



## طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور با قدرت تفکیک مکانی بالا از منظر کاربری و پوشش زمین با استفاده از الگوریتم SIFT

فریبرز قربانی <sup>۱\*</sup>، حمید عبادی <sup>۲</sup>، امین صداقت <sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد - گروه فتوگرامتری-دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری-دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۳- استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه تبریز

### چکیده:

مروزه تکنیک‌های سنجش از دور به عنوان یک ابزار موثر جهت مطالعه‌ی طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین به طور گستردۀ مورد استفاده قرار می‌گیرند. طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور مرئی در سطح صحنه یکی از مسائل اساسی بهشمار می‌رود و مطالعات فراوانی در این زمینه صورت پذیرفته است. از این رویکرد در کاربردهای مختلف سنجش از دور همچون نظارت بر تغییرات کاربری و پوشش زمین در یک بازه‌ی زمانی، تفسیر معنایی تصاویر و بازیابی تصاویر استفاده می‌شود. در این تحقیق با توجه به چالش‌های موجود در این گونه از طبقه‌بندی‌ها از ویژگی‌های عوارض موضعی استفاده شده است. یک عارضه موضعی یک الگوی تصویری است که با عوارض همسایه خود متفاوت است معمولاً این تفاوت در یک یا چند ویژگی به طور همزمان اتفاق می‌افتد. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به رنگ، بافت و درجه خاکستری اشاره نمود. این عوارض توسط الگوریتم SIFT استخراج و توصیف می‌شوند که یکی از پایدارترین الگوریتم‌ها در برای تغییرات هندسی و رادیومتریکی است. با توجه به تعدد تصاویر و نیز ابعاد بالای عوارض استخراج شده نیاز به یک کتابخانه‌ای از کد است تا علاوه بر کاهش حجم محاسبات خصوصیات عوارض استخراج شده را نیز حفظ نماید. مدل BOVW با اعمال خوش‌بندی Kmeans کتابخانه‌ای از کد را تشکیل داده و نمایشی مجزا از تصاویر ارائه می‌دهد. این رویکرد در این تحقیق با اعمال خوش‌بندی Cmeans پیاده‌سازی شد. همچنین به منظور طبقه‌بندی کاربری تصاویر از مدل طبقه‌بندی کننده‌ی SVM استفاده گردید. رویکرد اتخاذ شده بر روی ۱۰ کلاس از تصاویر با کاربری و پوشش مختلف زمین پیاده سازی شد. نتایج بدست آمده حاکی از دقت کلی طبقه‌بندی ۸۱/۶ درصد است.

واژه‌های کلیدی: عوارض موضعی، BOVW، SIFT، کاربری و پوشش زمین، SVM.

## ۱- مقدمه

امروزه تکنیک‌های سنجش از دور به عنوان یک ابزار مؤثر جهت مطالعه‌ی طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین<sup>۱</sup> به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. با افزایش قدرت تفکیک مکانی و رادیومتریکی تصاویر هوایی و ماهواره‌ای فرستی برای پیشبرد تحلیل‌های اتوماتیک فرآهم گردید به‌طوری که طیف وسیعی از عوارض با جزئیات هندسی بالا قابلیت مشاهده شدن را پیدا نموده‌اند در صورتی که در گذشته این چنین امکانی میسر نبود. طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور مرئی در سطح صحنه<sup>۲</sup> یکی از مسائل اساسی و چالش برانگیز در تحلیل تصاویر سنجش از دور به شمار می‌رود که اخیراً توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده و مطالعات گسترده‌ای در این زمینه صورت پذیرفته است. یکی از مهم‌ترین کاربردهای این نوع از طبقه‌بندی در تحلیل تصاویر سنجش از دور نظارت بر تغییرات کاربری و پوشش زمین در یک بازه‌ی زمانی است<sup>[۱]</sup> و <sup>[۲]</sup>. از سایر کاربردها نیز می‌توان به تفسیر معنایی تصاویر<sup>[۳]</sup> و بازیابی تصاویر جغرافیایی<sup>[۴]</sup> اشاره نمود. با توجه به تحقیقات صورت گرفته از چالش‌های موجود در زمینه‌ی طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین می‌توان به تغییرات بزرگ دوران، مقیاس، انسدادها<sup>۳</sup>، پس‌زمینه‌ی شلوغ، وجود عوارض غیر مرتبط، تغییرات روشنایی و سایه‌ها اشاره نمود. رویکرد این تحقیق استفاده از ویژگی‌های عوارض موضعی<sup>۴</sup> است که توسط الگوریتم‌هایی که در برابر تغییرات هندسی نظری دوران و مقیاس و نیز تغییرات رادیومتریکی مانند تغییرات روشنایی پایدار هستند استخراج می‌شوند. یک عارضه موضعی در واقع یک الگوی تصویری است که با عوارض همسایه خود متفاوت است و معمولاً این تفاوت در یک یا چند ویژگی<sup>۵</sup> به‌طور همزمان اتفاق می‌افتد. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به رنگ، بافت و درجه خاکستری اشاره نمود. اغلب اندازه‌گیری‌ها از مرکز یک ناحیه انجام می‌گیرد و به توصیف‌گرهایی تبدیل می‌شوند که در کاربردهای گوناگون مورد استفاده قرار می‌گیرند.

عارض موضعی بر روی تصاویر غیر سنجش از دور استاندارد در طیف وسیعی از مسائل ماشین بینایی اعمال شده و نتایج موفقیت آمیزی را نیز در پی داشته‌اند<sup>[۵]</sup>. جامعه‌ی سنجش از دور برای تحقیق بخشیدن به پتانسیل عوارض موضعی استفاده از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی و رادیومتریکی بالا را آغاز کرده است. در همین راستا روش‌هایی جهت انجام تناظر یابی برای ثبت تصویر<sup>[۶, ۷]</sup>، شناسایی تغییرات<sup>[۸]</sup> و نیز اقداماتی در راستای شناسایی و طبقه‌بندی تصاویر صورت گرفته است<sup>[۹-۱۲]</sup>. به‌عنوان نمونه سان و همکاران در سال ۲۰۱۰<sup>[۹]</sup> از عوارض موضعی جهت شناسایی ساختمان‌ها و مناطق شهری در تصاویر آیکونوس با قدرت تفکیک مکانی ۱ متری استفاده نمودند. ژو و همکاران در سال ۲۰۱۰<sup>[۱۰]</sup> به منظور طبقه‌بندی تصاویر هوایی با قدرت تفکیک ۰/۲۵ متر به ۴ کلاس از کاربری‌های مختلف، ویژگی‌های بافت و رنگ را با عوارض موضعی مقایسه کردند. چنگ و همکاران در سال ۲۰۱۱<sup>[۱۱]</sup> جهت طبقه‌بندی تصاویر با قدرت تفکیک ۰/۵ متری در ۱۹ کلاس از کاربری‌های مختلف عوارض موضعی را با ویژگی‌های رنگ و بافت مقایسه نمودند. گلیسون و همکاران در سال ۲۰۱۰<sup>[۱۲]</sup> از عوارض موضعی کوانتیزه شده جهت شناسایی اهداف مکانی پیچیده نظری نیروگاه‌های هسته‌ای در تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک ۱ متری استفاده کردند.

یکی از محبوب‌ترین و کارآمدترین الگوریتم‌ها در زمینه‌ی استخراج و توصیف عوارض موضعی الگوریتم SIFT می‌باشد. این الگوریتم توسط لاو و همکاران در سال ۲۰۰۴<sup>[۱۳]</sup> معرفی شده است. این روش از دو مرحله‌ی اصلی شامل استخراج عوارض و ایجاد توصیفگر، تشکیل می‌شود. از جمله ویژگی‌های این الگوریتم می‌توان به پایداری در برابر تغییرات مقیاس، دوران، اختلافات روشنایی، تغییرات محدود زاویه دید و نویز اشاره نمود که موجب به‌کارگیری آن در کاربردهای مختلف شده است.

<sup>1</sup> Land use-land cover classification

<sup>2</sup> Scene level

<sup>3</sup> occlusion

<sup>4</sup> Local Features

<sup>5</sup> Feature

الگوریتم‌های آشکارسازهای عوارض موضعی موجود غالباً تعداد زیادی از نقاط را استخراج می‌کنند بهطوری که این تراکم نقاط خود باعث استحکام در فرآیندهای پردازشی مختلف خواهد شد، اما از طرفی باعث به وجود آمدن چالش محاسباتی به علت ابعاد بالای ویژگی‌های تولیدشده می‌شوند. در همین راستا یکی از روش‌های مؤثر جهت کاهش ابعاد این توصیفگرها که مورد توجه محققین قرار گرفته، روش BOW<sup>۱</sup> است. این روش معمولاً در طبقه‌بندی و یا بازیابی مورد استفاده قرار می‌گیرند<sup>[۱۴]</sup>. با الهام از موقوفیت‌های روش BOW در بازیابی متون و نیز پایداری عوارض موضعی به عنوان نمایش قدرتمند تصاویر، BOW را به نمایش یک تصویر توسط عوارض موضعی به عنوان کلمات بصری<sup>۲</sup> انتباط دادند و مدل<sup>۳</sup> BOVW را تولید نمودند<sup>[۱۵]</sup>.

برخلاف کلمات در متون عوارض موضعی دارای تنوع بسیار زیادی هستند. با استخراج و توصیف این عوارض از تصاویر با ابعاد بسیار بالایی از ویژگی‌ها مواجه هستیم که فرآیند محاسباتی را با چالش روبرو می‌نمایند به همین منظور نیاز به یک کتابخانه‌ای از کد است تا علاوه بر کاهش حجم محاسبات خصوصیات عوارض استخراج شده را نیز حفظ نماید. در این راستا مدل BOVW توصیف‌های مشابه را در فضای ویژگی گروه‌بندی کرده و کتابخانه‌ای از کد را تشکیل می‌دهد. این فرایند در این مدل توسط خوش‌بندی Kmeans صورت می‌گیرد. تولید کتابخانه‌ی کد از توصیفگرها ۲ مزیت اصلی را در پی خواهد داشت که شامل ایجاد پایداری بیشتر در تبدیلات رادیومتریکی و همچنین نمایش فشرده‌ی تصاویر به صورت یک هیستوگرام از تعداد وقوع کلمات بصری در کتابخانه‌ی کد است.

همانطور که اشاره شد الگوریتم BOVW جهت تولید کتابخانه‌ی کد از روش خوش‌بندی Kmeans استفاده می‌نماید. این الگوریتم دارای تابع تعلق ۲ مقداری است و به صورت سخت<sup>۴</sup> فرآیند خوش‌بندی را انجام می‌دهد. برای حل این مشکل در این تحقیق از الگوریتم خوش‌بندی Cmeans جهت تهیه‌ی کتابخانه‌ی کد استفاده می‌گردد که دارای تابع تعلقی بین ۰ و ۱ دارد و فرآیند خوش‌بندی را به صورت نرم<sup>۵</sup> انجام می‌دهد.

در بخش بعدی این تحقیق روش اتخاذ شده جهت طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین از روی تصاویر سنجش از دور مرئی مطرح شده و الگوریتم استخراج و توصیف عوارض موضعی SIFT تشریح می‌شود و همچنین در این بخش نحوه‌ی عملکرد مدل BOVW بیان خواهد شد. در فصل سوم نتایج پیاده سازی روش پیشنهادی و تحلیل‌های انجام شده بیان می‌گردد. در فصل چهارم نیز نتیجه‌گیری و پیشنهادات ذکر می‌شود.

## ۲- روش پیشنهادی در این تحقیق

رویکرد اتخاذ شده در این تحقیق از ۲ مرحله‌ی کلی آموزش<sup>۶</sup> طبقه‌بندی کننده و طبقه‌بندی داده‌های آزمایشی<sup>۷</sup> تشکیل شده است. در مرحله‌ی آموزش طبقه‌بندی کننده قطعه‌های<sup>۸</sup> تصویری در کلاس‌های مختلف کاربری و پوشش زمین به عنوان الگوهای آموزشی وارد الگوریتم می‌گردد. عوارض موضعی توسط الگوریتم آشکارساز و توصیفگر SIFT استخراج و توصیف می‌شوند. این توصیف‌ها توسط مدل BOVW با اعمال خوش‌بندی Cmeans تبدیل به کتابخانه‌ای از کد شده و با محاسبه‌ی هیستوگرام تعداد وقوع کلمات بصری در کتابخانه‌ی کد نمایشی مجزا از تصاویر ارائه می‌شود. نتایج حاصل از مدل BOVW بر روی تصاویر آموزشی جهت آموزش مدل طبقه‌بندی کننده‌ی SVM<sup>۹</sup> مورد استفاده قرار می‌گیرند. الگوریتم SVM به عنوان یک طبقه‌بندی کننده‌ی نظارت شده، یک ابر صفحه‌ای است که جداگانه‌ی

<sup>1</sup> Bag of Word

<sup>2</sup> Visual words

<sup>3</sup> Bag of visual word

<sup>4</sup> Hard

<sup>5</sup> Soft

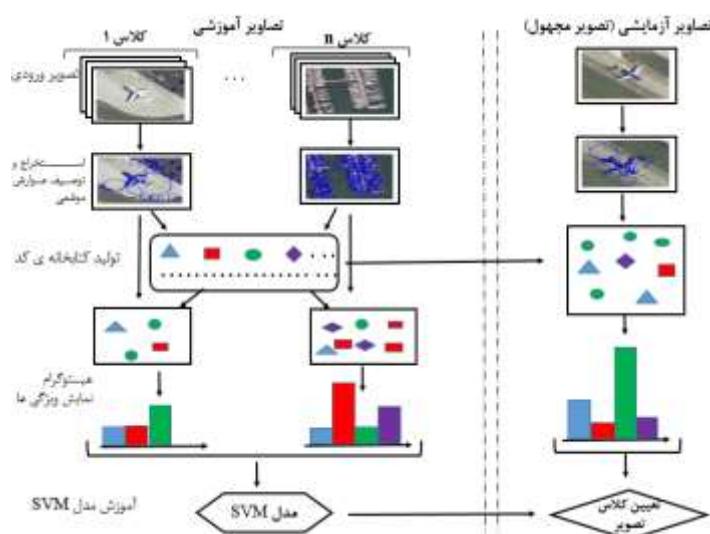
<sup>6</sup> train

<sup>7</sup> test

<sup>8</sup> patch

<sup>9</sup> Support Vector Machine

کلاس داده‌ها با حداکثر حاشیه است [۱۶]. در مرحله‌ی طبقه‌بندی، پس از استخراج و توصیف عوارض موضعی توسط الگوریتم SIFT از تصاویر آزمایشی، با استفاده از کتابخانه‌ی کد تولید شده نمایش متمایزی از تصاویر مطابق با محاسبه‌ی هیستوگرام تعداد و قوع کلمات بصری در کتابخانه‌ی کد بدست می‌آید و با اعمال طبقه‌بندی کننده‌ی SVM کلاس مرتبط با تصویر مورد نظر برچسب‌گذاری می‌شود. روش پیشنهادی جهت طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین بر روی تصاویر سنجش از دور مرئی در شکل (۱) ارائه شده است.

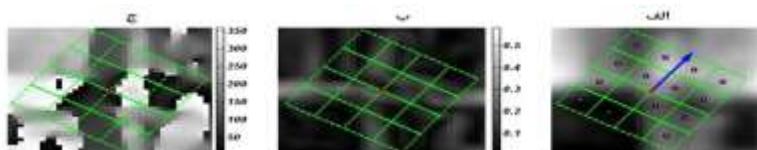


شکل ۱: نمودار روش پیشنهادی.

## ۱-۲- الگوریتم SIFT

الگوریتم SIFT [۱۳] یکی از روش‌های استخراج عوارض موضعی ناحیه‌ای است که به منظور تشخیص الگو در تصاویر اپتیکی توسط لاو معرفی شده است. این روش از دو مرحله‌ی اصلی شامل استخراج عوارض و ایجاد توصیفگر، تشکیل شده است [۱۳]. این الگوریتم دارای خصوصیات ویژه‌ای از جمله: استفاده بسیار برای حل مسئله اختلاف مقیاس میان تصاویر، مستقل از اختلاف دورانی میان تصاویر، پایدار در برابر اختلافات روشنایی، تغییر شکل ناشی از تغییر منظر اخذ تصویر و نویز است. استخراج عوارض در الگوریتم SIFT از سه مرحله اصلی شامل ۱- استخراج اکسترمن‌های فضای مقیاس، ۲- بهبود دقت موقعیت و حذف اکسترمن‌های ناپایدار و ۳- تشخیص جهت به هر عارضه تشکیل شده است.

در این الگوریتم پس از استخراج نقاط بردار توصیفگر ایجاد می‌شود و با استفاده از فاصله اقلیدسی معیار شابهت بین توصیفگرها سنجیده می‌گردد. مراحل اصلی این توصیفگر شامل، برآورد پارامتر جهت در نقطه موردنظر و ساخت توصیفگر بر مبنای پارامتر جهت. توصیفگر استاندارد SIFT دارای برداری با ۱۲۸ مولفه است. شکل (۲) فرآیند ایجاد توصیفگر SIFT نشان می‌دهد.



شکل ۲: فرآیند ایجاد توصیفگر SIFT. (الف) شبکه  $4 \times 4$  اطرافه هر عارضه که مطابق با جهت آن دوران داده شده است. مرکز هر سلول با استفاده از یک مربع کوچک مشخص شده است. (ب) مقادیر گرادیان‌ها. (ج) جهت گرادیان‌ها [۱۷].

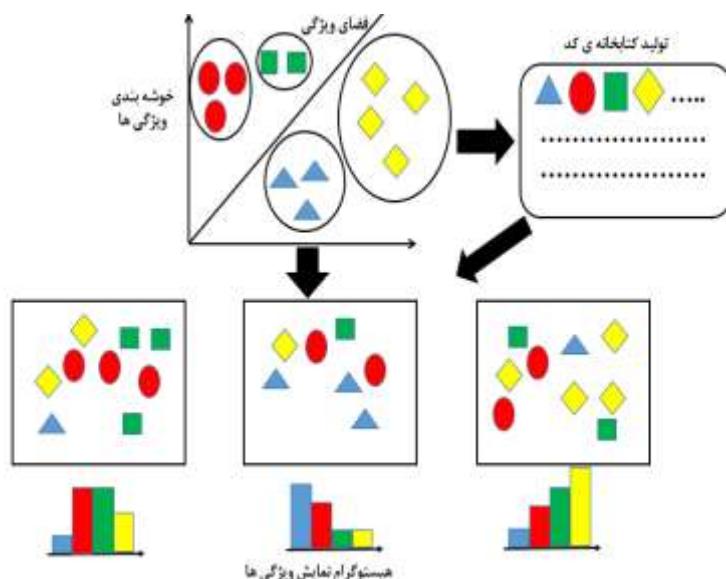
## BOVW<sup>۱</sup>-مدل ۲-۲

مدل BOVW [۱۵] در ماشین بینایی به طور گستردگی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۸, ۱۹]. از این مدل‌ها می‌توان جهت کاهش ابعاد ویژگی‌ها استفاده نمود. این مدل‌ها نمایشی بهینه‌ای از تصاویر را ارائه داده و در برابر انواع تبدیلات نظری دوران و مقیاس پایدارند به طوری که با در نظر گرفتن ویژگی‌های تصویر به عنوان واژه<sup>۲</sup> در طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌شوند. به طور کلی این مدل‌ها شامل ۳ مرحله‌ی اصلی ۱- استخراج و توصیف عوارض ۲- تولید کتابخانه کد ۳- نمایش تصاویر بر مبنای هیستوگرام تعلق ویژگی‌ها به کتابخانه کد هستند.

کتابخانه کد جهت بازسازی عوارض موضعی در یک مجموعه‌ای از الگوهای مورد استفاده قرار می‌گیرد. بردارهای ویژگی نمایش‌دهنده تصویر به کد واژه‌هایی<sup>۴</sup> تبدیل می‌شوند که تولید کننده کتابخانه کد خواهد بود. یک کد واژه به عنوان نماینده‌ای از چندین ویژگی مشابه در نظر گرفته می‌شوند. در این راستا یکی از روش‌های ساده اعمال خوش‌بندی Kmeans به تمامی بردارها است. پس از اعمال خوش‌بندی مراکز خوش‌بندی به عنوان کد واژه تعریف می‌گردد که در آن تعداد خوش‌بندی معرف اندازه کتابخانه کد خواهد بود. در ادامه هر ویژگی‌ها در تصویر از طریق محاسبه‌ی فاصله‌ی اقلیدسی به نزدیکترین کد واژه، نگاشت<sup>۵</sup> می‌شود و در نهایت مطابق رابطه (۱) نمایش نهایی، به صورت فرکانس یا هیستوگرام تعلق هر ویژگی در تصویر به کد واژه‌ها خواهد بود.

$$h_{INT} = [t_0, t_1, \dots, t_k - 1] \quad \text{رابطه (1)}$$

در رابطه (۱)  $t_i$  تعداد دفعات تکرار کد واژه‌ی  $i$  است. شکل (۳) ساختار تشکیل مدل BOVW را نشان می‌دهد.



شکل ۳: نحوه‌ی تشکیل مدل BOVW مبتنی بر ویژگی‌های بصری استخراج شده از قطعه‌های تصویری.

<sup>1</sup> Bag Of Visual Word

<sup>2</sup> Words

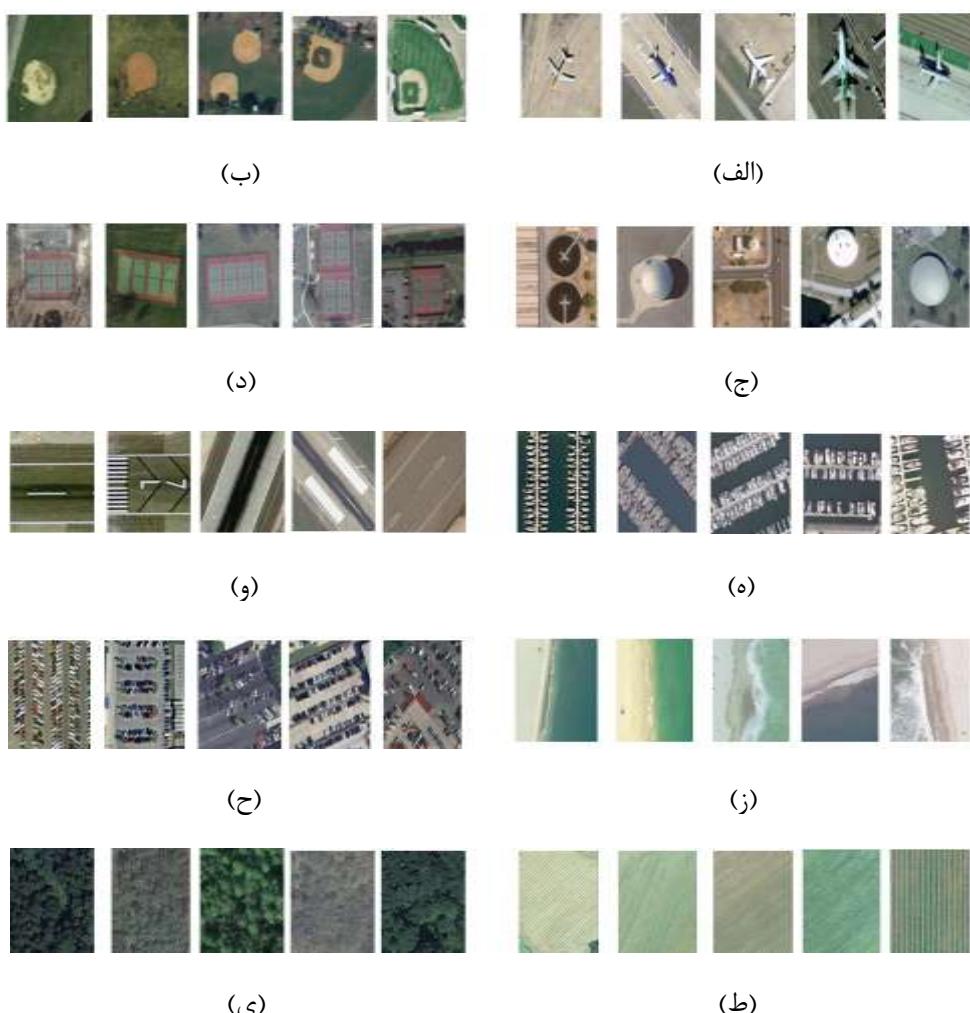
<sup>3</sup> Codebook

<sup>4</sup> Code Word

<sup>5</sup> mapped

### ۳-نتایج پیاده‌سازی

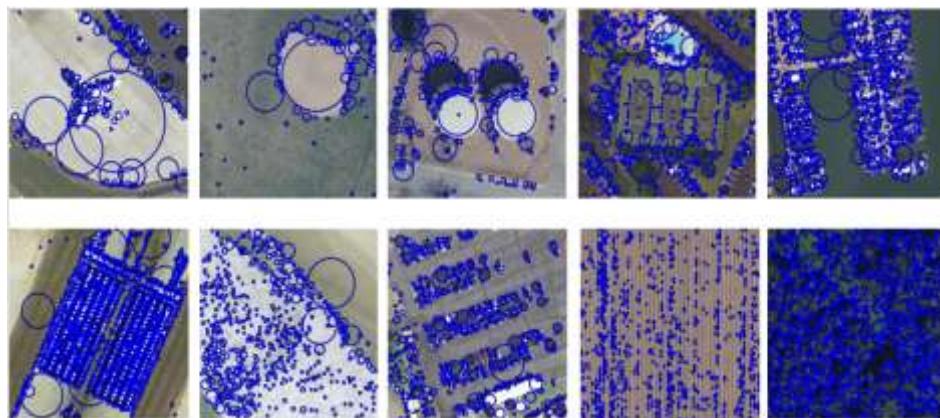
نتایج این پژوهش به منظور طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین بر روی داده‌های حقیقی که توسط Yi Yang and Shawn Newsam [۴] به صورت دستی تهیه شده‌اند پیاده‌سازی شدند. این مجموعه داده شامل ۲۱ کلاس از کاربری و پوشش‌های مختلف زمین است که از تصاویر ارتووی هواپیمی<sup>۱</sup> تهیه شده‌اند. این تصاویر در فضای RGB هستند. برای تهیه‌ی این داده‌ها تصاویر متعددی از ایالت‌های مختلف کشور آمریکا از سایت USGS انتخاب شده‌است. سپس برای هر کلاس تعداد ۱۰۰ تصویر با ابعاد ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل به صورت دستی تهیه گردیده است. در این تحقیق از ۱۰ کلاس این مجموعه داده جهت طبقه‌بندی استفاده می‌شود که شامل کلاس‌های هواپیما، زمین بیس‌بال، مخازن ذخیره‌سازی، زمین تنیس، بندرگاه، باند فرودگاه، ساحل، پارکینگ، زمین کشاورزی و جنگل هستند. نمونه‌هایی از این تصاویر در شکل (۴) نمایش داده شده‌اند.



شکل ۴: نمونه‌هایی از تصاویر مورد استفاده جهت طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین. شامل کلاس‌های: (الف) هواپیما، (ب) زمین بیس‌بال، (ج) مخازن ذخیره‌سازی سوخت، (د) زمین تنیس، (ه) بندرگاه، (و) باند فرودگاه، (ز) ساحل، (ح) پارکینگ، (ط) زمین کشاورزی، (ی) جنگل.

<sup>1</sup> aerial orthoimagery

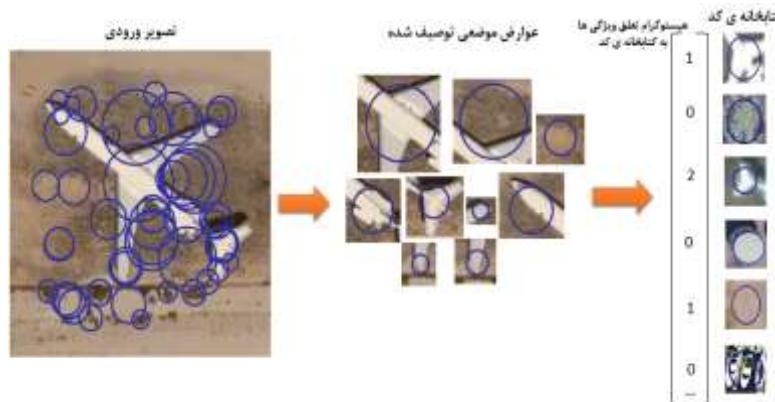
در این پژوهش تعداد ۵۰ تصویر از هر کلاس به عنوان تصاویر آموزشی که دارای برچسب معلوم کلاس منتصب به خود هستند و همچنین تعداد ۵۰ تصویر آزمایشی با برچسب کلاس مجہول جهت ارزیابی طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند. عوارض موضعی توسط الگوریتم آشکارساز و توصیفگر SIFT از تمامی تصاویر آموزشی استخراج و توصیف شدند. با اتصال خطی این توصیف‌ها به یکدیگر، توصیف‌هایی با ابعاد  $n^*m$  تولید گردید که در آن مطابق با ابعاد توصیفگر SIFT برابر با ۱۲۸ و  $n$  معادل تعداد عوارض استخراج شده از تصاویر آموزشی است. شکل (۵) نحوه‌استخراج عوارض موضعی از تصاویر را نشان می‌دهد.



شکل ۵: استخراج عوارض موضعی از تصاویر.

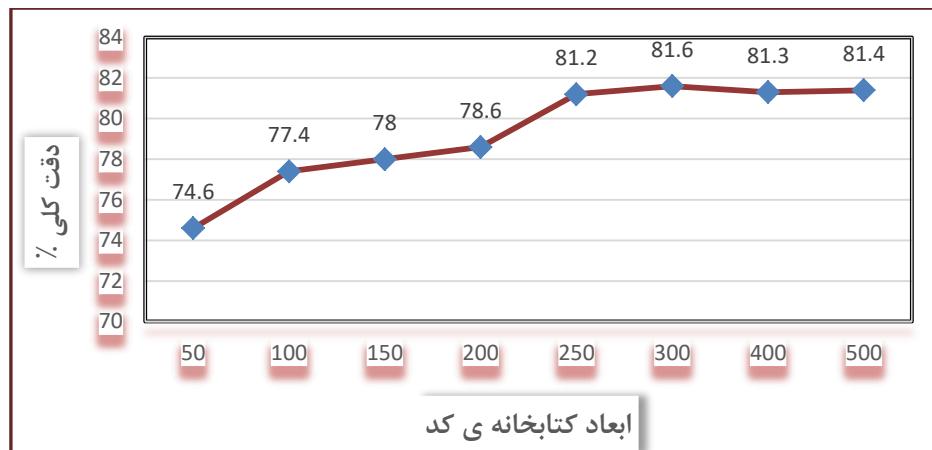
همانطور که پیش تر اشاره شد استخراج عوارض موضعی در تمام تصاویر آموزشی ابعاد بسیار بزرگی از ویژگی‌ها را حاصل می‌کند که هزینه‌ی محاسباتی فراوان جهت آموزش طبقه‌بندی کننده در پی خواهد داشت. به همین دلیل نیاز است ابعاد این ویژگی با حفظ خصوصیاتشان کاهش پیدا نمایند به همین منظور از مدل BOVW جهت تولید کتابخانه‌ی کد بهره گرفته شد. در ادامه تصاویر به صورت فرکانس تعلق ویژگی‌های هر تصویر به کد واژه‌ی مربوطه نمایش داده شد. این تعلق با محاسبه‌ی فاصله‌ی اقلیدسی بین ویژگی‌های تصویر و ویژگی‌های کتابخانه حاصل می‌شود. هیستوگرام تولید شده از داده‌های آموزشی جهت آموزش طبقه‌بندی کننده SVM مورد استفاده قرار می‌گیرند. در الگوریتم SVM هسته‌ی RBF انتخاب شده و سایر پارامترهای اولیه‌ی آن مطابق پیش فرض‌های الگوریتم است.

در مرحله‌ی طبقه‌بندی داده‌های آزمایشی با عنوان داده‌های آزمایشی با کلاس مجہول وارد الگوریتم شده و پس از استخراج و توصیف عوارض توسط الگوریتم SIFT، نمایشی به صورت محاسبه‌ی فرکانس تعلق ویژگی‌های تصویر به کتابخانه کد مطابق با شکل (۶) ارائه می‌شود.

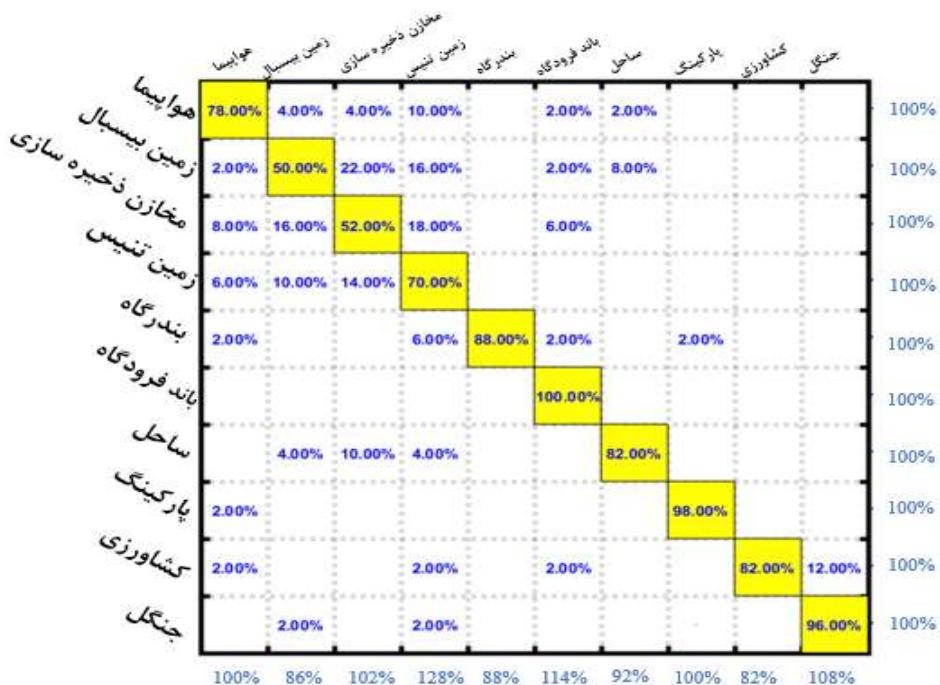


شکل ۶: نحوه‌ی تعلق ویژگی‌های تصویر به کتابخانه کد.

نتایج طبقه‌بندی برای ابعاد مختلفی از کتابخانه‌ی کد به عنوان یکی از مهم‌ترین پارامترها در مدل BOVW مورد ارزیابی قرار گرفت. شکل (۷) نتایج دقت کلی حاصل از طبقه‌بندی تصاویر سنجش‌از دور در ابعاد مختلف از کتابخانه‌ی کد را نشان می‌دهد. همچنین دقت طبقه‌بندی برای هر کلاس با تشکیل ماتریس ابهام نیز بررسی گردید. نتایج حاصل از این ارزیابی مطابق شکل (۸) ارائه شده است.



شکل ۷: نتایج دقت‌های بدست آمده طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین برای ابعاد مختلف کتابخانه‌ی کد.



شکل ۸: دقت محاسبه شده برای هر کلاس کاربری و پوشش زمین از تصاویر به صورت جداگانه.

#### ۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق روشی ارائه شد که طی آن قطعه‌های تصاویر سنجش‌از دور از منظر کاربری و پوشش زمین طبقه‌بندی می‌شوند. به عنوان یکی از مهم‌ترین کاربردهای این نوع از طبقه‌بندی در تحلیل تصاویر سنجش از دور می‌توان به نظارت بر تغییرات کاربری و پوشش زمین در یک بازه‌ی زمانی اشاره نمود. این تحقیق از ۲ مرحله‌ی آموزش و طبقه‌بندی تشکیل شده است که جهت انجام طبقه‌بندی از قطعه‌های تصویری در ۱۰ کلاس مختلف استفاده می‌شود. اساس این پژوهش بر مبنای استفاده از الگوریتم آشکارسازی و توصیفگر SIFT است که به عنوان یکی از

قدرتمندترین الگوریتم‌ها در زمینه‌ی آشکارسازی و توصیف عوارض موضعی بکار گرفته می‌شود. از ویژگی‌های بارز این الگوریتم می‌توان به پایداری در برابر انواع تغییرات هندسی و تغییرات روشنایی در تصاویر اشاره نمود. در مرحله‌ی آموزش این تحقیق پس از استخراج و توصیف عوارض موضعی از تصاویر آموزشی، کتابخانه‌ی کد استفاده می‌نماید که دارای تابع تعلق ۲ تشکیل می‌گردد. این مدل از خوشبندی Kmeans جهت تولید کتابخانه‌ی کد استفاده می‌نماید که دارای تابع تعلق ۲ مقداری است اما در این تحقیق خوشبندی Cmeans که دارای تابع تعلق بین ۰ و ۱ است و خوشبندی را به صورت نرم اعمال می‌نماید استفاده شد و درنهایت برای هر تصویر نمایشی مجزا ارائه گردید. خروجی مدل BOVW از داده‌های آموزشی جهت آموزش طبقه‌بندی کننده‌ی SVM بکار گرفته شد. در فاز طبقه‌بندی، تصاویری با برچسب مجهول پس از استخراج و توصیف عوارض توسط الگوریتم SIFT و نمایش آنها با استفاده از کتابخانه‌ی کد، توسط الگوریتم SVM کلاسه‌بندی شدند. با توجه به ابعاد کتابخانه به عنوان یکی از پارامترهای مهم در نتایج طبقه‌بندی مقادیر مختلفی از آن مورد بررسی قرار گرفت. مطابق شکل (۶) بالاترین دقت بدست آمده در ابعاد ۳۰۰ کتابخانه‌ی کد معادل ۸۱/۶ درصد حاصل شده است و با اعمال ابعاد بالاتر بهبود چندانی در نتایج حاصل نمی‌گردد و تنها حجم محاسبات را افزایش می‌دهند. دقت روش برای هر کلاس به صورت مجزا نیز مطابق شکل ۷ در یک ماتریس ابهام مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که کلاس‌هایی با الگوهای منحصر به فرد مانند باند فروندگاه (۱۰۰٪)، پارکینگ (۹۸٪)، جنگل (۹۶٪) و بندگاه (۸۸٪) با دقت بالایی طبقه‌بندی شده‌اند. در مواردی که بین کلاس‌ها الگوها و عوارض مشابه وجود دارد دقت طبقه‌بندی کاهش می‌یابد. ضعیف‌ترین طبقه‌بندی به کلاس زمین بیس‌بال تعلق گرفته است. با توجه به ساختار هندسی این کلاس با کلاس مخزن ذخیره‌سازی ۲۸٪ از این کلاس به اشتباہ به عنوان کلاس مخزن معرفی شده است و همچنین به علت وجود عوارض مشابه پراکنده در دو کلاس زمین بیس‌بال و زمین تنیس ۱۶٪ از این کلاس به عنوان زمین تنیس معرفی شده‌اند.

این نتایج نشان می‌دهد که قطعات تصاویری از تنوع عوارض غیر مرتبط کمتری برخوردار هستند با دقت بسیار بالایی طبقه‌بندی شده‌اند و هر چه قطعات تصویر شامل عوارض غیر مرتبط شده دقت طبقه‌بندی را کاهش داده است. همچنین وجود عوارض با الگوهای مشابه در دو کلاس باعث طبقه‌بندی اشتباہ آن دو کلاس خواهد شد. به عنوان تحقیقات آتی با توجه به کلاس‌هایی نظیر هوایپیما و مخازن ذخیره‌سازی به عنوان کاربری مورد نظر در تصاویر، پیشنهاد می‌شود موقعیت مکانی عوارض استخراج شده در تصاویر نیز به عنوان یک معیار در طبقه‌بندی در نظر گرفته شود.

## مراجع

- [1].Jaiswal, R.K., R. Saxena, and S. Mukherjee, Application of remote sensing technology for land use/land cover change analysis. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 1999. 27(2): p. 123-128.
- [2].Rogan, J. and D. Chen, Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. Progress in planning, 2004. 61(4): p. 301-325.
- [3].Aksoy, S., et al., Learning Bayesian classifiers for scene classification with a visual grammar. IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 2005. 43(3): p. 581-589.
- [4].Yang, Y. and S. Newsam, Geographic image retrieval using local invariant features. ieee transactions on geoscience and remote sensing, 2013. 51(2): p. 818-832.
- [5].Zhang, J., et al., Local features and kernels for classification of texture and object categories: An indepth study. 2005, Technical Report RR-5737, INRIA Rhône-Alpes.
- [6].Sedaghat, A., M. Mokhtarzade, and H. Ebadi, Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011. 49(11): p. 4516-4527.

- [7].Jianbin, X., H. Wen, and W. Yirong. An efficient rotation-invariance remote image matching algorithm based on feature points matching. in Proceedings. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005. IGARSS'05. 2005. IEEE.
- [8].Huo, C., et al. Urban change detection based on local features and multiscale fusion. in IGARSS 2008-2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2008. IEEE.
- [9].Sirmacek, B. and C. Unsalan, Urban-area and building detection using SIFT keypoints and graph theory. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009. 47(4): p. 1156-1167.
- [10].Xu, S., et al., Object classification of aerial images with bag-of-visual words. *Geoscience and Remote Sensing Letters*, IEEE, 2010. 7(2): p. 366-370.
- [11].Chen, L., et al. Evaluation of local features for scene classification using vhr satellite images. in Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2011 Joint. 2011. IEEE.
- [12].Gleason, S., et al. Semantic information extraction from multispectral geospatial imagery via a flexible framework. in Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2010 IEEE International. 2010. IEEE.
- [13].Lowe, D.G., Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 2004. 60(2): p. 91-110.
- [14].Mooney, R.J. and L. Roy. Content-based book recommending using learning for text categorization. in Proceedings of the fifth ACM conference on Digital libraries. 2000. ACM.
- [15].Sivic, J. and A. Zisserman. Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos. in Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on. 2003. IEEE.
- [16].Vapnik, V.N. and V. Vapnik, Statistical learning theory. Vol. 1. 1998: Wiley New York.
- [17].Sedaghat, A., An Optimised Automatic HR image Registration Methodology Based on the Integration of Advanced Area Based and Feature Based Methods. 2010.
- [18].Philbin, J., et al. Object retrieval with large vocabularies and fast spatial matching. in 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007. IEEE.
- [19].Wu, J. and J.M. Rehg. Beyond the euclidean distance: Creating effective visual codebooks using the histogram intersection kernel. in 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision. 2009. IEEE.