

تاریخ دریافت مقاله: ۹۸/۰۸/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹/۰۳/۲۴

شناسایی مقاوم اشیاء مبتنی بر قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از بسط دوگانه سوپرپیکسل و الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN و مدل ویژگی‌های SURF

زینب جوان‌بخت

کارشناسی ارشد، دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات - دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین - قزوین - ایران.
پست الکترونیکی: Zarnaz_Javan@yahoo.com

جعفر شقاقی*

کارشناسی ارشد، دانشکده برق، رایانه و فناوری اطلاعات - دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین - قزوین - ایران.
پست الکترونیکی: Shaghghi353@gmail.com

چکیده

نمایش توصیف‌گرها استفاده می‌شود. در پایان هر تصویر به‌عنوان ورودی با یک بردار نمودار پیش‌بینی‌نما نمایش داده می‌شود. سپس جهت ورودی دسته‌بندی‌کننده‌ها این نمودارها استفاده می‌شود. معیارهای ارزیابی نشان می‌دهد که روش معرفی شده، دارای دقت ۹۸,۲ می‌باشد که این میزان بهبود یافته روش‌های موجود می‌باشد. واژه‌های کلیدی: قطعه‌بندی، بسط، سوپرپیکسل، خوشه‌بندی، شناسایی اشیاء.

۱. مقدمه

شناسایی شیء یک وظیفه مهم در پردازش تصویر و بینایی ماشین است. این مقاله روش جدیدی برای شناسایی شیء با تشخیص مرزی کامل از طریق ترکیب قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از بسط دوگانه سوپرپیکسل و الگوریتم خوشه‌بندی و استخراج ویژگی‌های مقاوم تصویر ارائه کرده است. ویژگی‌های استخراج شده بسیار قابل اعتماد

شناسایی شیء یک وظیفه مهم در پردازش تصویر و بینایی ماشین است. استخراج ویژگی در شناسایی شیء نقش مهمی را ایفا می‌کند. پیچیدگی و مشکلاتی که در تشخیص شیء با آن روبرو می‌شویم، تغییرات مختلفی است که در شیء به وجود می‌آید که می‌توان به تبدیلات هندسی و شلوغی محیط اشاره کرد. لذا این مقاله سعی بر معرفی روشی مبتنی بر قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از بسط دوگانه سوپرپیکسل SDE به همراه الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN و مدل ویژگی‌های SURF دارد. در این روش ابتدا تصاویر به مد خاکستری تبدیل می‌شوند و سپس جهت حذف ویژگی‌های استخراج شده مناطق کم اهمیت، با استفاده از بسط دوگانه سوپرپیکسل (SDE) به همراه الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN، قطعه‌بندی تصاویر انجام می‌شود. سپس جهت استخراج ویژگی‌های مناسب و مقاوم، از الگوریتم SURF به همراه مدل بسته ویژگی‌ها جهت

* نویسنده مسئول

هستند و نقاط کلیدی قوی به دست می آید که می توان برای تطبیق یک شیء از بین تصاویر مختلف استفاده کرد.

استخراج نقاط از یک تصویر می تواند تعریف بهتری از یک شیء در تصویر ارائه دهند. یعنی نقاط کلیدی بسیار مهم و ارزشمند هستند. این نقاط کاربردهای بسیاری مانند تشخیص شیء، شناسایی شکل و شیء، ناحیه بندی تصویر و ردیابی شیء در پردازش تصویر دارند. می توان با استخراج نقاط کلیدی، از آن ها برای پیدا کردن اشیاء در تصاویر دیگر استفاده شود. شناسایی و تشخیص شیء با استفاده از نقاط کلیدی و الگوریتم ناحیه بندی بسیار دقیق است زیرا اگر نقاط کلیدی به درستی شناسایی شوند، اطلاعات بسیار خوبی از تصویر به دست خواهد آمد.

الگوریتم های بسیاری برای شناسایی شیء و ناحیه بندی تصویر ارائه شده اند که هر کدام ویژگی های خاص خود را دارند [۴، ۵]. برخی از این الگوریتم ها با ناحیه بندی تصویر مبتنی بر ادغام ناحیه تعامل دارند [۶، ۷]. یکی از آن ها یک الگوریتم قوی برای تشخیص شیء و نواحی مرزی اش است [۸] اما آن یک الگوریتم خودکار نیست و دارای مشکل است. در این الگوریتم کاربران باید برخی از مکان ها و نواحی پس زمینه و شیء را مشخص کنند تا الگوریتم اجرا شود.

لای و همکارانش [۴]، اوزوسال و همکارانش [۵]، هارزله و همکارانش [۷]، دالا و تریگس [۶] استفاده از روش پنجره لغزان استاندارد را پیشنهاد کرده اند که در آن سیستم یک تابع امتیاز را برای تمام موقعیت ها و مقیاس ها در یک تصویر ارزیابی می کند و محدودیت هایی را در امتیازها به منظور به دست آوردن محدوده جعبه ها برای هر نمونه تنظیم کرده اند. روش محبوب دیگری وجود دارد که نقاط مورد علاقه محلی را استخراج می کند و سپس بیشتر از آن که تمام زیر پنجره های ممکن را در نظر بگیرد، هر یک از نواحی اطراف این نقاط را دسته بندی می کند [۵-۷]. مای و همکارانش [۸] یک الگوریتم تطبیق ویژگی محلی، با استفاده از سازگاری هندسی محلی برای تشخیص شیء پیشنهاد کرده اند. زمانی که سیستم برخط است، از SIFT

برای استخراج ویژگی صحنه استفاده می کند و آن ها را با این تصویر مرجع مقایسه می کند. این پژوهش برای اشیائی که دارای بافت هستند مناسب است و زمانی که اشیاء دارای سطح هموار هستند یا زمانی که آن ها از زاویه دید یکسانی مشاهده می شوند، بهتر عمل می کند. مزیت این روش این است که به سادگی قابل پیاده سازی است و برای سیستم های مختلف کنترل روبات قابل حمل است، به آگاهی کمی از الگوی هدف نیاز دارد و عملکردش نسبتا خوب است. عیب اصلی این است که در الگوهای با فرض بافت و سطح هموار، برای تعیین حالت، محدود است. در نتیجه، اگر شیء دارای سطح غیر هموار باشد و اگر آن از زوایای مختلفی مشاهده شود، تطبیق می تواند بدتر باشد.

روش های دیگر بر مبنای شکل ظاهری هستند [۹-۱۵]، که روش هایی برون خط بر اساس یک مجموعه از تکه های کوچک هستند. این روش ها اگر چه پیچیدگی محاسباتی آن ها بزرگ است و به طور کلی به زمان پردازش طولانی برای تولید مدل هر شیء نیاز دارند، اما نرخ تشخیص خوبی را فراهم می کنند [۱۵].

بنابراین پیشرفت فعلی در تشخیص شیء هنوز به تحقیقات بیشتری برای دستیابی به بهره وری نزدیک به ۱۰۰٪ در زمان واقعی نیاز دارد.

در سال های اخیر یکی از روش های بسیار خوب و موثر برای حل مسئله شناسایی تصویر گروه بندی مفهومی است که به عنوان نامزدهای شیء شناخته می شود. در این روش هدف تعیین ناحیه های دقیق با تعداد مناسبی است که احتمال وجود شیء در آن ها بسیار زیاد است. سپس با استفاده از تشخیص دهنده های مناسب شیء و الگوریتم های یادگیری ماشین می توان از این نواحی برای جستجوی شیء و برچسب گذاری استفاده کرد.

۲- معرفی واژه ها و الگوریتم های پایه

در این بخش به معرفی و توضیح الگوریتم های پایه و استفاده شده پرداخته شده است.

۲-۱. سوپرپیکسل

در بینایی رایانه‌ای، بخش‌بندی تصویر، به فرایند قطعه‌بندی کردن یک تصویر رقمی به چند بخش (مجموعه از پیکسل‌ها، و با عنوان سوپرپیکسل شناخته می‌شود) گفته می‌شود. هدف بخش‌بندی، ساده‌سازی یا/و تغییر در نمایش یک تصویر به چیزسیست که هم معنی‌دارتر و هم برای تحلیل آسان‌تر است [۲۱]. بخش‌بندی تصویر معمولاً برای پیدا کردن محل اشیاء موردنظر و مرزها (خطوط، منحنی‌ها و غیره) در تصویر استفاده می‌شود. به عبارت دقیق‌تر، بخش‌بندی تصویر، به فرایندی گفته می‌شود که در آن، به هر پیکسل، برچسبی اختصاص داده می‌شود، به طوری که پیکسل‌هایی با برچسب یکسان، ویژگی‌های مشابهی دارند.

۲-۲. الگوریتم SLIC

اکثر الگوریتم‌های سوپرپیکسل با بهبود و متمرکزسازی مکانی روش‌های قطعه‌بندی و خوشه‌بندی توسعه یافته‌اند. از این الگوریتم‌ها می‌توان به برش نرمال اشاره کرد که مبتنی بر گراف است. الگوریتم مین‌شیفت و شناسایی آبراهه از دیگر روش‌های شناخته شده برای تولید سوپرپیکسل است که با توجه به عدم تطابق مناسب نتیجه حاصل با مرزهای موجود در تصویر و عدم امکان کنترل شکل و ابعاد سوپرپیکسل‌ها توسط این الگوریتم‌ها مانع از استفاده همه جانبه از آن‌ها شده است. الگوریتم توربو پیکسل از الگوریتم‌های معرفی شده دیگر تولید سوپرپیکسل‌ها است. این روش مبتنی بر بسط دادن تعدادی نقاط بذر در سطح تصویر با استفاده از جریان هندسی و مجموعه‌های همتران عمل می‌نماید [۳].

از جمله الگوریتم‌های دیگر تولید سوپرپیکسل‌ها، الگوریتم SLIC می‌باشد که در سال ۲۰۱۰ ارائه گردیده است. این الگوریتم سعی می‌کند نقایص روش‌های پیشین از نظر حجم محاسباتی و پردازش‌ها و همچنین انطباق با لبه‌ها را برطرف کند. این الگوریتم خود اکتباسی از الگوریتم معروف خوشه‌بندی K-means است که با ایجاد

محدودیت در محاسبه فاصله در محدوده‌ای که توسط ابعاد سوپرپیکسل تعیین می‌شود در مقایسه با الگوریتم اصلی از نظر محاسبات مربوط به فاصله بهینه‌سازی شده است. همچنین با محاسبه فاصله به صورت مجموع وزن دار فاصله طیفی و مکانی، امکان کنترل ابعاد و فشردگی سوپرپیکسل‌ها در این الگوریتم فراهم است [۱].

الگوریتم SLIC فقط یک پارامتر ورودی دارد که با الهام گرفتن از الگوریتم K-means توسعه داده شده است. تعداد دلخواه سوپرپیکسل‌ها در این الگوریتم (n) است. بعد از این‌که این پارامتر به الگوریتم معرفی گردید، فرآیند خوشه‌بندی با مقداردهی اولیه مراکز خوشه‌ها به صورت $K_i = [l_i \ a_i \ b_i \ r_i \ c_i]^T$ در سیستم رنگی CIELAB آغاز می‌شود. در الگوریتم SLIC یک فضای ویژگی پنج بعدی تشکیل شده از مقادیر رنگی در سیستم رنگی CIELAB شامل a ، b و c به همراه مقادیر حاوی اطلاعات مکانی مرکز خوشه در سطح تصویر (r, c) مورد استفاده قرار می‌گیرد. جهت مشخص نمودن مراکز خوشه‌ها در سطح تصویر و با هدف تولید سوپرپیکسل‌های با اندازه تقریباً مشابه، یک شبکه منظم از نقاط با فاصله برابر با d روی سطح تصویر ایجاد می‌شود [۳].

۲-۳. الگوریتم DBSCAN

با توجه به این‌که سوپرپیکسل‌ها را می‌توان به مثابه یک بیش‌قطعه‌بندی از تصویر دانست، جهت تولید قطعات تصویری با استفاده از سوپرپیکسل‌ها می‌توان آن‌ها را به عنوان ورودی الگوریتم‌های قطعه‌بندی مشخص کرد. بعد از تولید سوپرپیکسل‌ها از یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر همسایگی مکانی سوپرپیکسل‌ها تحت عنوان DBSCAN به منظور یکپارچه‌سازی سوپرپیکسل‌های مشابه در یک همسایگی و تولید قطعات تصویری مشابه روش‌های قطعه‌بندی استفاده می‌شود.

الگوریتم DBSCAN مبتنی بر چگالی نقاط در یک همسایگی مکانی برای خوشه‌بندی داده‌های مکانی توسعه

استخراج شوند می‌تواند تاثیر به سزایی بر روی مسائل مختلفی از بینایی ماشین داشته باشد [۲].

۲-۵. توصیف‌گر SURF

در سال ۲۰۰۶، SURF (ویژگی‌های مقاوم سرعت بالا) توسط Herbert Bay پیشنهاد شد. که یک توصیف‌کننده و تشخیص‌دهنده نقاط مورد علاقه با ثبات مقیاس و چرخش می‌باشد. مزیت این روش نسبت به SIFT در دقت بالای آن می‌باشد در حالی که چندین بار سریع‌تر از SIFT است.

سورف یک آشکارساز قوی از ویژگی‌های محلی می‌باشد که تا حدودی از توصیف‌گر سیفت الهام گرفته است [۱۳]. سورف از ماتریس هسین در پیدا کردن نقاط کلیدی بهره می‌گیرد. با توجه به نقطه (x, y) در تصویر، ماتریس هسین $H(x, \sigma)$ در مقیاس σ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

که در این رابطه $L_{yy}(x, \sigma), L_{xy}(x, \sigma), L_{xx}(x, \sigma)$ به هم آمیخت (کانولوشن) مشتق گوسی مرتبه دوم $\frac{d^2g(\sigma)}{dy^2}, \frac{d^2g(\sigma)}{dxy}, \frac{d^2g(\sigma)}{dx^2}, \frac{d^2g(\sigma)}{dx^2}$ ، با تصویر در نقطه $X = (x, y)$ اشاره دارد که رابطه $g(\sigma)$ در زیر آمده است:

$$g(\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

کانولوشن بسیار زمانبر می‌باشد. بنابراین می‌توان آن را به وسیله انتگرال تصاویر بیان نمود. با استفاده از پالایه‌های جعبه‌ای، دترمینان ماتریس هسین را می‌توان به صورت زیر تقریب زد:

$$\Delta H = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (3)$$

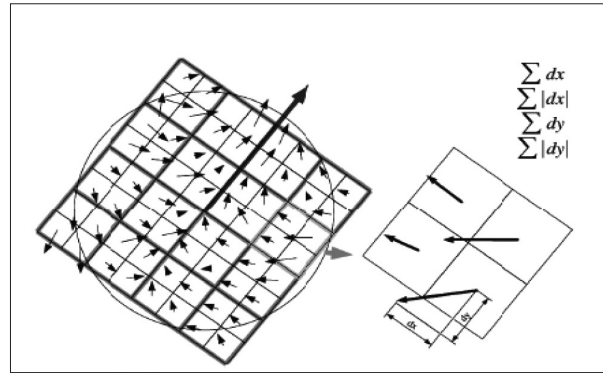
D_{yy}, D_{xy}, D_{xx} به ترتیب به هم آمیخت پالایه‌های جعبه ای با تصویر در نقطه $X=(x, y)$ اشاره می‌کند. فضاهای مقیاس معمولاً به وسیله هرم‌های تصویر به دست می‌آیند.

داده شده است. روش اصلی این الگوریتم براساس این است که برای مراکز خوشه‌ها باید تعداد حداقلی از نقاط در یک همسایگی به فاصله معین موجود باشد. در الگوریتم DBSCAN نقاط موجود در فضای ویژگی به سه دسته نقاط اصلی، نقاط قابل دسترس و نقاط خارج از محدوده دسته‌بندی می‌شوند. نقاط اصلی در الگوریتم DBSCAN نقاطی می‌باشند که در یک همسایگی به فاصله n از آن‌ها تعداد حداقلی از نقاط موجود باشد. فاصله همسایگی به عنوان پارامتر ورودی الگوریتم در نظر گرفته می‌شود و میزان حداقل تعداد نقاط نیز باید تعریف گردد. نقاط قابل دسترس نقاطی هستند که توسط زنجیره‌ای از نقاط اصلی به یک نقطه اصلی متصل هستند. همه نقاطی که اتصالی به اصلی ندارند شامل نقاط خارج از محدوده خواهند بود [۳].

۲-۸. الگوریتم بسط دوگانه سوپرپیکسل

برای استخراج ناحیه‌های دقیق و مبتنی بر اشیای مختلف، روش با عنوان بسط دوگانه سوپرپیکسل (SDE) معرفی شده است. این روش در کاربردهای مختلف پردازش تصویر و بینایی ماشین اعمال می‌شود.

ادغام کردن سوپرپیکسل‌ها روش موثری از الگوریتم‌های قطعه‌بندی است که بر اساس قوانین متفاوتی قابل اعمال است. این ترکیب‌سازی می‌تواند بر اساس شباهت و یا همسایگی و یا ترکیبی از هر دو انجام گردد. در حالت کلی، اشیاء مختلف با داشتن ویژگی‌های متفاوت و متنوع، دارای دو مشخصه بدیهی هستند. اول این‌که اشیاء از مجموعه‌ای از پیکسل‌های مجاور هم ایجاد می‌شوند. دوم این‌که، یک شیء شامل اجزای متفاوت و متنوعی بر اساس رنگ، بافت و ساختار شکل می‌باشد. از این رو، ترکیب کردن سوپرپیکسل‌های مجاور می‌تواند یک ناحیه بزرگ‌تر و واحدی را به دست آورد که احاطه‌کننده کامل یک شیء باشد. بنابراین قطعه جدید به دست آمده می‌تواند نمایش بهتر و کامل‌تری از اشیای درون تصویر باشد. اگر ناحیه‌های اجزای تصویر دقیق‌تر و کامل‌تر



شکل ۱: محاسبه ویژگی‌ها برای زیر ناحیه‌ها [۱۳]

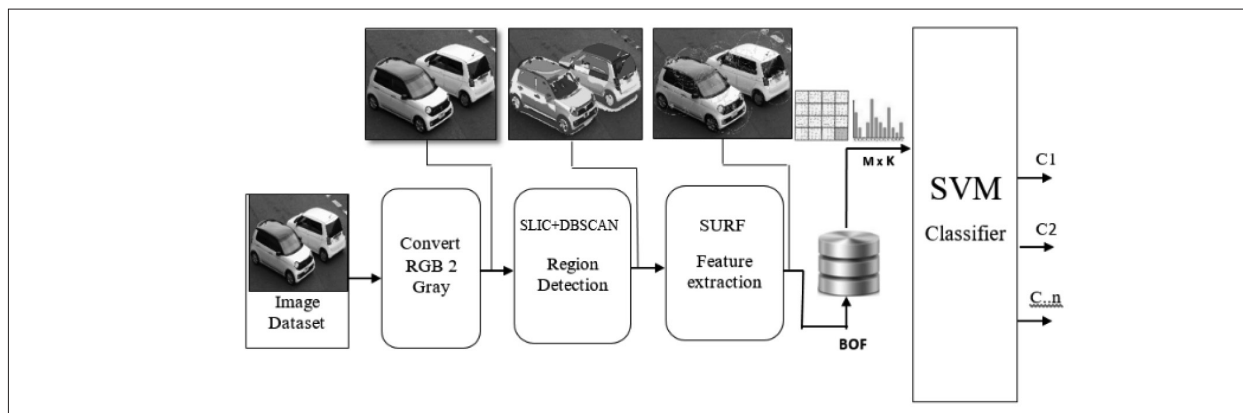
هرم‌های تصویری در سورف به جای کاهش دادن اندازه تصویر به وسیله تغییر دادن اندازه پالایه‌های جعبه‌ای به دست می‌آید. نخستین لایه مقیاس از خروجی فیلتر 9×9 به دست می‌آید و در همان مقیاس $\sigma=1.2$. لایه‌های بعدی به وسیله پالایش تصویر با ماسک‌های بزرگ‌تر به دست می‌آید. ماسک‌های مانند 9×9 ، 15×15 ، 21×21 ، 27×27 و....

نقاط کلیدی نقاطی هستند که در میان ۸ همسایگی در آن سطح و 2×9 همسایگی در سطوح بالا و پایین آن سطح، بیشینه مقدار را دارا باشد. سپس نقاط کلیدی در مقیاس و فضای تصویر درونی‌یابی می‌شوند. تغییر ناپذیری دوران به وسیله شناسایی کردن جهت غالب در هر نقطه کلیدی در دسترس می‌باشد. جهت غالب به وسیله محاسبه کردن مجموع پاسخ‌های عمودی و افقی موجک Haar درون یک پنجره جهتی کشویی، که زاویه $\pi/3$ را پوشش می‌دهد، تقریب زده می‌شود پاسخ‌های این دو جهت منجر به تولید بردار می‌شوند و طولانی‌ترین بردار جهت نقطه کلیدی را نشان می‌دهد. اندازه کرنل پالایه‌ها به $4s \times 4s$ مقیاس‌دهی می‌شوند. در اینجا s مقیاس نقطه ویژگی وزن دهی می‌شود. به منظور استخراج کردن توصیفگر، پنجره‌های مربعی شکل در امتداد جهت غالب با اندازه 20σ ساخته می‌شود. متعاقباً پنجره به زیر نواحی 4×4 تقسیم می‌شود. سپس برای هر زیر ناحیه، چندین ویژگی ساده از پاسخ‌های موجک در فضای 5×5 با اندازه 2σ محاسبه می‌شود که در شکل ۱ آورده شده است.

dx به پاسخ موجک‌ها در جهت افقی اشاره می‌کند و dy به پاسخ موجک‌ها در جهت عمودی اشاره می‌کند «افقی» و «عمودی» به جهت نقطه کلیدی اشاره شده دلالت می‌کند. به منظور افزایش دادن توانایی در برابر تغییر شکل هندسی و خطاهای مکان یابی، پاسخ‌های dx ، dy در ابتدا به وسیله گوسین ($\sigma=3.3s$) در مرکز نقطه کلیدی وزن دهی می‌شوند. سپس پاسخ موجک‌های dx ، dy در هر زیر ناحیه جمع می‌شوند و به صورت مجموعه اولیه‌ای به عنوان ورودی به بردار اعمال می‌شوند. به منظور دستیابی به اطلاعاتی در مورد سطوح روشنایی، همچنین مقادیر و به ترتیب مقادیر $|dx|$ و $|dy|$ قدر مطلق پاسخ‌های موجک‌ها در جهت‌های افقی و عمودی می‌باشند محاسبه گردیده است. در اینجا هر زیر ناحیه یک بردار توصیفگر \mathcal{E} بعدی را دارا می‌باشد. \mathcal{E} را شامل شود، هر نقطه ویژگی می‌تواند با استفاده از یک بردار 64 بعدی توصیف شود. در پایان، این بردارهای توصیف به بردارهای واحد نرمالیزه می‌شوند تا در برابر تباین (کنتراست) قدرتمند باشند.

۳. ساختار روش پیشنهادی

روش ارائه شده در این مقاله جهت ارائه یک سیستم بینایی مقاوم نسبت به عوامل محیطی در دو مرحله آموزش و آزمون مطرح می‌شود: در مرحله آموزش ابتدا مجموعه‌ای از تصاویر جمع‌آوری گردیده است. سپس تصاویر موجود در مجموعه داده به تصاویر منوکروم تبدیل شده و در مرحله بعد قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از بسط دوگانه سوپرپیکسل SDE و الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN انجام می‌شود تا تصویر ورودی قطعه‌بندی گردد. در مرحله بعد با الگوریتم SURF، بردار ویژگی هر دسته از تصاویر استخراج می‌گردند. سپس به منظور کاهش ابعاد بردار ویژگی استخراج شده از یک بسته ویژگی‌ها استفاده شده است و در ادامه بردارهای حاصل از ویژگی‌های استخراج



شکل ۲: نمودار روش پیشنهادی

$$\text{Luminance} = 0.3086 * \text{Red} + 0.6094 * \text{Green} + 0.0820 * \text{Blue} \quad (4)$$

در این فرمول Luminance مجموع وزن‌های مولفه‌های رنگ‌های سبز، قرمز و آبی تصویر ورودی می‌باشد که با عنوان روشنایی تصویر بیان می‌گردد [۱۴].

۲-۳. قطعه‌بندی

ایده اصلی سوپرپیکسل‌ها کاهش دادن تعداد نمونه‌های مورد نیاز پردازش تصویر می‌باشد. هر سوپرپیکسل نماینده یک ناحیه همگن و با معنای تصویری که از مجموعه پیکسل‌های مجاور تشکیل شده است و در قالب یک واحد داده قابل دسترس و پردازش خواهد بود. الگوریتم SLIC بر مبنای الگوریتم خوشه‌بندی K-means ابداع شده است. برای خوشه‌بندی در این الگوریتم هر پیکسل در فضای ۵ بعدی که با ویژگی‌های L و a و v از فضای رنگی LAB تعریف می‌گردد. برای انتخاب ویژگی پیکسل، به این دلیل از فضای رنگی LAB استفاده شده که در فاصله‌های کم از نظر ادراکی یک‌دست باشند. به جای استفاده مستقیم از معیار شباهت فاصله اقلیدسی، در یک فضای ۵ بعدی الگوریتم SLIC از یک فضای محدود مطلوب که به‌طور تقریبی برای همه سوپرپیکسل‌ها ۱ برابر است استفاده می‌کند. اگر تعداد پیکسل‌های این فضا K باشد ابعاد این فضای محدود $S = \sqrt{\frac{N}{K}}$ خواهد بود. (N تعداد کل پیکسل‌های تصویر است). [۳]

اگر $[l_i, a_i, b_i, x_i, y_i]^T$ مختصات پیکسل i در فضای ۵

شده، جهت آموزش به‌عنوان ورودی به یک دسته‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان غیرخطی با سه هسته مختلف داده می‌شود.

در مرحله آزمون ابتدا تصویر دریافت شده به‌صورت منوکروم تبدیل می‌شود. سپس با استفاده از بسط دوگانه سوپرپیکسل SDE و الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN انجام می‌شود تا تصویر ورودی قطعه‌بندی گردد. و در مرحله بعد بردار ویژگی سورف استخراج می‌شود و به‌عنوان ورودی به دسته‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان غیرخطی با سه هسته مختلف داده می‌شود و خروجی دسته‌بندی کننده تعیین کننده رده دسته تصویر مورد نظر می‌باشد. نمودار روش پیشنهادی در شکل ۲ نمایش داده شده است.

۳-۱. مبدل رنگ RGB به Gray

یک تصویر RGB متشکل از سه ماتریس است که هر یک از آن‌ها مقادیر Red (قرم)، Green (سبز) و Blue (آبی) که هر یک از این ۳ رنگ می‌تواند بین محدوده ۰ تا ۲۵۵ باشند، تصویر رنگی را نگه می‌دارند. یک پیکسل زمانی مقدار خاکستری خواهد داشت که مولفه‌های R، G و B آن مقادیر یکسان یعنی هر یک از این ۳ رنگ مقدار یکسانی بین محدوده ۰ تا ۲۵۵ داشته باشند. با توجه به این تعریف، در مواردی که تصویر ورودی یک تصویر RGB است، برای Grayscale کردن آن از فرمول زیر می‌توانیم استفاده می‌کنیم:

بعدی باشد و C_k با مختصات $[l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$ آنگاه معیار فاصله چنین خواهد بود:

$$D_s = d_{lab} + \frac{m}{s} d_{xy} \quad (5)$$

$$d_{lab} \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}$$

$$d_{xy} \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}$$

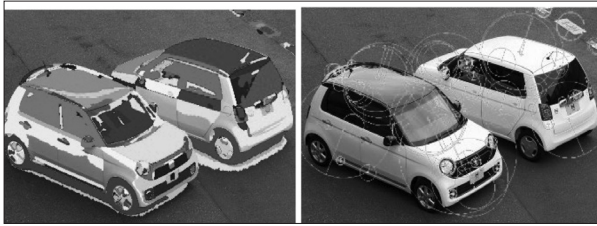
که در آن متغیر m پارامتری برای تنظیم فشردگی سوپریکسل‌ها می‌باشد. الگوریتم SLIC در مقایسه با K-means پیشرفت‌های دیگری هم داشته است. با کاهش فضای جستجو محاسبه فواصل به طرز چشمگیری کاهش می‌یابد و موجب افزایش سرعت خوشه‌بندی می‌گردد.

مرحله نخست تبدیل نمودن تصویر به تعدادی سوپریکسل است که بر اساس الگوریتم‌های گروه‌بندی پایین به بالا محاسبه می‌شود. در روش SLIC، سوپریکسل‌ها بر اساس به کارگیری خوشه‌بندی K-means بر روی ویژگی‌ها به دست می‌آیند و ویژگی به کارگرفته شده تشابه رنگ پیکسل در فضای رنگی CIELAB می‌باشد. همچنین مختصات سطر و ستون پیکسل به عنوان ویژگی مکانی استفاده می‌شود. در مجموع بردار ویژگی آن به طول هتایی و بر اساس یک ترکیب خطی از ویژگی رنگ و ویژگی مکان به دست می‌آید. سپس در مرحله دوم با استفاده از الگوریتم بسط دوگانه هر ناحیه سوپریکسل را بر اساس همسایگی خود بسط می‌دهد.

در «حالت ثابت»، در ابتدا برای هر سوپریکسل بر اساس ۸ همسایگی تمام ناحیه‌های مجاور آن در نظر گرفته می‌شود. منظور از تمام ناحیه‌های مجاور، سوپریکسل‌هایی هستند که با مرز سوپریکسل جاری حداقل در یک پیکسل مشترک باشند. در حقیقت تمام پیکسل‌هایی که بر روی مرز سوپریکسل قرار گرفته‌اند را در نظر گرفته و برای هر کدام به تعداد ثابت P پیکسل متوالی از ناحیه همسایه آن در خارج از مرز را به عنوان ناحیه بسط یافته انتخاب نموده و به سوپریکسل جاری اضافه می‌شوند. این مرحله برای تمامی پیکسل‌های روی مرز هر سوپریکسل اجرا می‌گردد. هر پیکسل

تصویر می‌تواند در ۸ جهت مختلف همسایگی داشته باشد که با توجه به تعریف الگوریتم، برای نقاط روی مرز سوپریکسل حداکثر می‌توان ۵ جهت متفاوت بیرون از سوپریکسل در نظر گرفت. حال با توجه به این که هر پیکسل بر اساس جهت قرار گرفتن آن بر روی مرز، در جهت بیرون از ناحیه فقط در چند جهت پیکسل مجاور دارد؛ در همان تعداد جهت مقدار ثابتی از پیکسل‌های مجاور آن به صورت خط مستقیم در نظر گرفته می‌شود. این مقدار ثابت با P نشان داده شده است. مقدار P را می‌توان بر اساس ضابطه از قبل تعریف شده مقداردهی نمود یا این که به صورت تصادفی/تجربی یک مقدار عددی دلخواه برای آن در نظر گرفته شود. پیشنهاد انتخاب مولفه P ثابت در این الگوریتم برای کاهش برخی از کاستی‌های الگوریتم‌های قطعه‌بندی مانند شرایطی که الگوریتم قادر به تشخیص صحیح مرز میان اشیاء متفاوت و مجاور هم در یک تصویر نیست، می‌باشد. در این شرایط در واقع بعد از اجرای الگوریتم قطعه‌بندی در مرحله اول ناحیه‌هایی از تصویر استخراج شده‌اند که هر ناحیه ممکن است بیش از یک شیء را در نظر گرفته باشد. حال با انتخاب فقط بخشی از پیکسل‌های مجاور یک ناحیه می‌توان این نقصان را تا حدودی کاهش داد. در «حالت همه»، برای هر سوپریکسل تمام ناحیه‌های همسایه بر اساس ۸ همسایگی در نظر گرفته می‌شود. سپس همه پیکسل‌های ناحیه‌های مجاور برای بسط ناحیه در نظر گرفته شده و از کنار هم قرار دادن آن‌ها یک ناحیه بزرگ‌تر نتیجه می‌شود. حال این ناحیه بزرگ‌تر با احتمال بیشتری می‌تواند تمام اجزای شیء درون تصویر را احاطه کند.

هر کدام از این حالت‌ها مبتنی بر ویژگی‌های ذاتی مختلفی است که در اشیاء وجود دارد. هر شیء معمولاً از بخش‌های متفاوتی که در مجاور هم هستند تشکیل شده است. هر شیء می‌تواند دارای بافت و رنگ مشابه یا متفاوت باشد. بنابراین با بسط هر سوپریکسل به ناحیه‌های



الف ب
شکل ۳: نمونه‌ای از استخراج ویژگی سورف
الف: تصویر قطعه‌بندی شده، ب: تصویر قطعه استخراج ویژگی

۴-۳. ایجاد بسته‌ای از ویژگی‌های تصاویر^۱

از آنجایی که تعداد ویژگی‌های استخراج شده از توصیفگر الگوریتم سورف بسیار زیاد می‌باشد و پردازش در فضای ویژگی زمانبر و پرهزینه می‌باشد، لذا از مدل بسته ویژگی‌ها (BoF) جهت نمایش توصیفگرها استفاده می‌شود [۱۵]. بدین صورت که ویژگی‌های استخراج شده توسط توصیفگر سورف در تصاویر آموزشی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی K-Means در N خوشه دسته‌بندی می‌شوند و سپس هر توصیفگر با توجه به فاصله اقلیدسی در مرکز دسته خود قرار می‌گیرد. جهت تنظیم پارامتر N (طول بردار ویژگی)، دقت دسته‌بندی کننده با تعداد مختلف کلمات تصویری مورد آزمایش قرار داده شده است.

پارامتر $N=30$ خوشه برای دسته‌بندی توصیفگرها استفاده شده است و مراکز خوشه‌ها به‌عنوان کلمات تصویری انتخاب می‌شوند. سپس برای هر تصویر ورودی ابتدا توصیفگر ویژگی سورف استخراج شده و سپس با کلمات تصویری ایجاد شده در مرحله قبل مقایسه شده و یک نمودار پیشینه‌نما مقدار از کلمات تصویری برای هر تصویر ورودی ایجاد می‌شود. در نهایت هر تصویر ورودی با یک بردار نمودار پیشینه‌نما مقدار با طول N نمایش داده می‌شود. سپس این نمودار به‌عنوان ورودی، جهت داده‌های آموزشی به‌دسته‌بندی کننده داده می‌شود. شکل ۴ مراحل اجرای الگوریتم را نمایش می‌دهد.

۳-۵. دسته‌بندی کننده

یک تشخیص‌گوی چندرده‌ای می‌تواند به وسیله ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان دو رده‌ای حاصل شود.

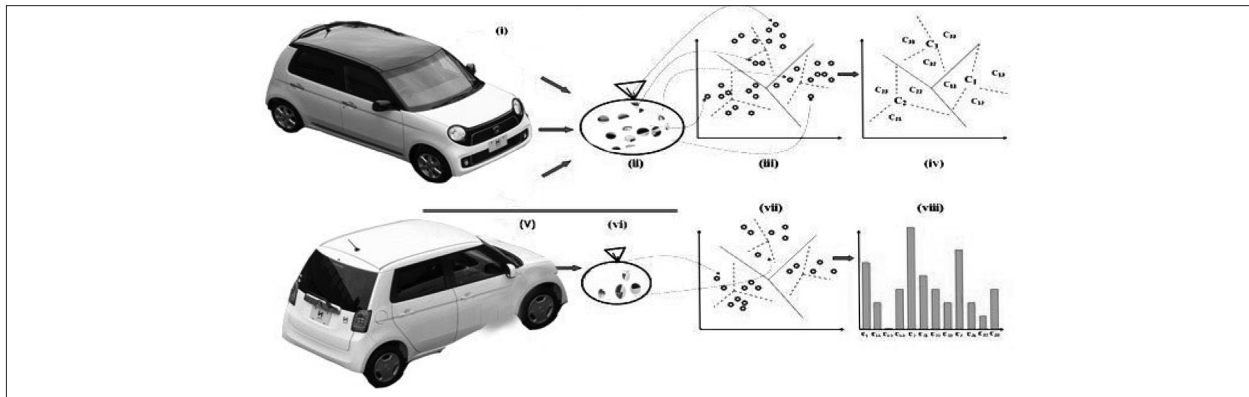
مجاور می‌توان پنجره‌ها یا قطعه‌هایی تولید کرد که اشیای مختلف تصویر را به‌طور کامل‌تری احاطه خواهند کرد. در حقیقت الگوریتم‌های قطعه‌بندی در حالت اولیه خود قادر به ایجاد ناحیه‌های صحیح و دقیق نیستند و بسط دادن ناحیه‌ها می‌تواند کارایی قطعه‌بندی را افزایش دهد. در مجموع می‌توان ایجاد ناحیه‌های پایانی در این الگوریتم را در مرحله اول بر اساس ترکیب پیکسل‌ها مبتنی بر ویژگی شباهت عنوان کرد. در ادامه در مرحله دوم، ترکیب‌سازی سوپرپیکسل‌های مجاور و ایجاد یک سوپرپیکسل بزرگ‌تر که بر اساس همسایگی انجام می‌شود، می‌تواند به‌طور ضمنی هم شباهت میان سوپرپیکسل‌ها و هم عدم شباهت میان سوپرپیکسل‌ها را در نظر بگیرد. در نتیجه به‌طور غیرمستقیم این الگوریتم هم از ویژگی شباهت و عدم شباهت میان پیکسل‌های مجاور بهره می‌برد.

الگوریتم DBSCAN با یک نقطه دلخواه شروع می‌شود. اگر در همسایگی به فاصله معین از نقطه تعداد از پیش تعریف شده‌ای از نقاط موجود باشند این نقطه مبدأ تشکیل یک خوشه خواهد شد. در غیر این صورت آن نقطه به‌عنوان نقطه خارج از محدوده شناخته می‌شود و ممکن است توسط سایر خوشه‌ها مجدداً شناسایی و در یک خوشه قرار بگیرد. در ادامه همه نقاطی که از نقطه اول قابل دسترسی باشند به آن خوشه اضافه می‌شوند. نقاط غیراصلی که در یک قرار بگیرند شبیه مرزهای خوشه عمل می‌کنند و این نقاط اجازه دستیابی به نقاط بیشتر توسط خوشه را نمی‌دهند.

۳-۳. استخراج ویژگی سورف

جهت پیاده‌سازی الگوریتم سورف از توابع کتابخانه OpenCV استفاده شده است. یکی از پارامترهای مهم و اثرگذار در کارایی الگوریتم‌های سورف پارامتر اکتاو می‌باشد که تعداد ۴ اکتاو در نظر گرفته شده است. همچنین تعداد تصاویر در هر اکتاو نیز در این الگوریتم تعداد ۲ تصویر و میزان حد آستانه هسین ۴۰۰ در نظر گرفته شده است. نمونه‌ای از استخراج ویژگی سورف در شکل ۳ نمایش داده شده است.

1. Bag of Feature (BoF)



شکل ۴: مراحل اجرای الگوریتم تولید بردار ویژگی بسته ویژگی‌ها

سیستم شناسایی اشیاء و دستیابی به یک نتیجه قابل قبول لازم است داده‌های آموزشی مناسب در شرایط مختلف و به تعداد کافی جمع‌آوری گردد. در این مقاله، جهت اعتبارسنجی و آزمون بهتر روش پیشنهادی، از مجموعه داده Ob-101_jectCategories و در شرایط مختلف استفاده شده است.

۴-۱. تعیین پارامترهای روش پیشنهادی

یکی از اصلی‌ترین بخش‌های هر کار پژوهشی، تنظیم بهینه پارامترهای مورد نیاز مسئله می‌باشد. چنانچه این کار با دقت و صحیح صورت پذیرد، مرحله تجزیه و تحلیل و نتیجه‌گیری از داده‌ها با سرعت و دقت خوبی انجام می‌پذیرد. به همین منظور به بررسی پارامترهای موثر در روند کار روش پیشنهادی می‌پردازیم.

۴-۱-۱. تعیین پارامتر BSS برای الگوریتم SLIC (با تعداد

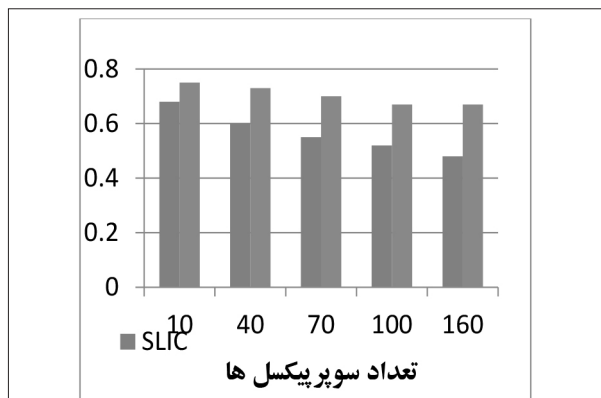
ناحیه‌های مختلف) و الگوریتم SLIC-SDE

برای ارزیابی الگوریتم‌های قطعه‌بندی معیارهای مختلفی ارائه شده است که به‌طور کلی به دو گروه ارزیابی مبتنی بر مرز و مبتنی بر ناحیه تقسیم‌بندی می‌شوند. از دیدگاه ناحیه‌بندی تصویر، تحلیل و ارزیابی را می‌توان بر اساس طبقه‌بندی جفت پیکسل‌ها و یا خوشه‌بندی مجموعه پیکسل‌ها انجام داد [۲۳] و [۲۴]. در این اینجا با توجه به اهمیت بیشتر نواحی نسبت به مرز، از پارامترهای مبتنی بر ناحیه استفاده شده است. برای بررسی کیفیت ناحیه‌های یک تصویر از الگوریتم قطعه‌بندی SLIC و الگوریتم بسط ناحیه ارزیابی شده‌اند. نکته دیگری که در این ارزیابی‌ها

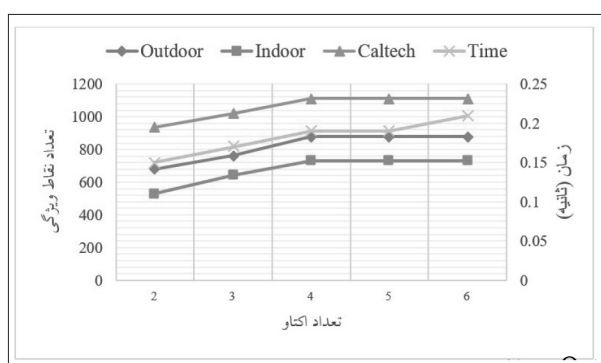
به‌طور معمول دو دید برای این هدف وجود دارد. یکی از آن‌ها راهبرد «یک در مقابل همه» برای دسته‌بندی هر جفت رده و رده‌های باقی‌مانده است. دیگر راهبرد «یک در مقابل یک» برای دسته‌بندی هر جفت است. برای مسائل چندرده‌ای رهیافت کلی، کاهش مسئله چندرده‌ای به چندین مسئله دودویی است. هریک از مسائل با یک جداکننده دودویی حل می‌شود. سپس خروجی جداکننده‌های دودویی SVM با هم ترکیب شده و به این ترتیب مسئله چند رده حل می‌شود. جهت بررسی بیشتر عملکرد ماشین بردار پشتیبان نسبت به بردار ورودی، عملکرد SVM با دو بردار ورودی با طول مختلف مورد بررسی واقع شده است. ابتدا عملکرد SVM با برداری از ویژگی‌های سورف و با طول ۶۴ و سپس با برداری کوتاه شده توسط مجموعه بسته ویژگی‌ها از ویژگی‌های سورف با طول ۳۰ مورد مقایسه قرار داده شده است. جهت آموزش، این بردارها به‌عنوان ورودی و بردار هدف که مشخص‌کننده دسته‌های اشیاء می‌باشد در خروجی SVM قرار می‌گیرد.

۴. آزمایش‌ها و ارائه نتایج

یکی از اصلی‌ترین بخش‌های هر کار پژوهشی، جمع‌آوری اطلاعات و داده‌های مورد نیاز کار می‌باشد. چنانچه این کار به‌صورت منظم، دقیق و صحیح صورت پذیرد، مرحله تجزیه و تحلیل و نتیجه‌گیری از داده‌ها با سرعت و دقت خوبی انجام می‌پذیرد. جهت پیاده‌سازی یک



شکل ۵: تعیین پارامتر BSS برای الگوریتم SLIC-SDE



شکل ۶: تعیین تعداد اکتاو (Octave) در الگوریتم سورف

سورف ۴ اکتاو در نظر گرفته شده است. همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود منحنی تغییرات تعداد ویژگی‌های یافت شده در مراحل آزمون الگوریتم بعد از مقدار مناسبی اکتاو (یعنی ۴ اکتاو) ثابت می‌شود.

همچنین با افزایش تعداد اکتاو، زمان پردازش جهت استخراج ویژگی نیز افزایش می‌یابد. کمترین میزان تغییرات در بین تعداد اکتاو ۳ تا ۵ می‌باشد.

۴-۱-۳. تعیین پارامتر تعداد تصاویر در هر اکتاو

جهت تعیین تعداد تصاویر در هر اکتاو در الگوریتم سورف، تصاویری از سه شیء مختلف در سه رده از مجموعه داده‌های جمع‌آوری شده در شرایط مختلف به الگوریتم اعمال شده و نتایج حاصل در شکل ۷ نشان داده شده است. همان‌طور که در نمودار نمایش داده شده است بهترین مقدار برای الگوریتم سورف، ۳ تصویر در هر اکتاو در نظر گرفته شده است.

همچنین با افزایش تعداد تصاویر در هر اکتاو، زمان

فرض شده است بررسی تعداد ناحیه‌های مختلف و تاثیرگذاری آن در دیگر پارامترهای قطعه‌بندی است. از این رو، الگوریتم قطعه‌بندی SLIC با تعداد نواحی مختلف اجرا و مورد ارزیابی قرار گرفته است.

یکی از پارامترهای ارزیابی کیفیت ناحیه‌های قطعه‌بندی، معیار «بیشترین مقدار همپوشانی قطعه» (BSS) می‌باشد که در این مقاله BSS را برای ارزیابی ناحیه محاسبه می‌نماییم. این پارامتر نشان‌دهنده بهترین ناحیه قطعه‌بندی شده است که بیشترین همپوشانی را با شیء داشته باشد. رابطه زیر چگونگی محاسبه مقدار همپوشانی ov را برای دو ناحیه i و j بیان می‌کند.

$$ov(i, j) = \frac{R_i \cap R_j}{R_i \cup R_j} \quad (6)$$

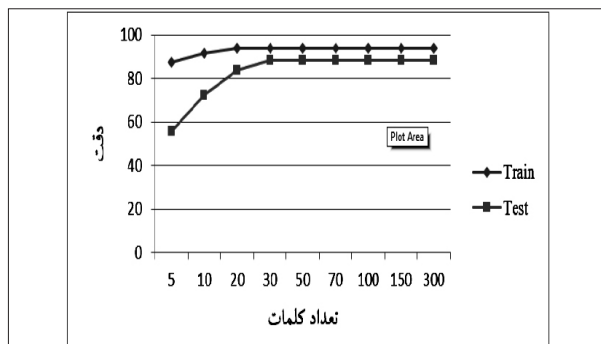
پارامترهای R_i و R_j سطح نواحی i و j را بیان می‌کند. در نتیجه مقدار بیشینه ov معادل پارامتر BSS خواهد بود. برای هر شیء مقدار BSS را برای الگوریتم قطعه‌بندی محاسبه کرده و میانگین آن در مجموعه همه اشیاء محاسبه می‌گردد. رابطه زیر چگونگی محاسبه آن را نمایش می‌دهد.

$$BSS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N BSS_{class(i)} \quad (7)$$

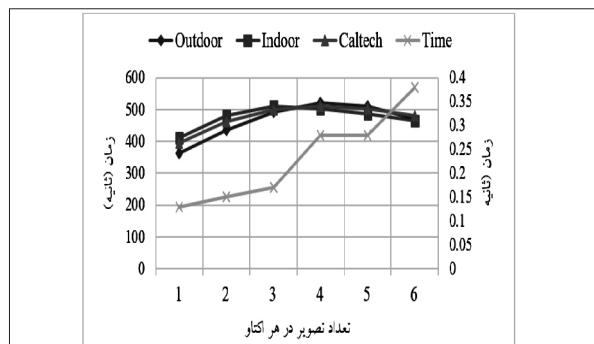
تعداد دسته اشیاء برابر N می‌باشد. نتایج به دست آمده در شکل ۵ نشان داده شده است. در این شکل مقدار میانگین BSS با در نظر گرفتن تعداد ناحیه‌های مختلف در الگوریتم قطعه‌بندی SLIC محاسبه گردیده است. همان‌طور که در شکل نشان داده شده است، بعد از اعمال الگوریتم SDE به الگوریتم قطعه‌بندی SLIC مقدار این پارامتر به‌طور متوسط ۱۴٪ افزایش می‌یابد.

۴-۱-۲. تعیین تعداد اکتاو در الگوریتم سورف

یکی از پارامترهای مهم و اثرگذار در کارایی الگوریتم سورف پارامتر اکتاو می‌باشد. جهت تعیین این پارامتر الگوریتم را با تصاویر ثابتی از سه شیء مختلف در سه رده و با مقادیر اکتاو مختلف آزمایش کرده و طبق نتایج حاصل در شکل ۶ تعداد اکتاو مناسب برای الگوریتم



شکل ۸: تعیین پارامتر طول بردار ویژگی



شکل ۷: تعیین پارامتر تعداد تصویر در هر اکتاو الگوریتم سورف

۴-۳. ارزیابی دقت روش پیشنهادی

جهت بررسی عملکرد روش پیشنهادی و مقایسه با روش‌های انجام شده قبلی، سه حالت برای سیستم در نظر گرفته شده است:

حالت ۱: روش پیشنهادی (SURF+BOF+SLIC+DBSCAN)

حالت ۲: روش پیشنهادی بدون مرحله بسته ویژگی‌ها

حالت ۳: روش پیشنهادی بدون مرحله قطعه‌بندی

ابتدا هر سه حالت روش پیشنهادی معرفی شده به صورت مجزا با مجموعه داده جمع‌آوری و معرفی شده در قسمت قبل مورد آزمایش قرار داده شده است. بدین صورت که تعداد ۱۰۰ تصویر از هر دسته در شرایط محیطی مختلف از مجموعه داده انتخاب شده و به روش‌های معرفی شده به دست‌بندی کننده داده شده است. برای هر دسته از تصاویر ۷۰ درصد تصاویر به عنوان آموزش و ۳۰ درصد تصاویر به عنوان مرحله آزمون در نظر گرفته شده است. سپس میزان دقت برای نتایج حاصل از هر آزمایش به صورت مجزا ایجاد شده و مقادیر معیارهای ارزیابی، دقت - فراخوانی و معیار دقت محاسبه شده و نمودار هر یک رسم شده است که در ادامه به توضیح هر یک می‌پردازیم. جدول ۲ نتایج حاصل از آزمایش‌ها و اندازه‌گیری معیارهای ارزیابی معرفی شده روش پیشنهادی را نمایش می‌دهد.

همان‌طور که در جدول فوق مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی با بردار ورودی شامل مرحله بسته ویژگی‌ها و با طول ۳۰ دارای دقت ۹۸٪ و بدون مرحله بسته ویژگی‌ها و با طول ۶۴ دارای دقت ۹۵٪ می‌باشد. لذا طبق نتایج

جدول ۱: دقت اجرای الگوریتم با هسته‌های مختلف

پارامترها گروه تصاویر	RBF	Chi-Square	His.InterSection
Caltech	۸۸,۴۱	۹۴,۳۳	۹۸,۹۶
Indoor	۸۶,۶۶	۸۸,۳۳	۹۵,۶۶
Outdoor	۷۸,۶۶	۸۶,۳۳	۹۲,۳۳
Time	۳۸ (ms)	۳۰ (ms)	۴۲ (ms)

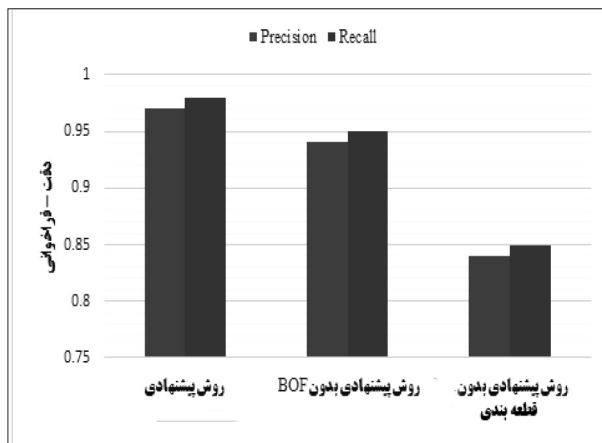
پردازش جهت استخراج ویژگی نیز افزایش می‌یابد. کمترین زمان اجرا در ۳ تصویر در هر اکتاو می‌باشد.

۴-۱-۴. تعیین پارامتر طول بردار ویژگی

جهت تنظیم پارامتر N (طول بردار ویژگی)، دقت دسته‌بندی کننده با تعداد مختلف کلمات تصویری مورد آزمایش قرار داده شده است. شکل ۸ نتایج حاصل از آزمایش‌ها را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل نشان داده شده است، دقت دسته‌بندی کننده با بردارهایی بزرگ‌تر از طول ۳۰ ثابت می‌شود و تغییر چندانی نمی‌کند. لذا $N=30$ خوشه برای دسته‌بندی توصیفگرها استفاده شده است.

۴-۲. بررسی دقت هسته‌ها

جهت بررسی دقت عملکرد کرنل‌ها و انتخاب بهترین کرنل، هر سه کرنل از نظر دقت و زمان اجرا مورد بررسی و آزمایش قرار داده شده‌اند. بدین صورت که تعداد ۵۰۰ داده آموزشی ثابت از سه رده مختلف از مجموعه داده معرفی شده را به ماشین پشتیبان بردار با هر سه کرنل داده و میزان دقت سیستم اندازه‌گیری شده است. جدول ۱ دقت اجرای الگوریتم کرنل‌ها را نمایش می‌دهد.



شکل ۹: ارزیابی معیار دقت-فراخوانی روش پیشنهادی

اهمیت بسیار بالایی نسبت به زمان دارد، در نتیجه روش پیشنهادی دارای قدرت بالایی می‌باشد.

همچنین جهت مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با روش‌های انجام شده قبلی، روش پیشنهادی با چهار روش از نظر میزان دقت در شناسایی بر روی مجموعه داده‌های معرفی شده، مورد بررسی و آزمایش قرار داده شده است. جدول ۴ نتایج حاصل از آزمایش‌ها را نمایش می‌دهد.

۵. نتیجه گیری

در این مقاله سعی بر این شد که روش پیشنهادی به همراه نتایج به دست آمده بیان شوند. در روش پیشنهادی، کاهش خطا در تشخیص و افزایش کارایی در اولویت بوده است و این اهداف با ترکیب روش‌های مختلف قابل دسترسی بوده است و در انتها با ترکیب آن‌ها، نتایج در خور توجهی به دست آمد. ولی از طرفی با ترکیب توصیف‌گرهای مختلف می‌توان به کارایی بهتری دست یافت. الگوریتم Histogram Of Gradient (HOG) در برابر تغییرات چرخش و شدت نور، بخصوص سایه به خوبی عمل می‌کند که ترکیب آن با الگوریتم SURF می‌تواند در استخراج ویژگی‌های کلیدی تصویر، نتایج بهتری را ارائه نماید.

مراجع

۱- افسری شولی، فاطمه؛ عظیم‌پور، جلیل؛ دادور، مرضیه؛ قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از روش خوشه‌بندی طیفی مبتنی بر سوپربیکسل، مجله مهندسی

جدول ۲: ارزیابی دقت روش پیشنهادی

Image No (Caltech101)	Accuracy rate		
	SURF +BOF	SURF+SLIC DBSCAN+	Proposed Method
۱	۰,۸۴	۰,۹۸	۰,۹۸
۲	۰,۸۴	۰,۹۵	۰,۹۸
۳	۰,۸۰	۰,۹۱	۰,۹۸
۴	۰,۸۷	۰,۹۵	۰,۹۷
۵	۰,۸۴	۰,۹۸	۰,۹۸
۶	۰,۸۷	۰,۹۵	۰,۹۸
۷	۰,۹۰	۰,۹۸	۱
۸	۰,۸۰	۰,۸۸	۰,۹۶
۹	۰,۸۴	۰,۹۶	۰,۹۹
۱۰	۰,۸۴	۰,۹۸	۱
Avg	۰,۸۴	۰,۹۵	۰,۹۸

به دست آمده روش پیشنهادی با بردار ورودی شامل مرحله بسته‌ویژگی‌ها و با طول ۳۰ دارای دقت بالاتری نسبت به بردار ورودی بدون مرحله بسته‌ویژگی‌ها و با طول ۶۴ می‌باشد. همچنین دقت روش پیشنهادی به همراه مرحله قطعه‌بندی برابر با ۹۸٪ و بدون مرحله قطعه‌بندی برابر با ۸۴٪ می‌باشد که نتایج حاصل حاکی از برتری روش پیشنهادی نسبت به سایر حالات می‌باشد. همچنین شکل ۹ نتایج حاصل از ارزیابی معیار دقت-فراخوانی این روش را در سه حالت مختلف نمایش می‌دهد.

همان‌طور که در شکل ۹ مشاهده می‌شود برای روش پیشنهادی میانگین معیار دقت ۹۸٪ و میانگین مقدار فراخوانی ۹۸٪ اندازه‌گیری شده است. همچنین برای روش پیشنهادی بدون مرحله بسته‌ویژگی‌ها، میانگین معیار دقت ۹۵٪ و میانگین معیار فراخوانی ۹۵٪ و برای روش پیشنهادی بدون مرحله قطعه‌بندی، میانگین معیار دقت ۸۴٪ و میانگین معیار فراخوانی ۸۵٪ اندازه‌گیری شده است.

همچنین همان‌طور که در جدول ۳ نشان داده شده است، با این‌که الگوریتم سورف سرعت بیشتری در استخراج ویژگی دارد ولی از دقت کمتری برخوردار است. و با توجه به این‌که در عمل شناسایی اشیا، دقت تشخیص

جدول ۴: ارزیابی دقت روش پیشنهادی با روش‌های قبلی

Methods	DetectionRate %
Amin Mohamed Ahsan et al. [16]	۹۱,۲۳
Hafemann et al. [17]	۹۵,۰
Lee, Yong-Hwan, et al -- [18]	۹۵,۲۳
V.Rahmani et al. [19]	۹۵,۶۲
Proposed Method	۹۸,۲

2087-278X.

14-R.Oji, "AN AUTOMATIC ALGORITHM FOR OBJECT RECOGNITION AND DETECTION BASED ON ASIFT KEYPOINTS", Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ) Vol.3, No.5, October 2012.

15-Schmid, Cordelia. "Bag-of-features for category classification." ENS/INRIA Visual Recognition and Machine Learning Summer School Lecture 25-29 July(2011).

16-Dingding Liu, Kari Pulli, Linda G. Shapiro, Yingen Xiong, (2010) "Fast Interactive Image Segmentation by Discriminative Clustering", ACM Multimedia Workshop on Mobile Cloud Media Computing, PP: 47-52.

17-Jifeng Ning, Lei Zhang, David Zhang, Chengke Wu, (2010) "Interactive Image Segmentation by Maximal Similarity based Region Merging", Pattern Recognition Journal, PP: 445-456.

18-Shivani Agarawal, Aatif Awan, Dan Roth, (2004) "Learning to Detect Objects in Images via a Sparse, Part-Based Representation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PP: 1475-1490.

19-Constantine Papageorgiou, Tomaso Poggio, (2000) "A Trainable System for Object Detection". International Journal of Computer Vision, PP: 15-33.

20-Bo Peng, Lei Zhang, David Zhang, (2001) "Image Segmentation by Iterated Region Merging with Localized Graph Cuts", Pattern Recognition Journal, PP: 2527-2538.

21-Harris C and M Stephens. A combined corner and edge detector. Manchester, UK. 1988.

22-Lowe DG. Distinctive image features from scale invariant keypoints. International journal of computer vision, 2004; 60(2): 91-110.

23-Bay H, et al. Speeded-up robust features (SURF). Computer Vision and Image Understanding. 2008; 110(3): p. 346-359.

24-Bauer J, N Sunderhauf, et al. Comparing several implementations of two recently published feature detectors. 2007, unpublished.

25-Donoser, Michael, and Horst Bischof. "Efficient maximally stable extremal region (MSER) tracking." In Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on, vol. 1, pp. 553-560. IEEE, 2006.

26-Bay, Herbert, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. "Surf: Speeded up robust features." In Computer Vision—ECCV 2006, pp. 404-417. Springer Berlin Heidelberg, 2006.

27-D. Crandall and J. Luo, "Color Object Detection Using Spatial - Color Joint Probability Functions," presented at IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2006.

جدول ۳: تاثیر SLIC و DBSCAN بر روی الگوریتم

Algorithm	Time (s)	ACC
SURF	۰,۱۹۳	% ۸۴
SLIC + DBSCAN + SURF	۰,۲۶۵	% ۹۸

مخابرات، سال هفتم (۲۵)، پاییز ۱۳۹۶.

۲- تقی زاده، مریم، چالی چالی، عبدالله، بسط دوگانه سوپریکسل به منظور تعیین ناحیه‌های موثر در حل مسائل بینایی ماشین مبتنی بر قطعه‌بندی، ماشین بینایی و پردازش تصویر، ۱۳۹۷.

۳- هداوند، احمد؛ سعادت سرشت، محمد؛ همایونی، سعید؛ غریب باقی، زینب؛ ارزیابی توانایی الگوریتم سوپریکسل SLIC به همراه الگوریتم خوشه‌بندی DB-

SCAN در قطعه‌بندی تصاویر سنجش از دوری با توان تفکیک مکانی بالا از مناطق شهری، مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، سال پنجم (۱)، بهار ۱۳۹۶، ۱۱۰-۸۹.

4-J. Pont-Tuset, P. Arbelaez, J. T. Barron, F. Marques, and J. Malik, "Multiscale Combinatorial grouping for image segmentation and object proposal generation," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 39, pp. 128-140, 2017.

5-M. H. Quinn, E. Conser, J. M. Witte, and M. Mitchell, "Semantic Image Retrieval via Active Grounding of Visual Situations", In IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017.

6-H. Zhu, F. Meng, J. Cai, and S. Lu, "Beyond Pixels: A Comprehensive Survey from Bottom-Up to Semantic Image Segmentation and Cosegmentation," Journal of visual communication and image representation, vol. 34, pp. 12-27, 2016.

7-Biswas, S., Ghoshal, D., & Hazra, R. (2016). A new algorithm of image segmentation using curve fitting based higher order polynomial smoothing. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 127(20), 8916-8925.

8- Yang, Y., Wang, Y., & Xue, X. (2016). A novel spectral clustering method with superpixels for image segmentation. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 127(1), 161- 167.

9-Lee, Yong-Hwan, et al. "Object Recognition and Tracking based on Object Feature Extracting." Journal of Internet Services and Information Security (JISIS) 5.3 (2015): 48-57.

10-Haffemann, L.G., Oliveira, L.S., Cavalin, P.R.: Forest species recognition using deepconvolutional neural networks. In: International Conference on Pattern Recognition, pp. 1103-1107 (2014)

11-Rahmani, Vahid, and Vahid Roostami. "Robust object Recognition Using SURF feature model applied in NAO Robot." International Journal of Scientific and Engineering Research , Volume 5, Issue 9, September-2014.

12-A.Mohamed Ahsan, D Bin Mohamad, "Features Extraction for Object Detection Based on Interest Point", TELKOMNIKA, Vol. 11, No. 5, May 2013, pp. 2716 ~ 2722 e-ISSN: 2087-278X.

13-A.Mohamed Ahsan, D Bin Mohamad, "Features Extraction for Object Detection Based on Interest Point", TELKOMNIKA, Vol. 11, No. 5, May 2013, pp. 2716 ~ 2722 e-ISSN: