

Boundary Detection in Digital Images using Structural Forests Method Based on Contour Grouping and Reasoning

Mohadese Omid¹, Farahnaz Mohanna^{2*}

1, 2*- Department of Communication Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran.

¹Mohadese.omidi@gmail.com, ^{2*}f_mohanna@ece.usb.ac.ir

Corresponding author address: Farahnaz Mohanna, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran.

Abstract- Edge detection is carried out using high-quality and real-time structural forests method. Nevertheless, in the output of this method, edges with a width of more than one pixel as well as unreal edges that do not belong to any boundary can be seen. Applying thresholds to this output cannot also eliminate all of these disadvantages and sometimes leads to the removal of edge pixels resulting in a loss of performance. In this paper, by presenting the extended structural forests method based on contour grouping and reasoning, while eliminating the disadvantages of the basic structural forests edge detector and improving its performance, a precise and high-quality boundary detector is achieved. By using this method and according to the F-measure criterion, the performance of edge detection is improved 2.26% in total. The proposed algorithm can be used as an effective preprocessing stage in many image processing functions by providing accurate boundaries with a width of one pixel.

Keywords- Edge detector, Boundary detector, Structural decision forests, Contour grouping and reasoning.

آشکارسازی مرز در تصاویر دیجیتال با استفاده از روش جنگل‌های ساختاری مبتنی بر گروه‌بندی و استدلال کانتور

محدثه امیدی^۱، فرحناز مهنا*^۲

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران.

*۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران.

^۱mohadese.omidi@gmail.com, and ^۲f_mohanna@ece.usb.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: فرحناز مهنا، زاهدان، خیابان دانشگاه، دانشگاه سیستان و بلوچستان، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

چکیده- آشکارسازی لبه با استفاده از روش جنگل‌های ساختاری با کیفیت نسبتاً بالا و بهنگام انجام می‌شود. با این وجود، در خروجی این روش، لبه‌هایی با پهنای بیش از یک پیکسل و نیز لبه‌های غیرواقعی که به هیچ مرزی تعلق ندارند قابل مشاهده است. اعمال آستانه بر این خروجی نیز نمی‌تواند تمامی این معایب را رفع کند و گاهی منجر به حذف پیکسل‌های لبه و در نتیجه افت عملکرد این روش می‌شود. در این مقاله با ارائه روش جنگل‌های ساختاری توسعه یافته مبتنی بر گروه‌بندی و استدلال کانتور، ضمن رفع معایب لبه‌یاب جنگل‌های ساختاری اصلی و بهبود عملکرد آن، به یک آشکارساز مرز دقیق و با کیفیت بالا دست می‌یابیم. با استفاده از این روش و بر اساس معیار اندازه‌ی اف، در مجموع کارایی آشکارسازی لبه ۲/۲۶ درصد ارتقا می‌یابد. الگوریتم پیشنهادی با ارائه مرزهای دقیق با پهنای یک پیکسل می‌تواند به‌عنوان یک مرحله پیش‌پردازش موثر در بسیاری از عملکردهای پردازشی تصویر مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: آشکارسازی لبه، آشکارسازی مرز، جنگل‌های تصمیم‌گیری ساختاری، گروه‌بندی و استدلال کانتور

۱- مقدمه

مرزیابی را از نظر کیفیت و سرعت به‌عنوان مبنا انتخاب و سپس برای رفع عیوب و ارتقای آن تلاش کند.

پس از بررسی انواع روش‌های آشکارسازی مرز، روش آشکارسازی لبه با استفاده از جنگل‌های ساختاری [۱] به‌عنوان مبنا انتخاب شد. این روش ضمن آن که مرزها را با استفاده از معیار ارزیابی اندازه‌ی اف^۱ با کیفیت نسبتاً بالایی آشکار می‌کند، این کار را بسیار سریع و بهنگام انجام می‌دهد. با این‌همه، در الگوی خروجی این-روش، لبه‌های مرزی با پهنای بیش از یک پیکسل و نیز لبه‌های زائدی که به هیچ مرزی تعلق ندارند قابل مشاهده است. اعمال آستانه بر این خروجی نمی‌تواند تمامی این معایب را رفع کند و گاهی منجر به حذف پیکسل‌های لبه و در نتیجه افت عملکرد این

آشکارسازی مرز یک مسئله‌ی اساسی در بینایی ماشین است. با توجه به این اهمیت تاکنون روش‌های مختلفی برای این منظور ارائه شده و پیشرفت‌های قابل ملاحظه‌ای نیز به‌دست آمده است. با این همه، هدف از آشکارسازی مرز، ارائه الگوریتمی است که با استفاده از آن ماشین بتواند در یافتن مرزهای دقیق اشیای تصویر با انسان برابری نماید. یعنی با یک الگوریتم ساده و با کمترین وابستگی به تنظیم دستی پارامتر، بتوان مرزهایی هموار و با پیوستگی مطلوب را با سرعتی قابل قبول و با کمترین حساسیت به نویز آشکار کرد. این مقاله در راستای همین اهداف شکل گرفته- است. ایده‌ی اولیه‌ی این تحقیق آن است که مناسب‌ترین روش

روش می‌شود.

در این مقاله با ارائه‌ی یک روش پیشنهادی ضمن رفع عیب‌های لبه‌یاب جنگل‌های ساختاری و بهبود عملکرد آن با استفاده از گروه‌بندی و استدلال کانتور، به یک آشکارساز مرز دقیق و با کیفیت بالا دست می‌یابیم. جهت شبیه‌سازی این الگوریتم از مجموعه تصاویر پایگاه داده‌ی BSDS500^۲ استفاده کرده‌ایم [۱] که در اکثر روش‌های نوین آشکارسازی مرز به کار می‌رود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد سیستم پیشنهادی نسبت به روش مینا از نظر معیار ارزیابی اندازه‌ی اف، که معیار اصلی آشکارسازی مرز است، به میزان ۲/۲۶ درصد رشد داشته که نشان‌دهنده‌ی ارتقای روش مبنای توسعه یافته است.

در ادامه، دسته‌بندی انواع روش‌های آشکارسازی مرز در بخش دوم مشاهده می‌شود. در بخش سوم مبنای نظری تحقیق بیان شده است. روش پیشنهادی برای آشکارسازی مرز در بخش چهارم ارائه می‌شود. در بخش پنجم به همراه معرفی معیارهای ارزیابی و مجموعه داده‌ی مورد استفاده، نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش پیشنهادی اعلام می‌گردد و این نتایج با نتایج شبیه‌سازی چند روش منتخب از بخش دوم مقایسه می‌شود. در نهایت، در بخش ششم به نتیجه‌گیری خواهیم پرداخت.

۲- انواع روش‌های آشکارسازی مرز

پس از مطالعه‌ی انواع روش‌های آشکارسازی مرز، عمده‌ی آن‌ها را در پنج گروه به شرح زیر دسته‌بندی می‌کنیم.

۲-۱- روش‌های مبتنی بر گرادیان

در این گروه روش‌هایی قرار دارند که لبه را با استفاده از اپراتورهای مرسوم گرادیان مانند گنی [۲] استخراج می‌کنند و به منظور کاهش لبه‌های بافتی پردازش‌های دیگری را روی لبه‌های آشکار شده انجام می‌دهند تا به الگوی مرز برسند. نوآوری این روش‌ها می‌تواند مربوط به ایجاد تغییرات در اپراتور گرادیان، نوع عملیات به کار رفته به منظور کاهش لبه‌های بافتی و یا هر دو باشد. کو و همکاران [۳] با استخراج الگوی لبه توسط لبه‌یاب گنی و انتقال آن به حوزه‌ی فرکانس و عبور از فیلتر بالاگذر، ابتدا به الگوی لبه‌ای با لبه‌های بافتی کمتر دست یافتند و سپس الگوی مرز را تشکیل دادند. جِنَا [۴] لبه‌های تصویر را با ترکیب مرکز ثقل با اپراتور سوبل محاسبه کرد. گرادیان تخمین‌زده شده توسط مرکز ثقل، تغییرات پله‌ای شدت روشنایی تصویر را انعکاس داد و آشکارسازی لبه‌های پله‌ای عملکرد لبه‌یاب سوبل را بهبود بخشید.

گاردینر و همکاران [۵] اپراتور گرادیانی طراحی کردند که قابل اعمال به تصاویر با ساختار مبتنی بر پیکسل شش‌ضلعی در مقیاس‌های مختلف بود. روش ملین و همکاران [۶]، ترکیب الگوی لبه با منطق فازی است. ابتدا الگوی لبه توسط تکنیک گرادیان مورفولوژیکال تولید شد. سپس برای بهبود دقت آشکارسازی و کاهش لبه‌های بافتی، این الگو به عنوان ورودی به یک سیستم فازی نوع ۲ داده شد. تسنگ و همکارش [۷] ماتریس دامنه و جهت گرادیان تصویر را با اعمال گرادیان سوبل استخراج کردند. سپس به منظور هم‌راستاسازی تکه‌های لبه از ماتریس جهت گرادیان نمونه‌برداری شد. ماسک نمونه‌برداری دارای دو محور غیرهم‌سایز بود و طوری بر روی همسایگی پیکسل قرار می‌گرفت که محور کوچکتر هم‌راستا با جهت پیکسل مرکزی باشد. جهت پیکسل مرکزی با توجه به جهت اکثریت پیکسل‌های همسایه که تحت پوشش ماسک قرار داشتند تغییر می‌کرد و محور کوچکتر ماسک نیز مجدداً در امتداد جهت جدید پیکسل مرکزی قرار می‌گرفت. این روند برای هر پیکسل در تکرارهای متوالی تا رسیدن به همگرایی مطلوب ادامه می‌یافت. کائو و همکاران [۸] الگوریتم تشخیص لبه مبتنی بر عملگر اتسو-کنی ارائه کردند که بر روی تعداد زیادی از تصاویر به‌طور سریع و موازی اجرا شد. در مجموع، مزیتی که در غالب روش‌های مبتنی بر گرادیان قابل رویت است حجم محاسباتی بسیار کم، فهم و پیاده‌سازی آسان آن‌ها است. خروجی این گروه، الگوی لبه‌ای است که پس از انجام عمل اتصال لبه به عنوان الگوی مرز در نظر گرفته می‌شود. بدیهی است که در این روش‌ها به دلیل استفاده‌ی مستقیم از مشتق، مسئله‌ی حساسیت بالا به نویز مطرح است. همچنین در اکثر روش‌های این گروه تنها به اطلاعات شدت روشنایی تصویر اکتفا شده است. این در حالی است که برخی کانتورهای پراهمیت اشیا، به‌خصوص زمانی که مرز اشیا فقط دارای کنتراست رنگی باشد، در فضای سطح خاکستری از دست می‌روند.

۲-۲- روش‌های مبتنی بر سیستم بینایی انسان

در این گروه روش‌هایی قرار دارند که از شیوه‌ی پردازش تصویر در سیستم بینایی انسان الهام گرفته‌اند. در سیستم بینایی انسان، ابتدا نور با طول موج‌های مختلف توسط گیرنده‌های مخروطی سطح شبکیه دریافت می‌شود. در شبکیه، سه نوع گیرنده‌ی مخروطی S، M و L وجود دارد که هر یک به ترتیب مسئول دریافت نور با طول موج‌های کوتاه، متوسط و بلند می‌باشند. قشر بینایی در مغز، مسئول پردازش اطلاعات بصری است. سیگنال‌های رنگ از طریق سلول‌های هسته‌ی خمیده‌ی عرضی (LGN) از شبکیه به قشر اولیه‌ی بینایی و از آنجا به قشرهای بالاتر منتقل می‌شوند و به این-

۲-۳- روش‌های مبتنی بر ترکیب نشانه

اصل اساسی در این روش‌ها این است که با تکیه بر یک نشانه به-تنهایی نمی‌توان به دقت مطلوب در آشکارسازی رسید بلکه بایست در یک چهارچوب مشخص، نشانه‌های مختلف در سطوح متفاوت را با یکدیگر ترکیب کرد. روش کلی به این صورت است که نشانه‌های سطح پایین مانند گرادیان رنگ، بافت و شدت روشنایی و نشانه‌های سطح بالاتر مانند الگوی قطعه‌بندی تصویر به صورت بهینه جهت رسیدن به نتیجه‌ی مطلوب با یکدیگر ترکیب می‌شوند. شیوه‌ی ترکیب می‌تواند خطی، با استفاده از مدل‌های منطقی و یا با به‌کارگیری یک طبقه‌بندی‌کننده باشد. پیش از ترکیب، برای رسیدن به بیشترین دقت آشکارسازی، نشانه‌های مختلف بهینه می‌شوند. برای بهینه‌سازی و همچنین به منظور تنظیم پارامترهای ترکیب و نیز تعلیم طبقه‌بندی‌کننده‌ها نیاز به مجموعه داده‌ای است که دارای ملاک درستی برای هر تصویر و شامل دو زیر مجموعه برای تعلیم و آزمایش باشد. ژنگ و همکاران [۱۳] نشانه‌ها را در سه سطح تعریف و با استفاده از روش‌های تعلیمی استخراج و با یکدیگر ترکیب نمودند. نشانه‌های سطح پایین، الگوی لبه و الگوی قطعه‌بندی نواحی تصویر بودند. در روش آن‌ها، نتیجه‌ی طبقه‌بندی پیکسل‌ها منجر به تفکیک پیکسل‌ها به مرزی و غیرمرزی و به پیش‌زمینه و پس‌زمینه شد. به این ترتیب پیکسل‌هایی از لبه در صورتی به عنوان مرز در نظر گرفته می‌شدند که پیکسل‌های متناظر در یک طرف از آن لبه در الگوی قطعه‌بندی ناحیه، متعلق به پیش‌زمینه و در طرف دیگر، متعلق به پس‌زمینه باشد. مارتین و همکاران [۱۴] گرادیان رنگ، شدت روشنایی و بافت را به عنوان ویژگی‌های تصویر محاسبه کردند. این محاسبات با در نظر گرفتن یک دایره در محل هر پیکسل و تقسیم دایره به دو نیم دیسک توسط قطر گذرنده از آن پیکسل در جهت θ و محاسبه‌ی هیستوگرام نشانه‌ها در دو نیم دیسک و در نهایت محاسبه‌ی اختلاف مربع‌کای^۲ بین دو هیستوگرام صورت گرفت. از رگرسیون منطقی برای ترکیب این نشانه‌ها استفاده شد. روش آن‌ها با نام "احتمال مرز" شهرت یافت زیرا خروجی نهایی ترکیب، احتمال تعلق به مرز را برای هر پیکسل نشان می‌داد. اربلاژ و همکاران [۱۵] روش احتمال مرز را به این صورت تعمیم دادند که ابتدا اختلاف هیستوگرام بین دو نیم دیسک را با در نظر گرفتن شعاع-های مختلف دایره‌ی فرضی با جهت‌های متفاوت θ محاسبه و در مرحله‌ی ترکیب به جای رگرسیون منطقی از ترکیب وزنی نشانه‌ها استفاده کردند. این روش به نام "احتمال چندمقیاسی مرز" شهرت یافت. آن‌ها همچنین روش احتمال چندمقیاسی را با اطلاعات سرتاسری نشانه‌ها ترکیب کرده و روش دقیق‌تری به نام "احتمال

ترتیب درک بصری صورت می‌گیرد. تشخیص لبه‌ها در قشر اولیه‌ی بینایی توسط سلول‌های ساده و پیچیده انجام می‌گیرد. سلول ساده، سلولی است که به لبه‌های جهت‌دار پاسخ می‌دهد. سلول-های پیچیده نیز به لبه‌های جهت‌دار پاسخ می‌دهند ولی ورودی خود را از تعدادی سلول ساده دریافت می‌کنند. روش‌های مبتنی بر سیستم بینایی انسان معمولاً از یکی از دو نشانه‌ی شدت - روشنایی یا رنگ و یا هر دو برای تشخیص مرز بهره می‌برند و با اتخاذ استراتژی‌های مختلف پاسخ بخشی از سیستم بینایی را شبیه‌سازی می‌کنند [۱۰-۹]. یانگ و همکاران [۱۱] سطوح بینایی شبکه‌ی، سلول‌های LGN و قشر اولیه‌ی بینایی را شبیه‌سازی نمودند. به این صورت که با تجزیه‌ی تصویر به کانال‌های قرمز، سبز و آبی، پاسخ شبکه‌ی و پس از هموارسازی و ترکیب وزنی کانال‌ها پاسخ سلول‌های LGN را شبیه‌سازی کردند. پاسخ سلول‌های پیچیده نیز با استفاده از ترکیب مشتق مرتبه‌ی اول دوبعدی گوسی و پاسخ به دست آمده در مراحل قبلی مدل شد. پرناس و همکاران [۱۲] مدلی را ارائه دادند که در سه مقیاس و پنج مرحله عمل آشکارسازی مرز را انجام داد. نخست با شبیه‌سازی پاسخ سلول‌های شبکه‌ی و LGN، شش کانال پردازشی شامل دو کانال متضاد روشنایی و چهار کانال متضاد رنگ تولید شد. در مرحله‌ی دوم سلول‌های ساده و پیچیده در قشر اولیه‌ی بینایی شبیه‌سازی شدند. سلول‌های ساده، کانتورها را از طریق یک بانک فیلتر گابور استخراج و سلول‌های پیچیده، فعالیت سلول‌های ساده را یکپارچه-سازی کردند. در مراحل سوم و چهارم قشر بعدی بینایی شبیه‌سازی شد؛ مرزها آشکار، تنظیم و تکمیل شدند در حالی که نوبت و کانتورهای بی‌اهمیت حذف گردیدند. در مرحله‌ی آخر، قشر بعدی بینایی شبیه‌سازی شد و با گرفتن الگوی مرز از مرحله‌ی قبلی و دریافت کانال‌های متضاد رنگ از مرحله‌ی اول، چهار تصویر ادراک سطح رنگی تولید شد. این خروجی به صورت بازخورد در اختیار سلول‌های ساده در مرحله‌ی دوم قرار گرفت. در تکرارهای متوالی، مرز تولید شده در مرحله‌ی چهارم، بهبود یافته و به عنوان خروجی نهایی استخراج شد. در مجموع، روش‌های الهام گرفته شده از سیستم بینایی انسان با رویکرد شبیه‌سازی عملکرد سیستم بینایی در تشخیص مرز به آشکارسازی مرز تصاویر می‌پردازند. این رویکرد از سال‌ها پیش مورد توجه بوده و در سال‌های اخیر با استفاده از اطلاعات رنگ در کنار شدت روشنایی عملکرد خوبی در یافتن مرزها از خود نشان داده است. با این همه همچنان از حیث سرعت و دقت نسبت به روش‌های مبتنی بر ترکیب نشانه در سطح پایین-تری قرار دارند.

۲-۴- روش‌های مبتنی بر کانتور فعال^۴

کانتور فعال روشی برای استخراج مرز در تصاویر است که برای اولین بار توسط کاس و همکاران [۱۸] معرفی شد. روش‌هایی مبتنی بر کانتور فعال، با هدف آشکارسازی مرز، به دو گروه شامل کانتورهای فعال پارامتری و غیرپارامتری دسته‌بندی می‌شوند. به طور اختصار و در حوزه‌ی تصاویر دیجیتال دوبعدی در الگوریتم کانتورهای فعال پارامتری، یک کانتور فعال از N گره تشکیل می‌شود که این گره‌ها به وسیله‌ی تکه خطوط به هم متصل شده و یک خط شکسته‌ی بسته را تشکیل می‌دهند. مکان کانتور بر روی صفحه‌ی تصویر، مقدار انرژی آن را تعیین می‌کند. کانتور فعال با استفاده از اجزای انرژی داخلی و خارجی هدایت می‌شود. انرژی داخلی، قیود همواری را به کانتور فعال تحمیل می‌کند؛ درحالی‌که انرژی‌های خارجی کانتور فعال را جذب مرز می‌کند. این عمل با ایجاد یک نیروی جاذب که معمولاً به سمت نواحی با گرادیان بالا است صورت می‌گیرد. در تکرارهای متوالی کانتور مکان خود را مطابق با شی مورد جستجو در تصویر تنظیم می‌کند و در نتیجه شکل آن به منظور حداقل کردن انرژی‌اش تغییر می‌کند. زمانی که کانتور فعال بر روی مرز شی مورد جستجو قرارگرفت انرژی آن حداقل شده و در نتیجه از حرکت باز می‌ایستد. شکل نهایی کانتور به عنوان مرز شی در نظر گرفته می‌شود. روش‌های جدید با استفاده از این مفهوم اولیه به عنوان مینا برای استخراج دقیق‌تر مرز و با استفاده از انرژی‌های داخلی و خارجی مختلف توسعه یافته‌اند. کانتور فعال پارامتری، اغلب به منظور آشکارسازی مرز یک شی واحد در تصویر به کار می‌رود و به دلیل نیاز به تنظیم پارامتر، برای زمانی مناسب است که شکل تقریبی مرز شناخته شده باشد. از مزایای کانتور فعال پارامتری این است که به طور تطبیقی عمل جستجو را برای رسیدن به حالت حداقل، انجام می‌دهد و مرزهای پیوسته ایجاد می‌کند. روش‌های کانتور فعال غیرپارامتری از الگوریتمی شبیه به کانتورهای فعال پارامتری به عنوان مینا استفاده می‌کنند با این تفاوت که مدل مرسوم کانتور با منحنی سطوح هم‌تراز، جایگزین می‌شود و مفهوم حداقل سازی انرژی، جای خود را به تکامل تدریجی منحنی می‌دهد. مزیت روش‌های غیرپارامتری نسبت به پارامتری، امکان آشکارسازی مرز چندین شی به طور هم‌زمان بدون تحمیل هزینه‌ی محاسباتی اضافی و همچنین عدم وابستگی به پارامتر است [۲۱-۱۹]. در مجموع، روش‌های مبتنی بر کانتور فعال از نوع پارامتری مرزهای پیوسته و هموار ایجاد می‌کنند اما این مدل‌ها نمی‌توانند تغییرات توپولوژیکی منحنی‌ها را کنترل نمایند. به همین دلیل در روش‌های پارامتری، تعیین خط-مشی همگرایی، مسئله‌ای اساسی و دشوار است و کوچکترین

سرتاسری مرز" ارائه دادند. هی و همکارش [۱۶] نیز احتمال چند مقیاسی را مینا قرار داده و به جای استفاده از اختلاف مربع‌کای، روش دیگری به نام "معیار مرز مبتنی بر یادگیری" را پیشنهاد دادند که با ایجاد یک شبکه‌ی عصبی برای هر نشانه و مقیاس، و بردن ویژگی‌های محلی به یک فضای جدید، اختلاف نشانه‌ها را با استفاده از یک کرنل غیرخطی محاسبه کردند. لئوردانو و همکاران [۱۷] الگوریتمی به نام "مرز تعمیم یافته" پیشنهاد دادند که از کانال‌های رنگ قرمز، سبز و آبی و الگوی قطعه‌بندی تصویر به عنوان نشانه‌های ورودی استفاده کرده و آن‌ها را بر اساس اهمیت، مقیاس‌بندی کردند. برای هر نشانه، مقدار هر پیکسل با استفاده از یک تقریب خطی بر اساس مقادیر پیکسل‌های همسایه-اش مدل شد. اطلاعات حاصل از تقریب برای تمام نشانه‌ها و پیکسل‌ها به فرم بسته، یک ماتریس حاوی اطلاعات مرز را شکل داد. با عبور این ماتریس از یک مدل منطقی، قوت و جهت مرز برای هر پیکسل به دست آمد و الگوی مرز حاصل شد. مراحل تکمیلی دیگری تحت عنوان گروه‌بندی و استدلال کانتور برای افزایش دقت آشکارسازی اضافه‌گردید. در این مراحل، لبه‌ها متصل و با در نظر گرفتن ویژگی‌های کانتور مانند همواری و ممتد بودن، قوت و جهت مرز مجدداً محاسبه شد. دالر و همکارش [۱] سه کانال رنگ در فضای رنگی CIE-LUV همراه با دامنه‌ی گرادیان نرمالیزه شده در دو مقیاس را به عنوان ویژگی‌های تصویر محاسبه کردند. علاوه بر آن، دامنه‌ی گرادیان در هر یک از مقیاس‌ها را بر اساس جهت‌گیری به چهار کانال تقسیم نموده و در مجموع سیزده کانال به عنوان نشانه‌های ورودی به دست آوردند. برای ترکیب نشانه‌ها از یک طبقه‌بندی‌کننده‌ی جنگل‌های تصمیم‌گیری تصادفی استفاده شد که ورودی و خروجی آن به ترتیب، بردار نشانه‌های تصویر و برچسب‌های ساختاری بود. دلیل استفاده از برچسب‌های ساختاری، مسیرهای لبه بود که معمولاً از الگوهای مانند خطوط مستقیم و اتصالات T و Y شکل پیروی می‌کنند. درخت‌های تصمیم‌گیری برای هر مسیر از تصویر، یک برچسب ساختاری پیش‌بینی می‌کرد. سپس از روش جنگل‌های تصمیم‌گیری تصادفی، که مجموعه‌ای از چند درخت مستقل است، برای ادغام پیش‌بینی درخت‌ها استفاده می‌شد. این کار با متوسط‌گیری بر روی پیش‌بینی‌هایی که با یکدیگر هم‌پوشانی داشتند صورت گرفت. به طور کلی، روش‌های مبتنی بر ترکیب نشانه در زمینه‌ی آشکارسازی مرز دارای شهرت و جایگاه ویژه‌ای هستند. روش‌های مبتنی بر ترکیب نشانه با استفاده از نشانه‌های مختلف مانند رنگ، شدت روشنایی، اندازه و جهت گرادیان، به طبقه‌بندی پیکسل‌های تصویر می‌پردازند.

انحراف از خط‌مشی صحیح، عمل آشکارسازی را با شکست مواجه می‌سازد. به‌علاوه، نیاز به تنظیم پارامترهای متعدد از دیگر معایب این روش‌ها به‌شمار می‌رود.

۲-۵- روش‌های مبتنی بر خرد جمعی^۵

خرد جمعی، مبتنی بر افراد خودسازمان‌گر که عامل نامیده می‌شوند، می‌باشد. به‌طوری‌که هر عامل براساس تعدادی اصول خرد جمعی مانند استقلال داخلی، قضاوت محلی، جنبش، ارتباط، حافظه و تابع سازگاری رفتار می‌کند. دو مثال متداول و پرکاربرد از الگوریتم‌های مبتنی بر خرد جمعی، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و کلونی مورچه است. این دو اگرچه از اصول مشابهی پیروی می‌کنند اما دارای تفاوت‌هایی در نحوه‌ی ارتباط اجزا هستند. در کلونی مورچه، ارتباط بین اجزا غیرمستقیم و مبتنی بر موقعیت مکانی است. درحالی‌که در گروه اجزا، ارتباط به‌صورت همه‌پخشی است. کرج‌مایر و همکاران [۲۲] از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به‌منظور آشکارسازی مرز استفاده کردند. روش کلی به‌این‌صورت بود که ابتدا N عامل در تصویر توزیع شد. انتخاب N می‌توانست توسط کاربر یا براساس ابعاد و محتوای تصویر به‌طور خودکار انجام شود. هر عامل برای قرارگرفتن در مکان معنادارتری در همسایگی خود شروع به حرکت می‌کرد. پس از رسیدن به مکانی با محتوای بیشتر، شروع به تحلیل پیکسل‌های اطراف خود می‌نمود. در مرحله‌ی بعد، اطلاعات عامل‌های اطراف خود را درخواست کرده و براساس آن، مکان و جهت مرز را در همسایگی خود تخمین می‌زد. در آخر، هر عامل با عامل‌های همسایه‌اش به صورت تکراری تعامل کرده و تخمین محلی خود را برای رسیدن به یک تخمین سرتاسری مرز به‌روزرسانی می‌کرد. دورانی و همکارش [۲۳] از بهینه‌سازی کلونی مورچه برای آشکارسازی لبه‌ها به‌خصوص در تصاویر نویزی استفاده کردند. ابتدا تعدادی از مورچه‌ها روی تصویر حرکت کردند. حرکت آن‌ها براساس احتمال اولیه هر پیکسل تصویر با ماتریس فرومون تعیین می‌شد. این ماتریس، زمانی ایجاد می‌شد که تفاوت بین دو لبه از مقدار مشخصی بیشتر باشد. ابتدا یک مورچه به‌طور تصادفی حرکت می‌کرد و سپس ماتریس فرومون به‌روزرسانی می‌شد. سپس یک آستانه که معادل با مقدار میانگین ماتریس فرومون بود انتخاب می‌شد. پیکسل‌ها در دو گروه برحسب مقادیر کمتر یا بیشتر از آستانه طبقه‌بندی می‌شدند. پس از آن میانگین میانگین دو گروه به‌عنوان آستانه‌ی جدید محاسبه می‌شد. الگوریتم به‌صورت تکراری تا زمانی‌که اختلاف آستانه‌ی تکرار فعلی و قبلی مقدار ناچیزی می‌شد ادامه می‌یافت. الگوریتم کلونی مورچه در تکرارهای اولیه سرعت همگرایی کمی دارد. ژانگ و همکارش [۲۴] برای بهبود

عملکرد الگوریتم کلونی مورچه از ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک، که در تکرارهای اولیه سریع است، به‌منظور آشکارسازی لبه بهره بردند. آن‌ها ابتدا الگوریتم ژنتیک را به‌کار بردند و سپس با تبدیل راه‌حل بهینه‌ی فعلی به‌عنوان بخش ماتریس فرومون اولیه، الگوریتم کلونی مورچه را مورد استفاده قرار دادند.

۲-۶- سایر روش‌ها

در این بخش روش‌هایی معرفی می‌شوند که یا ساختاری متفاوت از گروه‌های فوق دارند و یا الگوریتم آن‌ها به‌نوعی ترکیب الگوریتم دو یا چند گروه از گروه‌های ذکرشده است. مینگ و همکاران [۲۵] نشانه‌های ناحیه، مانند یکنواختی رنگ و بافت و نشانه‌های کانتور، مانند پیوستگی محلی را برای تشخیص کانتورهای برجسته‌ی تصویر ترکیب کرده و برای اطمینان از سازگاری برچسب‌های ناحیه و کانتور، قیود تعداد پیچش^۶ را، که یک مفهوم برگرفته شده از توپولوژی جبری است، اعمال نمودند. آن‌ها مسئله‌ی آشکارسازی کانتور را در قالب مسئله‌ی حداقل‌سازی انرژی در نظر گرفتند؛ به گونه‌ای که یک تابع انرژی نسبی که دربردارنده‌ی نشانه‌های کانتور و ناحیه است هم‌زمان با ارضای قیود پیوستگی لبه و تعداد پیچش، به‌حداقل رسانده می‌شد. ژانگ و همکاران [۲۶] ابتدا تصویر ورودی را به فضای رنگی L^*a^*b منتقل و در هر کانال، مرزهای کاندیدا را با استفاده از روش تمرکز لبه [۲۷] تولید و برای جداسازی لبه‌های بافتی، مدلی به‌نام کنتراست جهت^۷ (OCM) ارائه دادند. کنتراست جهت یک پیکسل، به‌صورت مجموع شباهت کسینوسی پاسخ فیلترهای گابور آن پیکسل و پیکسل‌های همسایه‌اش تعریف شد. انحراف معیار کنتراست جهت، حول هر پیکسل در یک پنجره با سایز n و به‌مرکز آن پیکسل محاسبه گردید. برای افزایش دقت آشکارسازی، ویژگی‌هایی مانند طول، چگالی و همواری لبه برای هر لبه‌ی متصل به‌دست‌آمده از مراحل قبل تعریف شد. پس از انتساب بردار ویژگی به هر لبه‌ی متصل از طبقه‌بندی‌کننده‌ی ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) که به‌شیوه‌ی نظارتی تحت تعلیم قرار گرفته‌بود برای آشکارسازی نهایی مرز استفاده شد. دنگ و همکاران [۲۸] از ساختار شبکه‌های عصبی سلولی به‌منظور آشکارسازی لبه استفاده کردند. آن‌ها معادلات شبکه‌های عصبی سلولی را به فرم ماتریسی تعمیم دادند. سپس، اطلاعات تغییر مقدار شدت روشنایی پیکسل‌ها نسبت به پیکسل‌های همسایه را، که اطلاعات مهمی برای آشکارسازی لبه محسوب می‌شود، درون یک ماتریس، تنظیم و آن را جایگزین الگوی کنترلی تعریف شده در معادلات شبکه‌های عصبی سلولی کردند. کوماتی و همکاران [۲۹] نگاشت ضعیف لبه را با گرفتن گرادیان مورفولوژیکال از تصویر هموار شده‌ی ورودی و نیز الگوی قطعه-

• زمان اجرای کوتاه

در ادامه، پس از معرفی جنگل‌های تصمیم‌گیری به شرح کامل آشکارسازی لبه با استفاده از جنگل‌های ساختاری می‌پردازیم. سپس، راه حل مورد نظر برای ارتقای این روش در قالب الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود.

جدول ۱: نتایج گردآوری شده از ارزیابی تعدادی از آشکارسازهای

مرز روی مجموعه داده‌ی BSDS500 در بخش دوم

روش	اندازه‌ی اف	زمان اجرا (ثانیه)
[۱]	۰/۷۴	۰/۴
[۲]	۰/۵۸	-
[۸]	-	۲۸
[۱۰]	۰/۶۱	-
[۱۱]	۰/۶۷	۶/۷۵
[۱۲]	۰/۶۶	۱۳/۶۲
[۱۴]	۰/۶۷	-
[۱۵]	۰/۷۱	-
[۱۶]	۰/۷۳	-
[۱۷]	۰/۶۹	۶
[۲۳]	۰/۶۳	۵/۷۴
[۲۷]	۰/۶۷	-
[۲۸]	۰/۶۳	-
[۳۰]	۰/۶۱	۰/۵
[۳۱]	۰/۷۴	۲۰
[۳۲]	۰/۷۲	۳/۵

۳- روش جنگل‌های تصمیم‌گیری^۸

جنگل تصمیم‌گیری، یک روش طبقه‌بندی داده است که از مجموعه‌ی چند درخت تصمیم‌گیری مستقل تشکیل می‌شود. یک درخت تصمیم‌گیری، گرافی سلسله مراتبی است که در هر گره، ورودی x را با انتقال به شاخه‌های راست و چپ طبقه‌بندی می‌کند.

گره‌های یک درخت شامل گره ریشه، برگ و گره‌های داخلی هستند. گره ریشه، اولین گره است که ورودی را دریافت می‌کند و گره‌های برگ، آخرین گره‌ها هستند که حاوی نتیجه‌ی طبقه‌بندی می‌باشند. ورودی از طریق شاخه‌ها و گره‌های داخلی مابین ریشه و برگ، طی پاسخ به پرسش‌های متوالی به سمت گره برگ هدایت

بندی نواحی تصویر را با ارائه یک روش قطعه‌بندی جدید استخراج کردند. سپس این دو نشانه را با یکدیگر مقایسه و براساس آن هر پیکسل را با برجسب‌های مرزی یا غیرمرزی برجسب‌گذاری نمودند. پایت و همکارش [۳۰] ابتدا لبه‌های تصویر را توسط یک آشکارساز لبه مانند کنی، که فراخوانی بالایی داشت، استخراج کردند. سپس برای افزایش دقت آشکارسازی، لبه‌ها را در یک گراف طوری سازماندهی کردند که گره‌ها معادل لبه‌ها بوده و شاخه‌ها، ارتباط فضایی آن‌ها را نشان می‌دادند. گره‌ها و شاخه‌ها، توسط توصیف‌گرهای خواص لبه مانند برجستگی، در یک خط بودن، تقارن و غیره توصیف شدند. سپس گره‌ها بر مبنای توصیف‌گرهای توصیف‌گرها و ویژگی‌های گروه‌بندی ادراکی به صورت مرزی یا غیرمرزی برجسب‌گذاری شدند. در تکرارهای متوالی، هر گره مجدداً نسبت به مرزهای شناسایی شده‌ی قبلی برجسب‌گذاری شد. علت استفاده از گراف، تسهیل محاسبه‌ی نشانه‌های پیوستگی و همواری در تکرارهای متوالی بود زیرا گراف ارتباطات فضایی بین لبه‌ها را حفظ می‌کرد. ویدینسکی و همکارش [۳۱] ابتدا الگوی لبه را در دو مقیاس اصلی و بزرگ از تصویر استخراج کردند. سپس تکه‌های لبه به‌طور مصنوعی اندیس‌گذاری زمانی شده و به صورت یک فرآیند آماری در نظر گرفته شدند. در مرحله‌ی یادگیری، توزیع آماری اولیه و انتقال تکه‌های لبه، توزیع ویژگی‌هایی مانند گرادینان محلی و مقداردهی اولیه آموزش داده شد. سپس پیگردی تکه‌های لبه در دو مقیاس برای یافتن کانتورهای تصویر انجام گرفت. در روش الجراح و همکاران [۳۲] از لبه‌یابی با منطق فازی استفاده شده است که در آن، با بهره‌گیری از الگوریتم باکتری به بهینه‌سازی توابع عضویت، قوانین فازی و نیز کاهش زمان محاسبات پرداخته‌اند. سنحجی و همکاران [۳۳] با استفاده از مدل تجزیه، روشی برای یافتن لبه‌ها در تصاویر طبیعی ارائه دادند. آن‌ها تصویر اولیه را به دو تصویر هندسی و بافتی تجزیه کرده و لبه‌ها را فقط از تصویر هندسی استخراج کردند.

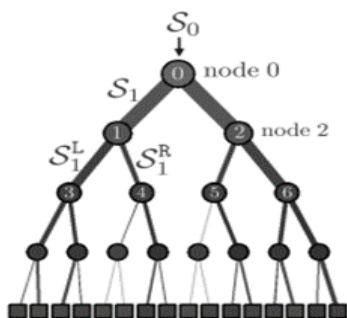
اکنون نتایج حاصل از نقد و بررسی روش‌های مختلف آشکارسازی مرز بیان شده در این بخش را در جدول ۱ خلاصه می‌کنیم. همانطور که مشاهده می‌کنید از بین روش‌های مختلف، روش جنگل‌های ساختاری به دلایل زیر به‌عنوان روش مبنا انتخاب می‌شود.

- کیفیت بالا در آشکارسازی مرز براساس معیارهای ارزیابی
- حساسیت پایین نسبت به نویز
- عدم نیاز به تنظیم دستی پارامتر

$$I_j = H(S_j) - \sum_{k \in \{L,R\}} \frac{|S_j^k|}{|S_j|} H(S_j^k) \quad (2)$$

$$H(S) = - \sum_y p_y \log(p_y)$$

که $H(S)$ آنروپی شانون^{۱۲} را نشان می‌دهد. پیشروی تعلیم روی گره‌های راست و چپ درخت تا زمانی ادامه می‌یابد که یک عمق پیش‌روی بیشینه به‌دست آید یا معیار بهره‌ی اطلاعات از یک آستانه‌ی مشخص تجاوز کند. پارامترهای موثر بر رفتار جنگل‌های تصمیم‌گیری که در حین تعلیم باید مورد توجه قرارگیرد شامل بیشینه‌ی عمق درخت، میزان تصادفی‌بودن، سایز جنگل، انتخاب تابع تقسیم، تابع معیار بهره اطلاعات و انتخاب ویژگی‌های ورودی در کاربردهای عملی می‌باشند.



شکل ۱: تعلیم یک درخت تصمیم‌گیری شامل ارسال داده‌ی تعلیم S_0 به درخت و تقسیم و انتقال آن به گره‌های پایین‌تر در جهت بهینه‌سازی پارامترهای هر گره [۳۴]

۳-۲- جنگل‌های تصمیم‌گیری ساختاری

در صورتی که فضای خروجی جنگل‌های تصمیم‌گیری شامل عناصر ساختاری مانند یک ماسک قطعه‌بندی باشد، این جنگل‌های تصادفی را ساختاری می‌نامند. برخلاف سادگی فرایند پیش‌بینی، تعلیم‌دهی جنگل‌های تصمیم‌گیری ساختاری دو چالش اساسی دارد. اول فضای خروجی دارای ساختاری پیچیده و با ابعاد بالا است و دوم این‌که معیار بهره اطلاعات برای چنین فضاهایی به خوبی قابل تعریف نیست. راه‌حل این چالش‌ها، نگاشت برجسب‌های ساختاری $\gamma \in Y$ به یک فضای گسسته از برجسب‌های $c \in C$ است که $C = \{1, 2, \dots, k\}$ می‌باشد. به طوری که برجسب‌های ساختاری مشابه در Y به برجسب گسسته‌ی یکسانی در C انتساب یابند. از آنجا که محاسبه‌ی شباهت میان برجسب‌های ساختاری از نظر محاسباتی پرهزینه است فضای ساختاری Y ابتدا به یک فضای واسطه، که در آن شباهت به راحتی قابل محاسبه باشد، نگاشته می‌شود. به این ترتیب، نگاشت در دو مرحله مطابق (۳) انجام می‌شود.

$$Y \rightarrow Z \quad Z \rightarrow C \quad (3)$$

می‌شود. هر گره درخت، متناظر با یک تابع تقسیم^{۱۳} است. به عبارت دیگر، هر گره درخت، بردار ویژگی \mathcal{X} را به عنوان ورودی دریافت و سپس یک بعد و یا تفاضل دو بعد از آن را با یک مقدار آستانه مقایسه کرده و بسته به نتیجه‌ی این مقایسه، تابع تقسیم، مقدار صفر یا یک را به خود می‌گیرد. این مقدار تعیین‌کننده‌ی ادامه‌ی مسیر ورودی خواهد بود. به این ترتیب، درخت تصمیم‌گیری با شروع از ریشه در هر گره داخلی، تابع تقسیم خود را به ورودی اعمال و بسته به نتیجه‌ی باینری این تابع، ورودی به گره راست یا چپ پایین‌تر منتقل می‌شود و این فرایند تا رسیدن به یک گره - برگ ادامه می‌یابد. خروجی درخت که فقط به ورودی \mathcal{X} بستگی دارد برجسبی است که در گره برگ ذخیره شده است. پیش‌بینی‌های حاصل از همه‌ی درختان موجود در یک جنگل با استفاده از یک مدل برهم‌نهی^{۱۴} برای دستیابی به یک خروجی واحد با یکدیگر ترکیب می‌شوند. مدل برهم‌نهی به فضای خروجی وابسته است و می‌تواند شامل اکثریت آراء، متوسط‌گیری و یا مدل‌های پیچیده‌ی دیگر باشد.

۳-۱- تعلیم درخت‌های تصمیم‌گیری

در جنگل‌های تصمیم‌گیری می‌بایست هر درخت به طور مستقل از پیش تعلیم داده شود. تعلیم یک درخت، شامل ارسال داده‌های تعلیم S به درخت و بهینه‌سازی پارامترهای گره‌های تقسیم به منظور بهینه نمودن یک تابع انرژی اولیه است. به عبارت دیگر برای هر گره z و مجموعه‌ی تعلیم $S_j \subset \mathcal{X} \times Y$ هدف، یافتن پارامترهای θ_z از تابع تقسیم $h(x, \theta_z)$ به گونه‌ای است که یک جداسازی مناسب نتیجه شود. به این منظور، یک معیار بهره‌ی اطلاعات^{۱۱} (I_j) بعنوان تابع انرژی اولیه به صورت رابطه‌های (۱) تعریف می‌شود.

$$I_j = I(S_j, S_j^L, S_j^R)$$

$$S_j^L = \{(x, y) \in S_j | h(x, \theta_j) = 0\}$$

$$S_j^R = \{(x, y) \in S_j | h(x, \theta_j) = 1\} \quad (1)$$

S_j^L و S_j^R بیانگر آن بخش از مجموعه‌ی تعلیم هستند که به ترتیب به گره‌های چپ و راست سطح پایین‌تر درخت منتقل شده‌اند [۳۴]. شکل ۱، تعلیم یک درخت، شامل ارسال داده‌ی تعلیم به درخت و تقسیم و انتقال آن به گره‌های پایین‌تر را نشان می‌دهد. پارامترهای تقسیم θ_z در فرایند تعلیم طوری انتخاب می‌شوند که معیار بهره‌ی اطلاعات را بیشینه نمایند. تعریف استاندارد معیار بهره‌ی اطلاعات در طبقه‌بندی چندطبقه مطابق رابطه (۲) است. [۳۴]

می‌نامیم. برای کاهش لبه‌های مبهمی که در اثر هم‌راستا نشدن ماسک‌های قطعه‌بندی مختلف ایجاد شده‌اند، یک مرحله‌ی تیزکردن به آشکارساز لبه‌ی ساختاری افزوده می‌گردد که آن را SE++ [۱] می‌نامیم. در مرحله‌ی استخراج ویژگی از هر تکه از تصویر با ابعاد ۳۲×۳۲، دو نوع ویژگی استخراج می‌شود. ویژگی‌های نوع اول برای هر پیکسل، شامل سه کانال رنگ، هشت کانال جهت گرادپان و دو مقدار دامنه‌ی گرادپان نرمالیزه در دو مقیاس می‌باشند. البته چون هر کانال با فیلتر مثلثی با شعاع ۲ و کاهش نمونه‌برداری با نرخ ۲ مات می‌شود برای هر قطعه تصویر با ابعاد ۳۲×۳۲، تعداد ویژگی‌های نوع اول $4 \times 32 \times 32 = 4096$ حاصل می‌شود.

ویژگی‌های نوع دوم شامل اختلاف دوبه‌دوی پیکسل‌ها هستند که برای محاسبه‌ی آن‌ها ابتدا هر کانال با فیلتر مثلثی با شعاع ۸ و کاهش نمونه‌برداری تا رسیدن به وضوح ۵×۵ مات می‌شود. سپس با انتخاب جفت پیکسل‌های منحصربه‌فرد در هر کانال، اختلاف دوبه‌دوی آن‌ها محاسبه و به‌این ترتیب به‌ازای هر کانال، تعداد ویژگی‌های جدید افزوده شده برابر ۳۰۰ است، $[\binom{5}{2} * 3 = 300]$. لذا برای هر قطعه از تصویر تعداد $4096 + (300 * 3) = 4896$ ویژگی به‌دست می‌آید که به‌عنوان ورودی به درخت‌ها ارسال می‌شوند. برای هر قطعه تصویر تحت ماسک ۳۲×۳۲، چهار درخت عمل پیش‌بینی را انجام می‌دهند. از آن‌جا که این ماسک با گام‌های دو پیکسل تصویر را می‌پیماید برای افزایش ناهمبستگی پیش‌بینی درخت‌ها در قطعه‌های مجاور تصویر به‌جای چهار درخت، هشت درخت تعلیم داده می‌شوند و هر جفت از آن‌ها در گام‌های متوالی ماسک به‌صورت یک در میان مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱].

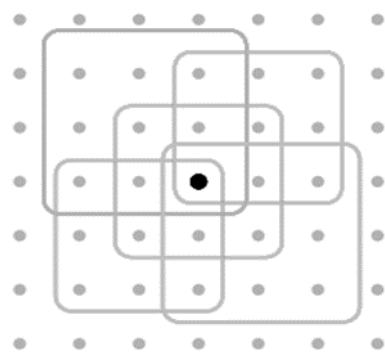
۴- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی به‌صورت بلوک دیاگرام شکل ۳ خلاصه می‌شود. مرحله‌های درون کادر خط‌چین مربوط به روش آشکارسازی لبه با استفاده از جنگل‌های ساختاری است که برای سه مقیاس از تصویر با وضوح اصلی، نیمه و دوبرابر انجام می‌شود و خروجی‌های هر یک پس از بازگشت به مقیاس اصلی متوسط‌گیری می‌شوند و یک خروجی واحد را تشکیل می‌دهند. سپس برای آن‌که هم‌زمان با کاهش پهنای لبه‌ها و حذف لبه‌های نویزی، دقت مرز حفظ شود از گروه‌بندی و استدلال کانتور بهره می‌گیریم. این عمل نه تنها معایبی را که در مقدمه ذکر شد کاهش می‌دهد، بلکه دقت آشکارسازی را نیز بهبود می‌بخشد. برای تطبیق خروجی آشکارساز

برای کاهش محاسبات می‌توان ابعاد فضای واسطه را با کاهش نمونه‌برداری و به‌دنبال آن با استفاده از آنالیز اجزای اصلی کاهش داد. به‌این ترتیب نه‌تنها چالش‌های مطرح از میان می‌روند، بلکه بر میزان تصادفی‌بودن تعلیم و در نتیجه ناهمبستگی درخت‌ها اضافه می‌شود [۱].

۳- آشکارسازی لبه با استفاده از جنگل‌های ساختاری

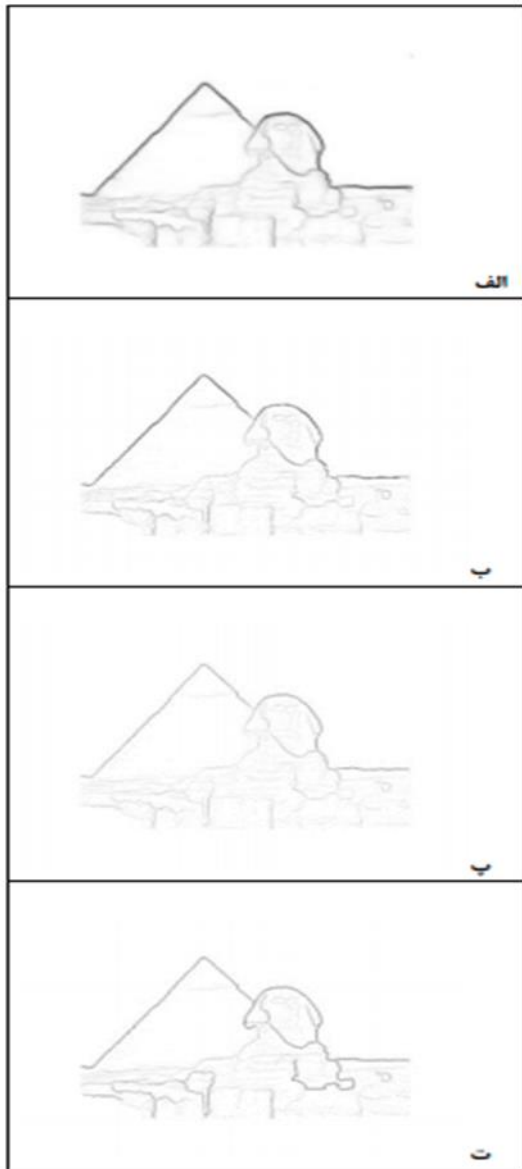
برای آشکارسازی لبه توسط جنگل‌های تصمیم‌گیری ساختاری (SE)، ابتدا ماسکی با ابعاد ۳۲×۳۲ در نظر می‌گیریم که تصویر را با گام دو پیکسل بپیماید. در هر گام به قسمتی از تصویر که تحت این ماسک قرار دارد یک جنگل تصمیم‌گیری ساختاری با تعداد چهار درخت اعمال می‌شود. هر یک از درخت‌های تصمیم‌گیری با دریافت ویژگی‌های این قسمت از تصویر، پیش‌بینی خود را به صورت یک برچسب ساختاری ارائه می‌دهد. این برچسب، یک الگوی قطعه‌بندی با ابعاد ۱۶×۱۶ است که در آن، مرزها کانتورهای بین اجزای تصویر در این ماسک هستند. پیش‌بینی‌ها لزوماً غیرهم‌پوشان نیستند (شکل ۲). مربع‌های مختلف در شکل ۲ برچسب‌های ساختاری مختلف را نشان می‌دهند. به‌طورکلی با توجه به نحوه‌ی پیمایش ماسک بر روی تصویر که منجر به هم‌پوشانی قسمت‌های تصویر می‌شود و نیز هم‌پوشانی پاسخ درخت‌های یک جنگل و ابعاد برچسب‌ها، هر پیکسل تعداد ۲۵۶ پیش‌بینی دریافت می‌کند. برای رفع این مشکل از یک مدل برهم‌نهی استفاده می‌شود.



شکل ۲: هم‌پوشانی برچسب‌ها در یک جنگل تصمیم‌گیری ساختاری [۳۵].

ساختاری بر روی سه مقیاس از تصویر با وضوح اصلی، نیمه و دو برابر اعمال می‌شود. الگوهای لبه‌ی حاصل از سه مقیاس، پس از بازگشت به سایز اصلی، متوسط‌گیری شده و الگوی نهایی لبه را به دست می‌دهند. به‌این ترتیب یک نسخه‌ی چند مقیاسی از آشکارساز لبه‌ی ساختاری پیاده‌سازی می‌شود که به‌طورقابل ملاحظه‌ای کیفیت لبه‌ها را بهبود می‌بخشد که آن را SE+ [۱]

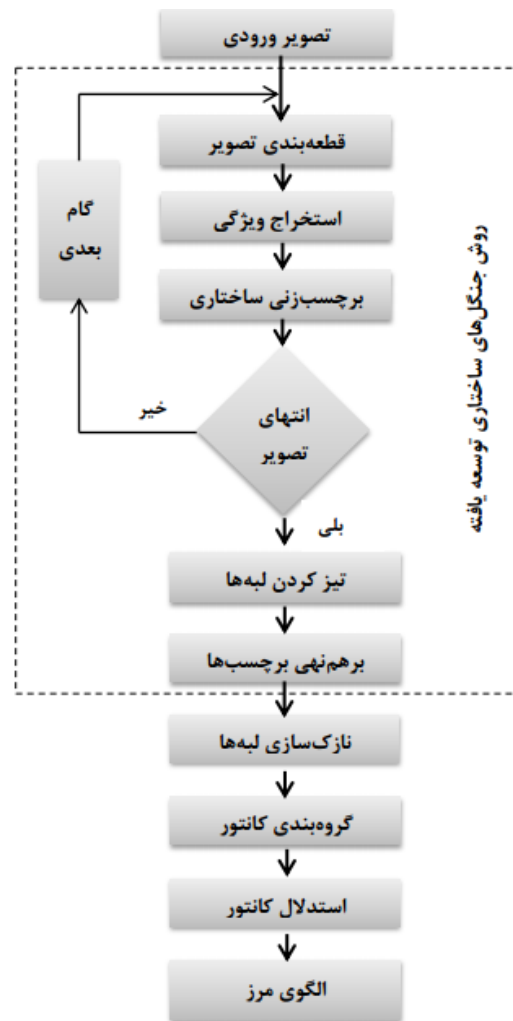
کار بر روی شکل ۴-الف، شکل ۴-ب حاصل می‌شود. از آنجایی که در این تصویر هنوز پیکسل‌های مجاوری وجود دارند که همگی دارای مقدار ماکزیمم شدت هستند از اسکلت‌بندی مورفولوژی^{۱۴} استفاده و مرز را نازک می‌کنیم (نظیر شکل ۴-پ).



شکل ۴: الف) تصویر اولیه‌ی مرز، ب) تصویر مرز پس از حذف پیکسل‌های غیرماکزیمم، پ) تصویر نازک مرز، ت) الگوی نهایی مرز پس از گروه‌بندی و استدلال کانتور

در این مرحله ممکن است الگوی لبه به دلیل حذف پیکسل‌های مرز از نظر دقت اُفت پیدا کند که با استفاده از گروه‌بندی و استدلال کانتور جبران خواهد شد [۱۷].

و ورودی مرحله‌ی گروه‌بندی کانتور می‌بایست عمل نازک‌سازی بر روی الگوی لبه‌ی ساختاری صورت گیرد.



شکل ۳: بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی

۴-۱- نازک‌سازی لبه‌ها

نازک‌سازی لبه‌ها برای ورود به مرحله‌ی اتصال لبه انجام می‌گیرد. الگوی اولیه‌ی مرز شامل مرزهایی به پهنای بیش از یک پیکسل است (برای مثال، شکل ۴-الف). مطلوب است این پهنای یک پیکسل کاهش یابد. استفاده از آستانه‌گیری معمولی مناسب نیست زیرا انتخاب عدد آستانه‌ی مناسب برای رسیدن به نتیجه‌ی مطلوب بسیار دشوار و یا غیرممکن است. لذا، ابتدا با استفاده از ویژگی‌های زوایای جهت‌گیری نرمال^{۱۳} برای هر پیکسل مرز در تصویر جهت تعیین می‌شود. سپس در راستای جهت و در دو طرف هر پیکسل در این شکل، دو همسایگی 3×3 در نظر می‌گیریم. اکنون در این دو همسایگی پیکسل‌هایی را که مقدار ماکزیمم شدت‌روشنایی را دارند انتخاب و بقیه را صفر می‌کنیم. برای مثال بعد از انجام این-

۴-۲- گروه‌بندی و استدلال کانتور

اکنون بر مبنای ماتریس مجاورت و برای هر جزء متصل، دو دسته ویژگی محاسبه می‌شود. دسته‌ی اول، ویژگی‌های هندسی شامل طول و همواری متوسط هستند. طول، تعداد پیکسل‌های متعلق به جزء متصل است که با اندازه‌ی قطر تصویر نرمالیزه شده است و همواری متوسط، حاصل جمع عناصر ماتریس مجاورت A تقسیم بر این طول می‌باشد. دسته‌ی دوم، ویژگی‌های ظاهری شامل شدت مرز در هر پیکسل و متوسط و بیشینه‌ی شدت مرز روی مجموعه پیکسل‌های جزء متصل می‌باشند. این دو دسته ویژگی در مرحله-ی استدلال کانتور مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۴-۲-۲- استدلال کانتور

استدلال کانتور دارای دو سطح به صورت سلسله مراتبی است. در سطح اول، اجزای متصل استخراج شده از مرحله‌ی گروه‌بندی به طور جداگانه بر اساس ویژگی‌های هندسی و ظاهری دسته‌بندی می‌شوند و در هر یک از دو دسته احتمال تعلق به مرز برای پیکسل‌ها محاسبه می‌شود و پیکسل‌های متعلق به اجزای متصل با ویژگی‌های قوی‌تر، احتمال بیشتری برای تعلق به مرز کسب می‌کنند. در سطح دوم، نتایج به دست آمده از دو دسته با یکدیگر ترکیب شده و احتمال مرز نهایی برای هر پیکسل مجدداً محاسبه می‌شود. بدیهی است اجزای متصلی که هم‌زمان ویژگی‌های ظاهری و هندسی قوی‌تری دارند امتیاز بیشتری برای تعلق به مرز کسب می‌کنند و با شدت بیشتری در الگوی مرز ظاهر می‌شوند. در واقع در این سطح، پیکسل‌های متعلق به لبه‌های ضعیف حذف و پیکسل‌های متعلق به لبه‌های قوی باقی‌مانده و کانتور مرز را تشکیل می‌دهند. شکل‌های ۴-ت و ۵ و ۶ تاثیر مرحله‌ی گروه‌بندی و استدلال کانتور بر حذف بسیار موثر پیکسل‌هایی که به مرز تعلق ندارند و تقویت پیکسل‌های مرز را نشان می‌دهند. گام‌های گروه‌بندی و استدلال کانتور به طور خلاصه عبارتند از: (۱) حذف پیکسل‌های لبه با احتمال تعلق به مرز پایین (۲) گروه‌بندی پیکسل‌های لبه‌ی باقی‌مانده به عنوان اجزای متصل (۳) محاسبه‌ی احتمال تعلق به مرز برای هر پیکسل جزء متصل بر اساس ویژگی-های هندسی (۴) محاسبه احتمال تعلق به مرز برای هر پیکسل جزء متصل بر اساس ویژگی‌های ظاهری (۵) محاسبه‌ی احتمال نهایی تعلق به مرز برای هر پیکسل جزء متصل با استفاده از خروجی‌های گام‌های ۳ و ۴ و تشکیل کانتورهای مرز.

پیکسل‌های متعلق به مرز تمایل به ایجاد کانتورهای ممتد و هموار دارند زیرا پیکسل‌های موجود در کانتورهای قوی (ممتد و هموار و با انرژی بالا) نسبت به آن دسته از لبه‌های نویزی که در امتداد هیچ کانتوری گروه‌بندی نمی‌شوند، برای تعلق داشتن به مرز مناسب‌تر هستند و از این خاصیت می‌توان برای دست‌یافتن به الگوی مرز دقیق بهره برد. لذا در مرحله‌ی گروه‌بندی مجدداً احتمال تعلق به مرز را برای پیکسل‌ها بررسی می‌کنیم. به این صورت که پیکسل-هایی که در مجاورت هم هستند و در کنار هم لبه‌هایی هموار ایجاد می‌کنند را با انتخاب یک برچسب یکسان در یک کانتور قرار می‌دهیم. سپس دو دسته ویژگی هندسی^{۱۵} و ظاهری^{۱۶} را که میزان قوت کانتورها را نشان می‌دهند، در این اجزای متصل شده به هم محاسبه می‌کنیم. در مرحله‌ی استدلال کانتور، دو طبقه‌بندی-کننده‌ی منطقی، احتمال تعلق به مرز پیکسل‌های کانتورها را بر مبنای ویژگی‌هایی که در مرحله‌ی قبل به دست آمد را به طور جداگانه محاسبه می‌کنند. در نهایت، خروجی‌های این دو طبقه-بندی‌کننده با یکدیگر ترکیب شده و احتمال نهایی تعلق به مرز برای هر پیکسل به دست می‌آید. در ادامه به تشریح بیشتر مراحل فوق می‌پردازیم [۱۷].

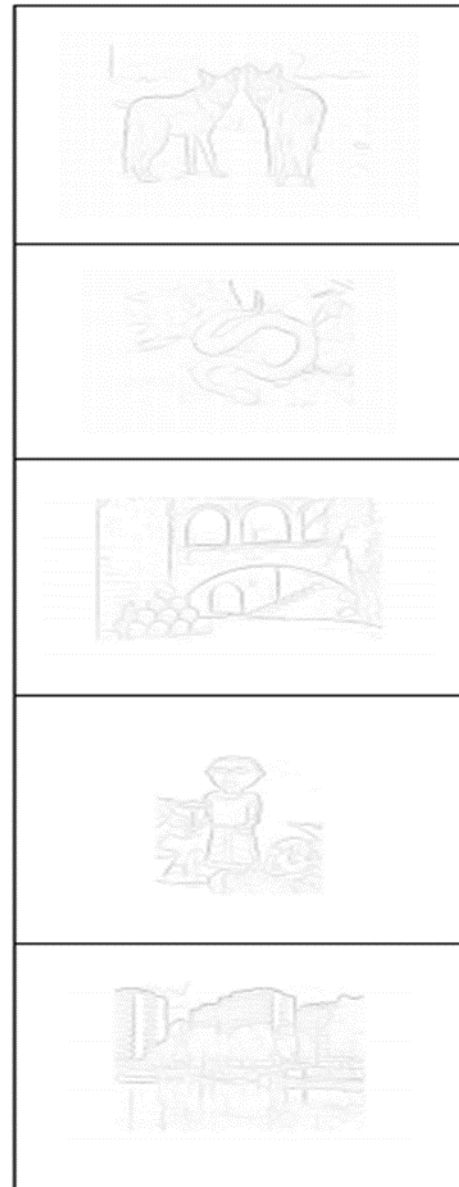
۴-۲-۱- گروه‌بندی کانتور

در این مرحله، ابتدا اقدام به حذف پیکسل‌های نویزی می‌نماییم. به این منظور، پیکسل‌هایی که شدت آن‌ها از یک مقدار آستانه (آستانه‌ی بالا) بیشتر است به عنوان پیکسل لبه حفظ می‌شوند. هم‌زمان، پیکسل‌هایی که متصل به پیکسل‌های فوق هستند و شدت آن‌ها از یک مقدار آستانه (آستانه‌ی پایین) بیشتر است نیز به عنوان لبه باقی می‌مانند و بقیه‌ی پیکسل‌ها حذف می‌شوند. سپس برای تمام جفت پیکسل‌ها، آنهایی که به قدر کافی به یکدیگر نزدیک هستند (حدود ۱/۵ پیکسل) و اختلاف زاویه‌ی نرمال مرز آن‌ها از یک مقدار آستانه کمتر است را به صورت یکسان برچسب می‌زنیم. پیکسل‌های با برچسب یکسان را یک جزء متصل^{۱۷} یا کانتور در نظر می‌گیریم. برای هر جزء متصل، ماتریس مجاورت A طبق رابطه (۴) تعریف می‌شود. در این رابطه، θ_{ij} کوچک‌ترین زاویه بین جهت‌های نرمال مرز دو پیکسل i و j و σ_{ij} یک ثابت از پیش تعریف شده است. مقدار A_{ij} با افزایش شباهت بین جهت-های دو پیکسل، افزایش می‌یابد. به همین دلیل کانتورهای-هموار، مقادیر بزرگ‌تری در ماتریس مجاورتشان وجود دارد.

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 - \frac{\theta_{ij}^2}{\sigma_{\theta}^2} & \text{if } (i, j) \text{ are neighbors and } \theta_{ij} < \sigma_{\theta} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$



شکل ۶: الگوی مرز پس از گروه‌بندی و استدلال کانتور



شکل ۵: الگوی مرز پیش از گروه‌بندی و استدلال کانتور

۵- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی با استفاده از نرم-افزار متلب را اعلام می‌کنیم. نتایج شبیه‌سازی چند روش از فصل دوم از جمله روش آشکارسازی لبه با استفاده از جنگل‌های تصمیم‌گیری نیز به‌منظور مقایسه آورده شده است. در ادامه، ابتدا مجموعه‌ی داده و معیارهای ارزیابی معرفی می‌شوند. سپس به ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی می‌پردازیم.

۵-۱- معرفی مجموعه‌ی داده

مجموعه داده‌ی مورد استفاده در اکثر روش‌های نوین آشکارسازی مرز BSDS500 است که یک مجموعه داده‌ی بزرگ از تصاویر طبیعی شامل ۳۰۰ تصویر برای تعلیم و اعتبارسنجی و ۲۰۰ تصویر برای آزمایش است. ابعاد تمام تصاویر به اندازه‌ی ۴۸۱×۳۲۱ هستند. مرزها در هر یک از تصاویر به‌طور متوسط توسط پنج انسان برچسب‌گذاری شده‌اند. این تفاسیر انسانی به‌عنوان ملاک درستی در تعلیم و نیز ارزیابی عملکرد آشکارساز مرز مورد استفاده قرار می‌گیرند.

آشکارساز مرز آن‌ها را تشخیص نداده است در fn و تعداد پیکسل‌هایی که طبق ملاک درستی متعلق به مرز نیستند ولی به اشتباه به‌عنوان پیکسل‌های مرز آشکار شده‌اند در fp ذخیره می‌شوند. مقادیر آستانه از ۰/۰۱ الی ۰/۹۹ انتخاب و مقادیر fp و tp برای هر یک از ۲۰۰ تصویر پایگاه داده و با انتخاب یکی از اعداد آستانه محاسبه و با هم جمع و یک ماتریس درهم‌ریختگی را تشکیل می‌دهند و این کار برای کلیه اعداد آستانه انجام می‌شود. به این ترتیب در نهایت ۹۹ ماتریس درهم‌ریختگی خواهیم داشت. لذا برای مقایسه‌ی روش‌های مختلف آشکارساز مرز و به‌منظور کاهش حجم نتایج حاصل از ماتریس‌های درهم‌ریختگی از معیارهای ارزیابی محاسبه‌شده به شرح زیر استفاده می‌کنیم.

- بیشینه‌ی دقت، P_{max} ، بیشترین دقت روی کل مجموعه داده و به ازای آستانه‌های مختلف را نشان می‌دهد.
- بهینه‌ی دقت، P_{best} ، دقتی که به‌ازای آن بهترین مقدار برای معیار اندازه‌ی اف حاصل شده است را نشان می‌دهد.
- میانگین دقت، P_{avr} ، میانگین مقادیر دقت ۲۰۰ تصویر پایگاه داده را به‌ازای بهترین آستانه نشان می‌دهد.
- انحراف معیار دقت، P_{std} ، انحراف معیار مقادیر دقت ۲۰۰ تصویر پایگاه داده را نشان می‌دهد.
- بیشینه‌ی فراخوانی، R_{max} ، بیشترین فراخوانی روی کل مجموعه داده و به‌ازای آستانه‌های مختلف را نشان می‌دهد.
- بهینه‌ی فراخوانی، R_{best} ، فراخوانی که به‌ازای آن بهترین مقدار برای معیار اندازه‌ی اف حاصل شده است را نشان می‌دهد.
- میانگین فراخوانی، R_{avr} ، میانگین مقادیر فراخوانی ۲۰۰ تصویر پایگاه داده را به‌ازای بهترین آستانه نشان می‌دهد.
- انحراف معیار فراخوانی، R_{std} ، انحراف معیار مقادیر فراخوانی ۲۰۰ تصویر پایگاه داده را نشان می‌دهد.
- بیشینه‌ی معیار اندازه‌ی اف، F_{max} ، به ازای مقادیر بیشینه‌ی دقت و فراخوانی محاسبه می‌شود.
- بهینه‌ی معیار اندازه‌ی اف، F_{best} ، بهترین مقدار به‌دست‌آمده برای معیار اندازه‌ی اف به‌ازای آستانه‌های مختلف را نشان می‌دهد.
- میانگین معیار اندازه‌ی اف، F_{avr} ، میانگین مقادیر معیار اندازه‌ی اف ۲۰۰ تصویر پایگاه داده را به‌ازای بهترین آستانه نشان می‌دهد.
- انحراف معیار اندازه‌ی اف، F_{std} ، انحراف معیار مقادیر معیار اندازه‌ی اف ۲۰۰ تصویر پایگاه داده را نشان می‌دهد.
- مساحت زیر منحنی دقت-فراخوانی، PR_{Area} ، که نشان‌دهنده‌ی عملکرد کلی آشکارساز بر روی مجموعه داده است.
- زمان اجرا، $Runtime$ ، نشان‌دهنده‌ی مدت زمان متوسط اجرای الگوریتم بر روی یک تصویر و برحسب ثانیه است.

شکل ۷ یک تصویر از مجموعه داده‌ی BSDS500 به‌همراه الگوهای مرز برچسب‌گذاری‌شده توسط چند فاعل انسانی را نشان می‌دهد.



شکل ۷: مثالی از تصاویر مجموعه داده‌ی BSDS500 به‌همراه الگوهای مرز برچسب زده شده توسط سه فاعل انسانی

۵-۲- معرفی معیارهای ارزیابی

به‌منظور ارزیابی عملکرد و مقایسه‌ی روش‌های آشکارسازی مرز از معیار اندازه‌ی اف استفاده می‌شود که میانگین وزنی دو معیار دقت و فراخوانی است. اگر fp ، tp و fn به ترتیب بیانگر تعداد پیکسل‌های به‌درستی آشکارشده به‌عنوان مرز، تعداد پیکسل‌های به اشتباه آشکارشده به‌عنوان مرز و تعداد پیکسل‌های به اشتباه آشکارنشده به‌عنوان مرز باشند؛ دقت، فراخوانی و اندازه‌ی اف به ترتیب توسط رابطه‌های (۵)، (۶)، و (۷) تعریف می‌شوند [۱۴].

$$P = \frac{tp}{fp + tp} \quad (5)$$

$$R = \frac{tp}{tp + fn} \quad (6)$$

$$F = \frac{P * R}{(1 - \alpha)P + \alpha R} \quad (7)$$

معیار دقت، نشان‌دهنده‌ی آن است که چه تعداد از پیکسل‌های آشکارشده به‌درستی آشکار شده‌اند. معیار فراخوانی، بیانگر توانایی آشکارساز در آشکار نمودن پیکسل‌های متعلق به مرز است. ضریب α درجه‌ی اهمیت دقت و فراخوانی را در معیار اندازه‌ی اف مشخص می‌کند به طوری که $\alpha = 0/1$ تاکید بیشتر بر فراخوانی و $\alpha = 1$ تاکید بیشتر بر دقت را می‌رساند. به‌طور معمول $\alpha = 0/5$ در نظر گرفته می‌شود که بیان‌کننده‌ی اهمیت یکسان برای دقت و فراخوانی است.

شیوه‌ی محاسبه‌ی مولفه‌های ماتریس درهم‌ریختگی^{۱۸} به این صورت است که ابتدا بر روی الگوی مرز آشکارشده در سطوح مختلف آستانه‌گیری انجام می‌شود و هر خروجی با تصویر ملاک درستی متناظر آن، پیکسل به پیکسل مقایسه می‌شود. سپس تعداد پیکسل‌هایی که طبق ملاک درستی متعلق به مرز هستند و آشکارساز مرز آن‌ها را به‌درستی تشخیص داده است در tp ، تعداد پیکسل‌هایی که طبق ملاک درستی متعلق به مرز هستند ولی

۵-۳- اعلام نتایج

بیشتری داشته باشد خروجی آن روش به‌ملاک درستی شبیه‌تر است و آن روش، عملکرد بهتری دارد. در شکل ۹ تصاویر تفاضل برای یک تصویر از پایگاه داده‌ی BSDS500 و برای هر چهار آشکارساز مرز جنگل‌های ساختاری و دو نسخه‌ی ارتقا یافته‌ی آن روش پیشنهادی ارائه شده است.

نتایج عددی حاصل از شبیه‌سازی روش پیشنهادی و اجرای آن بر روی ۲۰۰ تصویر آزمون از مجموعه داده‌ی BSDS500 در جدول ۲ ارائه شده‌است. تمامی نتایج با استفاده از نرم‌افزار متلب روی پردازنده‌ی core-i3_2.39GHz و حافظه‌ی دسترسی تصادفی (RAM) ۴ گیگا بایت به‌دست آمده‌است. مقایسه‌ی عددی روش پیشنهادی با چند روش منتخب از بخش دوم در جدول ۳ آورده شده‌است. روش‌های انتخابی شامل روش تشخیص مرز با استفاده از تقابل رنگ و بافت مبتنی بر محدودیت انبساط فضایی [۱۱]، نسخه برتر روش مرزهای تعمیم‌یافته [۱۷]، روش جنگل‌های ساختاری، SE و دو نسخه‌ی ارتقایافته‌ی این روش SE+ و SE++ می‌باشند [۱].

جدول ۳: مقایسه‌ی عددی روش پیشنهادی با چند روش منتخب

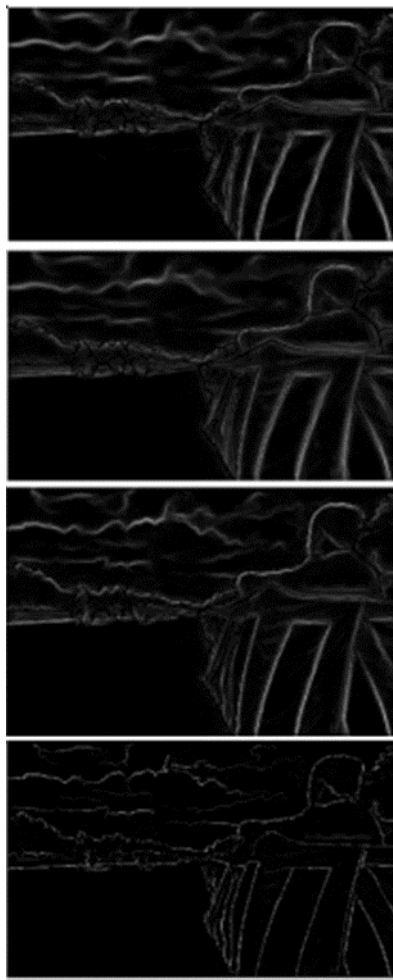
معیار ارزیابی	[۱۱]	[۱۷]	SE [۱]	SE+ [۱]	SE++ [۱]	روش پیشنهادی
F_{max}	۰/۷۰۶	۰/۷۳۱	۰/۷۴۰	۰/۷۵۱	۰/۷۵۰	۰/۷۶۷
F_{best}	۰/۶۷۳	۰/۶۹۸	۰/۷۰۳	۰/۷۳۱	۰/۷۳۲	۰/۷۳۶
F_{avr}	۰/۶۸۰	۰/۷۲۸	۰/۷۱۷	۰/۷۳۹	۰/۷۴۵	۰/۷۵۸
F_{std}	۰/۰۹۶	۰/۱۰۳	۰/۰۸۶	۰/۰۹۳	۰/۰۹۲	۰/۰۹۱
R_{max}	۰/۷۶۳	۰/۷۵۲	۰/۷۰۷	۰/۷۷۵	۰/۷۶۶	۰/۸۰۰
R_{best}	۰/۷۱۸	۰/۷۰۴	۰/۶۶۷	۰/۷۴۱	۰/۷۳۷	۰/۷۶۶
R_{avr}	۰/۷۳۵	۰/۷۳۳	۰/۷۴۷	۰/۷۳۲	۰/۷۴۸	۰/۷۸۳
R_{std}	۰/۱۲۸	۰/۱۳۵	۰/۱۲۲	۰/۱۲۲	۰/۱۲۰	۰/۰۹۱
P_{max}	۰/۶۵۷	۰/۷۱۲	۰/۷۳۹	۰/۷۲۸	۰/۷۴۲	۰/۷۳۶
P_{best}	۰/۶۳۴	۰/۶۹۴	۰/۷۴۲	۰/۷۱۵	۰/۷۲۸	۰/۷۰۹
P_{avr}	۰/۶۸۷	۰/۷۳۷	۰/۶۹۹	۰/۷۳۸	۰/۷۵۳	۰/۷۴۳
P_{std}	۰/۰۹۲	۰/۰۹۵	۰/۰۸۲	۰/۰۸۴	۰/۰۸۸	۰/۱۱۵
PR Area	۰/۷۰۹	۰/۷۱۹	۰/۶۲۱	۰/۷۰۵	۰/۶۸۱	۰/۷۷۳
Runtime(s)	۵/۷۷	۸/۵۷	۰/۲۲	۰/۳۸	۱/۷۵	۴/۲۵

جدول ۲: نتایج نهایی شبیه‌سازی روش پیشنهادی

معیار ارزیابی	روش پیشنهادی
بهینه‌ی دقت P_{best}	۰/۷۰۹۱
بیشینه‌ی دقت P_{max}	۰/۷۳۶۰
میانگین دقت P_{avr}	۰/۷۴۳۴
انحراف معیار دقت P_{std}	۰/۱۱۵۲
بهینه‌ی فراخوانی R_{best}	۰/۷۶۵۷
بیشینه‌ی فراخوانی R_{max}	۰/۸۰۰۵
میانگین فراخوانی R_{avr}	۰/۷۸۲۹
انحراف معیار فراخوانی R_{std}	۰/۰۹۰۷
مساحت زیر منحنی دقت-فراخوانی PR_{Area}	۰/۷۷۳۰
بهینه‌ی اندازه‌ی اف F_{best}	۰/۷۳۶۳
بیشینه‌ی اندازه‌ی اف F_{max}	۰/۷۶۶۹
میانگین اندازه‌ی اف F_{avr}	۰/۷۵۸۰
انحراف معیار اندازه‌ی اف F_{std}	۰/۰۹۰۷
زمان اجرا (ثانیه) Runtime	۴/۲۵

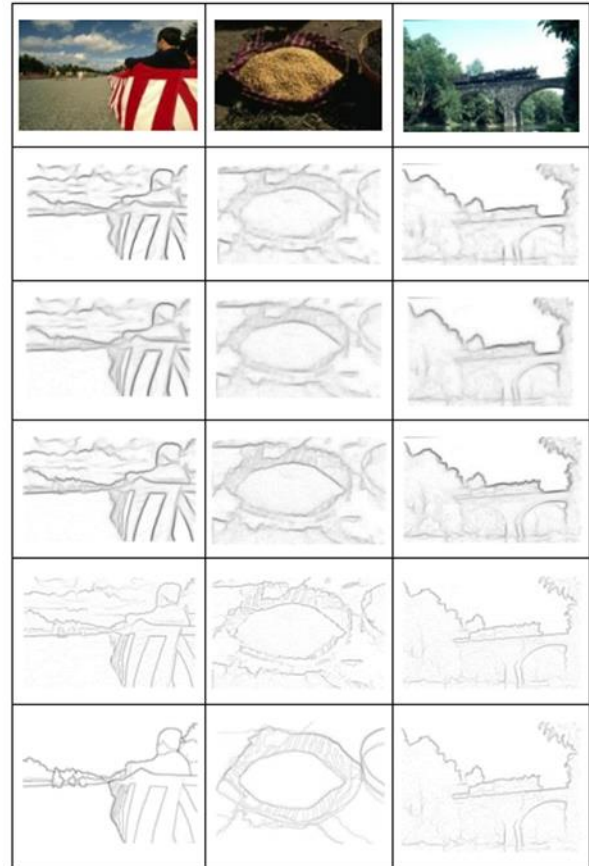
زمان اجرای الگوریتم‌های مختلف با پیاده‌سازی هر یک از این روش‌ها و اجرای آن‌ها روی پایگاه داده‌ی BSDS500 اندازه‌گیری شده است. همچنین جهت مقایسه‌ی تصویری روش‌ها، الگوهای مرز آشکار شده توسط روش پیشنهادی و روش‌های منتخب بر روی چند نمونه در شکل ۸ نمایش داده شده است. در این شکل برای مقایسه‌ی عملکرد روش‌ها ملاک درستی مرز هر تصویر در سطر آخر آورده شده است. لذا کفایت خروجی هر روش را از تصویر ملاک درستی نظیرش تفریق کنیم. هرچه تصویر تفاضل صفر

ارزیابی آشکارسازی مرز می‌باشد، ارتقا یافته‌است. در مقایسه‌ی تصویری روش‌ها، الگوی مرز تشخیص داده شده توسط روش پیشنهادی نسبت به روش جنگل‌های ساختاری و دو نسخه‌ی ارتقا یافته‌ی آن به ملاک درستی مرز بیشتر شباهت دارد. همچنین دو ویژگی نامطلوب پهنای مرز بیش از یک پیکسل و وجود لبه‌های مبهم که به هیچ مرزی تعلق ندارند در روش پیشنهادی به طرز قابل ملاحظه‌ای تعدیل شده‌است. نکته قابل بحث زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی است که در مقایسه با زمان اجرای سایر روش‌های آشکارسازی مرز که در بخش دوم آورده شد بیشتر است. با این-حال می‌توان از این روش، به‌عنوان مرحله‌ی پیش‌پردازش در عملیات پردازش تصویر استفاده کرد. البته برای ادامه‌ی کار قصد داریم ویژگی‌های ورودی موثرتری برای جنگل‌های تصمیم‌گیری بیابیم تا با تعداد ویژگی کمتر به‌دقت بالاتر برسیم. همچنین در اجرای گام‌های گروه‌بندی و استدلال کانتور با یکپارچه‌سازی مرحله‌ی که با یکدیگر همپوشانی دارند سرعت اجرای روش پیشنهادی را به‌مقدار قابل توجهی افزایش دهیم.



شکل ۹: به ترتیب از بالا، تفاضل الگوی مرز حاصل از روش SE+، SE++ و روش پیشنهادی از ملاک درستی نظیرش برای یک تصویر نمونه از پایگاه داده‌ی BSDS500

با استخراج تصاویر تفاضل برای کل تصاویر پایگاه داده‌ی BSDS500، مشاهده شد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش جنگل‌های ساختاری و دو نسخه‌ی ارتقا یافته‌ی آن، الگوی مرز شبیه‌تری به ملاک درستی مرز تصاویر تولید کرده است. همچنین دو ویژگی نامطلوب، پهنای مرز بیش از یک پیکسل و وجود لبه‌های مبهم که به هیچ مرزی تعلق ندارند در نتایج خروجی روش پیشنهادی به طرز قابل ملاحظه‌ای تعدیل شده است.



شکل ۸: مقایسه‌ی تصویری الگوی مرز آشکار شده توسط روش پیشنهادی و روش‌های منتخب. ردیف اول، چند نمونه تصویر، ردیف دوم تا پنجم، پاسخ روش SE، SE+، SE++ و روش پیشنهادی، ردیف آخر، ملاک درستی مرز نظیر هر تصویر.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله ابتدا لبه‌یاب جنگل‌های ساختاری معرفی و معایب آن مطرح شد. سپس یک روش آشکارساز مرز با استفاده از این لبه‌یاب ارائه گردید. جهت ارتقای عملکرد روش پیشنهادی از گروه‌بندی و استدلال کانتور استفاده شد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش SE++ که بهبود یافته‌ی جنگل‌های ساختاری است به ترتیب از نظر معیار اندازه‌ی اف، ۲/۲۶ درصد افزایش و از نظر معیار فراخوانی، ۴/۴۴ درصد افزایش، و از نظر معیار دقت ۰/۸ درصد کاهش داشته‌است. لذا روی هم‌رفته الگوریتم پیشنهادی با توجه به معیار بیشینه‌ی اندازه‌ی اف، که معیار اصلی

- [18] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp.321-331, 1998.
- [19] M. Ciechoiewski, "An Edge-based Active Contour Model using an Inflation/Deflation Force with a Damping coefficient," *J. of Expert System with Applications*, Vol. 44, pp.22-36, 2015.
- [20] D. Lui, C. Scharfenberger, K. Fergani, A. Wong, and D.A. Clausi, "Enhanced Decoupled Active Contour using Structural and Textual Variation Energy Functional," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.23, No. 2, pp.855-869, 2014.
- [21] X. Liu, S. Peng, Y. Cheung, Y. Tang, and J. Du, "Active Contours with a Joint and Region-Scalable Distribution Metric for Interactive Natural Image Segmentation," *J. of IET Image Processing*, Vol. 8, No. 12, pp.824-832, 2014.
- [22] U. Kirchmaier, S. Hawe, and K. Diepold, "A Swarm Intelligence Inspired Algorithm for Contour Detection in Images," *J. of Applied Soft Computing*, Vol. 13, No. 6, pp.3118-3129, 2013.
- [23] Z. Dorrani, and M.S. Mahmoudi, "Noisy Images Edge Detection: Ant Colony Optimization Algorithm," *J. of AI and Data Mining*, Vol. 4, No. 1, pp.77-83, 2016.
- [24] X. Zhang and S. Liu, "Image Edge Feature Extraction and Refining based on Genetic-Ant Colony Algorithm," *J. of TELKOMNIKA*, Vol.13, No. 1, pp.118-127, 2015.
- [25] Y. Ming, H. Li, and X. He, "Winding Number Constrained Contour Detection," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 24, No. 1, pp.68-79, 2015.
- [26] H. Zhang, Y. Liu, B. Xie, and J. Yu, "Oreintation Contrast Model for Boundary Detection," *J. of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 25, No.5, pp.774-784, 2014.
- [27] F. Bergholm, "Edge Focusing," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-9, No. 6, pp. 624-632, 1987.
- [28] S. Deng, Y. Tian, X. Hu, P. Wei, and M. Qin, "Application of New Advanced CNN Structure with Adaptive Thresholds to Color Edge Detection," *J. of Communication in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, Vol. 17, No. 4, pp.1637-1648, 2010.
- [29] K.S. Komati, E.O.T. Salles and M.S. Filho, "KSS: using Region and Edge Maps to detect Image Boundaries," *J. of Computing in Science and Engineering*, Vol. 13, No. 3, pp.46-52, 2010.
- [30] N. Payet, S. Todorovic, "SLEDGE: Sequential Labeling of Image Edges for Boundary Detection," *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 24, No. 5, pp.774-784, 2014.
- [31] N. Widynski, M. Mignotte, "A multiscale particle filter framework for contour detection", *IEEE Trans. On pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 36, NO. 10, pp. 1922-1935, 2014 .
- [32] Rami Al-Jarrah, Mohammad Al-Jarrah, and Hubert Roth, "A Novel Edge Detection for Mobile Robot Path Planning," *Journal of Robotics*, Volume 2018, No. 9, pp.1-12, 2018.
- [33] Saloua Senhaji, and Abdellah Aarab, "A New Edge Detection using Decomposition Model," *International Journal of Intelligent Information Syatem*, Vol. 5, No. 3-1, pp.28-31, 2016.
- [34] A. Criminisi, J. Shotton, and E. Konukoglu, "Decision Forest: A Unified Framework for Classification, Regression, Density Estimation, Manifold Learning and Semi-Supervised Learning," *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision Journal*, Vol.7, No. 2-3, pp.81-227, 2012.
- [35] P. Kotschieder, S. Buló, H. Bischof, and M. Pelillo, "Structured Classlabels in Random Forests for Semantic Image Labelling," *In 2011 International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Spain, 6-13 Nov. 2011.
- [1] P. Dollar, L. Zitnick, "Fast Edge Detection using Structured Forests," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 37, No. 8, pp.1558-1570, 2015.
- [2] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp.679-698, 1986.
- [3] Z. Qu, P. Wang, Y. Gao, P. Wang, and Z. Shen, "Frequency Domain Filtering of Gradient for Contour Detection," *Int. J. of Light and Electron Optics*, Vol. 124, No. 13, pp. 1398-1401, 2013.
- [4] K.K. Jena, "Application of COM-SOBEL Operator for Edge Detection of Image," *Int. J. of Innovative Science, Engineering and Technology*, Vol. 2, No. 4, pp.48-51, 2015.
- [5] B. Gardiner, S.A. Coleman, and B.S. Scotney, "Multiscale Edge Detection using a Finite Element Framework for Hexagonal Pixel-based Images," *J. of Image Processing*, Vol.25, No.4, pp.1849-1861, 2016.
- [6] P. Melin, C.I. Gonzalez, J.R. Castro, O. Mendoza, and O. Castillo, "Edge Detection Method for Image Processing based on Generalized Type-2 Fuzzy Logic," *IEEE Trans. On Fuzzy System*, Vol. 22, No. 6, pp.1515-1525, 2014.
- [7] C.S. Tseng, J.H. Wang, "Perceptual Edge Detection via Entropy Driven Gradient Evaluation," *J. of IET Computer Vision*, Vol. 10, No. 2, pp.163-171, 2017
- [8] JianFang Cao, Lichao Chen, Min Wang, and Yun Tian, "Implementing a Parallel Image Edge Detection Algorithm Based on the Otsu-Canny Operator on the Hadoop Platform," *J. of Computer Intelligence and Neurosci*, Volume 2018, No.3, pp.1-12, 2018.
- [9] C. Zeng, Y. Li, and C. Li, "Center-Surround Interaction with Adaptive Inhibition: A Computational Model for Contour Detection," *J. of Neuro Image*, Vol. 55, No.1, pp.46-66, 2011.
- [10] M.W. Spratlting, "Image Segmentation using a Sparse Coding Model for Cortical Area V₁," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 22, No. 4, pp.1631-1643, 2013.
- [11] K.F. Yang, S.B. Gao, C.F. Guo, C.Y. Li, and Y. J. Li, "Boundary Detection using Double-Opponency and Spatial Sparseness Constraint," *IEEE Trans. On Image Processing*, Vol. 24, No.8, pp. 2565-2578, 2015.
- [12] F.J.D. Pernas, M.M. Zarzuela, M.A. Rodriguez, and D.G. Ortega, "Double Recurrent Interaction V₁-V₂-V₄ Based Neural Architecture for Color Natural Sence Boundary Detection and Surface Perception," *J. of Applied Soft Computing*, Vol. 21, pp.250-264, 2014.
- [13] S. Zheng, A. Juille, and Z. Tu, "Detecting Object Boundary using Low-mid and High-level Information," *J. of Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 114, No. 10, pp.1055-1067, 2010.
- [14] D.R. Martin, C.C. Fowlkes, and J. Malik, "Learning to Detect Natural Image Boudaries using Brightness, Color, and Texture Cues," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 26, No. 5, pp.530-549, 2004.
- [15] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 33, No. 5, pp.898-916, 2011.
- [16] F. He, SH. Wang, "Beyond χ^2 Difference Learning Optimal Metric for Boundary Detection," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 22, No. 1, pp.40-44, 2015.
- [17] M. Leordeanu, R. Sukthanker, and C. Sminchisescu, "Generalized Boundaries from Multiple Image Interpretations," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.36, No. 7, pp.1312-1324, 2014.

زیرنویس‌ها:

- 1 F-measure
- 2 Berkeley Segmentation Data Set 500
- 3 Chi-Square Differences
- 4 Active Contour-based
- 5 Swarm Intelligence Principles-based
- 6 Winding Number
- 7 Orientation Contrast Model
- 8 Decision Forests
- 9 Split Function
- 10 Ensemble Model
- 11 Information gain criterion
- 12 Shannon entropy
- 13 Normal orientation angles
- 14 Morphological skeleton
- 15 Geometry
- 16 Appearance
- 17 Connected component
- 18 Confusion matrix