

بهبود طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی با به کارگیری اطلاعات مکانی در انتخاب نشانه‌ها

داود اکبری^۱

سعید همایونی^۲

عبدالرضا صفری^۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۱۱/۱۴

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۰۵/۲۷

چکیده

فناوری سنجش از دور ابرطیفی دارای کاربردهای فراوان در طبقه‌بندی پوشش‌های زمین و بررسی تغییرات آنها است. معمول‌ترین روش جهت طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی، طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل بوده که در آن هر پیکسل فقط با اطلاعات طیفی خود و بدون در نظر گرفتن پیکسل‌های همسایه، به کلاس مشخصی اختصاص می‌یابد. پیشرفت‌های اخیر و ایجاد تصاویری با قدرت تفکیک مکانی بالا، لزوم استفاده توأم از اطلاعات طیفی و مکانی را در طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی ایجاب می‌کند. در این تحقیق روشی جدید برای طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی و بر اساس الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه معرفی می‌شود. در میان الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی، تاکنون الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه در ترکیب با الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان به بهترین نتایج دست یافته است. در روش پیشنهادی برای انتخاب نشانه‌ها از ترکیب قطعه‌بندی واترشد (Watershed) و طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. برای این منظور از میان پیکسل‌های با بیشترین جمعیت برای هر ناحیه از نقشه قطعه‌بندی، آنهایی که دارای بالاترین درجه تعلق به یک کلاس هستند، به عنوان نشانه انتخاب می‌گردند. سپس بر روی نشانه‌های بدست آمده، الگوریتم قطعه‌بندی هرمی پیاده‌سازی می‌شود. در نهایت نقشه قطعه‌بندی بدست آمده به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت با نقشه طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان ترکیب می‌گردد. روش پیشنهادی بر روی سه تصویر ابرطیفی Pavia، Berlin و DC Mall پیاده‌سازی شد، نتایج آزمایشات بدست آمده برتری روش پیشنهادی را در مقایسه با الگوریتم هرمی مبتنی بر نشانه اولیه نشان می‌دهد. این برتری برابر با ۴، ۶ و ۵ درصد در پارامتر ضریب کاپا و به ترتیب برای تصاویر Pavia، Berlin و DC Mall می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: تصویر ابرطیفی، طبقه‌بندی طیفی-مکانی، انتخاب نشانه، قطعه‌بندی واترشد، قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه.

۱. دانشجوی دکتری سنجش از دور، گروه مهندسی نقشه برداری، دانشگاه تهران davoodakbari@ut.ac.ir

۲. دانشیار گروه ژئودزی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران asafari@ut.ac.ir

۳. استادیار سنجش از دور، گروه جغرافیا، دانشگاه اوتاوا، کانادا

۱- مقدمه

فناوری سنجش از دور ابرطیفی، در دو دهه گذشته شاهد پیشرفت چشمگیری بوده است. این پیشرفت در طراحی و ساخت سنجنده‌ها و همچنین در توسعه و پیاده‌سازی روش‌های پردازش داده، بسیار مشهود است. (Varshney & Arora, 2004) امروزه اکثر تحقیقات در زمینه سنجش از دور ابرطیفی، بر طبقه‌بندی این تصاویر تأکید دارد.

طبقه‌بندی یا تبدیل تصاویر به نقشه موضوعی در اثر عواملی از جمله پیچیدگی منطقه مورد مطالعه، انتخاب داده، پردازش تصویر و الگوریتم مورد استفاده، در معرض چالش جدی بوده و ممکن است بر موفقیت طبقه‌بندی تأثیر بگذارد. (Gonzalez & Woods, 2002)

هر چند، توانایی تولید داده‌هایی با خصوصیات طیفی، مکانی و رادیومتریکی بالا، منجر به تجزیه و تحلیل بهتر و شناسایی موفقیت‌آمیز اهداف زمینی می‌شود، ولی مشکلاتی نیز پدید می‌آید که در مقایسه با داده‌های چندطیفی تجربه جدیدی است. اولین مشکل، حجم نسبتاً زیاد این داده‌ها است. این حجم قابل توجه از داده، نیاز به سخت‌افزار و نرم‌افزارهای ویژه‌ای جهت پردازش دارد. زمان مورد نیاز برای پردازش این نوع داده‌ها، از مشکلات دیگر پیش رو است. (Homayouni & Roux, 2003)

به طور کلی روش‌های طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی، به دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند. دسته اول روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل بوده که در آن هر پیکسل فقط با استفاده از اطلاعات طیفی خود و بدون در نظر گرفتن اطلاعات موجود در پیکسل‌های همسایه به یک کلاس مشخص اختصاص می‌یابد. (Vapnik, 1995) دسته دوم روش‌های طبقه‌بندی، روش‌های طبقه‌بندی طیفی-مکانی بوده که علاوه بر اطلاعات طیفی پیکسل‌ها از اطلاعات پیکسل‌های همسایه استفاده می‌نمایند. (Tarabalka et al., 2010a) در این دسته از الگوریتم‌ها، استفاده از اطلاعات مکانی به روش‌های مختلف صورت می‌گیرد. ساده‌ترین روش، استفاده از اطلاعات نزدیکترین همسایگی‌ها است. (Richards & Jia, 2006) براساس این راه حل، جکسون

در سال ۲۰۰۲ میلادی (Jackson & Landgrebe, 2002) طبقه‌بندی کننده آماری مبتنی بر مدل MRF^۱ پیشنهاد داد. هانگ در سال ۲۰۰۹ میلادی (Huang & Zhang, 2009) اطلاعات مکانی بدست آمده از ماتریس هم‌وقوع^۲ (GLCM) را برای طبقه‌بندی داده ابرطیفی به کار گرفت. در روش پیشنهادی توسط هانگ ابتدا ویژگی‌های بافت^۳ به کمک ماتریس GLCM و با استفاده از چهار اندازه‌گیری مؤلفه دوم زاویه^۴، کنتراست^۵، آنتروپی^۶ و یکنواختی^۷ استخراج گردید، سپس آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA^۸) بر روی ویژگی‌های بدست آمده اعمال گشته و مؤلفه‌های اصلی به عنوان ویژگی‌های ورودی برای طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت^۹ انتخاب شدند. بندیکسون در سال ۲۰۰۳ میلادی روش نیمرخ همسایگی^{۱۰} را به عنوان روشی دیگر جهت استفاده از اطلاعات مکانی پیشنهاد داد (Benediktsson et al., 2003). نیمرخ همسایگی از ترکیب فیلترهای باز^{۱۱} و بسته^{۱۲} تشکیل شده است.

اعمال روش فوق بر روی باندهای مختلف تصویر ابرطیفی به نام نیمرخ همسایگی توسعه یافته^{۱۳} شناخته می‌شود (Pesaresi & Benediktsson, 2001). ایجاد نیمرخ همسایگی توسعه یافته بر روی تمام باندهای تصویر باعث ایجاد ویژگی‌های وابسته زیادی شده، از اینرو کاهش تعداد باندهای تصویر ابرطیفی قبل از اعمال نیمرخ همسایگی الزامی است. در همین راستا در (Benediktsson et al., 2005) روش نیمرخ همسایگی توسعه یافته بر روی چندین ویژگی بدست آمده از تبدیل PCA که دارای بیشترین واریانس می‌باشند، اعمال گردید.

1- Markov Random Field

2- Gray Level Co-occurrence Matrix

3- Texture Features

4- Angular Second Moment

5- Contrast

6- Entropy

7- Homogeneity

8- Principal Component Analysis

9- Maximum Likelihood

10- Morphological Profiles

11- Opening

12- Closing

13- Extended Morphological Profiles

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۷)

بهبود طبقه‌بندی طیفی - مکانی تصاویر ابرطیفی با ... / ۷

جهت استخراج اطلاعات مکانی استفاده شد (Tarabalka et al., 2011). آنها به کمک نقشه طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) پیکسل‌هایی با درجه تعلق بالا به هر کلاس را به عنوان نشانه انتخاب نمودند. برای این منظور ابتدا روی نقشه طبقه‌بندی SVM آنالیز برجسب‌گذاری مؤلفه‌های متصل صورت گرفته، سپس برای نواحی بزرگ ایجاد شده p درصد از پیکسل‌های با بالاترین احتمال و برای نواحی کوچک پیکسل‌هایی با درجه احتمال بیشتر از حد آستانه‌ای مشخص به عنوان نشانه در نظر گرفته شد.

با توجه به مطالعات صورت گرفته، تاکنون، الگوریتم طبقه‌بندی تارابالکا و همکاران او در مقایسه با سایر الگوریتم‌های طبقه‌بندی طیفی-مکانی در تصاویر ابرطیفی به بهترین نتایج دست یافته است. تنها عیب الگوریتم مذکور این است که از اطلاعات مکانی در فرآیند انتخاب نشانه استفاده نمی‌کند. از این رو در تحقیق حاضر سعی می‌گردد با استخراج اطلاعات از پیکسل‌های همسایگی در فرآیند انتخاب نشانه، دقت الگوریتم طبقه‌بندی مذکور بهبود داده شود. برای این منظور پیکسل‌های مربوط به کلاسی با بیشترین جمعیت برای هر ناحیه از نقشه طبقه‌بندی و اثرشده به عنوان پیکسل‌های کاندید نشانه نگه داشته می‌شود. سپس پیکسل‌هایی با بیشترین درجه تعلق به یک کلاس از میان پیکسل‌های موجود در هر ناحیه به عنوان نشانه انتخاب می‌شوند.

بعد از انجام طبقه‌بندی هر می بر روی نشانه‌های بدست آمده، در مرحله بعد نقشه‌های طبقه‌بندی بدست آمده به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت^۴ با نقشه طبقه‌بندی SVM ترکیب می‌شود. در ادامه تحقیق، در بخش ۲، روش طبقه‌بندی طیفی-مکانی پیشنهادی بیان گشته سپس در بخش ۳ به تشریح آزمون‌های عملی صورت گرفته، پرداخته شده است و در نهایت در بخش پایانی نتیجه‌گیری از موارد بیان شده ارائه می‌گردد.

یکی دیگر از روش‌های استخراج اطلاعات مکانی، روش‌های طبقه‌بندی^۱ است که در آن بر اساس ویژگی‌هایی مانند یکنواختی، اشیاء موجود در تصویر (مجموعه‌ای از پیکسل‌ها با ویژگی یکسان) شناسایی می‌شوند. (Tarabalka et al., 2011)

مزایای استفاده از روش‌های طبقه‌بندی در (Bitam & Ameer, 2013; Tarabalka et al., 2009; Tarabalka et al., 2010) بیان شده است. در این روش‌ها هر شیء به صورت همسایگی مکانی برای همه پیکسل‌های داخل آن شیء تعریف می‌شود. این راه‌حل برای مناطق یکنواخت بزرگ، همسایگی‌های بزرگی را ایجاد کرده و از طرف دیگر مناطق با یک یا چند پیکسل را از دست نمی‌دهد.

بنابراین اگر قرار باشد نقشه دقیقی از اشیاء بر اساس ساختارهای مکانی در تصویر ایجاد گردد، نقشه طبقه‌بندی، اطلاعات مکانی دقیق و کاملی را ایجاد خواهد کرد. یک روش معمول جهت داشتن نتایج طبقه‌بندی دقیق، طبقه‌بندی مبتنی بر نشانه^۲ است. (Tarabalka et al., 2011; Soille, 2003) که در آن برای هر ناحیه مکانی از تصویر یک یا چند پیکسل به عنوان نشانه انتخاب شده، سپس نشانه‌های بدست آمده در فرآیند طبقه‌بندی رشد یافته و منجر به ناحیه‌ای مشخص در نقشه طبقه‌بندی می‌شود.

در تحقیقات اولیه صورت گرفته، نشانه‌ها عموماً از روی مناطق یکنواخت یعنی مناطقی با مقادیر پیکسل یکسان یا بافت یکنواخت انتخاب می‌شدند. (Soille, 2003) گومز در (Gómez et al., 2007) به کمک هیستوگرام تصویر، پیکسل‌های با مقادیر یکسان را به عنوان نشانه اختیار نمود. نویل و همکارانش با انجام طبقه‌بندی تصویر ابرطیفی و سپس فیلتر نمودن آن به کمک عملگرهای همسایگی، مناطق مکانی بزرگ را به عنوان نشانه انتخاب نمودند. (Noyel, 2008; Noyel et al., 2007) در تحقیق دیگری که اخیراً توسط تارابالکا و همکاران او جهت طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی پیشنهاد شده است، از الگوریتم طبقه‌بندی هر می (HSEG)^۳ مبتنی بر نشانه

4-Support Vector Machines

5-Watershed

6-Majority Voting

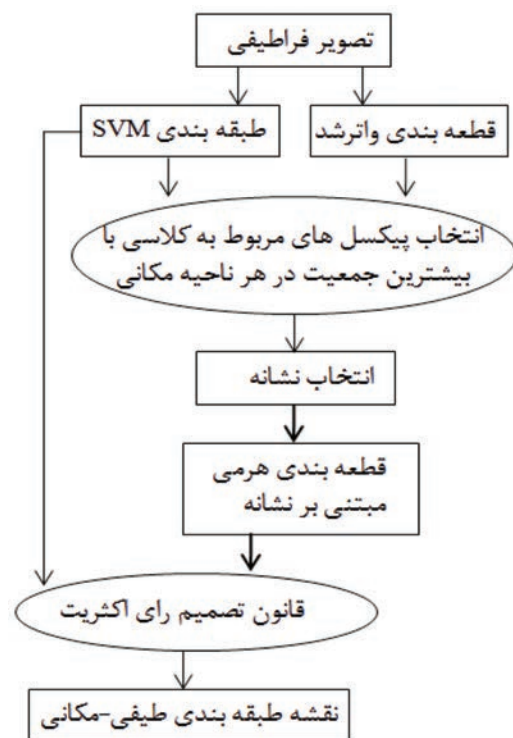
1- Segmentation

2- Marker

3- Hierarchical Segmentation

۲- روش پیشنهادی

از آنجایی که انتخاب دقیق نشانه‌ها در فرآیند قطعه‌بندی، تأثیر بسزایی در افزایش دقت آن و در نهایت طبقه‌بندی تصاویر دارد از این رو در این تحقیق سعی می‌گردد با استخراج و دخالت اطلاعات مکانی در فرآیند انتخاب نشانه دقت طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی بهبود داده شود. نگاره (۱) مراحل روش طبقه‌بندی پیشنهادی را نشان می‌دهد.

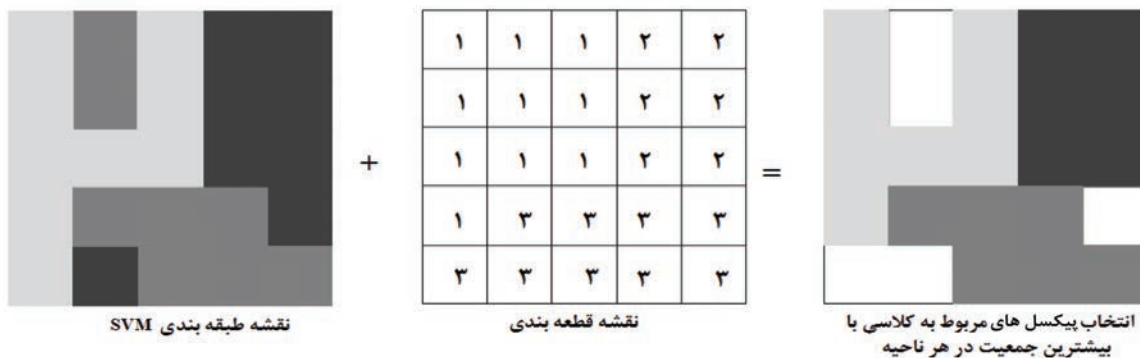


نگاره ۱: مراحل روش پیشنهادی

همانطور که در این نگاره مشخص است، در روش پیشنهادی برای انتخاب نشانه، تصویر ابرطیفی به کمک الگوریتم‌های SVM و واترشد، به صورت موازی، طبقه‌بندی و قطعه‌بندی شده، سپس برای هر ناحیه از نقشه قطعه‌بندی پیکسل‌های مربوط به کلاسی با بیشترین جمعیت حفظ می‌شود (مطابق نگاره ۲) و در نهایت پیکسل‌هایی با بیشترین درجه تعلق به یک کلاس از میان پیکسل‌های موجود در هر ناحیه به عنوان نشانه انتخاب می‌شوند. برای این منظور نیاز به سه پارامتر M ، P و t است. پارامتر M برابر با تعداد پیکسل‌های یک ناحیه بوده که کوچکی یا بزرگی آن ناحیه را مشخص می‌کند. پارامتر P برابر با درصد پیکسل‌های مربوط به نواحی بزرگ بوده که به عنوان نشانه انتخاب می‌شوند.

پارامتر t برابر با حدآستانه‌ای از احتمال تعلق پیکسل‌ها به یک کلاس در نواحی کوچک می‌باشد. در ادامه بر روی نشانه‌های بدست آمده الگوریتم قطعه‌بندی هرمی اعمال گشته و در پایان به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت نقشه قطعه‌بندی با نقشه طبقه‌بندی SVM ترکیب می‌گردد.

در قانون تصمیم رأی اکثریت هر ناحیه از نقشه قطعه‌بندی به کلاسی که اکثر پیکسل‌های آن در نقشه طبقه‌بندی تعلق دارند، اختصاص می‌یابد. در ادامه این بخش با تفصیل بیشتری به الگوریتم‌های قطعه‌بندی واترشد و هرمی پرداخته شده است.



نگاره ۲: مثالی از ترکیب نقشه طبقه‌بندی SVM با نقشه قطعه‌بندی

۱-۲- الگوریتم واترشد (Watershed)

پارامتر S_{wght} اهمیت نسبی خوشه‌بندی طیفی را در مقابل رشد ناحیه نشان می‌دهد. برای $S_{wght} = 0$ الگوریتم هرمی فقط نواحی مکانی مجاور را با یکدیگر ترکیب می‌کند و برای $S_{wght} = 1$ نواحی مجاور و غیر مجاور دارای وزن یکسانی در ترکیب می‌باشند و در نهایت برای مقادیر S_{wght} بین صفر و یک، ترکیب نواحی مجاور در مقایسه با نواحی غیر مجاور دارای برتری $\frac{1}{S_{wght}}$ می‌باشد. به طور کلی الگوریتم هرمی شامل مراحل زیر می‌شود (Tilton, 2009):

(۱) شروع قطعه‌بندی با تخصیص برجسب یک ناحیه مجزا برای هر پیکسل. اگر قطعه‌بندی از قبل وجود داشته باشد می‌توان برجسب هر پیکسل را بر اساس آن انجام داد.

(۲) محاسبه مقدار معیار عدم تشابه برای هر جفت از نواحی مکانی مجاور ($S_{wght} = 0$)

(۳) پیدا کردن جفت نواحی مجاور با کوچکترین مقدار معیار عدم تشابه و ترکیب آنها

(۴) اگر پارامتر $S_{wght} > 0$ باشد همه جفت نواحی غیر مجاور با مقدار معیار عدم تشابه کمتر یا مساوی حاصلضرب S_{wght} در کوچکترین مقدار معیار عدم تشابه برای جفت نواحی مجاور، ترکیب می‌گردد.

(۵) پایان مراحل، در صورتی که ترکیب دیگری نیاز نباشد، در غیر این صورت مراحل ۲ به بعد تکرار می‌شود.

لازم به ذکر است جهت محاسبه عدم تشابه در الگوریتم هرمی اندازه‌گیری‌های مختلفی مانند نرم بردار، اندازه‌گیری زاویه طیفی (SAM) و دیورژانس اطلاعات طیفی (SID^۶) مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین این الگوریتم دارای انعطاف جهت انتخاب سطح مناسبی از جزئیات در نقشه قطعه‌بندی بوده هر چند ترکیب نواحی غیر مجاور نیاز به محاسبات بالایی داشته، از این رو جهت کاهش محاسبات، تخمینی از آن به صورت الگوریتم هرمی بازگشتی (RHSEG)^۷ به کار گرفته می‌شود.

تبدیل واترشد بر روی تصویر شیب به کار گرفته می‌شود. تصویر شیب دارای بیشترین مقدار در مرز بین اشیاء و کمترین مقدار در مناطق یکنواخت است (Gonzalez & Woods, 2002). جهت محاسبه تصویر شیب، برای هر بردار پیکسل x_p از تصویری با B باند، مجموعه‌ای از e بردار در همسایگی آن $\psi = [x_p^1, x_p^2, \dots, x_p^e]$ در نظر گرفته به طوری که شامل x_p نباشد. در این حالت شیب به صورت اختلاف بین بیشترین و کمترین فاصله بین x_p و بردارهای ψ تعریف می‌شود (رابطه ۱).

$$\nabla_{\psi, d}(x_p) = -\inf\{d(x_p, x_p^j)\}_{j \in \psi} \quad (1)$$

در این رابطه ∇ معرف شیب، d معرف فاصله بین دو بردار و \inf بیانگر اختلاف بین بیشترین و کمترین فاصله می‌باشد. بعد از ایجاد تصویر شیب، با استفاده از الگوریتم وینسنت و سویل^۱، تبدیل واترشد اعمال می‌گردد (Vincent & Soille, 1991).

الگوریتم فوق با شبیه‌سازی جاری شدن سیل از پیکسل‌های با ارتفاع بیشتر عمل کرده و جهت ایجاد نواحی مختلف، حوزه‌های آبریز^۲ و خطوط مرز^۳ را در تصویر تعیین می‌کند. در نهایت جهت اختصاص هر پیکسل واترشد به ناحیه موردنظر، بردار میانه برای هر ناحیه S که شامل 1 پیکسل می‌باشد، با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$S = \operatorname{argmin}_{s \in S} \left\{ \sum_{j=1}^l \|s - s_j\| \right\} \quad (2)$$

همانطوری که از رابطه (۲) مشخص است بردار فوق مجموع فواصل بین این بردار و همه بردارهای موجود در آن ناحیه را مینیمم می‌نماید. سپس هر پیکسل واترشد به ناحیه‌ای از همسایگی خود که دارای کمترین فاصله بین آن پیکسل و بردار میانه ناحیه باشد، تعلق می‌گیرد.

۲-۲- الگوریتم هرمی

الگوریتم هرمی مبتنی بر روش رشد ناحیه و بهینه‌سازی هرمی بوده (Tilton, 2003) و امکان ترکیب نواحی مکانی غیرمجاور را به وسیله پارامتر ورودی S_{wght} فراهم می‌سازد.

4- Vector Norms

5- Spectral Angle Measure

6- Spectral Information Divergence

7- Recursive HSEG

1-Vincent and Soille

2- Catchment basins

3- Ridge lines

جدول ۱: خصوصیات تصاویر ابرطیفی مورد استفاده

داده تصویری	سنجنده	گستره طیفی	ابعاد مکانی (پیکسل)	قدرت تفکیک مکانی (متر)	تعداد باندهای قابل استفاده	تعداد کلاس‌ها
Pavia	ROSI3-03	۰/۴۳-۰/۸۶	۷۸۵ × ۳۰۰	۱/۳	۱۰۲	۹
Berlin	Hymap	۰/۴-۲/۵	۳۰۰ × ۳۰۰	۳/۵	۱۱۴	۵
DC Mall	HYDICE	۰/۴-۲/۴	۱۰۰ × ۳۰۰	۱/۵	۱۹۱	۷

۳- آزمون‌های عملی

۳-۱- داده‌های ابرطیفی مورد استفاده

باشد، $P = 9$ درصد از پیکسل‌های آن با بیشترین احتمال تعلق به یک کلاس به عنوان نشانه انتخاب می‌شوند.

در غیر این صورت یعنی برای نواحی کوچک پیکسل‌هایی که دارای احتمال بیشتر از $t = 6$ درصد هستند به عنوان نشانه در نظر گرفته می‌شوند، در واقع حد آستانه انتخابی برابر با کمترین احتمال در بین ۶ درصد از بیشترین احتمالات کل تصویر می‌باشد. نگاره (۴) میزان وابستگی روش پیشنهادی به پارامترهای انتخابی را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است جهت تعیین مقدار هر پارامتر دو پارامتر دیگر ثابت بوده، سپس طبقه‌بندی با روش پیشنهادی انجام می‌گیرد. در این نگاره منظور از OA پارامتر دقت کلی می‌باشد. در آزمون‌های صورت گرفته برای الگوریتم هر می، به دلیل پیچیدگی مناطق شهری تصاویر ابرطیفی مورد استفاده، مقدار پارامتر Sw_{weight} برابر با ۰/۲ در نظر گرفته شد (Tarabalka et al., 2011). بعد از انجام فرآیند قطعه‌بندی نقشه بدست آمده به کمک قانون تصمیم رأی اکثریت با نقشه طبقه‌بندی SVM ترکیب گردید.

روش پیشنهادی بیان شده در این تحقیق، با الگوریتم هر می مبتنی بر نشانه اولیه (Original-RHSEG) مقایسه شد (Tarabalka et al., 2011). در این الگوریتم همانطور که در بخش مقدمه بیان شد برای انتخاب نشانه‌ها از آنالیز برچسب‌گذاری مؤلفه‌های متصل استفاده می‌شود.

برای این منظور آنالیزی بر اساس ۸ پیکسل همسایگی بر روی نقشه طبقه‌بندی SVM انجام گرفت و برای نواحی با بیشتر از ۲۰ پیکسل، ۵ درصد از پیکسل‌های با بیشترین احتمال تعلق به یک کلاس به عنوان پیکسل‌های نشانه انتخاب شد.

در این تحقیق، برای ارزیابی روش پیشنهادی از سه تصویر ابرطیفی Pavia، Berlin و DC Mall که جزء تصاویر پنج مارک در حوزه سنجنش از دور ابرطیفی بوده و برای بررسی الگوریتم طبقه‌بندی پیشنهادی به کار می‌روند، استفاده شد. مشخصات این تصاویر در جدول (۱) خلاصه شده‌اند. برای هر یک از کلاس‌ها در هر سه داده تصویری، به صورت تصادفی حدود ۱۰ درصد از نمونه‌های برچسب‌گذاری شده را به عنوان داده آموزشی و مابقی آنها یعنی حدود ۹۰ درصد را به عنوان داده تست انتخاب نمودیم.


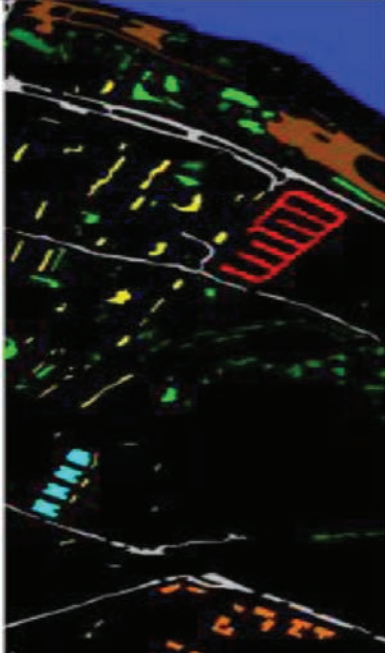





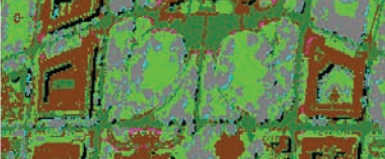

۳-۲- نتایج آزمون‌ها

در آزمون‌های صورت گرفته، برای طبقه‌بندی SVM از کرنل پایه شعاعی گوسین^۱ استفاده شد (Cristianini & Shawe-Taylor, 2000). مقادیر دو پارامتر تنبیه^۲ (C) و کرنل گوسین^۳ (γ) در الگوریتم SVM به کمک تکنیک ارزیابی عرضی^۳ تعیین گردید. مقادیر پارامترهای فوق برای تصویر Pavia برابر با $C=128$ و $\gamma=0.02$ ، تصویر Berlin برابر با $C=200$ و $\gamma=0.01$ و تصویر DC Mall برابر با $C=100$ و $\gamma=0.01$ بدست آمد. برای انتخاب نشانه‌ها در روش پیشنهادی همانطور که در بخش ۲ بیان شد، بعد از تعیین پیکسل‌های کلاسی با بیشترین جمعیت برای هر ناحیه از نقشه قطعه‌بندی واترشد، اگر ناحیه مورد نظر دارای بیشتر از $M = 40$ پیکسل

1-Gaussian Radial Basis Kernel

2- Penalty parameter

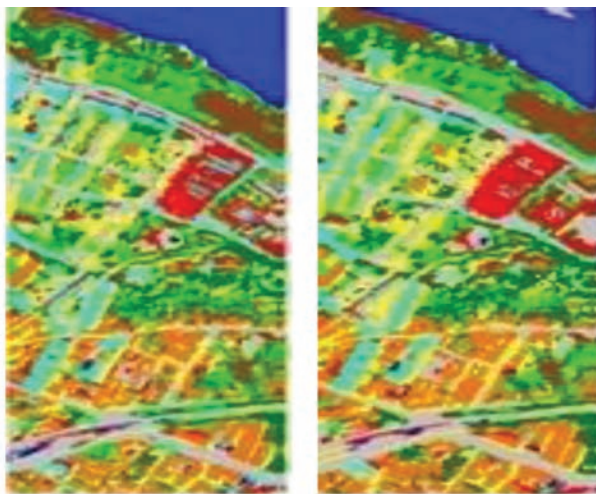
3- Cross validation

داده تصویری	نمایش رنگی	داده واقعیت زمینی	راه‌نما
			<i>Pavia</i>
			<i>Berlin</i>
			<i>DC Mall</i>

نگاره ۳: نمایش رنگی سه تصویر ابرطیفی مورد استفاده به همراه داده واقعیت زمینی آنها

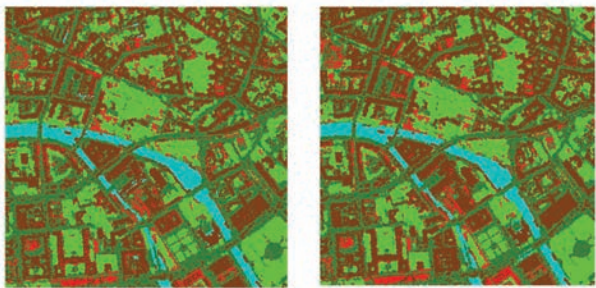
روش پیشنهادی و روش Original-RHSEG را برای سه تصویر ابرطیفی مورد استفاده نشان می‌دهد. همانطوری که ملاحظه می‌گردد، در هر سه تصویر Pavia، Berlin و DC Mall نقشه طبقه‌بندی پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم هرمی اولیه شامل مناطق یکنواخت‌تری است.

برای نواحی کوچک یعنی کمتر از ۲۰ پیکسل، پیکسل‌های با درجه احتمال بیشتر از حد آستانه‌ای برابر با کمترین احتمال در بین ۲ درصد از بیشترین احتمالات کل تصویر به عنوان پیکسل‌های نشانه انتخاب گردید. (Van der Meer, 2006)
 نگاره (۵) نقشه‌های طبقه‌بندی حاصل از به کارگیری



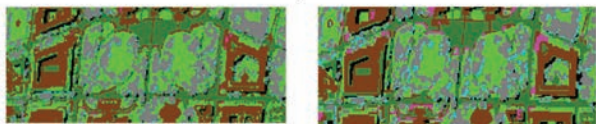
۱. ۲.

(الف)



۱. ۲.

(ب)

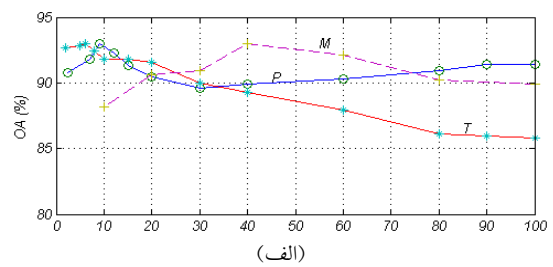


۱. ۲.

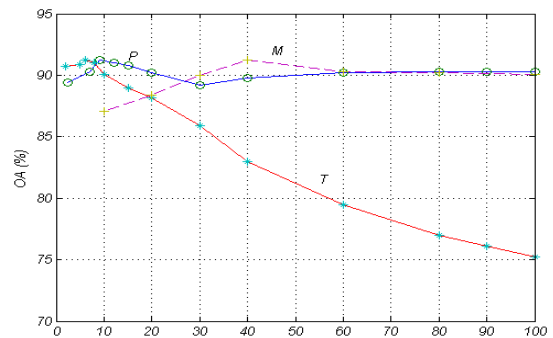
(ج)

نگاره ۵: نقشه‌های طبقه‌بندی حاصل از اعمال الگوریتم‌های (۱) Original-RHSEG و (۲) روش پیشنهادی بر تصویر ابرطیفی (الف) Pavia (ب) Berlin و (ج) DC Mall

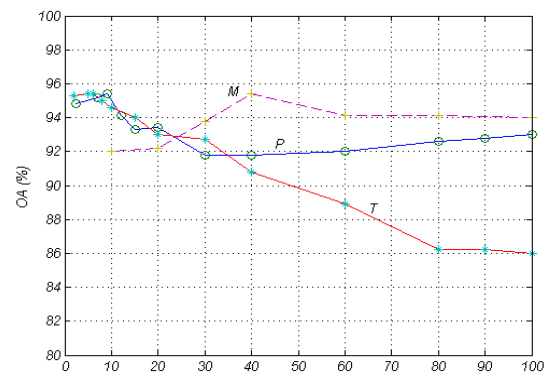
جدول (۳) مقادیر پارامترهای OA، AA و K نقشه‌های طبقه‌بندی بدست آمده از تصاویر ابرطیفی Pavia، Berlin و DC Mall را نشان می‌دهد. نگاره (۶) مقادیر پارامتر دقت تولید کننده در سه تصویر ابرطیفی مورد اس تفاده را نمایش می‌دهد. همانطوری که از جدول (۳) و نگاره (۶) مشخص است استفاده از اطلاعات مکانی نقشه قطعه‌بندی و اثرش در انتخاب نشانه‌ها برای الگوریتم هر می در هر سه تصویر ابرطیفی، باعث افزایش



(الف)



(ب)



(ج)

نگاره ۴: آنالیز حساسیت روش پیشنهادی به انتخاب سه پارامتر M، P و t در داده تصویری (الف) Pa، (ب) Berlin و (ج) DC Mall

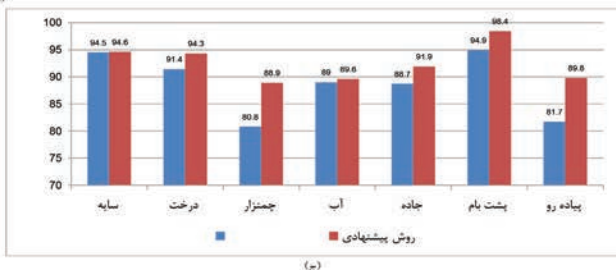
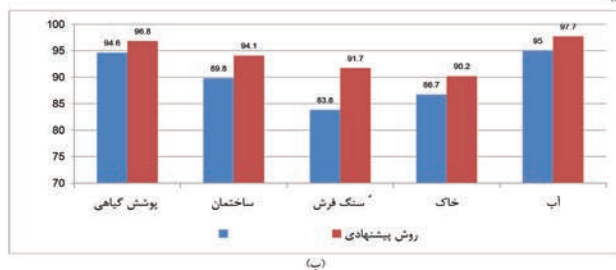
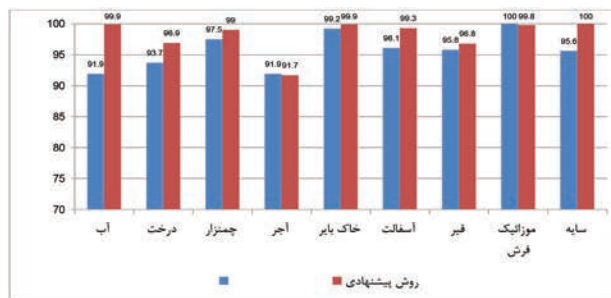
به منظور ارزیابی دقت آزمون‌های صورت گرفته، ابتدا ماتریس خطا را به کمک داده واقعیت زمینی تشکیل داده، سپس پارامترهای دقت میانگین (AA)، دقت کلی (OA)، ضریب کاپا (K) و دقت تولید کننده^۳ مربوط به هر کلاس استخراج گردید.

1- Average Accuracy

2- Overall Accuracy

3- Producer Accuracy

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۱۳)
 بهبود طبقه‌بندی طیفی - مکانی تصاویر ابرطیفی با ... / ۱۳



نگاره ۶: مقادیر دقت تولید کننده برای الگوریتم‌های طبقه‌بندی پیشنهادی و هرمی اولیه در تصویر (الف) Pavia، (ب) Berlin و (ج) DC Mall

در تصویر Pavia به جز کلاس‌های آجر و موزائیک فرش در سایر کلاس‌ها افزایش دقت را شاهد هستیم. علت کاهش دقت در این دو کلاس می‌تواند به دلیل شباهت طیفی آنها به یکدیگر باشد.

دقت طبقه‌بندی شده است که این افزایش برای تصاویر Pavia و Berlin حدود ۳ درصد و برای تصویر DC Mall حدود ۴ درصد در مقایسه با الگوریتم Original-RHSEG در پارامتر دقت کلی می‌باشد. همچنین با توجه به نگاره ۶) در تصاویر Berlin و DC Mall، در همه کلاس‌ها مقدار دقت تولیدکننده به کمک روش پیشنهادی بهبود یافته است.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق روشی جدید برای طبقه‌بندی طیفی- مکانی تصاویر ابرطیفی با به کارگیری اطلاعات مکانی در مرحله انتخاب نشانه الگوریتم قطعه‌بندی هرمی معرفی گردید. الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه در ترکیب با طبقه‌بندی SVM جزء دقیق‌ترین الگوریتم‌های طبقه‌بندی طیفی- مکانی در تصاویر ابرطیفی است. در روش پیشنهادی بعد از انجام همزمان قطعه‌بندی و اثرشد و طبقه‌بندی SVM، پیکسل‌های مربوط به کلاسی با بیشترین جمعیت برای هر ناحیه از نقشه قطعه‌بندی نگه داشته می‌شود. سپس از میان آنها پیکسل‌هایی با بالاترین درجه تعلق به یک کلاس به عنوان نشانه انتخاب می‌شوند. در نهایت نقشه نواحی بدست آمده از الگوریتم قطعه‌بندی هرمی مبتنی بر نشانه با نقشه طبقه‌بندی SVM به کمک قانون تصمیم رای اکثریت ترکیب گردید. روش پیشنهادی بر روی سه تصویر ابرطیفی بنچ

جدول ۳: مقادیر سه پارامتر دقت آزمون‌های صورت گرفته

در سه تصویر ابرطیفی

روش پیشنهادی	Original-RHSEG	پارامترهای دقت	داده تصویری
۹۸/۲	۹۴/۶	AA	Pavia
۹۸/۷	۹۵/۱	OA	
۹۳/۹	۸۹/۳	K	
۹۲/۵	۸۹/۴	AA	Berlin
۹۲/۲	۸۹/۲	OA	
۹۰/۸	۸۴/۰	K	
۹۰/۵	۸۶/۰	AA	DC Mall
۹۰/۷	۸۶/۵	OA	
۸۸/۰	۸۲/۶	K	

Image Anal. Stereol., 26: 101–109.

12. Pesaresi, M., & Benediktsson, J.A. (2001). A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 39, no. 2, pp. 309–320.

13. Richards, J.A., & Jia, X. (2006). *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

14. Soille, P. (2003). *Morphological Image Analysis*. 2nd ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag.

15. Tarabalka, Y., Benediktsson, J.A., & Chanussot, J. (2009). Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on partitional clustering techniques. *IEEE Translation Geoscience Remote Sensing*, 47(9): 2973–2987.

16. Tarabalka, Y., Benediktsson, J.A., Chanussot, J., & Tilton, J.C. (2010). Multiple spectral-spatial classification approach for hyperspectral data. *IEEE Translation Geoscience Remote Sensing*, 48(11): 4122–4132.

17. Tarabalka, Y., Chanussot, J., & Benediktsson, J.A., (2010a). Segmentation and classification of hyperspectral images using minimum spanning forest grown from automatically selected markers. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. B, Cybern.*, vol. 40, pp. 1267–1279.

18. Tarabalka, Y., Tilton, J.C., Benediktsson, J.A., & Chanussot, J. (2011). A Marker-Based Approach for the Automated Selection of a Single Segmentation from a Hierarchical Set of Image Segmentations. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.

19. Tilton, J. (2003). Analysis of hierarchically related image segmentations. in *Proc. IEEE Workshop Adv. Tech. Anal. Remotely Sensed Data*, 60–69.

20. Tilton, J. (2009). *RHSEG User's Manual: Including the Core RHSEG Open Source Release, HSEGExtract, HSEGReader and HSEGViewer*.

21. Van der Meer, F. (2006). The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery. *Int. J. Appl. Earth Observation Geoinformation*, vol. 8, no. 1, pp. 3–17.

22. Vapnik, V. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York, NY: Springer-Verlag.

23. Varshney, P.K., & Arora, M.K. (2004). *Advanced Image Processing Techniques for Remotely Sensed Hyperspectral Data*. Springer Berlin Heidelberg New York.

24. Vincent, L., & Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Translation Pattern Anal. Mach. Intell.*, 583–598.

مارک Pavia، Berlin و DC Mall پیاده‌سازی شد. آزمایشات عملی صورت گرفته برتری کمی و کیفی به کارگیری اطلاعات مکانی در مرحله انتخاب نشانه را در الگوریتم هرمی مبتنی بر نشانه، نشان می‌دهد.

منابع و مأخذ

1. Benediktsson, J.A., Palmason, J.A., & Sveinsson, J.R. (2005). Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles. *IEEE Trans. Geos. and Remote Sens.*, 43(3):480–491.

2. Benediktsson, J.A., Pesaresi, M., & Arnason, K. (2003). Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations. *IEEE Trans. Geos. And Remote Sens.*, 41(9):1940–1949.

3. Bitam, A., & Ameer, S. (2013). A local-spectral fuzzy segmentation for MSG multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*, 34: 8360–8372.

4. Cristianini, N. & Shawe-Taylor, J. (2000). *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge University Press.

5. Gómez, O., González, J.A., & Morales, E.F. (2007). Image segmentation using automatic seeded region growing and instance-based learning. in *Proc. 12th Iberoamerican Congress Pattern Recognition, Valparaiso, Chile*, 192–201.

6. Gonzalez, R.C., & Woods, R.E. (2002). *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 617 – 626.

7. Homayouni, S., & Roux, M. (2003). Material Mapping from Hyperspectral Images using Spectral Matching in Urban Area. *IEEE Workshop on Advances in Techniques for analysis of Remotely Sensed Data, NASA Goddard center, Washington DC, USA*.

8. Huang, X., & Zhang, L. (2009). A comparative study of spatial approaches for urban mapping using hyperspectral rosis images over pavia city, northern Italy. *International Journal of Remote Sensing*, 30(12):3205–3221.

9. Jackson, Q., & Landgrebe, V. (2002). Adaptive bayesian contextual classification based on Markov random fields. *IEEE Trans. Geos. And Remote Sens.*, 40(11):2454–2463.

10. Noyel, G. (2008). *Filtrage, Réduction de Dimension, Classification et Segmentation Morphologique Hyperspectrale*. Ph.D. dissertation, Ctr. Mathematical Morphology, Paris Sch. Mines, Paris, France.

11. Noyel, G., Angulo, J., & Jeulin, D. (2007). Morphological segmentation of hyperspectral images.