

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و دوم، شماره شش، شهریور ماه ۹۹

قابلیت الگوریتم‌های نظارت شده در تهیه نقشه پوشش اراضی در مقیاس محلی

(مطالعه موردی: استان گیلان)

سیداحمدرضانوردینی^{۱*}

ar.nourdini@gmail.com

امیراسلام بنیاد^۲

تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۶/۰۸

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۱/۱۴

چکیده

زمینه و اهداف: امکان بررسی پوشش زمین در مقیاس گسترده با استفاده از داده‌های سنجنده از دور وجود دارد. طبقه‌بندی پوشش زمین در استان گیلان با استفاده از سنجنده OLI و ۴ کرنل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و حداکثر احتمال (ML) انجام شد.

روش بررسی: طبقه‌بندی‌ها بر اساس نمونه‌های تعلیمی ۱۰ پوشش مختلف در کل استان صورت گرفت. برای بالا بردن دقت نقشه‌ها، تصویر OLI با استفاده از محصولات MODIS با اعمال کد انتقال تابشی و کتوری در طیف خورشید (۶SV) مورد تصحیح اتمسفری قرار گرفته است. تصویر بر مبنای معیار همگنی به ۲۱۹۰۰۰ پلی‌گون، سگمنت‌بندی گردید. به روش کاملاً تصادفی ۲٪ از پلی‌گون‌های همگن برای آموزش و آزمون استفاده گردید. با بازدید میدانی، پلی‌گون‌ها به کلاس‌ها برچسب داده شدند.

یافته‌ها: به کارگیری تصاویر تصحیح شده با کد ۶SV در طبقه‌بندی سبب ارتقاء صحت کلی الگوریتم‌های ANN، SVM و ML به ترتیب به میزان ۰/۱۱، ۰/۰۸ و ۰/۱۹٪ گردیده است. ارزیابی نتایج بیان‌گر برتری کرنل شعاعی SVM به ترتیب با صحت کلی و ضریب کاپای آماری ۰/۷۵/۶ و ۰/۷۲ است. در این الگوریتم صحت کلاس‌های کشاورزی، مراتع مشجر و آبی به ترتیب ۰/۹۳/۱۶، ۰/۷۲/۵۵ و ۰/۹۶/۵۷ است. نتایج بیان‌گر ارتقاء صحت کلی الگوریتم SVM در مقایسه با الگوریتم ML به میزان ۰/۱۶۷٪ است.

بحث و نتیجه‌گیری: این تحقیق نشان‌دهنده برتری روش ناپارامتریک SVM در مقایسه با پارامتریک در تهیه نقشه پوشش اراضی استان گیلان است. اعمال تصحیحات دقیق اثرات اتمسفر بر روی تصاویر در مناطق با مقیاس محلی و بزرگ با توجه به تغییرات شرایط اتمسفر و خصوصیات زمین قابل پیشنهاد است.

واژه‌های کلیدی: لندست-۸، سنجنده OLI، طبقه‌بندی، ۶SV

۱- دکتری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه گیلان* (مسئول مکاتبات).

۲- استاد دانشکده منابع طبیعی دانشگاه گیلان.

Capability of Land Cover Mapping in Local-Scale Using Supervised Algorithms

(Case study: Guilan Province)

AhmadReza Nouredini^{*1}

ar.nouredini@gmail.com

AmirEslam Bonyad²

Accepted:2018.08.30

Received: 2017.04.03

Abstract

Background and Objective: There was a possibility to study earth coverage on a large scale using remote sensing data. The support vector machines (SVM), artificial neural network (ANN) and maximum likelihood (ML) algorithms were used to Land cover classification on OLI sensors data and 4 kernels in Guilan province.

Methods: Classifications were based on training samples of 10 different covers in the entire Guilan province. To improve the classification accuracy on OLI image data, the MODIS atmospheric products used in 6SV atmospheric correction model. The OLI atmospheric corrected image segmented to 219000 polygons based on homogeneity. In this study 2% of polygons were used to test and training samples by the random statistical method. Polygons labeled to classes by field survey.

Findings: Applying ANN, SVM and ML algorithms on the OLI images after atmospheric corrected by 6SV model, the overall accuracy of classification improved 0.11%, 0.8%, and 1.9% respectively. The results indicated that the land cover map by RBF-SVM had overall accuracy and kappa coefficient with 75.6% and 0.72 respectively. In this algorithm accuracy of agriculture, range shrub land and water body classes were 93.16%, 72.55% and 96.57% respectively. The results of this study indicated that SVM algorithm improved overall accuracy 1.67% compared to the ML algorithm.

Discussion and Conclusion: This research indicated that in land cover classification and mapping of Guilan province, the nonparametric SVM algorithm had more accurate than the ML parametric algorithm. According to the results of this research, it is suggested that atmospheric correction models should be used especially on the large and local images.

Keywords: Landsat 8, OLI Sensor, Classification, 6SV

1 - PhD, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Iran* (Corresponding Author)

2 - Professor, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Iran

مقدمه

تصاویر ماهواره‌ای امکان بررسی پوشش زمین در مقیاس‌های مختلف را فراهم نموده است (۱ و ۲). رادپانس با هندسه دید سنجنده، انعکاس پدیده‌های مجاور و شرایط اتمسفر در زمان تصویربرداری تغییر می‌یابد. بسته به شرایط اتمسفر، استفاده از رادپانس چندان دقیق نیست. انعکاس (Reflectance) پدیده‌ها نسبت بین رادپانس بیرونی به درونی است. انعکاس پدیده، مشاهدات قوی‌تری را از شرایط مختلف سطح زمین فراهم می‌آورد. از طریق ماهواره MODIS تهیه انعکاس سطحی (surface reflectance) ممکن است (۳). لندست ۸ جدیدترین ماهواره از سری لندست با ارتقاء قابلیت‌هایی از جمله: افزودن یک باند ساحلی و تشخیص ابر، دو باند حرارتی، کاهش عرض باند، بهبود نسبت سیگنال به نویز و قدرت تفکیک رادیومتری ارائه شده است. این توانایی فرصت‌های جدیدی جهت تحقیقات کاربردی پیش رو نهاده است. اگرچه عرض باندهای مختلف ماهواره لندست ۸ جهت دوری از ثبت اطلاعات ناخواسته باریک‌تر طراحی شده است، اما تصحیح دقیق اثرات اتمسفر بر روی داده‌های لندست یک چالش جدی به حساب می‌آید. با استفاده از محصولات ماهواره MODIS امکان تصحیح اثرات اتمسفری بر روی ماهواره لندست ۸ وجود دارد. سنجنده MODIS-Terra و Landsat-OLI دارای مدار قطبی می‌باشند. مشاهدات این دو سنجنده برای یک منطقه مشخص دارای اختلاف زمانی اندک است. بنابراین امکان استفاده از داده‌های MODIS در تصحیح تصاویر لندست وجود دارد. تصحیح اتمسفری تصاویر لندست بر مبنای الگوریتم توسعه یافته MODIS-Based با استفاده از کد انتقال تابشی ۶SV ارائه شده است (۴). روش تصحیح مبتنی بر MODIS با استفاده از ایروسول دینامیک، ضخامت نوری ایروسول و بخار آب حاصل از MODIS-Terra برای تصحیح تصاویر OLI در مدار هم‌زمان عمل می‌نماید. جو و همکاران (۵) روش‌های تصحیح اتمسفریک MODIS-Based و LEDAPS را بر روی تصاویر ETM+ مورد ارزیابی قرار دادند. ارزیابی دقیق نتایج با استفاده از مدل اتمسفری AERONET بیانگر دقت

بالای MODIS-Based در تمامی باندها به استثنای باند سبز است.

الگوریتم‌های طبقه‌بندی پیشرفته صحت استخراج اطلاعات را افزایش داده است (۶). الگوریتم‌های مختلفی در طبقه‌بندی اطلاعات تصاویر مورد استفاده قرار گرفته است (۷). از جنبه آماری روش‌های طبقه‌بندی به پارامتریک و ناپارامتریک تفکیک می‌گردند. الگوریتم‌های ناپارامتریک به دلیل انعطاف بالا، استفاده از منابع طیفی مختلف، داده‌های کمکی و عدم پیش فرض نمونه‌برداری مورد توجه قرار گرفته‌اند (۸). از روش‌های ناپارامتریک متعارف می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) اشاره شود (۹). الگوریتم حداکثر احتمال (ML) معمول‌ترین روش پارامتریک نظارت شده است. فرض اصلی این روش توزیع نرمال پدیده‌ها در فضای طیفی است. این روش بر اساس تئوری احتمالات، تعلق هر پدیده به کلاس را محاسبه و با در نظر گرفتن احتمال حداکثر به آن طبقه اختصاص می‌دهد (۱۰).

روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان از کرنل‌های مختلفی تشکیل شده است. ساده‌ترین آن کرنل خطی (Linear) است. فرض این روش بر توزیع خطی پدیده‌ها در فضای چند طیفی است. نتایج نشان داده است که کرنل‌های شعاعی (RBF) و چندجمله‌ای (Polynomial) در طبقه‌بندی تصاویر نتایج متفاوتی حاصل آورده است (۱۱). الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان حساسیت اندکی به ابعاد نمونه‌های آموزشی دارند (۱۲). فودی و ماتار (۱۳) روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار و تصمیم درختی در طبقه‌بندی تصاویر هوایی مورد استفاده قرار دادند و به ترتیب به صحت‌های ۹۳/۷۵، ۹۰ و ۹۰/۳۱ درصد دست یافتند. یانگ (۱۴) به بررسی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان در استخراج اطلاعات از تصاویر ETM+ لندست ۷ پرداختند و به ترتیب به صحت‌های ۸۲/۹، ۸۵/۱ و ۸۷/۹ درصد دست یافتند.

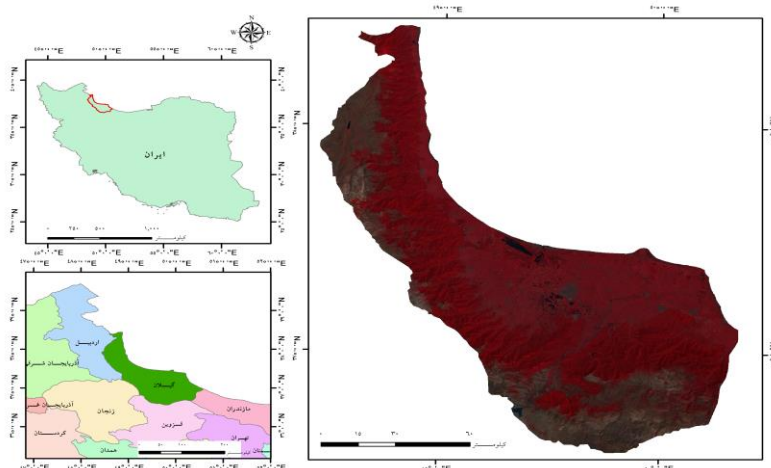
سگمنت‌بندی تصویر در طبقه‌بندی پوشش زمین مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این فرایند تصویر به گروه‌های همگن تقسیم

روش بررسی

منطقه مورد مطالعه در شمال ایران واقع شده است (N ۲۷' ۳۸°-۳۶° ۳۴' E, ۵۰° ۵۳'-۴۸°). استان گیلان سطحی معادل ۱۴۰۴۲ کیلومترمربع از مساحت کشور را به خود اختصاص داده است. بارش سالانه متوسط در حدود ۱۲۸۰ میلیمتر است. این استان به واحد جغرافیایی جنوب دریای خزر تعلق دارد (شکل ۱). تنوع کاربری‌های این منطقه بالا است. جنگل‌های معتدل خزان کننده در جنوب و دامنه‌های پرشیب قرار دارند. منطقه از لحاظ تنظیم اقلیم و امنیت غذایی کشور حائز اهمیت فراوان است. سطح گسترده‌ای از استان به زراعت اختصاص یافته است.

می‌گردد. استفاده از سگمنت‌بندی سرعت نمونه‌برداری در مناطق وسیع را افزایش داده است (۱۵). لی (۱۶) با به کارگیری سگمنت‌های حاصل از روش شیء‌گرا در فرایند استخراج اطلاعات با روش ماشین بردار پشتیبان موجب ارتقاء صحت کلی به میزان ۲/۳۲ درصد گردیده است.

هدف از این بررسی ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های طبقه‌بندی کننده پارامتریک و ناپارامتریک ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم حداکثر احتمال در تفکیک پوشش اراضی استان گیلان، قبل و پس از اعمال الگوریتم تصحیح اثرات اتمسفر بر روی تصاویر OLI لندست ۸ بر مبنای الگوریتم پیشرفته MODIS-Based با استفاده از کد انتقال تابشی ۶SV است.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه حاصل از ترکیب باند سبز، قرمز و مادون قرمز سنجنده OLI در حالت

نمایشی آبی، سبز و قرمز

Figure1- The study area. The image displays the green, red and infrared band of OLI data with blue, green and red color guns.

عبور می‌نماید (جدول ۱). سه محصول اتمسفری مودیس شامل، MOD04 (مقادیر ضخامت نوری ایتروسول)، MOD05 (بخار آب) و MOD07 (ازون کل) به تاریخ ۱۲ مرداد ۱۳۹۴ از سایت <http://mrtweb.cr.usgs.gov/> استفاده شد (۱۷، ۲ و ۱۸). این سه محصول به صورت روزانه با قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰۰ متر ارایه شده است (جدول ۱).

تصویر سنجنده OLI لندست ۸ مربوط به تاریخ ۱۲ مرداد ۱۳۹۴ و ساعت ۱۰:۴۹:۴۱ به وقت محلی از وب سایت www.usgs.org تهیه گردید. این تصویر در سطح LIT ارائه شده و با نقشه‌های رقومی انطباق دارد. مدل رقومی ارتفاع ASTER با تفکیک ۲۵ متر دریافت گردید. سنجنده MODIS ماهواره ترا که ساعت ۱۰:۱۵:۰۰ از منطقه

جدول ۱- محصولات اتمسفری مودیس

Table 1- MODIS Atmospheric products

کاربرد	اطلاعات موجود	محصول	ردیف
مدل‌سازی آب و هوا	ذرات معلق (ابعاد و نوع ذرات معلق)	MOD04	۱
چرخه آب، انرژی	بخار آب (ستون بخار آب)	MOD05	۲
تصحیح اتمسفریک	ازون کل (پایداری اتمسفر، پروفیل‌های حرارت، رطوبت و بخار)	MOD07	۳

عنوان راهنما، فرایند برچسب‌دهی با استفاده از Google و Bing در افزونه آنلاین ArcBrutle صورت گرفت. کلاس کشاورزی با توجه به مرز مشخص از دیگر پوشش‌ها قابل تشخیص است. باغات با توجه به ترتیب کاشت و نزدیکی به روستاها برچسب داده شد. آبگیر و رودخانه‌ها بر روی تصاویر با قدرت تفکیک بالا قابل شناسایی است. پدیده‌های مصنوعی مانند جاده، منازل مسکونی، کارخانجات و دامداری بر روی تصویر از لحاظ شکل قابل تشخیص است. این کلاس تحت عنوان مصنوعی در نظر گرفته شده است. اراضی بالاتر از مرز جنگل‌ها و مراتع در ارتفاعات بالا و فاقد پوشش رستنی به عنوان کلاس فاقد پوشش لحاظ شد. کلاس مراتع به دو زیر کلاس مرتع با پوشش درختی و درختچه‌ای پراکنده و مرتع بدون پوشش درختی برچسب‌دهی گردید. کلاس جنگل بر اساس انبوهی تاج پوشش به سه زیر کلاس تفکیک شد. پلی-گون‌های قرار گرفته بر روی اراضی جنگلی با استفاده از شبکه نقطه چین 20×20 متر از لحاظ درصد تاج پوشش برچسب‌دهی شدند. تعداد نقاط شبکه قرار گرفته بر روی تاج و تعداد نقاط کل هر پلی‌گون شمارش و از طریق رابطه زیر درصد تاج در هر پلی‌گون محاسبه گردیده است (رابطه ۱) (۲۱).

تصویر لندست ۸ به نرم افزار eCognition برای سگمنت-بندی معرفی گردید. سگمنت‌بندی خودکار با لحاظ کردن مشخصه رنگ/شکل، فشردگی/همواری، و مقیاس صورت می-گیرد (۱۹). با توجه به قدرت تفکیک رادیومتریک تصاویر لندست ۸ مشخصه رنگ/شکل دارای وزن بالایی است. با تنظیم مشخصه رنگ ۰/۸، شکل ۰/۲، فشردگی ۰/۱، همواری ۰/۹ و مقیاس ۱۰۰ کل تصویر قطعه‌بندی و به صورت بصری بررسی شد.

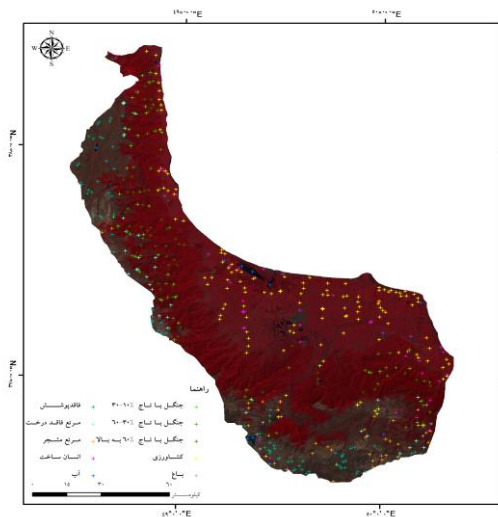
منطقه مورد مطالعه به ۲۱۹۰۰۰ سگمنت همگن (پلی‌گون) و با مساحت مختلف قطعه‌بندی شد. از این تعداد ۴۳۸۰ قطعه (۲ درصد کل منطقه) به طور تصادفی عنوان نمونه‌های آموزشی و آزمون انتخاب گردیدند. مساحت قطعات بر مبنای معیار همگنی متغیر است. از ۲ درصد نمونه انتخابی حدود ۷۵٪ برای آموزش الگوریتم‌ها و ۲۵٪ به عنوان نمونه ارزیابی الگوریتم‌های طبقه‌بندی استفاده شد. کلاس‌های پوشش بر مبنای انعکاس طیفی و بررسی میدانی در شهریور ماه ۱۳۹۴ مطابق جدول ۲ است. با توجه به اهمیت جنگل‌ها و مراتع، بر اساس طبقه‌بندی جهانی و سازمان جنگل‌های ایران این کلاس به ۳ تحت کلاس و مراتع به ۲ تحت کلاس تفکیک شد (۲۰). علاوه بر استفاده از نقشه پوشش اراضی جهانی (Global Land Cover) به

(۱) $100 \times (\text{تعداد کل نقاط شبکه} / \text{تعداد نقاط روی تاج پوشش}) = \text{درصد تاج پوشش جنگل در قطعه}$

جدول ۲- توصیفات کلاس و الگوی طبقه بندی پوشش زمین

Table 2- Class descriptions and patterns of land cover classification

کلاس	زیر کلاس/توصیفات	آموزش (پیکسل)	آزمون (پیکسل)
جنگل	جنگل با تاج پوشش ۱۰-۳۰٪ (جنگل ۱)	۲۳۱۱۱	۵۹۹۷
	جنگل با تاج پوشش ۳۰-۶۰٪ (جنگل ۲)	۵۲۱۹۰	۱۸۴۷۴
	جنگل با تاج پوشش بالای ۶۰٪ (جنگل ۳)	۷۳۴۷۸	۲۷۹۷۱
کشاورزی	اراضی که به تولید محصولاتی مانند برنج و صیفی اختصاص دارند.	۸۲۲۷۹	۲۶۴۲۲
باغ	اراضی تحت کشت محصولات باغی مانند پرتغال، و زیتون	۴۹۲۱	۲۳۲۶
فاقد پوشش	زمین فاقد پوشش رستنی	۵۹۸۹۰	۱۹۷۵۷
مرتع	بدون پوشش درختی و دارای پوشش رستنی علفی (مرتع ۱)	۲۱۸۰۰	۷۳۶۴
	با پوشش درختی و درختچه ای (مرتع ۲)	۲۲۲۸۶	۷۸۶۲
مصنوعی	تمامی زیرساختها مانند: راه، منازل مسکونی و کارخانه	۲۰۹۸۴	۶۸۶۳
آب	پیکره های آبی شامل، رودخانه، تالاب و سد	۲۵۱۹۹	۸۲۲۴



شکل ۲- پراکنش نمونه های آزمون بر روی تصویر

Figure 2- Distribution of test samples on the picture

مطابق جدول ۲ تعداد نمونه های آموزشی و آزمون برای هر کلاس تعیین شده است. در تحقیقات مختلف پیشنهاد شده است که ابعاد نمونه های آموزشی برای هر کلاس نباید کمتر از ۳۰ برابر کمتر از تعداد باندهای مورد استفاده باشد (۲۲ و ۲۳). بعد از سگمنت بندی خودکار با روش شیء گرا و انتخاب تصادفی ۲ درصد کل شیء های تصویر به تعداد ۳۸۶۱۳۸ پیکسل مربوط به پوشش های مختلف به عنوان نمونه آموزشی و ۱۳۱۲۶۰ پیکسل به عنوان آزمون برای ارزیابی نتایج در نظر گرفته شده است. در شکل شماره ۲ نحوه توزیع نمونه های آزمون نمایش داده شده است.

فرایند طبقه بندی

تابشی دقیق نظیر AERONET مورد اعتبارسنجی دقیق قرار گرفته است (۵). با نادیده گرفتن اختلاف زمانی دو سنجنده امکان استفاده از اطلاعات ماهواره MODIS-Terra در تصحیح باندهای لندست وجود دارد. سه محصول روزانه اتمسفری مودیس مورد استفاده قرار گرفته است. محاسبه انعکاس بالای اتمسفر (TOA) بر روی ۷ باند از سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ پس از تهیه رادیانس انجام شد. با توجه به ابعاد تصویر لندست استان گیلان محصولات مودیس زیرمجموعه‌گیری شدند. تولیدات اتمسفری مودیس درون یابی شده، DEM، و تصویر ۷ باندی OLI به مدل انتقال تابشی ۶SV جهت محاسبه پارامترهای اتمسفری معرفی گردیدند. در نهایت SR، با استفاده از ضرایب خروجی کد انتقال تابشی به ۶SV صورت پیکسل به پیکسل محاسبه گردید. پس از اعمال طبقه‌بندی پوشش اراضی بر روی تصاویر، صحت طبقه‌بندی با استفاده از نمونه‌های آزمون از طریق ماتریس خطا مورد بررسی قرار گرفته است.

یافته‌ها

نتایج حاصل از اعمال الگوریتم‌های مختلف بر روی تصاویر OLI و تصاویر تصحیح شده مطابق جدول ۳ است. عملکرد ۴ کرنل مختلف ماشین بردار پشتیبان بر روی تصاویر تصحیح شده مورد بررسی قرار گرفته است. عملکرد کرنل RBF با صحت کلی و ضریب کاپا به ترتیب ۰/۷۵/۶ و ۰/۷۲ بهتر از سایر کرنل‌ها است. نتایج اعمال الگوریتم‌های مختلف بر روی تصاویر خام و همچنین تصاویر تصحیح شده اتمسفریک بر مبنای ۶SV نشان می‌دهند که تصحیح اتمسفریک سبب بهبود صحت شده است. نتایج مقایسه روش‌ها بیان‌گر برتری روش ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با حداکثر احتمال است. استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با حداکثر احتمال نتایج ضعیف‌تری ارائه داده است.

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و حداکثر احتمال برای استخراج اطلاعات از تصاویر مورد استفاده قرار گرفته است. پس از اعمال تصحیحات اتمسفریک، ۷ باند تصاویر تصحیح شده به همراه نمونه‌های آموزشی معرف هر کلاس به الگوریتم‌های مذکور جهت استخراج اطلاعات معرفی شده است. در طبقه‌بندی تصویر به روش ماشین بردار پشتیبان از چهار کرنل ماشین بردار خطی (Linear)، چندجمله‌ای (Polynomial)، شعاعی (RBF) و پیچشی (Sigmoid) استفاده شده است. این روش با انجام محاسبات در یک فضای ابر بعدی فرایند برچسب دهی اطلاعات را با دقت بالا انجام می‌دهد. روش SVM یکی از انعطاف پذیرترین روش‌های غیرپارامتریک در فرایند استخراج اطلاعات است (۲۴). طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی مصنوعی با الهام از سیستم مغز انسان دارای مزایا و توانایی‌های بالایی در استخراج اطلاعات از تصاویر است. در شرایط استفاده از داده‌های دارای نویز و حجم پایین نمونه‌های آموزشی نتایج مطلوبی ارائه داده است. عمومی‌ترین کرنل شبکه عصبی مورد استفاده در سنجش از دور پرسپترون چند لایه (MLP) است (۲۵). شبکه عصبی چند لایه این تحقیق شامل یک ورودی برای معرفی نمونه‌های آموزشی و ۷ باند OLI، دو لایه پنهان جهت پردازش اطلاعات و ارتباط ورودی و خروجی و یک لایه خروجی جهت ارائه و نمایش نتایج طبقه‌بندی پوشش اراضی است. الگوریتم حداکثر احتمال متداول‌ترین روش نظارت شده استخراج اطلاعات است (۲۶). با فرض توزیع نرمال داده‌ها به محاسبه ماتریس واریانس-کوواریانس کلاس‌ها می‌پردازد. هر سه الگوریتم بر روی باندهای اصلی بودن اعمال تصحیحات اتمسفری و تصحیح شده به کار رفته است.

مدل ۶SV قادر به شبیه‌سازی سیگنال مشاهده شده سنجنده بر روی یک هدف لامبرتی است. این کد به طور گسترده برای اعمال تصحیحات اتمسفریک استفاده و با مدل‌های انتقال

جدول ۳- پارامتر و صحت طبقه‌بندی برای الگوریتم‌های پیکسل-مبنا

Table 3- Parameters and classification accuracy for pixel-based algorithms

الگوریتم	پارامتر	صحت کلی (%)	کاپای آماری
ML-6SV	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش	۷۳/۹۳	۰/۶۹
ML-OLI	۷ بانداصلی، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش	۷۲/۰۳	۰/۶۷
ANN-6SV	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نرخ آموزش=۰/۲، تعداد لایه پنهان=۲، کمینه انحراف معیار=۰/۰۱، تعداد خوشه (کلاس)=۱۰، بیشینه تکرار=۱۰۰۰	۷۰/۱۳	۰/۶۶
ANN-OLI	۷ باند، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نرخ آموزش=۰/۲، تعداد لایه پنهان=۲، کمینه انحراف معیار=۰/۰۱، تعداد خوشه (کلاس)=۱۰، بیشینه تکرار=۱۰۰۰	۷۰/۰۲	۰/۶۵
SVM-6SV	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نوع کرنل=خطی، پارامتر جریمه=۱۰۰	۷۵/۳۸	۰/۷۱
	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نوع کرنل=چندجمله‌ای درجه ۲، گاما در تابع کرنل=۰/۱۴۳، پارامتر جریمه=۱۰۰	۷۵/۴۵	۰/۷۱
	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نوع کرنل=تابع پایه شعاعی، گاما در تابع کرنل=۰/۱۴۳، پارامتر جریمه=۱۰۰	۷۵/۶۰	۰/۷۲
	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نوع کرنل=حلقوی، گاما در تابع کرنل=۰/۱۴۳، پارامتر جریمه=۱۰۰	۷۴/۷۹	۰/۷
SVM-OLI	۷ باند تصحیح شده، ۳۰۸۵ پلی‌گون آموزش، نوع کرنل=تابع پایه شعاعی، گاما در تابع کرنل=۰/۱۴۳، پارامتر جریمه=۱۰۰	۷۴/۸۰	۰/۷

در هر یک از کلاس‌ها است و دیگر اعداد بیانگر پیکسل‌های
خطا می‌باشند.

ماتریس خطا نشان دهنده پیکسل‌های درست تخصیص یافته
به هر کلاس در مقابل پیکسل‌های خطا است (جدول ۴). اعداد
قطر اصلی جدول ۴ بیان‌گر پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده

جدول ۴- ماتریس خطا حاصل از الگوریتم SVM-6SV کرنل تابع پایه شعاعی

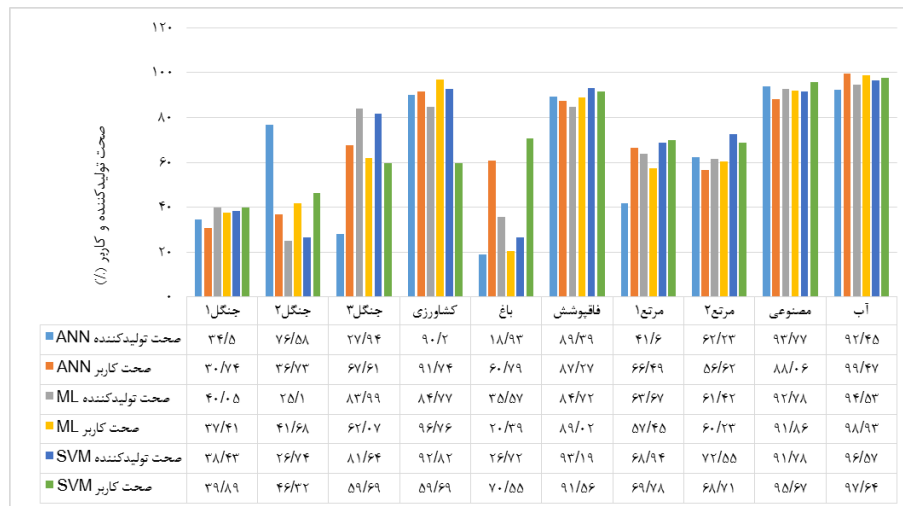
Table 4- Confusion matrix from SVM-6SV algorithm radial base function kernel

واقعیت زمینی (درصد)										
آب	مصنوعی	مرتع ۲	مرتع ۱	فاقدپوشش	باغ	کشاورزی	جنگل ۳	جنگل ۲	جنگل ۱	
۰/۱۰	۰/۳۳	۲/۱۲	۵/۳۲	۰/۰۲	۱/۹۷ ۳۲	۱/۰۲	۲/۴۶	۸/۱۹	۳۸/۴۱	جنگل ۱
۰/۰۰	۰/۰۳	۰/۹۳	۰/۶۰	۰/۰۰	۱/۰ ۱۵	۰/۱۰	۱۴/۲۵	۲۶/۷۴	۱۹/۶۸	جنگل ۲
۰/۱۱	۰/۰۰	۲/۱۱	۰/۳۴	۰/۰۲	۴/۴۷	۰/۷۰	۸۱/۶۴	۶۴/۲۱	۳۳/۲۶	جنگل ۳
۲/۷۲	۵/۷۱	۱/۹۳	۰/۱۸	۰/۴۵	۶/۴۵	۹۲/۸۲	۱/۴۹	۰/۲۶	۱/۰۷	کشاورزی
۰/۰۱	۰/۸۱	۰/۲۶	۰/۰۵	۰/۴۰	۱/۷۲ ۲۶	۰/۲۴	۰/۰۳	۰/۱۰	۰/۰۹	باغ
۰/۳۳	۱/۰۰	۴/۴۰	۶/۹۲	۹۳/۱۹	۲/۳۱	۲/۵۸	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۱۳	فاقدپوشش
۰/۰۰	۰/۰۷	۱/۴۵ ۱۵	۱/۹۴ ۶۸	۳/۲۸	۲/۲۵	۰/۴۰	۰/۰۵	۰/۲۴	۵/۹۷	مرتع ۱
۰/۱۷	۰/۱۳	۱/۵۵ ۷۲	۱/۶۱ ۱۷	۲/۳۰	۹/۰۲	۰/۸۵	۰/۰۵	۰/۲۵	۱/۳۰	مرتع ۲
۰/۰۰	۹۱/۷۸	۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۱۳	۰/۷۰	۱/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۵	مصنوعی
۱/۵۷ ۹۶	۰/۱۴	۰/۲۳	۰/۰۳	۰/۲۱	۰/۰۰	۰/۳۰	۰/۰۳	۰/۰۱	۰/۰۲	آب
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	کل

تایید بندهی

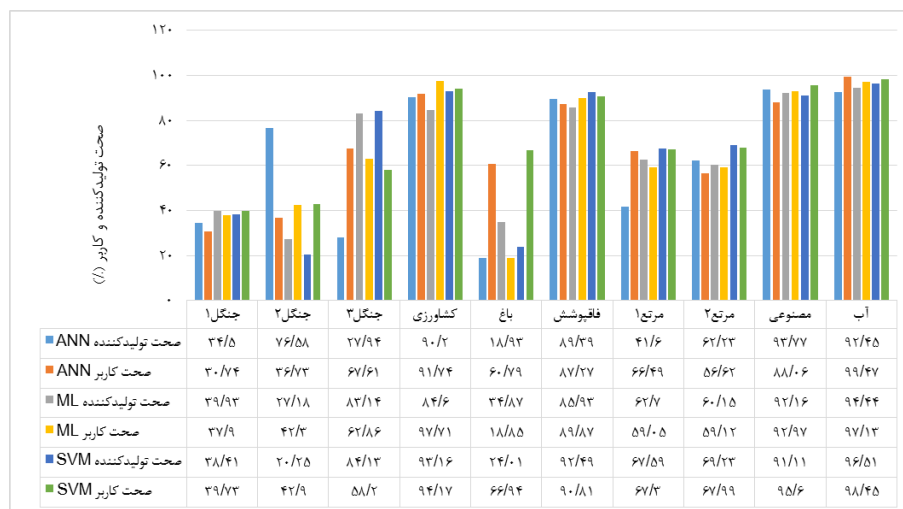
تولید کننده معادل ۹۳/۷۷٪ حاصل آورده است. پایین ترین دقت کاربر و تولیدکننده به ترتیب مربوط به کلاس باغ، جنگل ۳۰-۱۰٪ (جنگل ۱) و جنگل با تراکم ۳۰-۶۰٪ (جنگل ۲) است. صحت تولیدکننده برای باغ در روش حداکثر احتمال بهتر و به ترتیب بر روی داده‌های تصحیح شده و خام معادل ۳۵/۵۷٪ و ۳۴/۸۷٪ است. بهترین نتیجه حاصل از کلاس جنگل ۱ در طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان بدست آمده است. استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در تفکیک کلاس جنگل ۲ بهتر از دیگر روش‌هاست.

نتایج نشان داد که تصاویر تصحیح شده صحت کلی را تا ۱/۹٪ در الگوریتم حداکثر احتمال افزایش داده است. نمودار شکل ۳ و ۴ به ترتیب نشان‌دهنده صحت تولیدکننده و کاربر حاصل از الگوریتم‌های مختلف بر روی داده‌های خام و تصحیح شده با کد 6SV است. کلاس آب و پدیده‌های مصنوعی در هر سه روش بالاترین دقت تولیدکننده و کاربر را حاصل آورده است. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با دقت تولیدکننده ۹۶/۵۷٪ استخراج اطلاعات مناطق آبی بهتر از سایر روش‌هاست. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در تفکیک کلاس مصنوعی در حالت استفاده بر روی تصاویر تصحیح شده و خام صحت



شکل ۳- صحت تولیدکننده و کاربر در حالت اعمال الگوریتم ANN، ML و SVM بر روی تصویر تصحیح شده

Figure3- Producer and user accuracy in applying the ANN, ML and SVM algorithm based on the corrected image

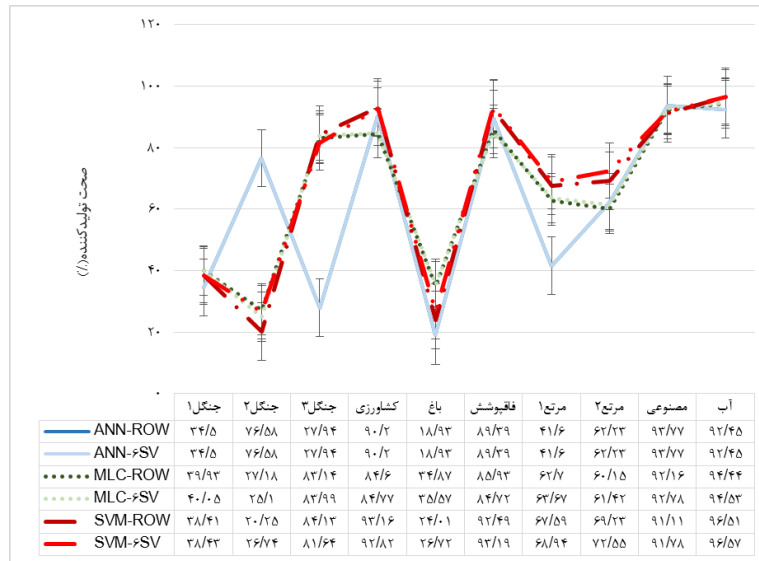


شکل ۴- صحت تولیدکننده و کاربر در حالت اعمال الگوریتم ANN، ML و SVM بر روی تصویر OLI

Figure 4- Producer and user accuracy in applying the ANN, ML and SVM algorithm Based on the OLI image

و فاقد پوشش در مابقی کلاسها استفاده از اطلاعات تصحیح شده سبب ارتقاء صحت شده است. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر روی تصاویر تصحیح شده به استثنای کلاس جنگل ۶۰-۱۰۰٪ (جنگل ۳) و کشاورزی سبب افزایش صحت تولید کننده شده است.

نمودار مقایسه‌ای شکل ۵ نشاندهنده صحت تولیدکننده حاصل از الگوریتم‌های مختلف بر روی تصاویر تصحیح شده و خام است. نتایج صحت تولیدکننده در حالت استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی برای تمامی کلاسها در دو حالت ثابت است. الگوریتم حداکثر احتمال به استثنای کلاس جنگل ۲، باغ

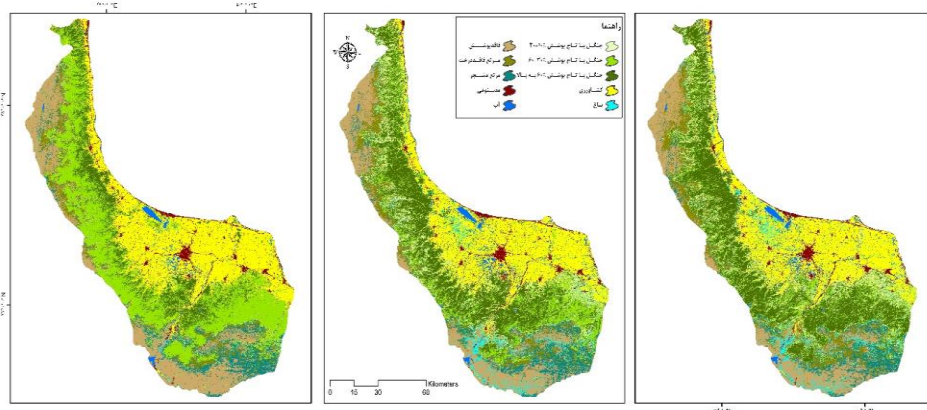


شکل ۵- مقایسه صحت تولیدکننده بر روی تصاویر OLI و تصحیح شده حاصل از الگوریتم‌های مختلف

Figure 5- Compare of the producer accuracy on the OLI and corrected images from different algorithms

کلی ۶۰/۷۵٪ و ضریب کاپای آماری ۰/۷۱ بهتر از سایر روش‌هاست (شکل ۶).

نتایج این تحقیق نشان داد که کرنل RBF-SVM بر روی تصاویر تصحیح شده از لحاظ دقت استخراج اطلاعات با صحت



شکل ۶- به ترتیب از راست تصاویر بالاترین صحت طبقه‌بندی حاصل از الگوریتم SVM, ML و ANN

Figure 6- Respectively from right pictures of highest classification accuracy from the algorithm SVM, ML and ANN

بحث و نتیجه‌گیری

های عصبی مصنوعی به مقدار ۳/۷۵٪ بالاتر است. مطالعه یانگ (۱۵) بیانگر ارتقاء ۲/۸٪ صحت در حالت استفاده از روش ماشین‌بردار پشتیبان در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی است. مقایسه به کارگیری ۴ کرنل ماشین‌بردار پشتیبان بیانگر

روش ماشین‌بردار پشتیبان با دقت کلی ۶/۷۵٪ و ضریب کاپای ۰/۷۲ بهتر از سایر روش‌ها در تفکیک کلاس‌های پوشش اراضی عمل نموده است. نتایج تحقیق فودی و ماتار (۱۳) نشان می‌دهد که صحت کلی ماشین‌بردار پشتیبان در مقایسه با شبکه-

این اثرات بر روی تصویر سبب ارتقاء صحت استخراج اطلاعات به میزان ۳/۶٪ با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان شده است. مانتارکیس و همکاران (۲۴) دریافتند که روش حداکثر احتمال حساسیت بیش‌تری نسبت به اعمال تصحیحات اثرات اتمسفر دارد. بنابراین در فرایند استخراج اطلاعات از باندهای اصلی با کاهش میزان صحت همراه است. علاوه بر این روش حداکثر احتمال تحت تاثیر کیفیت نمونه‌های تعلیمی، شرایط اتمسفر در حین تصویربرداری و انحرافات توپوگرافی قرار دارد. صحت کلاس‌ها روی داده‌های تصحیح شده نشان داد کلاس کشاورزی، فاقدپوشش، مرتع مشجر (مرتع ۲)، مرتع غیرمشجر (مرتع ۱) و آب با دقت بالاتری در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها قابل تفکیک هستند. الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در تفکیک کلاس جنگل ۱ و مصنوعی بهتر از ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال است. لاردوکس و همکاران (۲۹) بیان کردند که استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در تفکیک پوشش گیاهی انبوه مناطق حاره‌ای از سایر پوشش‌ها با ارتقاء ۲۰٪ صحت در مقایسه با طبقه‌بندی Wishart همراه است. الگوریتم حداکثر احتمال در تفکیک باغ بر روی داده‌های تصحیح شده بهتر از سایر الگوریتم‌ها عمل نموده است. با توجه به الگوی باغ‌های استان گیلان (بافت سنتی و نامنظم) تشخیص کلاس باغ از جنگل به دلیل شباهت طیفی بسیار مشکل است. اراضی فاقد پوشش با صحت ۹۳/۱۹٪ بر روی داده‌های تصحیح شده با به کارگیری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان قابل تشخیص است. مراتع تحت عنوان مشجر و فاقد درخت بررسی گردیدند. نتایج نشان داد که در بهترین حالت با استفاده از ماشین بردار پشتیبان به ترتیب مراتع مشجر و فاقد درخت با صحت ۷۲/۵۵٪ و ۶۸/۶۸٪ بر روی تصاویر تصحیح شده قابل تشخیص است. الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در تفکیک کلاس مصنوعی برتر از دیگر روش‌هاست. پهنه آبی منطقه با صحت ۹۶/۵۷٪ با به کارگیری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر روی داده‌های تصحیح شده قابل تشخیص است. یافته‌های این تحقیق بیان‌گر توانایی ماشین-

برتری نسبی RBF در مقایسه با دیگر کرنل‌ها است. زو و بومبرگ (۱۱) در تحقیقی بیان کردند که صحت استخراج اطلاعات با استفاده از کرنل RBF و Polynomial در مقایسه با Linear و Sigmoid بالاتر است. نتایج تحقیق مانتارکیس و همکاران (۲۴) نشان داد که دقت کرنل RBF، Linear و Polynomial از Sigmoid بالاتر است. شی‌های همگن از لحاظ بصری بر روی تصاویر آنلاین با قدرت تفکیک مکانی بالا مورد بررسی قرار گرفته است. علاوه بر این در بررسی میدانی مورد تایید قرار گرفتند. باتز و شاپ (۲۷) قابل اعتمادترین روش ارزیابی نتیجه سگمنت‌بندی خودکار را روش بصری معرفی نموده است. هیچ فرایند و نتیجه سگمنت‌بندی بدون رضایت مفسر قابل قبول نیست. استفاده از روش شی‌گرا جهت سگمنت‌بندی سرعت و دقت نمونه‌گیری را افزایش داده است. لی (۱۶) نشان داد که استفاده از اطلاعات سگمنت‌بندی در طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان صحت بالاتری را حاصل آورده است. اعمال تصحیحات اتمسفریک پیشرفته ۶SV بر روی تصاویر لندست ۸ باعث افزایش صحت استخراج اطلاعات گردید. در هر سه الگوریتم استفاده از داده‌های تصحیح شده موجب افزایش صحت نقشه کاربری اراضی شده است. یافته‌های این تحقیق نشان داد که به ترتیب الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و حداکثر احتمال حساسیت کمتری به اعمال و عدم اعمال تصحیحات اتمسفریک دارند. بنابراین به ترتیب استفاده از داده‌های تصحیح شده سبب ارتقاء صحت کلی استخراج اطلاعات به میزان ۰/۱۱، ۰/۸ و ۱/۹ درصد شده است. شبکه عصبی مصنوعی نسبت به اطلاعات دارای نویز پایداری بیش‌تری نشان داده است. طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان نسبت به نویز مقاوم است. محققان مختلف دلیل این توانایی را در تفکیک بهینه پدیده‌ها در فضای ابر صفحه و تلاش زمان بر برای دست یابی راه حل بهینه در شرایط پیچیده دانسته‌اند. این نتایج با یافته‌های علمی سایر محققان هماهنگی دارد. هانگ و همکاران (۲۸) پس از تصحیح اثر شیب، جهت، ارتفاع خورشید، آزمون و موقعیت نسبی درختان بر روی تصویر به این نتیجه دست یافتند که رفع

- information in: http://6s.ltdri.org/files/tutorial/6S_Manual_Part_1.pdf. 55p.
5. Ju, J., Roy, D.P., Vermote, E., Masek, J., Kovalsky, V., 2012. Continental-scale validation of MODIS-based and LEDAPS Landsat ETM+ atmospheric correction methods. *Remote Sensing of Environment*, 122(3):175–184.
 6. Hutt, C., Koppa, W., Miao, Y., Bareth, G., 2016. Best Accuracy Land Use/Land Cover (LULC) Classification to Derive Crop Types Using Multi temporal, Multi sensor and Multi-Polarization SAR Satellite Images. *Remote Sens*, 8(8): 2-15.
 7. Arveti, N., Etikala, B., Dash, P., 2016. Land Use/Land Cover Analysis Based on Various Comprehensive Geospatial Data Sets: A Case Study from Tirupati Area, South India. *Advances in Remote Sensing*, 5, 73-82.
 8. Lu, D., Batistella, M., Li, G., Moran, E., Hetrick, S., Freitas, C.C., Durta, L.V., Santana SJS. 2012. Land use/cover classification in the Brazilian Amazon using satellite images. *NIH. Public. Access*, 47(9): 1-36.
 9. Lu, D., Weng, Q.H., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5): 823–870.
 10. Jensen, J.R., 2005. *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. 3ed. Upper Saddle River: Prentice Ha.
- بردار پشتیبان و حداکثر احتمال در تفکیک کلاس‌ها مشابه از نظر طیفی (جنگل و مرتع) است.
- این تحقیق نشان‌دهنده برتری روش ناپارامتریک ماشین‌بردار پشتیبان در مقایسه با پارامتریک در طبقه‌بندی و تهیه نقشه پوشش اراضی استان گیلان (در مقیاس محلی) است. روش‌های ناپارامتریک به خصوص الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان علاوه بر عدم نیاز به توزیع نرمال کلاس‌ها، به رفع اطلاعات ناخواسته از جمله اثرات توپوگرافی، زاویه خورشید، ارتفاع خورشید، ذرات معلق و بخار آب حساسیت کمتری دارند. بنابراین در مطالعات با مقیاس محلی و بزرگ با توجه به تغییرات بالا در بخش‌های مختلف تصویر از جنبه طیفی، شرایط اتمسفر و خصوصیات زمین قابل پیشنهاد است.
- منابع**
1. Feng, M., Sexton, J.O., Huang, C., Masek, J.G., Vermote, E.F., Gao, F., Narasimhan, R., Channan, S., Wolfe, R.E., Townshend, J.R., 2013. Global surface reflectance products from Landsat: Assessment using coincident MODIS observations. *Remote Sensing of Environment*, 134(1): 276-293.
 2. King, M.D., Tsay, S.C., Platnick, S.E., 1997. Cloud retrieval algorithms for MODIS: Optical thickness, effective particle radius, and thermodynamic phase, see information in: https://eosps.nasa.gov/sites/default/files/atbd/atbd_mod05.pdf. 83p.
 3. Vermote, E., Kotchenova, A., 2008. Atmospheric correction for the monitoring of land surfaces, *Journal of Geophysics remote sensing*, 113(23):1-12.
 4. Vermote, E., Tanré, D., Deuzé, J., 2006. Second simulation of a satellite signal in the solar spectrum-vector (6SV), 6S User Guide Version. see

- algorithm theoretical basis document (MOD-07), Eos ATBD web site [Online]. see information in: <http://modis-atmos.gsfc.nasa.gov/docs/MOD07MYD07ATBDC005.pdf> . 39p.
19. Benz, U.C., Hoffmann, p., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multi-resolution object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready Information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1): 239-258.
 20. Song, X.P., Huang, C., Feng, M., Sexton, J.O., Channan, S., Townshend, J.R., 2014. Integrating global land cover products for improved forest cover characterization: an application in North America. *International Journal of earth*, 9(7): 709-724.
 21. Carreiras, J.M.B., Jose. M.C., Pereira, J., Pereira. S., 2006. Estimation of tree canopy cover in evergreen oak woodlands using remote sensing. *Forest Ecology and Management*, 223(1): 5-53
 22. Mather, P.M., 2011. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images*, 4ed. John Wiley & Sons, Ltd: Chichester, UK.
 23. Van Niel, T., McVicar, T., Datt, B., 2005. On the relationship between training sample size and data dimensionality: Monte Carlo analysis of broadband multi-temporal classification. *Remote Sensing of Environment*. 98(1): 468-480.
 24. Mountrakis, G., Im, J., Ogole, C., 2011. Support vector machines in remote sensing: A review *ISPRS*
 11. Zhu, G., Blumberg, D.G., 2002. Classification using ASTER data and SVM algorithms; the case study of Beer Sheva, Israel. *Remote Sensing of Environment*, 80(2): 233-240.
 12. Hu, G., Blumberg, D.G., 2002. Classification using ASTER data and SVM algorithms; the case study of Beer Sheva, Israel. *Remote Sensing of Environment*, 80(2): 233-24.
 13. Foody, G.M., Mathur, A., 2004. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6): 1335-1343.
 14. Yang, X., 2011. Parameterizing support vector machines for land cover classification. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 77(1): 27-37.
 15. Yan, L., Roy, D.P., 2014. Automated crop field extraction from multi-temporal Web Enabled Landsat Data. *Remote Sensing of Environment*, 144(1): 42-64
 16. Li, H., Gu, H., Han, Y., Yang, J., 2010. Object-oriented classification of high-resolution remote sensing imagery based on an improved color structure code and a support vector machine. *International Journal of Remote Sensing*, 31(6): 1453-1470.
 17. Kaufman, Y.J., Tanre, D., 1992. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 30(2): 261-270.
 18. Menzel, W., Seemann, S., Li J. 2002. MODIS atmospheric profile retrieval

- Symposium on Operationalization of Detailed remote sensing, August 1999-Enschede-Netherlands.
28. Huang, H., Gong, P., Clinton, N., Hui, F., 2008. Reduction of atmospheric and topographic effect on Landsat TM data for forest classification. *International Journal of Remote Sensing*, 29(19): 5623–5642.
29. Lardeux, C., Frison, P.L., Tison, C., Souyris, J.C., Stoll, B., Fruneau, B., Rudant, J.P., 2009. Support vector machine formulate frequency SAR polar metric data classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(12): 4143–4152.
- Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66(1): 247–259.
25. Richards, J.A., 2013. *Remote sensing digital image analysis*, 4ed, springer.
26. Topaloglu, R.H, Sertele, E., Musaoglu, N., 2016. Assessment of classification of sentinel-2 and landsat-8 data for land cover/use mapping. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLI-B8: 1055-1059.
27. Baatz, M., Schape, A. «Object-oriented and multi-scale image analysis in semantic network»-2nd Int.