در مرحله بعد، این نشان‌گرها برای ایجاد یک نقشه تغییریافته فاصله از لبه‌ها، ترکیب شده و در فرآیند تبدیل حوضه‌های‌آبریز جهت انجام بخش‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

در این پژوهش، چندین فرآیند با رویکردهای ترکیبی مبتنی بر AMR و EMF+ همراه با مجموعه‌ای از استراتژی‌های کارآمد ارائه شده است که امکان تولید نشان‌گرهایی با کارایی بالاتر را برای بخش‌بندی دقیق‌تر مبتنی بر MWT فراهم می‌سازد. در روش اول که حوضه‌آبریز با تولید نشان‌گر کامل[۵] (FMGW) نامیده می‌شود ، به جای ترکیب ساده، تجمیع نشان‌گرهای مورفولوژیکی و طیفی انجام شده است. در این روش، ابتدا لبه‌های تصویر با استفاده از AMR اصلاح می‌شوند و سپس نشان‌گرهای مورفولوژیکی و طیفی EMF+ با نشان‌گرهای بازسازی‌شده یکپارچه می‌گردند. این فرآیند به بهبود کیفیت نشان‌گرهای نهایی و کاهش بیش‌بخش‌بندی کمک می‌کند. در روش دوم که بخش‌بندی با نشان‌گرهای ترکیبی FIMW[۶] نامیده می‌شود، یک رویکرد ترکیبی و نوآورانه به کار گرفته شده است که برخلاف روش‌های مرسوم، پس از بازسازی لبه‌های استخراج‌شده، نقاط ماکزیمم لبه‌های اولیه را حفظ می‌کند و سپس مینیمم‌ها را به‌عنوان نشان‌گرهای اصلی استخراج می‌نماید. در این روش، به‌جای استفاده از نشان‌گرهای مورفولوژیکی که در این مرحله حذف می‌شوند، نشان‌گرهایی تولید می‌شوند و در الگوریتم حوضه‌آبریز مورد استفاده قرار می‌گیرند. این تغییرات منجر به کاهش نویز، بهبود دقت استخراج مرزهای اشیا و افزایش همگرایی الگوریتم می‌شود، که درنهایت باعث عملکرد بهتر الگوریتم در مقایسه با روش‌های قبلی می‌گردد.

مهم‌ترین نوآوری‌های این پژوهش عبارت‌اند از:

- بهبود عملکرد روش پیشنهادی با حذف نشان‌گرهای مورفولوژیکی EMF+
- ایجاد نقشه فاصله اقلیدوسی از لبه‌های بازسازی‌شده
- حفظ گرادیان‌های بالای لبه و اعمال آن پس از بازسازی لبه‌ها و استخراج مینیمم‌ها به‌عنوان نشان‌گر
- تولید نشان‌گر موثر برای مناطق همگن با استفاده از بخش‌بندی طیفی
- ایجاد نشان‌گر نهایی با ترکیب دو نشان‌گر حاصل از تصویر گرادیان و بخش‌بندی طیفی
- اصلاح نقشه فاصله اقلیدوسی با استفاده از نشان‌گر نهایی

ساختار مقاله به این صورت تنظیم شده است: در بخش ۲، مروری بر کارهای پیشین ارائه می‌شود. در بخش ۳، راهکارهای پیشنهادی به تفصیل تشریح خواهند شد. در بخش ۴، نتایج پیاده‌سازی همراه با تحلیل‌های مربوطه ارائه می‌گردد. در بخش ۵، بحث و گفتگو پیرامون یافته‌ها صورت خواهد گرفت و در نهایت، در بخش ۶، نتیجه‌گیری نهایی ارائه شده و نتایج کلی پژوهش جمع‌بندی می‌شود.

۲- مروری بر کارهای پیشین

یکی از چالش‌های اساسی در الگوریتم حوضه‌آبریز بیش‌بخش‌بندی است. که استفاده از نشان‌گرها می‌تواند به کاهش آن کمک کند. در این راستا، پژوهش‌های متعددی در زمینه خودکارسازی نشان‌گرها، اصلاح ورودی الگوریتم حوضه‌آبریز کنترل‌شده با نشان‌گر، بهبود ورودی‌های کنترل‌شده و ارتقاء عملکرد بخش‌بندی MWT انجام شده است. به عنوان مثال، استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنال رمزگذار-رمزگشا برای استخراج خودکار نشان‌گرهای تصاویر میکروسکوپی سلول‌های اندوتلیال (endothelial)، همزمان مراکز سلولی و لبه‌ها را استخراج کرده و ورودی بهبود یافته‌ای برای الگوریتم‌های بخش‌بندی فراهم می‌کند [۸]. در پژوهشی دیگر، از شبکه‌های عصبی برای استخراج نشان‌گر در تصاویر CBCT با هدف جداسازی و بخش‌بندی تک‌دندان‌ها استفاده شده است. در این روش، یک شبکه کاملاً کانولوشنال سه‌بعدی چندوظیفه‌ای، با پیش‌بینی ناحیه و سطح دندان و به‌کارگیری عملیات آستانه‌گذاری و مورفولوژیکی، نشان‌گرها را استخراج می‌کند؛ اگرچه نیاز به برچسب‌گذاری دقیق، این رویکرد را از نظر هزینه و زمان چالش‌زا می‌سازد [۹]. در یک پژوهش دیگر، ازترکیب بخش‌بندی حوضه کنترل‌شده با نشان‌گر و الگوریتم پیاده‌روی تصادفی برای تقسیم‌بندی کندیل مفصل گیجگاهی فکی (TMJ) در تصاویر MRI استفاده شده است. در این روش، از با به‌کارگیری عملیات مورفولوژیکی برای شناسایی نشان‌گرهای پیش‌زمینه و آستانه‌گذاری برای استخراج نشان‌گرهای پس‌زمینه، بخش‌بندی انجام می‌شود؛ اگرچه روش تولید نشان‌گرها ابتدایی بوده و الگوریتم پیاده‌روی تصادفی در برخی موارد عملکرد بهتری داشته است [۱۰]. همچنین، بهبود بخش‌بندی حوضه‌های آبریز کنترل‌شده با نشان‌گر از طریق رویکردی مبتنی بر ادغام حوزه‌های‌آبریز مورد توجه قرار گرفته است؛ دراین روش، با تشکیل ماتریسی بر اساس حوضه‌های‌آبریز و مقایسه

حداقل‌های به‌دست‌آمده با حوزه‌های همجوار، گرچه بیش‌بخش‌بندی کاهش می‌یابد اما به دلیل تعداد زیاد مقایسه‌ها از نظر محاسباتی پرهزینه است [۱۱]. از سوی دیگر، جهت رفع چالش‌های ناشی از ظاهر شدن رگ‌های خونی در مجاورت سطح استخوان در تصاویر SR-CT که می‌تواند منجر به بخش‌بندی نادرست استخوان و عروق شود، روشی مبتنی بر آستانه‌گذاری هیسستریس (Hysteresis) و فیلترهای مورفولوژیکی جهت تولید نشان‌گر پیشنهاد شده است [۱۲]. همچنین، در مطالعه‌ای دیگر رویکردی برای استخراج نشان‌گرها از تصاویر MRI یا CT در بخش‌بندی تومورهای مغزی بر اساس آستانه‌گذاری ارائه شده است؛ در این روش، پس از مراحل پیش‌پردازش پیکسل‌هایی با شدت خاکستری بالاتر از مقدار آستانه به‌عنوان نشان‌گر داخلی شناسایی شده و نشان‌گرهای خارجی از طریق تبدیل فاصله اقلیدسی تعیین می‌شوند [۱۳]. در پژوهشی دیگر، از روش آستانه‌گذاری اتسو (Otsu) جهت استخراج حداکثر و حداقل مقادیر تصویر بهره برده شده و این مقادیر با استفاده از روش‌های گسترش (Dilation) و فرسایش (Erosion) به‌عنوان نشان‌گر تعیین می‌شوند [۱۴]. به علاوه، رویکردی جهت تشخیص نشان‌گرهای بخش‌بندی شکاف در تصاویر CT ریه ارائه شده است که در آن عملیات بازکردن مورفولوژیک برای استخراج نشان‌گرهای داخلی و تبدیل فاصله برای تعیین نشان‌گرهای خارجی به‌کار رفته است [۱۵]. از سوی دیگر، روشی برای تولید نشان‌گرها به‌منظور تشخیص حفره‌های آسفالتی با استفاده از تصویر دودویی معکوس به همراه تکنیک آستانه‌گذاری اتسو معرفی شده است؛ در این روش، پیش از اعمال الگوریتم حوضه‌های‌آبریز، نویزهای کوچک و حفره‌های دارای لبه‌های مشخص با استفاده از تکنیک‌های مورفولوژیکی فیلتر شده و نشان‌گرها از طریق تبدیل فاصله تعیین می‌شوند، اگرچه این رویکرد عمدتاً بر آستانه‌گذاری متکی است و ویژگی‌های بصری و بافت تصاویر را به‌طور کامل در نظر نمی‌گیرد [۱۶].

در بخش دیگری از مطالعات، از مدل مخلوط گاوسی (GMM) برای طبقه‌بندی تصویر و بخش‌بندی بدون نظارت استفاده شده است. در این روش، اطلاعات فضایی و برجستگی رنگی بدون نیاز به تخمین پارامترها ترکیب می‌شوند. همین‌طور در این روش پیکسل‌ها از طریق روش بیشینه‌سازی انتظار خوشه‌بندی شده و هیستوگرام رنگ تصادفی به‌منظور نمایش بصری، رنگ‌های منحصربه‌فردی به هر خوشه اختصاص می‌دهد [۱۷].

در یکی از پژوهش‌های انجام‌شده، یک الگوریتم بهبودیافته خوشه‌بندی فازی (FRFCM) برای تقسیم‌بندی تصاویر ارائه شده است. در این روش نویسندگان از بازسازی مورفولوژیکی و و فیلترینگ عضویت (Membership Filtering) برای کاهش پیچیدگی محاسباتی (Computational Complexity) استفاده کرده‌اند. در این روش وابستگی آن به تعیین تجربی تعداد خوشه‌ها به‌عنوان یک محدودیت در نظر گرفته می‌شود [۱۸]. علاوه بر این، الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی (AFCF) جهت تقسیم‌بندی تصاویر با استفاده از تکنیک‌هایی نظیر سوپرپیکسل (Superpixel) و الگوریتم‌های مبتنی بر چگالی مانند اوج چگالی (Density Peak) ارائه شده‌اند؛ گرچه برخی از این روش‌ها به تعیین تجربی تعداد خوشه‌ها وابسته بوده یا در مواجهه با افزایش اندازه تصویر مشکلات محاسباتی ایجاد می‌کنند [۱۹]. همچنین، رویکردی برای بخش‌بندی تصویر رنگی بر اساس خوشه‌بندی نئوتروسوفیک پیشنهاد شده است که در آن ابتدا خوشه‌بندی خطی ساده برای شناسایی همسایگی‌های محلی به‌کار رفته و سپس با افزودن این اطلاعات به تابع هدف، عضویت محاسبه و سوپرپیکسل‌ها به گروه‌های قطعی و غیرقطعی تقسیم می‌شوند؛ از معایب این روش وابستگی زیاد به تنظیم دقیق پارامترهای اولیه است[۲۰]. علاوه بر این، الگوریتم تطبیقی خوشه‌بندی فازی (FCM) جهت بخش‌بندی تصاویر نویزی ارائه شده است که اطلاعات محلی و منطقه‌ای را ترکیب می‌کند [۲۱]. در این روش، اطلاعات منطقی و محلی با استفاده از فیلترینگ مناسب استخراج شده و تصویری وزنی بر اساس این اطلاعات ساخته می‌شود. سپس، تابع هدف به صورت تطبیقی نسبت بین تصویر اصلی و تصویر وزنی را برای هر پیکسل تنظیم می‌کند تا تأثیر نویز کاهش یابد. مرجع [۳۲]، روش خوشه‌بندی KPFRFCM را معرفی می‌کند که یک فاصله‌سنج القایی مبتنی بر کرنل در چارچوب کرنل فازی به‌کار گرفته شده و از مقادیر عضویت possibilistic برای افزایش پایداری الگوریتم استفاده می‌کند. در این رویکرد تابع پایه‌ی شعاعی گاوسی (Gaussian RBF) فاصله اقلیدسی را به یک معیار غیرخطی در فضای ویژگی تبدیل می‌کند. همچنین، بازسازی مورفولوژیکی همراه با فیلترسازی عضویت برای پردازش تصویر به‌کار رفته و اطلاعات مکانی محلی در تابع هدف ادغام شده است. با این حال، مطالعه مذکور به‌صورت جامع به موضوع انتخاب پارامترهای کرنل، به‌ویژه پامتر تابع گاوسی، نپرداخته است، امری که می‌تواند قابلیت تعمیم‌پذیری روش را محدود سازد.

در زمینه بهبود نقشه‌های لبه و خطوط مرزی نواحی تصویر، تکنیک‌هایی نظیر رویکرد احتمال جهانی مرز[۷] (gPb) که اطلاعات چند مقیاسی از روشنایی، رنگ و بافت را ترکیب می‌کند، ارائه شده است؛ اگرچه به دلیل استفاده گسترده از نشانه‌های ویژگی از نظر محاسباتی پرهزینه می‌باشد [۲۲]. به‌منظور کاهش این هزینه، در یک مطالعه، رویکردی موسوم به تشخیص لبه ساختاریافته سریع

(SE) معرفی شده است که از ساختار موجود در وصله‌های تصویری منطقه‌ای و جنگل‌های تصمیم تصادفی بهره می‌برد [۲۳]. رویکرد SE عملکرد بلادرنگی از لبه‌ها ارائه می‌دهد، اما نیازمند حافظه قابل‌توجهی برای داده‌های آموزشی است. برای غلبه بر این محدودیت، مدل تشخیص کانتور کارآمدی به نام جنگل‌های لبه‌گرا (OEF) را پیشنهاد شده است [۲۴]. بااین‌حال، باوجود کارایی بالای این آشکارسازها نسبت به روش‌های سنتی مانند سوبل و کنی، همچنان احتمال تولید تعداد زیادی مینیمم وجود دارد که این امر نشان می‌دهد چالش بیش‌بخش‌بندی در کاربرد الگوریتم حوضه‌آبریز همچنان پابرجا خواهد بود.

در پردازش تصویر، حفظ اطلاعات مفید و بهبود کیفیت اهمیت ویژه‌ای دارد. در این راستا، روش AMR با رویکرد دو مرحله‌ای، نسبت به روش مرسوم (MR) تصاویر نقاط مینیمم با کیفیت بالاتری تولید می‌کند [۶]. ابتدا تصویر گرادیان با عناصر ساختاری چندمقیاسی بازسازی شده و سپس عملیات حداکثر نقطه‌ای بر روی آن اعمال می‌شود. به‌کارگیری عناصر کوچک برای پیکسل‌های با گرادیان بالا و عناصر بزرگ برای پیکسل‌های با گرادیان پایین، باعث کاهش مینیمم‌های غیر ضروری و بهبود عملکرد الگوریتم‌های بخش‌بندی مبتنی بر بذر می‌گردد. بازسازی مورفولوژیکی تطبیقی که با ψ برای $\boldsymbol{g}$ از $\boldsymbol{f}$ نمایش داده می‌شود، به‌صورت معادله (۱) تعریف می‌گردد [۶]:

$$\psi(\mathrm{g},\mathrm{s},\mathrm{m}) = \mathrm{V}_{\mathrm{s}\le\mathrm{i}\le\mathrm{m}}\{\mathrm{R}_{\mathrm{g}}^{\phi}(\mathrm{f})_{\mathrm{b_i}}\} \qquad (۱)$$

در این معادله g نشان‌دهنده تصویر گرادیان حاصل از تصویر ورودی است که با استفاده از یکی از روش‌های تشخیص لبه استخراج می‌شود. پارامتر s کوچک‌ترین مقیاس عنصر ساختاری را مشخص می‌کند، درحالی‌که m نشان‌دهنده بیشینه مقیاس عناصر ساختاری است. لازم به ذکر است که عملگر حداکثر نقطه‌به‌نقطه در معادله با نمادV مشخص شده است. همین‌طور، نشان‌گر f برای یک تصویر گرادیان g با توجه $f = \varepsilon_{b_i}(g)$ به و به شرط $f \le g$ تعیین می‌شود، به‌گونه‌ای که عنصر ساختاری دیسکی با شعاعی بین عنصر s و m تعریف گردد [۲۵]. در معادله AMR ، $\mathrm{R}_{\mathrm{g}}^{\phi}(f)$ به صورت معادله (۲) بیان می‌شود [۶] :

$$\mathrm{R}_{\mathrm{g}}^{\phi}(f) = R_g^{\varepsilon}(R_g^{\delta}(f)) \qquad (۲)$$

در معادله (۲)، $R_g^{\delta}(f)$ بازسازی فرسایش مورفولوژیکی را نشان می‌دهد و $R_g^{\varepsilon}(f)$ بازسازی گسترش مورفولوژیکی را نمایش می‌دهد.

یکی از ویژگی‌های اساسی این روش، همگرایی فرآیند بازسازی آن است. به‌عبارت‌دیگر، با افزایش اندازه عنصر ساختاری مورد استفاده در بازسازی، نتایج حاصله ثابت باقی می‌ماند.

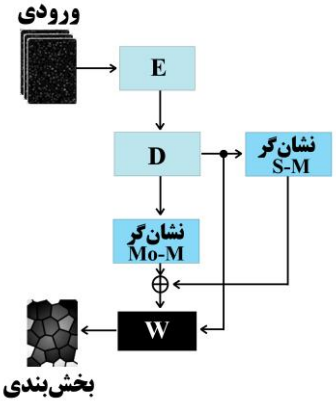
با بهره‌گیری از این ویژگی و به‌منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی، مطابق با معادله (۳)، یک تابع هدف جهت ارزیابی همگرایی AMR تعریف می‌شود [۶].

$$J(g,s) = max|\psi(g,s,m) - \psi(g,s,m-1)| \qquad (۳)$$

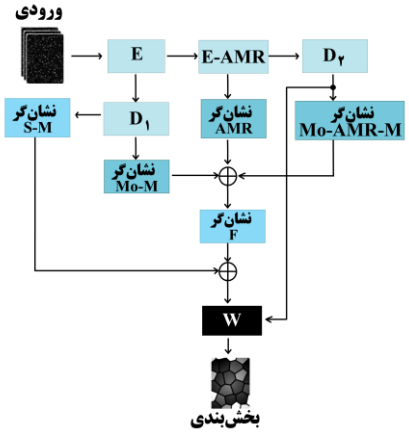
علاوه‌بر این، در پژوهشی دیگر، روشی موسوم به +EMF توسعه داده شده‌است [۷]. فرآیند این روش، شامل تولید نشان‌گرها و بخش‌بندی تصاویر است. در این روش، تصویر ورودی ابتدا پردازش شده و یک نقشه لبه ($\boldsymbol{E}$) از آن استخراج می‌شود. سپس، با محاسبه فاصله اقلیدسی هر نقطه تا نزدیک‌ترین یال، یک نقشه فاصله تولید می‌گردد. مکمل این نقشه ($\boldsymbol{D}$) به‌عنوان یک مدل ارتفاعی رقومی (DEM) در نظر گرفته شده و در ادامه، الگوریتم MWT بر آن اعمال می‌شود.

پیش از اعمال MWT، دو مجموعه نشان‌گر DEM برای بهبود دقت خروجی معرفی می‌شوند: نشان‌گرهای مورفولوژیکی (Mo-M) و نشان‌گرهای طیفی (S-M). نشان‌گرهای مورفولوژیکی از طریق عملیات گسترش مورفولوژیکی تولید می‌شوند. در این فرآیند، یک عنصر ساختاری دایره‌ای با شعاع متناسب با فاصله مینیمم‌ها تا نزدیک‌ترین لبه، برای گسترش مورفولوژیکی هر مینیمم استفاده می‌شود. این شعاع با محاسبه نقشه فاصله اقلیدسی به دست می‌آید و باعث کاهش تعداد مینیمم‌های غیرضروری می‌گردد.

برای ایجاد نشان‌گرهای طیفی (S-M)، در مرحله نخست، لبه‌های تصویر با استفاده از عملیات گسترش مورفولوژیکی توسعه داده می‌شوند. سپس، این لبه‌های توسعه‌یافته از ناحیه تصویر حذف می‌شوند. در گام بعدی، از الگوریتم بخش‌بندی طیفی مبتنی بر میدان تصادفی مارکوف با ساختار درختی باینری بدون نظارت[۸] (TS-MRF) به‌منظور بخش‌بندی مناطق همگن بر روی تصویر اعمال می‌شود. از سوی دیگر، الگوریتم بخش‌بندی حوضه‌ی‌آبریز نیز به‌کار گرفته می‌شود. در نهایت، نتایج حاصل از بخش‌بندی حوضه‌آبریز و بخش‌بندی طیفی با یکدیگر ترکیب شده و بخش‌بندی‌هایی که فاقد مینیمم هستند، به‌عنوان اختلالات تصویربرداری شناسایی و حذف می‌شوند. مناطق همبند باقی‌مانده در این فرآیند، به‌عنوان نشان‌گرهای طیفی در نظر گرفته می‌شوند. در این روش نشان‌گرهای مورفولوژیکی به دلیل ویژگی‌های هندسی خود موجب کاهش میزان بیش‌بخش‌بندی می‌شوند، درحالی‌که نشان‌گرهای طیفی اطمینان حاصل می‌کنند که نواحی همگن به‌صورت مستقل بخش‌بندی نمی‌شوند. شکل ۲ فرآیند روش



شکل ۲- چارچوب +EMF



شکل ۳- چارچوب راهکار پیشنهادی اول: حوضه‌آبریز با تولید نشان‌گر کامل FMGW

+EMF را نمایش می‌دهد.

با وجود پژوهش‌های گسترده در زمینه تولید نشان‌گر برای الگوریتم تبدیل آبریز، همچنان راه‌حل عمومی که بتواند تمامی چالش‌های موجود را برطرف سازد، ارائه نشده است. محققان به‌منظور بهبود این تکنیک، همچنان در حال بررسی و توسعه روش‌های جدید برای بهینه‌سازی فرآیند تولید نشان‌گرها و کاهش بیش‌بخش‌بندی در تصاویر هستند. این تلاش‌ها در راستای افزایش دقت، کارایی و سرعت الگوریتم MWT صورت می‌گیرد.

۳- راهکارهای پیشنهادی

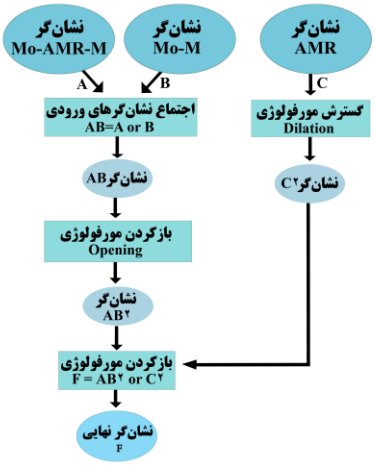
در این پژوهش، با ترکیب نقاط قوت AMR و +EMF، دو روش نوین ارائه می‌گردد که به بهبود فرآیند تولید نشان‌گرها و افزایش دقت بخش‌بندی تصاویر کمک می‌کند. این روش‌ها نه‌تنها از مزایای روش‌های مذکور بهره می‌برند، بلکه با استناد به نتایج و یافته‌های پژوهش‌های پیشین، اصلاحاتی را در مراحل مختلف فرآیند اعمال کرده‌اند. در این راستا، راهکارهای پیشنهادی در این مطالعه به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که ضمن کاهش بیش‌بخش‌بندی، موجب افزایش دقت و کارایی الگوریتم‌های مبتنی بر نشان‌گر شوند. فرآیندهای پیشنهادی، از طریق فلوچارت‌های ارائه‌شده در اشکال ۳ تا ۵ به‌صورت مرحله‌به‌مرحله تشریح گردیده‌اند. این فلوچارت‌ها به‌طور دقیق نحوه تولید نشان‌گرها و تعامل بین بخش‌های مختلف الگوریتم را نمایش داده و نشان می‌دهند که چگونه این روش‌ها می‌توانند عملکرد الگوریتم‌های مبتنی بر حوضه‌آبریز را بهبود بخشند. با ارائه این روش‌های بهبود یافته، این پژوهش نه‌تنها بر محدودیت‌های روش‌های پیشین غلبه می‌کند، بلکه گامی مؤثر در راستای افزایش دقت و کاهش بیش‌بخش‌بندی تصویر برمی‌دارد. در ادامه، به تشریح جزئیات فنی و مراحل پیاده‌سازی این رویکردهای پیشنهادی پرداخته خواهد شد.

۳-۱- راهکار پیشنهادی اول: حوضه‌آبریز با تولید نشان‌گر کامل FMGW

FMGW، که در (شکل ۳) نمایش داده شده است، با محاسبه‌ی تصویر گرادیان از تصویر ورودی آغاز می‌شود. برای این منظور، یکی از تکنیک‌های تشخیص لبه به‌کار گرفته شده و تصویر گرادیان اولیه E استخراج می‌شود. سپس، این تصویر گرادیان با استفاده از روش AMR بر اساس معادله (۱) بازسازی می‌شود.

به‌منظور بهبود کیفیت لبه‌های بازسازی‌شده، نواحی دارای مقادیر گرادیان بالا از تصویر گرادیان اولیه با نشان‌گر (E-AMR)جایگزین می‌شوند. در ادامه، حداقل‌های منطقه‌ای از این تصویر استخراج شده و به‌عنوان نشان‌گرهای پیشنهادی AMR در نظر گرفته می‌شوند. در گام بعد، دو نقشه‌ی فاصله با استفاده از روش فاصله‌ی اقلیدسی محاسبه می‌شوند. اولین نقشه‌ی فاصله مبتنی بر لبه‌های اولیه‌ی استخراج‌شده پیش از اعمال بازسازی مورفولوژیکی تطبیقی است، در حالی که دومین نقشه‌ی فاصله از لبه‌های بازسازی‌شده شکل می‌گیرد. سپس، مکمل‌های این دو نقشه، که به‌ترتیب با D_1 و D_2 نشان داده می‌شوند، به‌عنوان مدل‌های ارتفاعی کمی (DEMs) مورد استفاده قرار می‌گیرند. شکل ۴ نحوه تولید نشان‌گر نهایی (F) را نمایش می‌دهد.

مطابق روش +EMF، نشان‌گر مورفولوژیکی (M-Mo) با استفاده از D_1 و نشان‌گر بازسازی‌شده‌ی مورفولوژیکی (Mo-AMR-M) با استفاده از D_2 تولید می‌شوند. علاوه‌بر این، یک مجموعه نشان‌گر طیفی (M-S) با بهره‌گیری از D_1 استخراج می‌شود. در مرحله‌ی



شکل ۴- روند ادغام نشان‌گرهای مورفولوژی و تشکیل نشان‌گر نهایی

نهایی، نشان‌گرهای مورفولوژیکی استخراج‌شده و نشان‌گرهای حاصل از فرآیند نشان‌گر AMR از طریق عملیات مورفولوژیکی با یکدیگر ترکیب شده و نشان‌گر نهایی (F) تولید می‌شود. فرآیند تولید نشان‌گر نهایی (F) شامل چندین مرحله‌ی متوالی مبتنی بر عملیات مورفولوژیکی است. در گام نخست، عملگر گسترش مورفولوژیکی بر نشان‌گر AMR اعمال شده و در نتیجه، نشان‌گر C_2 تولید می‌شود. به‌طور هم‌زمان، نشان‌گرهای مورفولوژیکی (Mo-M) و (Mo-AMR-M) با استفاده از عملگر اجتماع OR با یکدیگر ترکیب شده و منجر به تولید نشان‌گر AB_2 می‌شوند. در مرحله‌ی بعد، نشان‌گر AB تحت عملیات بازکردن مورفولوژیکی قرار گرفته و نسخه‌ی پالایش‌شده‌ی آن (AB_2) حاصل می‌شود. در نهایت، نشان‌گر نهایی (F) از طریق اعمال عملگر OR بر روی C_2 و AB_2 به دست می‌آید. این فرآیند اصلاح و ادغام، با هدف کاهش حداقل‌های غیرضروری و کاهش نویز در نقشه‌های نشان‌گر طراحی شده است. به‌منظور دستیابی به این هدف، از عملیات عملیات مورفولوژیکی بازکردن (Opening) بهره گرفته شده است، که شامل فرسایش اولیه به‌منظور حذف جزئیات کوچک و ناخواسته از طریق اعمال یک عنصر ساختاری (Kernel) بر تصویر و حفظ تنها آن پیکسل‌هایی است که کاملاً در محدوده عنصر ساختاری قرار دارند. سپس، گسترش مورفولوژیکی بر خروجی فرسایش اعمال می‌شود تا با بازگردانی بخش‌های اصلی ساختار، تغییرات ناخواسته در شکل اجسام کاهش یابد و یکنواختی در نشان‌گر حفظ شود. اثربخشی این روش در مطالعات پیشین نیز مورد تأیید قرار گرفته است. شکل ۴ روند ادغام نشان‌گرهای مورفولوژی و تشکیل نشان‌گر نهایی را نشان می‌دهد.

در مرحله نهایی، نقشه فاصله ورودی D_2 با ادغام دو نشان‌گر موجود، یعنی نشان‌گر F و S-M، در یک نشان‌گر واحد اصلاح می‌شود. این فرآیند به منظور بهبود دقت بخش‌بندی و کاهش تأثیر نویز در تصویر انجام می‌گیرد. علاوه‌بر این، ترکیب سه نشان‌گر AMR، Mo-M و Mo-AMR-M در یک ساختار یکپارچه، رویکردی کارآمد جهت حفظ ویژگی‌های اساسی تصویر اصلی محسوب می‌شود. این ادغام به‌طور مؤثری سبب افزایش همگرایی الگوریتم و بهبود کیفیت نتایج نهایی بخش‌بندی خواهد شد. جدول ۱ نتایج پیاده‌سازی روش‌های پیشنهادی اول، AMR و EMF+ را نشان می‌دهد.

راهکار پیشنهادی اول FMGW شامل نشان‌گرهای مورفولوژیکی و نشان‌گرهای طیفی است که دو رویکرد EMF+ و AMR را به‌نحوی که پیشنهاد گردید با یکدیگر تلفیق می‌کند تا خروجی‌های بخش‌بندی بهبود یابند.

جدول ۱ – نتایج روش‌های پیشنهادی اول و EMF+ و AMR

روش	VI↓	CV↑	PRI↑
EMF+ [۷]	۴/۴۷۹۲	۰/۳۳۰۶	۰/۶۸۵۴
AMR [۶]	۲/۶۶۴۲	۰/۴۳۳۸	۰/۷۵۵۳
راهکار پیشنهادی اول FMGW	۲/۸۲۶	۰/۴۲۸۱	۰/۷۵۳۳

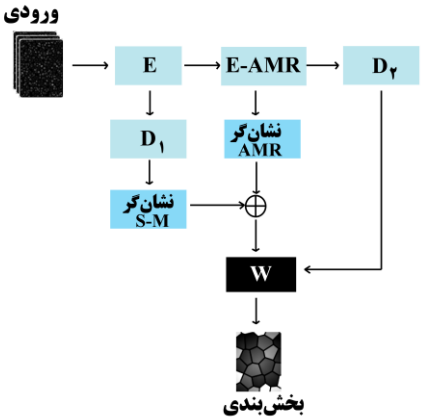
نتایج حاصل در جدول ۱ نشان می‌دهند که این راهکار دقت بخش‌بندی را نسبت به روش EMF+ افزایش داده و جزئیات تصویر را بهتر حفظ می‌کند. بااین‌حال، این روش به تنهایی در معیارهای ارزیابی قادر به رقابت با الگوریتم حوضه‌آبریز مبتنی بر نشان‌گرهای AMR نیست. به‌منظور رفع این محدودیت، راهکار پیشنهادی دوم ارائه شده است که بر پایه حفظ نشان‌گرهای موثرتر طراحی شده‌است و در بخش ۳-۲ به‌تفصیل مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳-۲- راهکار پیشنهادی دوم: بخش‌بندی با نشان‌گرهای ترکیبی FIMW

در روش پیشنهادی دوم (FIMW)، هدف اصلی ارائه‌ی مکانیزمی نوین برای تولید نشانگرهای چندمنبعی است که همزمان از اطلاعات مورفولوژیکی و طیفی بهره می‌گیرند. در حالی‌که در روش‌های AMR و EMF+ هر یک تنها بر یک منبع ویژگی تکیه دارند (AMR بر بازسازی مورفولوژیکی و EMF+ بر نشانگرهای طیفی)، روش FIMW این دو نوع نشانگر را در فرآیند بازسازی لبه‌ها و تولید نقشه‌های فاصله به صورت تطبیقی ترکیب می‌کند. این ساختار باعث حذف مینیمم‌های کاذب، کاهش حساسیت به نویز و کاهش پدیده‌ی بیش‌بخشی شده و در عین حال، همگرایی الگوریتم حوضه‌ی آبریز را تسریع می‌نماید. پس از آزمایش‌های متعدد در این روش، نتیجه‌گیری شد که حذف نشان‌گرهای مورفولوژی باعث دستیابی به

نتایج بهتری می‌شود. این تغییر موجب کاهش بیش‌بخش‌بندی و بهبود کارایی روش خواهد شد. در ادامه، روش دوم که در شکل ۵ آمده‌است بر اساس این تغییرات طراحی شده توضیح داده می‌شود.

در رویکرد پیشنهادی دوم یک روش ترکیبی برای انتخاب نشان‌گرهای نهایی پیشنهاد می‌شود. برای این منظور، فرآیند بخش‌بندی با اعمال یکی از تکنیک‌های تشخیص لبه آغاز می‌شود که منجر به شناسایی اولیه لبه‌های تصویر (E) می‌گردد.



شکل ۵- چارچوب راهکار پیشنهادی دوم: بخش‌بندی با نشان‌گرهای ترکیبی FIMW

این مرحله، که در شکل ۵ به تصویر کشیده شده است، به‌عنوان گام ابتدایی در تولید نشان‌گرها محسوب می‌شود. در ادامه، بازسازی مورفولوژیکی با استفاده از معادله (۱) به‌منظور بازسازی لبه‌های استخراج‌شده اعمال می‌گردد. به‌منظور بهبود دقت و کیفیت لبه‌های بازسازی‌شده، در نواحی‌ای که مقادیر گرادیان در تصویر اولیه دارای مقادیر بالایی بوده‌اند، این مقادیر به تصویر بازسازی‌شده (E-AMR) انتقال داده می‌شوند تا اطلاعات ساختاری تصویر حفظ گردد. پس از این مرحله، مینیمم‌های منطقه‌ای از تصویر گرادیان اصلاح‌شده استخراج می‌شوند و به‌عنوان نشان‌گرهای نهایی (نشان‌گر AMR) جهت اعمال در الگوریتم‌های بخش‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. این رویکرد، ضمن کاهش بیش‌بخش‌بندی، موجب بهبود دقت استخراج مرزهای اشیاء در تصویر خواهد شد.

در مرحله‌ی بعد، دو نقشه‌ی فاصله به‌طور هم‌زمان با استفاده از فاصله‌ی اقلیدسی هر نقطه تا نزدیک‌ترین لبه‌ی متناظر آن محاسبه می‌شود. نخستین نقشه‌ی فاصله بر مبنای لبه‌های اولیه‌ی استخراج‌شده ایجاد شده و دومین نقشه‌ی فاصله بر اساس لبه‌های بازسازی‌شده حاصل از فرآیند بازسازی مورفولوژیکی تولید می‌گردد. سپس، مکمل‌های این دو نقشه، که به‌ترتیب با D_1 و D_2 نشان داده می‌شوند، به‌عنوان مدل‌های ارتفاعی کمی (DEMs) مورد استفاده قرار می‌گیرند. به‌منظور حذف اختلالات تصویربرداری و هدایت مطلوب الگوریتم MWT، نشان‌گر طیفی (S-M) از مکمل نقشه‌ی فاصله‌ی D_1 استخراج می‌شود. در مرحله‌ی بعد، این نشان‌گر طیفی با نشان‌گر حاصل از لبه‌های بازسازی‌شده و ماکزیمم‌های اضافه‌شده به آن (نشان‌گر AMR) ترکیب می‌گردد و نتیجه‌ی حاصل به نقشه‌ی فاصله‌ی D_2 اعمال می‌شود. این فرآیند منجر به تولید ورودی اصلاح‌شده‌ای برای الگوریتم MWT خواهد شد که از دقت بالاتری در فرآیند بخش‌بندی برخوردار است.

برای درک بهتر روند اجرای الگوریتم، شبه کد مربوط به روش پیشنهادی در ادامه ارائه شده‌اند.

الگوریتم ۱: بخش‌بندی تصویر با روش *FIMW*

ورودی: تصویر ورودی I
خروجی: تصویر بخش‌بندی‌شده S

۱: از تصویر I نقشه‌ی لبه‌ها (E) را با استفاده از آشکارساز گرادیان (*Sobel* یا *Canny*) استخراج کن.
۲: اعمال بازسازی مورفولوژیکی تطبیقی روی E:
$E_AMR = AdaptiveMorphologicalReconstruction(E)$
۳: محاسبه‌ی نقشه‌های فاصله:
$D_1 = DistanceMap(E)$
$D_2 = DistanceMap(E_AMR)$
۴: استخراج نشانگر مورفولوژیکی از D_2:
$Marker_AMR = RegionalMinima(D_2)$
۵: تولید نشانگر طیفی از D_1 با استفاده از بخش‌بندی طیفی:
$Marker_S\text{-}M = SpectralSegmentation(-D_1)$
۶: ادغام دو نوع نشانگر برای تشکیل نشانگر ترکیبی:
$M_Combined = Marker_AMR \cup Marker_S\text{-}M$
۷: اصلاح نقشه فاصله $-D_2$ با استفاده از نشانگر نهایی:
$R = Reconstruction(-D_2, M_Combined)$
۸: اعمال تبدیل حوضه‌ی آبریز (*Watershed Transform*):
$S = WatershedTransform(R)$
۹: بازگرداندن تصویر بخش‌بندی‌شده S

در جدول شماره ۲ نتایج پیاده‌سازی بر روی پایگاه داده BSDS500 با رویکرد شرح‌داده‌شده آورده شده است.

جدول ۲ – نتایج روش‌های پیشنهادی اول، دوم، EMF+ و AMR

روش	VI↓	CV↑	PRI↑
EMF+ [۷]	۴/۴۷۹۲	۰/۳۳۰۶	۰/۶۸۵۴
AMR [۶]	۲/۶۶۴۲	۰/۴۳۳۸	۰/۷۵۵۳
راهکار پیشنهادی اول FMGW	۲/۸۲۶	۰/۴۲۸۱	۰/۷۵۳۳
راهکار پیشنهادی دوم FIMW	۱/۸۴۶	۰/۵۵۷۷	۰/۷۹۴۶

در جدول شماره ۲ نتیجه روش پیشنهادی اول: حوضه‌آبریز با تولید نشان‌گر کامل (FMGW)، نتیجه روش پیشنهادی دوم: بخش‌بندی با نشان‌گرهای ترکیبی (FIMW)، +EMF و AMR آمده است. نتایج کمی به‌وضوح نشان می‌دهند که راهکار پیشنهادی دوم عملکرد بهتری نسبت به روش نخست، AMR و +EMF دارد. در روش اول، به دلیل استفاده هم‌زمان از دو نوع نشان‌گر مورفولوژی (یکی مبتنی بر تحلیل ویژگی‌های مورفولوژیکی و دیگری حاصل از AMR) تعداد زیادی مینیمم‌های محلی غیرضروری و ناموثر ایجاد می‌شود. بهره‌گیری از تمامی این مینیمم‌ها در فرآیند بخش‌بندی مبتنی بر الگوریتم حوضه‌آبریز، منجر به تولید بخش‌های بیش از حد و در نتیجه کاهش کیفیت تفکیک نواحی می‌گردد. به بیان دقیق‌تر، در یک ناحیه مشخص از تصویر، به جای آنکه یک مینیمم محلی به‌عنوان نماینده آن ناحیه در نظر گرفته شود، به دلیل تفاوت‌های ذاتی میان دو روش مذکور، چندین مینیمم برای همان ناحیه ایجاد می‌شود. این مسئله سبب می‌شود که الگوریتم حوضه‌آبریز، ناحیه موردنظر را به بخش‌های کوچکتری تقسیم کرده و تفکیک بیش از اندازه صورت گیرد. در مقابل، در راهکار پیشنهادی دوم نشان‌گرهای حاصل از لبه‌های بازسازی‌شده و ماکزیمم‌های اضافه‌شده به آن، حاوی مینیمم‌های مطلوب برای هر ناحیه هستند. این ویژگی موجب می‌شود که فرآیند بخش‌بندی نهایی، با ترکیب نشان‌گرهای طیفی، از دقت و کارآمدی بیشتری برخوردار باشد.

۴- نتایج

نتایج به‌دست‌آمده در روش‌های پیشنهادی، بهبود عملکرد را نشان می‌دهد که ناشی از تولید نشان‌گرهای کارآمد است. این نشان‌گرها با بهره‌گیری از مزایای روش‌های نوین و سایر پژوهش‌های مرتبط در زمینه MWT حاصل شده‌اند.

۴-۱- معیارهای ارزیابی

در این پژوهش، برای ارزیابی و مقایسه عملکرد روش‌های مختلف، سه معیار سنجش بخش‌بندی تصویر شامل شاخص رند احتمالی (Rand Index Probability)، پوشش بخش‌بندی (Covering) و تنوع اطلاعات (Variation of Information) مورد استفاده قرار گرفته است [۲۵–۲۹].

- **تنوع اطلاعات (VI)**

متریک تنوع اطلاعات به‌عنوان روشی برای مقایسه خوشه‌بندی ارائه شده است [۲۹]. این روش، فاصله بین دو بخش‌بندی را بر اساس میانگین آنتروپی مشروط آن‌ها یعنی معادله (۴) اندازه‌گیری می‌کند:

$$VI(S,S') = H(S) + H(S') - 2I(S,S') \qquad (۴)$$

در این رابطه H و I به ترتیب نشان‌دهنده آنتروپی و اطلاعات متقابل بین دو خوشه داده هستند. در این مطالعه، خوشه‌بندی‌های مورد بررسی شامل بخش‌بندی تصاویر آزمایشی و بخش‌بندی مرجع زمینه‌ای می‌باشند.

- **شاخص رند احتمالی (PRI)**

شاخص رند (Rand) در ابتدا به‌عنوان یک معیار عمومی برای ارزیابی خوشه‌بندی معرفی شده است [۲۸]. این شاخص با مقایسه سازگاری تخصیص بین جفت عناصر در خوشه‌ها ارزیابی می‌شود. در این روش، شاخص رند بین بخش‌بندی آزمایشی S و بخش‌بندی مرجع زمینه‌ای G بر اساس مجموع تعداد جفت پیکسل‌هایی که در هر دو بخش‌بندی دارای برچسب یکسان هستند و تعداد جفت‌هایی که در هر دو بخش‌بندی دارای برچسب‌های متفاوت‌اند، تقسیم بر کل جفت‌های پیکسل محاسبه می‌شود.

نسخه‌های اصلاح‌شده‌ای از شاخص رند برای مواردی که شامل چندین بخش‌بندی مرجع زمینه‌ای هستند، پیشنهاد شده است [۲۶, ۲۷]. در چنین شرایطی، با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از بخش‌بندی‌های مرجع زمینه‌ای $\{G_k\}$، شاخص رند احتمالی به‌صورت معادله (۵) تعریف می‌شود:

$$PRI(S,\{G_k\}) = \frac{1}{T}\sum_{i<j}[c_{ij}p_{ij} + (1-c_{ij})(1-p_{ij})] \qquad (۵)$$

که در آن c_{ij} رویدادی است که نشان می‌دهد پیکسل‌های i و j دارای برچسب یکسان هستند و احتمال وقوع آن با p_{ij} نمایش داده می‌شود. T تعداد کل جفت‌های پیکسل را نشان می‌دهد. با استفاده از میانگین نمونه‌ای برای برآورد p_{ij}، معادله (۵) بیانگر مقدار میانگین شاخص رند در میان بخش‌بندی‌های مختلف مرجع زمینه‌ای خواهد بود.

- **پوشش بخش‌بندی (CV)**

همپوشانی بین دو ناحیه R و R'، به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$O(R,R') = \frac{|R \cap R'|}{|R \cup R'|} \qquad (۶)$$

این معیار به‌طور گسترده برای ارزیابی عملکرد روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل در فرآیند شناسایی مورد استفاده قرار گرفته است [۳۰, ۳۱]. در این راستا، میزان پوشش یک بخش‌بندی S توسط بخش‌بندی S' به‌صورت معادله (۷) بیان می‌شود:

$$C(S' \to S) = \frac{1}{N}\sum_{R\in S}|R|.\max_{R'\in S'} O(R,R') \qquad (۷)$$

که در آن، N نشان‌دهنده تعداد کل پیکسل‌های تصویر است.

به‌طور مشابه، پوشش یک بخش‌بندی تولیدشده توسط ماشین S در مقایسه با مجموعه‌ای از بخش‌بندی‌های مرجع انسانی $\{G_i\}$ به این صورت تعریف می‌شود که ابتدا S به‌طور جداگانه با هر یک از بخش‌بندی‌های مرجع G_i مقایسه شده و سپس میانگین پوشش در بین تمام بخش‌بندی‌های مرجع محاسبه می‌شود. برای دستیابی به پوشش کامل، بخش‌بندی حاصل از ماشین باید تمامی داده‌های انسانی را پوشش دهد. بر این اساس، دو توصیفگر کیفیت برای ارزیابی مناطق تعریف می‌شود: پوشش بخش‌بندی $\boldsymbol{S}$ توسط $\{\mathbf{G_i}\}$ و پوشش $\{\mathbf{G_i}\}$ توسط بخش‌بندی $\boldsymbol{S}$.

به‌طور کلی، معیارهای PRI و CV به عنوان شاخص‌هایی برای سنجش میزان شباهت بین بخش‌بندی‌ها در نظر گرفته می‌شوند و در صورتی که بخش‌بندی نهایی تطابق بالایی با بخش‌بندی مرجع زمینه‌ای داشته باشد، مقدار این معیارها افزایش خواهد یافت. در مقابل، معیار VI نشان‌دهنده میزان اختلاف اطلاعاتی بین بخش‌بندی‌ها است و مقدار آن در صورت شباهت بالای بخش‌بندی نهایی به بخش‌بندی مرجع کاهش می‌یابد.

۴-۲- پایگاه داده

در این تحقیق از مجموعه داده BSDS500 (Berkeley Segmentation Dataset 500) به‌عنوان یک منبع مرجع و استاندارد برای ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های تقسیم‌بندی تصویر بهره برده شده است. این مجموعه شامل ۵۰۰ تصویر طبیعی با کیفیت بالا است که برچسب‌گذاری‌های دستی و دقیق آن توسط چندین ناظر خبره به عنوان استاندارد طلایی (ground truth) ارائه شده است. از این تصاویر، ۲۰۰ تصویر برای آموزش، ۲۰۰ تصویر برای آزمایش و ۱۰۰ تصویر برای اعتبارسنجی همراه با برچسب‌های صحیح مربوط به بخش‌بندی تفکیک شده است. از ویژگی‌های برجسته BSDS500 می‌توان به تنوع بالای تصاویر، دقت در برچسب‌گذاری و ارزیابی جامع اشاره کرد.

تصاویر این مجموعه شامل صحنه‌های متنوعی از طبیعت، محیط‌های شهری و دیگر مناظر می‌باشد که چالش‌های گوناگونی در تشخیص مرزها و تقسیم‌بندی ارائه می‌دهند، همچنین تقسیم‌بندی‌های دستی انجام‌شده توسط ناظرین متخصص، امکان ارزیابی دقیق الگوریتم‌ها از نظر دقت تشخیص مرز و همگنی تقسیم‌بندی را فراهم می‌کند و وجود چندین نسخه از تقسیم‌بندی برای هر تصویر، امکان بررسی تغییرپذیری تصمیمات انسانی و مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها را در چارچوب‌های مختلف فراهم می‌آورد.

این ویژگی‌ها باعث شده‌اند تا BSDS500 به‌عنوان یک پلتفرم آزمایشی معتبر در جامعه بینایی ماشین و پردازش تصویر شناخته شود. استفاده از این مجموعه، به‌ویژه در زمینه‌های تحقیقاتی که نیاز به ارزیابی دقیق و استانداردهای بالای تشخیص مرز دارند، اهمیت ویژه‌ای دارد.

۴-۳- جزئیات پیاده‌سازی

برای ارزیابی عملکرد روش‌های پیشنهادی در این پژوهش، از یک سیستم رایانه‌ای مجهز به پردازنده Intel(R) Core(TM) i5-10300H و ۱۶ گیگابایت حافظه اصلی بهره گرفته شد. محیط‌های نرم‌افزاری مورد استفاده شامل MATLAB 2021b و کامپایلر Mingw C++ بودند.

در جدول شماره ۳، نتایج ارائه‌شده و کارهای پیشین در این حوزه آمده است. همان‌طور که مشهود می‌باشد، نتایج به‌دست‌آمده قابلیت مقایسه با سایر روش‌های پیشین را داراست.

جدول ۳- مقایسه نتایج با کارهای مربوطه

روش	VI↓	CV↑	PRI↑	سال
EMF+ [۷]	۴/۴۷۹۲	۰/۳۳۰۶۰۲	۰/۶۸۵۴۴۴	۲۰۱۵
FRFCM [۱۸]	۲/۵۵۷	۰/۴۴۸	۰/۶۸۲	۲۰۱۸
AMR [۶]	۲/۶۶۴۲۵	۰/۴۳۳۸۵۵	۰/۷۵۵۳۱۳	۲۰۱۹
AFCF [۱۹]	۲/۰۴۷	۰/۵۳۵	۰/۷۶۰	۲۰۲۰
SNCMWG[۲۰]	۱/۸۴	۰/۵۳	۰/۷۷	۲۰۲۲
RLFCM [۲۱]	۲/۰۵	۰/۵۵	۰/۷۹	۲۰۲۳
KPFRFCM [۳۲]	۲/۱	۰/۵۴	۰/۸۲	۲۰۲۴
FIMW	**۱/۸۴۶۹۶**	**۰/۵۵۷۷۱۱**	**۰/۷۹۴۶۲۶**	-

پژوهش [۶] رویکردی مبتنی بر بازسازی مورفولوژیکی تطبیقی ارائه می‌دهد که از عناصر ساختاری چندمقیاسی برای کاهش بیش‌بخش‌بندی استفاده می‌کند. در این روش، فیلترسازی تطبیقی نشان‌گرها به‌منظور حذف مینیمم‌های غیرضروری در تصویر گرادیان به کار گرفته شده است. همچنین، بهره‌گیری از عناصر ساختاری چندمقیاسی منجر به کاهش حساسیت به تغییرات مقیاس می‌شود. بااین‌حال، اگرچه بازسازی مورفولوژیکی بخش قابل‌توجهی از مینیمم‌های غیرضروری را حذف می‌کند، اما تعداد زیادی از مینیمم‌های کاذب همچنان باقی می‌مانند. علاوه بر این، انتخاب

عناصر ساختاری مناسب برای بازسازی مورفولوژیکی از چالش‌های این روش بوده و محاسبات پیچیده‌ای را به همراه دارد. این روش مقدار VI=۲/۶۶۴، CV=۰/۴۳۳۹ و مقدار PRI=۰/۶۸۵۴ را به‌دست آورده است. در مقایسه با روش FIMW، مقدار VI ۳۰/۷٪ کاهش یافته که نشان‌دهنده بهبود چشمگیر در کاهش بیش‌بخش‌بندی است، درحالی‌که CV و PRI به‌ترتیب ۱۲/۴٪ و ۵/۲٪ افزایش یافته‌اند که بهبود دقت بخش‌بندی را نشان می‌دهد. در پژوهش [۷] نشان‌گرها به‌طور خودکار بر اساس ویژگی‌های طیفی و مورفولوژیکی استخراج می‌شوند تا از بیش‌بخش‌بندی جلوگیری شود و اجزای مختلف تصویر، شامل کانال‌های پانکروماتیک و چندطیفی، به‌صورت مستقل پردازش می‌شوند. بااین‌حال، پردازش مستقل این اجزا موجب عدم هماهنگی در مرزهای استخراج‌شده از بخش‌های مختلف تصویر شده و دقت نهایی بخش‌بندی را کاهش دهد. این روش مقدار VI=۴/۴۷۹، مقدار CV=۰/۳۳۰۶ و مقدار PRI=۰/۶۸۵۴ را ارائه داده است که نسبت به روش پیشنهادی FIMW عملکرد ضعیف‌تری دارد، به‌طوری که VI در روش پیشنهادی ۵۸/۹٪ کاهش یافته و CV و PRI به‌ترتیب ۶۸/۶٪ و ۱۵/۹٪ بهبود یافته‌اند. پژوهش [۲۰] به استفاده از فیلترهای نوتروسوفیک و مقایسه‌ی شباهت گرادیان برای حذف نویز پرداخته است. این روش مقدار VI برابر با ۱/۸۴ به‌دست آورده که ۰/۸٪ بیشتر از روش پیشنهادی بوده و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی توانایی بیشتری در کاهش بیش‌بخش‌بندی دارد. همچنین مقدار PRI این روش ۰/۷۷ است که ۳/۲٪ کمتر از روش پیشنهادی است. اگرچه این روش در حذف نویز عملکرد قابل قبولی دارد، اما در مواجهه با نویزهای ترکیبی، به‌ویژه نویز گوسی، دقت آن کاهش می‌یابد. مرجع [۱۸] FRFCM، اطلاعات محلی تصویر از طریق بازسازی مورفولوژیکی یکپارچه می‌شود که این امر به کاهش حساسیت به نویز کمک می‌کند. بااین‌حال، به دلیل وابستگی زیاد به خوشه‌بندی فازی، این روش در حفظ جزئیات اشیاء عملکرد ضعیف‌تری دارد. مقدار VI این روش ۲/۵۵۷ است که ۳۸/۲٪ بیشتر از روش پیشنهادی بوده و مقدار PRI برابر با ۰/۶۸۲ است که ۱۶/۵٪ کمتر از روش پیشنهادی است. این نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در شناسایی مرزهای اشیا عمکرد بهتری دارد. مطالعه [۱۹] از الگوریتم سوپرپیکسل برای کاهش اندازه‌ی ماتریس شباهت استفاده می‌کند. در این روش، چگالی پیکسل‌ها بدون استفاده از اطلاعات گرادیان مدنظر قرار می‌گیرد که این امر می‌تواند موجب افت دقت در بخش‌بندی مرزهای پیچیده شود. افزون بر این، عملکرد روش به تنظیمات اولیه‌ی الگوریتم سوپرپیکسل و تعیین چگالی وابسته است. این روش مقدار VI برابر با ۲/۰۴۷ را کسب کرده که ۱۰/۸٪ بیشتر از روش پیشنهادی بوده و مقدار PRI برابر با ۰/۷۶ است که ۴/۵٪ کمتر از روش پیشنهادی است. این تفاوت‌ها نشان‌دهنده‌ی دقت بالاتر روش پیشنهادی در حفظ جزئیات تصویر است. روش [۳۲]، از یک چارچوب خوشه‌بندی فازی احتمالی مبتنی بر کرنل بهره می‌برد که در آن بازسازی مورفولوژیک و فیلترسازی عضویت به‌صورت یکپارچه به‌کار گرفته شده‌اند. در این روش، تابع پایه‌ی شعاعی گاوسی برای تبدیل فاصله اقلیدسی به یک معیار غیرخطی در فضای ویژگی استفاده می‌شود و اطلاعات مکانی محلی نیز در تابع هدف وارد می‌گردد تا نسبت به نویز و نابسندگی‌های غیرخطی مقاوت ایجاد شود. این روش به مقادیر VI=۲/۱۰۰، PRI=۰/۸۲۰ و CV=۰/۵۴۰ دست می‌یابد. در مقایسه، روش پیشنهادی مقدار PRI تقریباً مشابهی ارائه می‌دهد که بیانگر دقت نزدیک در سطح پیکسل است، در حالی که مقدار VI کمتر و CV بزرگ‌تر توسط روش پیشنهادی حاصل شده است. این تفاوت‌ها ناشی از راهبرد ترکیبی قدرتمند در تولید نشانگرهاست که در روش پیشنهادی به کار گرفته شده؛ به‌گونه‌ای که با ترکیب بازسازی مورفولوژیکی و بخش‌بندی طیفی، نشانگرهای قابل‌اعتمادتر تولید می‌گردند و در نتیجه، بیش‌بخش‌بندی کاهش یافته و تفکیک نواحی تصویر بهبود می‌یابد. در نهایت، پژوهش [۲۱] از ترکیب اطلاعات منطقه‌ای و محلی برای کاهش اثرات نویز بهره می‌برد و در شرایطی که تراکم نویزی بالا باشد، این اطلاعات قادر به بازسازی دقیق تصویر واقعی نبوده و منجر به ایجاد لبه‌های کاذب شوند. مقدار VI این روش ۲/۰۵ است که ۱۱٪ بیشتر از روش پیشنهادی بوده و مقدار PRI برابر با ۰/۷۹ است که با روش پیشنهادی تنها ۰/۵۸٪ اختلاف دارد. بااین‌حال، همان‌گونه که مطرح گردید این روش در مواجهه با نویزهای با چگالی بالا، دقت کمتری در بازسازی تصویر اصلی دارد. برای روش اول و دوم، در فرآیند بازسازی مورفولوژیکی وفقی لبه‌ها، از عنصر ساختاری مربعی‌شکل با بازه ۳*۳ تا ۹*۹ طبق توصیه مقاله AMR[6] استفاده شد. تا ضمن حفظ جزئیات مرزی، نواحی نویزی حذف شوند.

۴-۴- پارامترهای تنظیم روش‌های مورد استفاده

برای اطمینان از مقایسه منصفانه میان روش پیشنهادی و روش‌های مرجع، تمامی پارامترهای مورد استفاده در بخش‌بندی به‌صورت شفاف و یکسان تنظیم شده‌اند. پارامترهای اصلی به شرح جدول ۴ هستند:

آستانه به‌صورت تطبیقی و طبق رابطه $\frac{Max+Mean}{4}$ محاسبه شده است. این آستانه تجربی در مطالعات پیشین نیز رایج بوده و بهترین تفکیک بین نواحی لبه‌دار و نواحی صاف را ارائه می‌دهد.

مهم‌ترین پارامتر تأثیرگذار بر کل الگوریتم، اندازه عنصر ساختاری

۳×۳ است که در تمامی مراحل مورفولوژیک نقش اصلی دارد. سایر پارامترها مطابق تنظیمات مقالات مرجع انتخاب شده‌اند تا از یک‌دستی آزمایش‌ها و مقایسه صحیح میان روش پیشنهادی و روش‌های پایه اطمینان حاصل شود.

جدول ۴– پارامترهای تنظیم الگوریتم‌های بخش‌بندی مورد استفاده در آزمایش‌ها .مقادیر بر اساس تنظیمات استاندارد مقالات مرجع انتخاب شده‌اند.

توضیحات	مقدار	نماد	پارامتر
پارامترهای روشAMR			
عنصر ساختاری مربعی3×3	3	se_start	اندازه اولیه عنصر ساختاری
-	30	max_iter	حداکثر تعداد تکرار بازسازی
-	10^{-4}	ε	حداقل میزان بهبود برای توقف
با شروع از r=3	strel('disk', r)	-	ساختار مورفولوژیک چندمقیاسی
پارامترهای مورفولوژیک در EMF+ و روش‌های پیشنهادی			
تولید مارکرها	3	eps	فاصله مورفولوژیک
-	100	perc	صدک انتخاب مارکرهای طیفی
عملیات گسترش	ones(3)	-	عنصر ساختاری پراکندگی لبه
فرسایش/گسترش	strel('disk', 1)	-	عنصر ساختاری پالایش مارکر
عملیات بسته‌بندی	strel('square', 2)	-	عنصر ساختاری اتصال ناحیه
پارامترهای بخش‌بندی مبتنی بر مارکر			
تنظیم مرجع	500	-	EMF+
روش پیشنهادی	1	-	Solution1
روش پیشنهادی	1	-	Solution2
پارامترهای آشکارسازی لبه و آستانه‌گذاری			
کرنل3×3	fspecial('sobel')	-	فیلتر سوبل
-	پیش‌فرض MATLAB	-	آشکارساز کنی
محاسبه خودکار	(Max + Mean)/4	-	آستانه تطبیقی گرادیان

۵- بحث

علاوه بر دقت بخش‌بندی، کارایی محاسباتی و پیچیدگی نظری روش‌های پیشنهادی (FMGW و FIMW) نیز در مقایسه با روش‌های مرجع (AMR و EMF+) مورد ارزیابی قرار گرفته است.

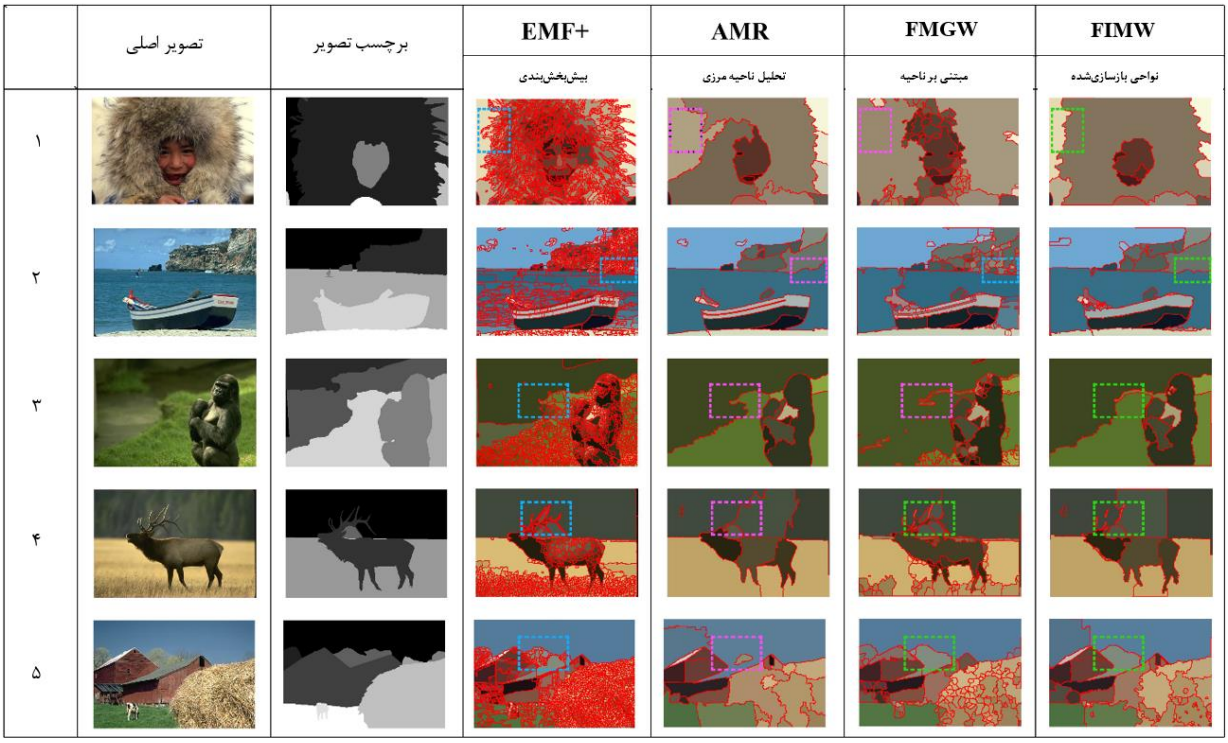
جدول ۵ میانگین زمان اجرای هر تصویر با وضوح ۴۸۱×۳۲۱ پیکسل و نوع پیچیدگی محاسباتی غالب در هر روش را خلاصه می‌کند.

اگرچه هر دو روش FMGW و FIMW برپایه‌ی چارچوب AMR توسعه یافته‌اند، اما ماژول‌های اضافی پالایش نشانگر در آن‌ها به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که دقت بخش‌بندی افزایش یابد بدون آنکه هزینه‌ی زمانی چشمگیری ایجاد شود. شایان ذکر است که روش FIMW از نظر کارایی محاسباتی و دقت، توازن مطلوبی دارد؛ به‌طوری که در مقایسه با روش‌های EMF+ و FMGW هم دقت بالاتر و هم زمان اجرای سریع‌تر ارائه می‌دهد و در عین حال، میانگین پیچیدگی زمانی آن نزدیک به حالت خطی (near-linear)

جدول ۵– مقایسه‌ی زمان اجرا و پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی و روش‌های مرجع

روش	میانگین زمان اجرا (ثانیه)	عملیات غالب	مرتبه‌ی پیچیدگی
AMR [۶]	۰/۵۱۲۳	بازسازی مورفولوژیکی چندمقیاسی	O(n log n)
EMF+ [۷]	۱/۰۰۸۰	استخراج نشانگر طیفی و مورفولوژیکی	O(n log n)
FMGW	۱/۷۴۰۵	تجمیع دوکانالهٔ نشانگرهای مورفولوژیکی	O(n log n)
FIMW	۰/۸۹۵۶	بازسازی تطبیقی + آستانه‌گذاری + نشانگر طیفی	O(n log n)

باقی می‌ماند. با وجود یکسان بودن مرتبه زمانی O(n log n)، تفاوت زمان اجرا ناشی از ضرایب ثابت و جملات مرتبه پایین‌تر است. زمان واقعی به‌صورت $T(n)=c\cdot n \log n + d\cdot n + e$ مدل می‌شود؛ در این رابطه، n اندازه داده (تعداد نمونه/پیکسل)، c ضریب هزینه عملیات غالب، d ضریب هزینه عملیات خطی (مانند پیمایش‌ها و فرسایش/گسترش ساده)، و e هزینه ثابت (سربار راه‌اندازی، تخصیص حافظه و فراخوانی‌ها) است. چون مقادیر c، d و e به پیاده‌سازی و بهینه‌سازی‌ها وابسته‌اند، یکسانی O(n log n) به برابری زمان اجرا منجر نمی‌شود. نتایج بصری‌سازی برای روش‌های پیشنهادی و الگوریتم‌های مذکور ارائه شده که برخی از آن ها در شکل ۶ مشاهده می‌شود. در این مقایسه، تأثیر کمی و کیفی هر روش بر MWT مورد بررسی قرار گرفته و نتایج آن ثبت شده است. شکل ۶ یک مقایسه‌ی بصری جامع میان روش‌های پیشنهادی (FMGW و FIMW) و روش‌های تثبیت‌شده (AMR و EMF+) ارائه می‌دهد. این شکل شامل تصویر اصلی و بخش‌بندی مرجع است و امکان تحلیل هم‌زمان کمی و کیفی را فراهم می‌سازد. روش EMF+ مرزبندی‌های دقیقی تولید می‌کند اما در بسیاری موارد دچار بیش‌بخش‌بندی شده و ساختارهای غیرضروری را به‌عنوان مرز در نظر می‌گیرد. در مقابل، الگوریتم AMR دقت بیشتری ایجاد می‌کند، اما هنوز از نظر هم‌ترازی مرزها به دقت EMF+ نمی‌رسد. در این میان، روش FIMW بیشترین



شکل ۶ – مقایسه عملکرد چهار روش مبتنی بر حوضه آبریز بر روی تصاویر پایگاه‌داده BSDS500. هر ردیف یک تصویر آزمون را نشان می‌دهد. ستون‌ها به‌ترتیب شامل: تصویر اصلی، بخش‌بندی واقعی، خروجی EMF+، خروجی AMR، خروجی FMGW (روش پیشنهادی اول)، خروجی FIMW (روش پیشنهادی دوم) هستند. خطوط قرمز نشان‌دهنده مرزهای بخش‌بندی هستند. کادرهای خط‌چین رنگی (, , ,)، نواحی‌ای را مشخص می‌کنند که در آن‌ها روش FIMW عملکرد برتری در حفظ مرز یا یکپارچگی ناحیه نسبت به سایر روش‌ها نشان می‌دهد.

انطباق را با برچسب تصویر داشته و مرزبندی یکنواخت‌تر و منسجم‌تری ارائه می‌دهد.

برای تسهیل ارزیابی کیفی، در شکل ۶ از کادرهای خط‌چین رنگی برای برجسته کردن نواحی مهم (ROI) استفاده شده است:

- کادرهای فیروزه‌ای ( ) نحواحی بیش‌بخش‌بندی را نشان می‌دهند که در آن مرزها فراتر از حدود واقعی جسم گسترش یافته‌اند.
- کادرهای بنفش ( ) نواحی دارای تحلیل ناحیه مرزی را نمایش میدهند؛ جایی که بخش‌بندی نتوانسته یک ناحیه را به‌طور کامل از نواحی مجاور جدا کند.
- کادرهای سبز ( ) نواحی بخش‌بندی بازسازی‌شده و یا بهبودیافته را نشان می‌دهند که مرزها به‌طور دقیق با ساختار واقعی جسم هم‌تراز هستند.

این نشانه‌گذاری‌ها امکان تحلیل کیفی دقیق‌تر عملکرد هر روش را فراهم می‌سازد.

تصاویر انتخاب‌شده در شکل ۶ شامل عناصر چالش‌برانگیزی همچون جزئیات ساختاری ظریف، پس‌زمینه‌های بافت‌دار و نواحی با کنتراست پایین هستند تا میزان پایداری الگوریتم‌ها به‌خوبی سنجیده شود. روش EMF+ در نواحی پرنویز اغلب خروجی‌های قطعه‌قطعه تولید می‌کند، درحالی‌که AMR در برخی موارد نواحی مجاور با کنتراست پایین را در هم ادغام می‌کند. در مقایسه، روش FIMW مرزهای منسجم‌تری تولید کرده و نسبت به ابهام‌های لبه‌ای مقاوم‌تر است – به‌ویژه در بخش پایینی تصویرکه هم‌ترازی بهتری با برچسب تصویر نشان می‌دهد.

با وجود این مزایا، برخی محدودیت‌ها همچنان وجود دارند. روش FIMW از آستانه‌های تجربی ثابت برای آشکارسازی لبه‌ها استفاده می‌کند که ممکن است در صحنه‌های با کنتراست پایین یا روشنایی متغیر کارایی کمتری داشته باشند. علاوه بر این، عملکرد خوشه‌بندی مبتنی بر ویژگی‌های طیفی به یکنواختی نواحی وابسته است و در محیط‌های بسیار بافت‌دار یا شلوغ ممکن است کاهش یابد. از آنجا که چارچوب پیشنهادی مبتنی بر یادگیری نیست، قابلیت سازگاری خودکار مانند روش‌های داده‌محور را ندارد. در پژوهش‌های آینده می‌توان با به‌کارگیری آستانه‌گذاری تطبیقی یا افزودن ماژول‌های بخش‌بندی مبتنی بر یادگیری، پایداری و

تعمیم‌پذیری روش را در شرایط تصویری متنوع افزایش داد.

در این پژوهش، تأثیر هر یک از انواع نشانگرها مورد ارزیابی قرار گرفته است؛ همان‌گونه که در جدول زیر نشان داده شده، این تحلیل بر اساس ۲۰۰ تصویر آزمایشی انجام شده است:

جدول ۶ – عملکرد بخش‌بندی بر (ترکیب دو نشانگرAMR و S-M، AMR) اساس راهبردهای مختلف انتخاب نشانگر

نشانگر	PRI ↑	CV↑	VI↓
استفاده تنها از S-M	۰/۸۰۵۶	۰/۴۷۱۰	۲/۲۲۵۸
استفاده تنها از AMR	۰/۸۱۹۱	۰/۵۲۲۶	۲/۰۹۸۷
استفاده از ترکیب S-M و AMR	۰/۸۲۴۱	۰/۵۵۷۷	۱/۸۳۶

ارزیابی جدول ۶ نشان می‌دهد که راهبردهای مختلف انتخاب نشانگر—شامل نشانگر (AMR)، نشانگر طیفی (S-M) و ترکیب آن‌ها—تأثیر متفاوتی بر کیفیت نهایی بخش‌بندی دارند.

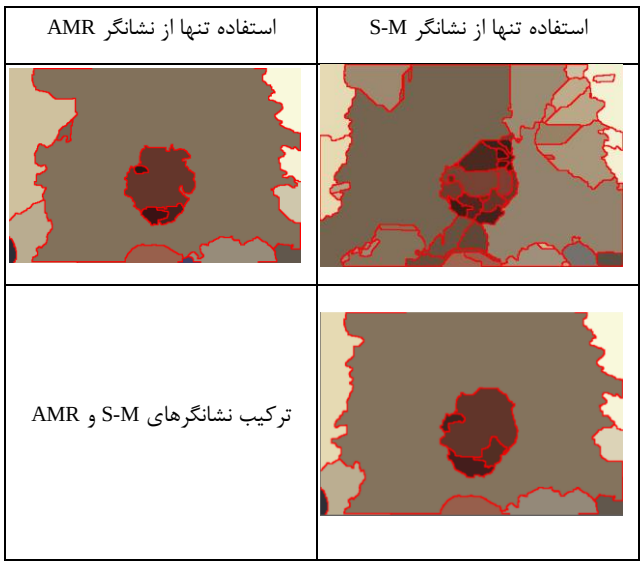
در استفاده تنها از AMR مقدار PRI = ۰/۸۱۹۱، مقدار CV = ۰/۵۲۲۶ و VI = ۲/۰۹۸۷ به‌دست آمده که بیانگر توانایی مناسب در تشخیص مرزهاست، اما منجر به نواحی تکه‌تکه (Fragmented) می‌شود.

نشانگر S-M عملکرد ضعیف‌تری دارد؛ مقادیر PRI = ۰/۸۰۵۶، مقدار CV = ۰/۴۷۱۰ و VI = ۲/۲۲۵۸ نشان‌دهنده کاهش دقت مرزی و انسجام ناحیه‌ای است.

در مقابل، ترکیب نشانگرها که ترکیبی از ویژگی‌های گرادیانی و طیفی است، بهترین نتایج را ایجاد می‌کند: PRI = ۰/۸۲۴۱، مقدار CV = ۰/۵۵۷۷ و VI =۱/۸۳۶. این مقادیر نشان‌دهنده بالاترین دقت بخش‌بندی، بیشترین انسجام ناحیه‌ای و کمترین بیش‌بخش‌بندی است. بنابراین، جدول ۶ تأیید می‌کند که ترکیب نشانگرها نسبت به استفاده جداگانه آن‌ها عملکرد برتری دارد.

این نتایج با نمایش‌های بصری نیز پشتیبانی می‌شوند که نشان می‌دهند هر نشانگر به‌صورت مستقل چگونه عمل می‌کند.

شکل ۷ یک مقایسه بصری از نتایج بخش‌بندی مبتنی بر نشانگرهای S-M، AMR و ترکیب آن‌ها را ارائه می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، نشانگر ترکیبی با تلفیق هم‌زمان ویژگی‌های گرادیانی و طیفی، بخش‌بندی دقیق‌تر و منسجم‌تری ایجاد می‌کند. این بهبود در شکل به‌وضوح قابل مشاهده است و نتایج کمی ارائه‌شده در جدول نتایج را نیز تأیید می‌کند؛ به‌ویژه مزیت ترکیب نشانگرها در این چارچوب را به‌خوبی نشان می‌دهد.



شکل ۷، نتایج مقایسه بصری بخش‌بندی با استفاده از نشانگرهای S-M، AMR و ترکیب آن‌ها

در راهکارهای پیشنهادی این پژوهش، به‌منظور ایجاد تصویر گرادیان اولیه، از الگوریتم سوبل بهره گرفته شده است. در مرحله بعد، لبه‌ها با کوچک‌ترین اندازه عنصر ساختاری و مطابق با توصیه‌های ارائه‌شده در منابع موجود، به مقدار ۳۰ تنظیم شده و η برابر با 10^{-4} در نظر گرفته شده است. سپس، از یک روش نوین برای تولید نشان‌گرهای مورفولوژیکی استفاده شده و اندازه عنصر ساختاری جهت ترکیب مینیمم‌های نزدیک، برابر با ۳ تعیین شده است. برای تولید نشان‌گر طیفی، از الگوریتم TS-MRF استفاده شده است. در این فرآیند، بخش‌بندی طیفی در مناطقی که شاخص فعالیت آن‌ها از آستانه ۰,۰۱ فراتر باشد، انجام گرفته است. در نهایت، شکل ۶ تاثیر روش‌های EMF+ ، AMR و راهکارهای پیشنهادی را بر عملکرد الگوریتم حوضه‌آبریز نمایش می‌دهد. شکل ۶ مقایسه‌ای از الگوریتم‌های مختلف بخش‌بندی تصویر را نشان می‌دهد. در این شکل، تصویر اصلی در قسمت الف و بخش‌بندی واقعی در قسمت ب دیده می‌شود. الگوریتم EMF+ در قسمت پ بخش‌بندی زیادی انجام داده، ولی گاهی جزئیات اضافی را شناسایی کرده است. الگوریتم AMR در قسمت ت بخش‌بندی کمتری انجام داده و نتایج آن دقت کافی ندارد. روش پیشنهادی اول (FMGW) در قسمت ج دقت بیشتری نسبت به AMR دارد، اما هنوز به اندازه EMF+ دقیق نیست. در نهایت، روش پیشنهادی دوم (FIMW) در قسمت د بهترین عملکرد را از نظر دقت و تطابق با بخش‌بندی واقعی ارائه می‌دهد و به طور کلی از سایر روش‌ها برتر است. هرچند روش FIMW در مقایسه با الگوریتم‌های کلاسیک عملکرد بهتری در کاهش بیش‌بخش‌بندی نشان داد، اما از آنجا که مبتنی بر شبکه‌های عصبی یا مدل‌های یادگیری عمیق نیست، قابلیت سازگاری خودکار

با الگوهای پیچیده‌ی تصویر را ندارد. بنابراین، در پژوهش‌های آینده می‌توان با ترکیب ساختار FIMW با مدل‌های یادگیری عمیق، به بهبود بیشتر دقت و تعمیم‌پذیری الگوریتم دست یافت.

۶- نتیجه‌گیری

این پژوهش، دو رویکرد نوین برای بهبود عملکرد الگوریتم بخش‌بندی حوضه‌آبریز کنترل‌شده مبتنی بر نشان‌گر ارائه داده است. لازم به ذکر است که روش پیشنهادی FIMW در زمره‌ی الگوریتم‌های کلاسیک مبتنی بر مدل‌های مورفولوژیکی قرار دارد و از ساختارهای یادگیری عمیق بهره نمی‌گیرد؛ ازاین‌رو، مقایسه‌ها صرفاً با روش‌های هم‌رده‌ی غیرشبکه‌ای انجام شده است تا ارزیابی‌ها از نظر پیچیدگی محاسباتی و ماهیت الگوریتم منصفانه و قابل‌قیاس باشد همچنین معیارهای ارزیابی بر اساس شاخص‌های متداول CV، PRI و VI انتخاب شده‌اند تا مقایسه با پژوهش‌های پیشین به‌صورت هم‌تراز انجام گیرد. بااین‌حال، در کارهای آینده می‌توان از معیارهای تکمیلی نظیر Dice، IoU و F-score برای ارزیابی‌های دقیق‌تر بهره برد. رویکرد اول، FMGW، با تجمیع اطلاعات AMR و نشان‌گرهای طیفی، به‌دنبال تولید نشانگرهایی جامع و دقیق است. این رویکرد، با وجود افزایش حفظ جزئیات تصویر و کاهش بیش‌بخش‌بندی، در برخی معیارها نسبت به الگوریتم‌های مبتنی بر AMR محدودیت‌هایی دارد. به‌منظور رفع این محدودیت‌ها، رویکرد دوم با نام FIMW طراحی شده که از یک استراتژی ترکیبی نوآورانه استفاده می‌کند. در این روش، ابتدا نشان‌گرهای طیفی استخراج و سپس با حذف کامل نشان‌گرهای مورفولوژیکی و تمرکز بر حفظ نقاط ماکزیمم در تصویر، نقاط مینیمم به‌عنوان نشان‌گرهای اصلی درنظر گرفته می‌شوند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که FIMW در شناسایی دقیق مرزها و بهبود همگرایی الگوریتم موفق‌تر است و در معیارهای کمی مانند VI، CV و PRI نسبت به بهترین روش‌های این حوزه عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. این نتایج زمینه‌های جدیدی برای کاربردهای دقیق‌تر در پردازش تصویر، مانند تصاویر پزشکی، ماهواره‌ای و میکروسکوپی فراهم می‌سازد و افق‌های پژوهشی آتی را گسترش می‌دهد.

مراجع

[۱] سیدمحمدرضا موسوی، امیر باوفا طوسی، "GCOCR: روشی برای تشخیص حروف براساس شبکه‌های دروازه‌دار کانولوشنی و بازگشتی"، مجله علمی-پژوهشی رایانش نرم و فن‌آوری اطلاعات، جلد ۱۳، شماره ۳، پائیز ۱۴۰۳، صفحه ۳۱-۴۵.

[2] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, S.L. Eddins, "Digital Image Processing Using MATLAB", Prentice Hall, Upper Saddle River, 2004. Available:https://www.google.de/books/edition/Digital_Image_Processing_Using_MATLAB/5YEMp6HjvnQC?hl=fa

[3] F. Kulwa, C. Li, X. Zhao, B. Cai, N. Xu, S. Qi, S. Chen, Y. Teng, "A state-of-the-art survey for microorganism image segmentation methods and future potential", IEEE Access, vol. 7, pp. 100243–100269, 2019. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2930111

[4] H. Digabel, C. Lantuejoul, "Iterative algorithms", Proceedings of the Second European Symposium on Quantitative Analysis of Microstructures in Materials Science, Biology, and Medicine, Université de Caen, France, Oct. 4–7, 1977. Available at: https://people.cmm.minesparis.psl.eu/users/marcoteg/cv/publi_pdf/MM_refs/Lantuejoul/1977_lantu_iterativeAlgorithms.pdf

[5] F. Meyer, "Un algorithme optimal de ligne de partage des eaux", Actes du 2, pp. 847-859, 1991. https://doi.org/10.1016/1047-3203(90)90014-M

[6] T. Lei, X. Jia, T. Liu, S. Liu, H. Meng, A.K. Nandi, "Adaptive morphological reconstruction for seeded image segmentation", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 28, no. 11, pp. 5510–5523, 2019. https://doi.org/10.1109/TIP.2019.2920514

[7] R. Gaetano, G. Masi, G. Poggi, L. Verdoliva, G. Scarpa, "Marker-controlled watershed-based segmentation of multiresolution remote sensing images", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 53, no. 6, pp. 2987–3004, 2015. https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2367129

[8] A. Kucharski, A. Fabijańska, "CNN-watershed: A watershed transform with predicted markers for corneal endothelium image segmentation", Biomedical Signal Processing and Control, vol. 68, p. 102805, 2021. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102805

[9] Y. Chen, H. Du, Z. Yun, S. Yang, Z. Dai, L. Zhong, Q. Feng, W. Yang, "Automatic segmentation of individual tooth in dental CBCT images from tooth surface map by a multi-task FCN", IEEE Access, vol. 8, pp. 97296–97309, 2020. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2991799

[10] P. Prabhu, K.A. Kotegar, N. Mariyappa, H. Anitha, G.K. Bhargava, J. Saini, S. Sinha, "Segmentation of Temporomandibular Condyle in MR images using Marker-Controlled Watershed and Random Walks", Proceedings of the 2021 IEEE 9th Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC), pp. 01-05, 2021. https://doi.org/10.1109/R10-HTC53172.2021.9641714

[11] T. Indriyani, M. Utoyo, R. Rulaningtyas, "A new watershed algorithm for pothole image segmentation", Stud. Inform. Control, vol. 30, no. 3, 2021. https://doi.org/10.24846/v30i3y202112

[12] H. Xu, M. Langer, F. Peyrin, "Quantitative analysis of bone microvasculature in a mouse model using the monogenic signal phase asymmetry and marker-controlled watershed", Physics in Medicine & Biology, vol. 66, no. 12, p. 125005, 2021. https://doi.org/10.1088/1361-6560/ac047d

[13] X. Wang, S. Wan, T. Lei, "Brain Tumor Segmentation Based on Structuring Element Map Modification and Marker-controlled Watershed Transform", Journal of Software, vol. 9, no. 11, pp. 2925–2932, 2014. https://doi.org/10.4304/JSW.9.11.2925-2932

[14] M. R. M. Razali, N. S. Ahmad, W. Ismail, "Dental age assessment for forensic identification using OTSU and watershed algorithm", Proceedings of the International Conference on Advances in Computing and Information Technology (ACIT), pp. 134–138, 2014.

[15] K. Devaki, V.M. Bhaskaran, "A novel approach to detect fissures in lung CT images using marker-based watershed transformation", Journal of Computer Science, vol. 10, no. 6, pp. 896–905, 2014. https://doi.org/10.3844/jcssp.2014.896.905

[16] T.D. Chung, M.A. Khan, "Watershed-based real-time image processing for multi-potholes detection on asphalt road", Proceedings of the 2019 IEEE 9th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET), pp. 268–272, October 2019. https://doi.org/10.1109/ICSEngT.2019.8906371

[17] U.S. Khan, Z. Liu, F. Xu, M.U. Khan, L. Chen, T.A. Khan, M.K. Khattak, Y. Zhang, "Unsupervised Color Segmentation with Reconstructed Spatial Weighted Gaussian Mixture Model and Random Color Histogram", Computers, Materials and Continua, vol. 78, pp. 3323–3348, 2024. https://doi.org/10.32604/cmc.2024.046094

[18] T. Lei, X. Jia, Y. Zhang, L. He, H. Meng, A.K. Nandi, "Significantly fast and robust fuzzy c-means clustering algorithm based on morphological reconstruction and membership filtering", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 26, no. 5, pp. 3027–3041, 2018. https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2018.2796074

[19] T. Lei, P. Liu, X. Jia, X. Zhang, H. Meng, A.K. Nandi, "Automatic fuzzy clustering framework for image segmentation", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 28, no. 9, pp. 2078–2092, 2020. https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2019.2930030

[20] B. Ji, X. Hu, F. Ding, Y. Ji, H. Gao, "An effective color image segmentation approach using superpixel-neutrosophic C-means clustering and gradient-structural similarity", Optik, vol. 260, p. 169039, 2022. https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2022.169039

[21] J. Jiao, X. Wang, T. Wei, J. Zhang, "An adaptive fuzzy c-means noise image segmentation algorithm combining local and regional information", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 31, no. 8, pp. 2645–2657, 2023. https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2023.3235392

[22] P. Arbeláez, M. Maire, C. Fowlkes, J. Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 33, no. 5, pp. 898–916, 2011. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.161

[23] P. Dollár, C.L. Zitnick, "Fast edge detection using structured forests", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 37, no. 8, pp. 1558–1570, 2015. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2377715

[24] S. Hallman, C.C. Fowlkes, "Oriented edge forests for boundary detection", Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1732–1740, June 7–12, 2015. https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2015/papers/Hallman_Oriented_Edge_Forests_2015_CVPR_paper.pdf

[25] P. Soille, "Morphological Image Analysis: Principles and Applications, 2nd edition", Springer, 2002. https://doi.org/10.1007/978-3-662-05088-0

[26] A. Y. Yang, J. Wright, Y.Ma, S.S. Sastry, "Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression", Computer Vision and Image Understanding, vol. 110, no. 2, pp. 212-225, 2008. https://doi.org/10.1016/j.cviu.2007.07.005

[27] R. Unnikrishnan, C. Pantofaru, M. Hebert, "Toward objective evaluation of image segmentation algorithms", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 6, pp. 929–944, 2007. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1046

[28] C. Fowlkes, D. Martin, J. Malik, "Learning affinity functions for image segmentation: Combining patch-based and gradient-based approaches", Proceedings of the 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), vol. 2, pp. II-54, June 2003. https://doi.org/10.1109/CVPR.2003.1211452

[29] D. Khosla, R. Uhlenbroch, Y. Chen, "Automated scene understanding via fusion of image and object features", Proceedings of 2017 IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security (HST), pp. 1-4, 2017. https://doi.org/10.1109/THS.2017.7943474

[30] T. Malisiewicz, A.A. Efros, "Improving spatial support for objects via multiple segmentations", Proceedings of BMVC 2007 – Proceedings of the British Machine Vision Conference 2007, pp. 1-8, 2007. Available: https://bmva-archive.org.uk/bmvc/2007/papers/paper-304.pdf

[31] Available online at: http://host.robots.ox.ac.uk/paskal/VOC/voc2008/index.html.

[32] A. Farooq, K.H. Memon, "Kernel possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm based on morphological reconstruction and membership filtering", Fuzzy Sets and Systems, vol.477, p.108792,2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.fss.2023.108792

پاورقی‌ها:

[1] marker-controlled watershed

[2] Morphological Reconstruction

[3] Adaptive Morphological Reconstruction

[4] Edge, Mark and Fill

[۵] Fully Marker Generation Watershed

[۶] Feature-Integrated Marker Watershed

[۷] Globalized Probability of boundary

[۸] UnSupervise Tree-structured Markov random