

مقایسه روش‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در استخراج نقشه‌های کاربری و پوشش اراضی با استفاده از تصاویر لندست ۸ (مطالعه موردی: حوضه صوفی چای)

محمدحسین رضایی مقدم^۱

خلیل ولیزاده کامران^۲

صغری اندریانی^۳

فرهاد الماس‌پور^۴

چکیده

تهیه نقشه کاربری و پوشش اراضی برای برنامه‌ریزی و مدیریت منابع طبیعی امری ضروری می‌باشد. در این بین استفاده از داده‌های سنجش از دور با توجه به ارائه اطلاعات به روز، پوشش تکراری، کم‌هزینه بودن در ارزیابی منابع طبیعی جایگاه خاصی دارد. لذا در این پژوهش، تصاویر لندست ۸ به‌عنوان داده ورودی برای تهیه نقشه کاربری اراضی در سطح ۱:۲۰۰۰ مورد استفاده قرار گرفت. در این بین، با توجه به جدید بودن این تصاویر، تصحیحات رادیومتریک با استفاده از روابط موجود در محیط مدل از نرم‌افزار Erdas فرمول‌نویسی شد. همچنین از شاخص‌های گیاهی NDVI، خاک بایر (BI) و سه مولفه اصلی آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA) به‌عنوان ورودی در کنار دیگر باندها برای افزایش دقت طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت. از طرفی توابع کرنل‌ها و رتبه‌های چندجمله‌ای روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) مورد ارزیابی قرار گرفت و بهترین نتیجه این روش با روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که دقت

Email: Rezmogh@yahoo.com

۱- استاد گروه ژئومورفولوژی دانشگاه تبریز.

۲- استادیار گروه سنجش از دور و GIS دانشگاه تبریز.

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور و GIS.

۴- کارشناس سنجش از دور و GIS شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی.

روش ماشین بردار پشتیبان ۹۲٪ با ضریب کاپا ۰/۹۱ و روش شبکه عصبی ۸۹٪ با ضریب کاپا ۰/۸۷ می‌باشد همچنین جایی که کلاس‌ها رفتار طیفی مشابهی را از خود نشان می‌دهند روش SVM کارایی بهتری از خود نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: کاربری اراضی؛ لندست ۸؛ شاخص‌های گیاهی و خاک بایر؛ ANN؛ SVM

مقدمه

یکی از ابزارهای موثر در زمینه مطالعات محیط زیست و علوم زمین، استفاده از فناوری سنجش از دور و بهره‌گیری از داده‌های ماهواره‌ای است (علوی‌پناه، ۱۳۸۹: ۲۰). سنجش از دور به جهت ارائه اطلاعات به‌روز، پوشش‌های تکراری، سنجش در محدوده‌های طیفی متفاوت، ارزان بودن، تنوع اشکال داده، سنجش کمی و رقومی پدیده‌های سطح زمین، در ارزیابی منابع طبیعی از اهمیت بالایی برخوردار بوده و بهترین وسیله در تهیه نقشه‌های کاربری و پوشش اراضی محسوب می‌شود (Yan, 2003: 3). وجود آمار و اطلاعات دقیق، صحیح و به‌هنگام، عامل حیاتی برای کلیه برنامه‌ریزی‌ها و تصمیم‌گیری‌های کلان اقتصادی، فرهنگی، اجتماعی و... در کشور می‌باشد. آگاهی از انواع پوشش سطح زمین و فعالیت‌های انسانی در قسمت‌های مختلف آن و به‌عبارت دیگر نحوه استفاده از زمین، به‌عنوان اطلاعات پایه برای برنامه‌ریزی‌های مختلف از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. روش‌های مختلفی برای تهیه نقشه پوشش و کاربری اراضی وجود دارد که هر کدام دارای مزایا و محدودیت‌هایی هستند. انتخاب روش به هدف مطالعه و داده‌های در دسترس بستگی دارد. با توجه به این که استخراج اطلاعات پوشش و کاربری زمین از داده‌های سنجش از دور روبه فزونی می‌باشد به‌همین دلیل تحقیقات زیادی در مورد روش‌هایی برای افزایش دقت طبقه‌بندی صورت گرفته است که از جمله می‌توان از روش‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان نام برد (Foody, et. al, 2004: 1336).

عموماً روش‌های طبقه‌بندی به دو روش پارامتریک و ناپارامتریک تقسیم می‌شود که از روش‌های ناپارامتریک، روش‌های SVM⁵ و ANN⁶ را می‌توان نام برد این روش‌ها از ویژگی‌های آماری داده‌ها استفاده نمی‌کنند و اخیراً جزو تکنیک‌های طبقه‌بندی قرار گرفته‌اند. تئوری SVM توسط "واپتیک و همکاران" پیشنهاد شد و در سال ۲۰۰۰ جزئیات آن مورد بررسی قرار گرفت سپس در سال ۲۰۰۴ برای استفاده در سنجش از دور مورد استفاده قرار گرفت (Srivastava, et.al, 2012: 1251). SVM ریشه در تئوری یادگیری آماری⁷ دارد و به شناختن متن و اعداد موجود و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای دیدگاه ماشینی دارد (Vapnik, 1999: 139). ماشین بردار پشتیبان طبقه‌بندی را با ایجاد یک سطح جداکننده چند بعدی⁸ به صورت بهینه از هم جدا می‌کند.

تاکنون شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی مانند رایانه، روانشناسی، زیست‌شناسی و شیمی آلی به کار گرفته‌اند. از اواخر دهه ۱۹۸۰، روش مذکور برای تجزیه و تحلیل داده‌های سنجش از دور در کاربردهای گوناگون مانند، طبقه‌بندی پوشش اراضی، آشکارسازی ابر و مانند آن به کار گرفته شد (Warner, 2005: 1208). روش شبکه عصبی تکنیک طبقه‌بندی ناپارامتریک می‌باشد (Lu & Weng, 2007: 823). بنابراین نیاز به نرمال بودن توزیع فضایی داده‌ها نیست و هم‌چنین در این روش جداسازی کلاس‌ها به صورت خطی صورت نمی‌گیرد. این روش از اجزای ساده محاسباتی به نام نرون‌ها تشکیل شده که در واقع ساختاری شبیه ساختار نرون‌های عصبی بیولوژیکی انسان دارند. مهم‌ترین وظیفه نرون، دریافت اطلاعات از نرون‌های همسایه به عنوان ورودی و دادن وزن به هریک از ورودی‌ها می‌باشد و به منظور محاسبه پاسخ نرون به داده‌های ورودی از تابع عملکرد داخلی نرون استفاده می‌شود و بالاخره پاسخ محاسبه شده به سایر نرون‌های شبکه تحت عنوان ورودی جدید ارسال می‌شود (Atkinson, et.al, 1997: 700). پیشینه تحقیق نشان می‌دهد طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از روش‌های یاد شده نتایج متفاوتی را ارائه

5- Support Vector Machine

6- Artificial Neural Network

7- Statistical Learning Theory

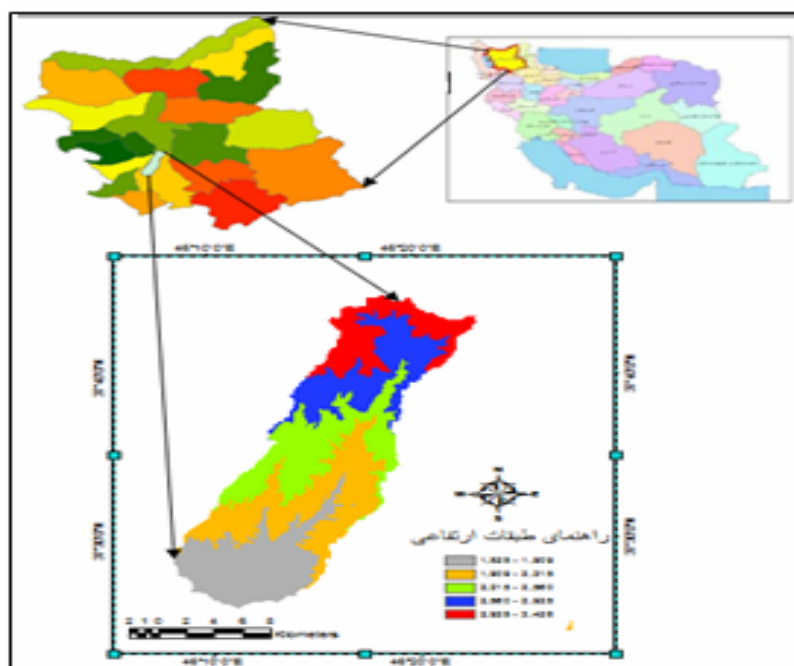
8- N-Dimensional

می‌نماید در این رابطه تحقیقات زیادی صورت گرفته است (Brian et al, 2011: 549). روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و حداکثر احتمال را در طبقه‌بندی نواحی ساحلی Koh Tao در تایلند با استفاده از تصاویر ASTER مورد مقایسه قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که دو روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان چندان تفاوتی از لحاظ دقت کلی ندارند (Nitze, et al, 2012: 35). نوع محصولات زراعی را در دشت‌های کانادا مورد طبقه‌بندی قرار دادند و برای این منظور روش‌های SVM، ANN، RF و MLC را مورد مقایسه قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که روش SVM از دقت بالاتری نسبت به روش‌های دیگر برخوردار است. (Srivastava et al, 2012: 1263) سه الگوریتم ANN، SVM و MLC را مورد مقایسه قرار داده و به این نتیجه رسیدند که دقت روش ANN نسبت به دو روش دیگر بیشتر است (Srivastava et al, 2009: 7). کرنل‌های موجود برای روش SVM را در طبقه‌بندی داده‌ها به کار بستند و به این نتیجه رسیدند که کرنل RBF بهترین کرنل برای طبقه‌بندی داده‌ها می‌باشد. هدف از این مطالعه نیز مقایسه دقت عملکرد کرنل‌های مختلف SVM و نتیجه بررسی این دقت با روش ANN در طبقه‌بندی کاربری اراضی بالادست حوضه صوفی‌چای می‌باشد که به این منظور از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ استفاده شده است.

محدوده مورد مطالعه

حوضه آبریز صوفی‌چای (از زیرحوضه‌های دریاچه ارومیه) در قسمت جنوب غربی استان آذربایجان شرقی قرار دارد. این محدوده یکی از زیرحوضه‌های صوفی‌چای در بالا دست سد علویان دارای مساحتی حدود ۳۰۳ کیلومتر مربع و محدوده ارتفاعی بین ۳۴۲۷ - ۱۵۲۵ متر می‌باشد. محدوده حوضه با استفاده از DEM ASTER⁹ با استفاده از توابع Arc Hydro استخراج گردیده است (شکل ۱).

9- Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer Digital Elevation Model



شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران و استان آذربایجانشرقی

مواد و روش‌ها

برای استخراج نقشه کاربری و پوشش اراضی از تصویر لندست ۸ (OLI/TIR¹⁰) مربوط به ۱۰ جولای سال ۲۰۱۳ استفاده شده است. از مدل رقومی ارتفاعی استر با پیکسل سایز ۳۰ متری برای استخراج حوضه و تصحیح توپوگرافیکی تصویر استفاده شد و چون نرم‌افزار خاصی برای پردازش تصاویر ۱۲ بیتی لندست ۸ که به ۱۶ بیت نمونه‌گیری مجدد^{۱۱} شده‌اند وجود ندارد، لذا برای دقت بیشتر برخی فرمول‌های موجود تصحیحات و شاخص‌های گیاهی در نرم‌افزارهای Erdas Model Maker و ENVI Band Math برنامه‌نویسی شد. نرم‌افزار PCI Geomatica برای تصحیح هندسی مورد استفاده قرار گرفت. همچنین از نرم‌افزار

10- Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor

11- Resample

Arc GIS برای پیش‌پردازی داده‌ها و تعیین مساحت و ارتفاع حوضه، از نرم‌افزار Arc Hydro برای استخراج محدوده حوضه، از نرم‌افزار ENVI برای طبقه‌بندی تصاویر و دستگاه GPS برای برداشت مکانی نقاط تعلیمی استفاده شد.

برای انجام تصحیح رادیومتریک تصویر مورد استفاده از روش پیشنهادی USGS EROS¹² استفاده شده است که جزئیات بیشتر در مجموعه LDCM Cal/Val Algorithm Description توضیح داده شده است. در تصحیح آتمسفری به دلیل وجود منابع آبی از روش کاهش عددی پیکسل‌ها (Chavez, 1996: 1029) استفاده شد. برای تصحیح هندسی در تحقیق حاضر از تصاویر اسپات ۲۰۰۵ و از روش تثبیت هندسی تصویر به تصویر استفاده شد. با برداشت‌هایی که از تقاطع جاده‌های اصلی با استفاده از GPS نقطه‌برداری شده بود مشاهده شد که در تصاویر لندست ۸ میزان خطا کمی بیش‌تر از یک پیکسل می‌باشد ولی در تصاویر اسپات خطای هندسی نسبت به برداشت‌های GPS مشاهده نشد و از آنجایی که نمونه‌های تعلیمی با استفاده از GPS برداشت می‌شوند از این رو ملاک تصحیح بر اساس برداشت‌های حاصل از این وسیله قرار گرفت. در این تصحیح تقاطع جاده‌ها به‌عنوان نقاط آموزشی برای تصحیح انتخاب و برای نمونه‌گیری مجدد از روش نزدیک‌ترین همسایگی^{۱۳} استفاده شد و تصویر با خطای جذر میانگین مربعات^{۱۴} ۰/۴۵ پیکسل تصحیح شد. برای از بین بردن عوامل توپوگرافی در نتیجه تفاوت در زاویه انرژی رسیده به سطح کوهستان از روش Lambertian Reflectance Mode (Colby, 1991: 535) استفاده شد. در این مطالعه از روش بسط خطی برای بسط دامنه مقادیر درجه روشنایی پیکسل‌ها استفاده شد و ارزش آن‌ها در ۸ بیت ذخیره شد. همچنین برای تفسیر بصری و شناخت اولیه از منطقه از ترکیب باندهای زیر استفاده شد. در ترکیب باندهای ۷، ۴ و ۶ مناطق بایر به رنگ سفید، ترکیب باندهای ۶، ۵ و ۴ پوشش گیاهی به رنگ سبز و در ترکیب ۵، ۳، ۲، پوشش گیاهی به رنگ قرمز و مناطق آبی به رنگ آبی تیره قابل تفسیر بصری بود.

روش‌های به کار رفته در این پژوهش به شرح زیر می‌باشد:

12- U.S. Geological Survey Earth Resources Observation and Science

13- Nearest Neighbor

14- [Root mean Square](#)

کاهش تعداد باندها: تعداد باندهای شرکت‌کننده در طبقه‌بندی براساس وجود کم‌ترین همبستگی بین باندها انتخاب می‌شود تا تداخل اطلاعاتی بین آن‌ها کم شود. باندهای ۴، ۵ و ۶ از بین ۹ باند (باند ۹ و باند ۸ شرکت داده نشد) دارای کم‌ترین همبستگی نسبت به هم بودند ولی در روش‌های SVM, ANN چندان دقت قابل قبولی به دست نیامد. از آنجایی که هر چه بر تعداد باندها اضافه می‌شد دقت کلی نیز افزایش می‌یافت به همین علت فقط از باند ۸ (پانکروماتیک) و باند ۹ (برای مطالعه ابرهای سیروس) صرف‌نظر شد. همچنین از شاخص‌های طیفی و مولفه‌های اصلی PCA^{۱۵} نیز به‌عنوان باندهای ورودی معرفی شد. البته در این پژوهش استفاده از شاخص‌های طیفی باعث پایین آمدن دقت طبقه‌بندی شد.

شاخص پوشش گیاهی^{۱۶}: NDVI به‌طور گسترده در بازیابی خصوصیات زیستی - فیزیکی پوشش گیاهی مورد استفاده قرار گرفته و به‌عنوان یک برآوردکننده لایه پوشش گیاهی شناخته شده است (Gandini, 2004: 169). برای این شاخص در تصویر لندست ۸ از باندهای ۵ و ۴ استفاده شد (شکل ۵).

شاخص خاک بایر^{۱۷}: BI در تعیین نواحی بایر کاربرد دارد. دامنه تغییر آن از -۱ تا +۱ بوده و از رابطه (۲) قابل محاسبه می‌باشد (Roy, et.al, 1996: 726)، (شکل شماره ۴). در این رابطه MIR باند ۶؛ IR باند ۵؛ R باند ۴ و B باند ۲ در لندست ۸ می‌باشد (شکل ۵).

$$\text{BI} = \frac{\{(MIR + R) - (IR + B)\}}{\{(MIR + R) + (IR + B)\}} \quad (۱)$$

تحلیل مؤلفه اصلی: PCA از روش‌های آماری چندمتغیره است که می‌توان از آن برای کاهش همبستگی بین باندها و تفسیر بهتر اطلاعات در مواردی که با حجم زیادی از اطلاعات روبرو هستیم استفاده نمود (Noori, et.al, 2008: 254).

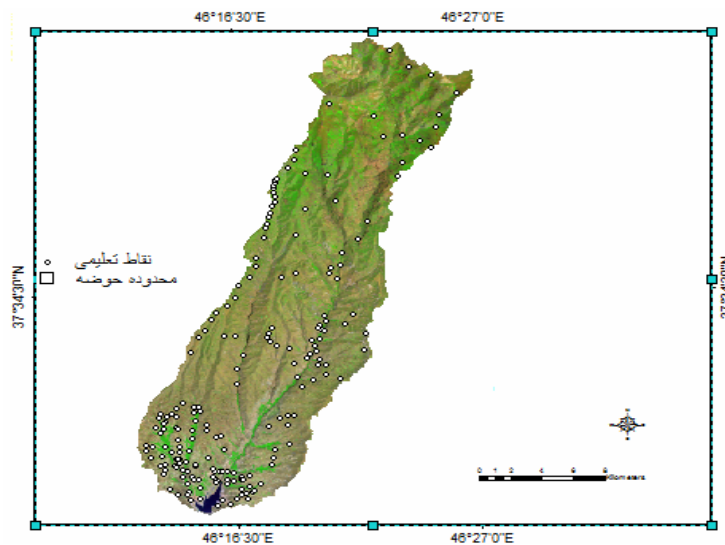
تعریف کلاس‌ها بر اساس هدف، کاربری‌های موجود و تفکیک مکانی تصویر صورت می‌گیرد که در این تحقیق از کلاس‌های کاربری اراضی در سطوح یک و دو (سازمان

15- Principal Component Analyse

16- Normalize Difference Vegetation Index

17- Bare Soil Index

زمین‌شناسی آمریکا^۸، ۱۹۷۲) و در ۷ کلاس با توجه به وجود کلاس‌ها (زراعت آبی در این منطقه وجود ندارد) در منطقه مورد مطالعه استفاده شده است. همچنین جمع‌آوری نمونه‌های آموزشی در طبقه‌بندی نظارت شده تصاویر ماهواره‌ای به منظور استخراج نقشه‌های کاربری اراضی لازم و ضروری می‌باشد، بنابراین پس از تعیین کلاس‌های کاربری اراضی، اقدام به جمع‌آوری نمونه‌های تعلیمی گردید. جمع‌آوری نمونه‌های تعلیمی در دو مرحله که مرحله اول برای آموزش مدل‌های مورد استفاده (۱۵۰ نقطه) و در دومین مرحله برای تست کردن نتیجه مدل (۱۰۰ نقطه)، با روش نمونه‌گیری تصادفی ساده و با استفاده از دستگاه GPS انجام شده است. البته برای انتخاب نمونه از بالادست حوضه از نرم‌افزار Google Earth استفاده شده است. تفکیک‌پذیری تمام کلاس‌ها مابین ۲- ۱/۹ بوده است که هرچقدر عدد به دست آمده به ۲ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده تفکیک‌پذیری بیشتر میان کلاس‌ها است و هر چه به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده کاهش تفکیک‌پذیری است. شکل ۲ موقعیت نقاط آموزشی در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل (۲) موقعیت نقاط آموزشی

طبقه‌بندی نظارت شده با روش شبکه عصبی: در اکثر طبقه‌بندی‌ها شبکه‌های عصبی پرسپترون سه لایه با توجه به کاربرد زیاد آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. شبکه عصبی مصنوعی از مجموعه‌ای از نرون‌ها و واحدهای محاسبه‌کننده که با یک روش منطقی^{۱۹} به هم متصل شده اند استفاده می‌کند که لایه ورودی شامل باندهای یک تصویر، لایه دوم به‌عنوان لایه پنهان و شامل تعدادی گره‌های محاسبه‌گر است. سرانجام لایه سوم، لایه خروجی است که پاسخ شبکه عصبی به بردار الگوی ورودی را فراهم می‌سازد تعداد نرون در این لایه متناظر با تعداد کلاس‌هایی است که توسط شبکه عصبی باید از هم متمایز داده شود (شکل ۳). در نرم‌افزار ENVI4.8 این شبکه بر اساس الگوریتم پس انتشار خطا^{۲۰} آموزش می‌بیند به عبارتی خروجی شبکه، با مقدار مطلوبی که از شبکه انتظار می‌رود مقایسه شده و با تغییر در نرون‌های ارتباط‌دهنده نرون‌ها در شبکه تعدیل می‌شود که برای این کار از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می‌کند تا با استفاده از گرادیان تابع هزینه، وزن‌های شبکه را برای کاهش میزان خطای شبکه تعدیل کند و تا خطای موجود به ازای تمامی نمونه‌های آموزشی به یک مقدار حداقل که برای شبکه از قبل تعیین شده نرسد، این کار ادامه می‌یابد. این الگوریتم از تابع سیگموئیدی^{۲۱} به‌عنوان تابع غیر خطی استفاده می‌کند و از آن‌جایی که قاعده پس انتشار به مشتق‌گیری نیاز دارد تابع سیگموئیدی به‌علت داشتن خاصیت مشتق‌پذیری این شرایط را فراهم می‌آورد. طبقه‌بندی منطقی ANN برای طبقه‌بندی نظارت شده اعمال می‌شود و با رابطه (۲) قابل بیان است.

$$O_j = 1 / (1 + e^{-\lambda \text{net}_j}) \quad \text{رابطه (۲)}$$

O_j خروجی برای ورودی z ، λ شیب تابع تبدیل و net_j از رابطه (۳) بیان می‌شود.

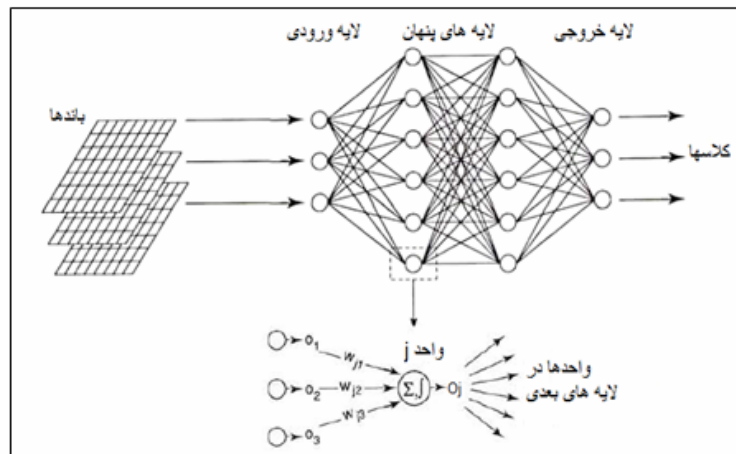
$$\text{net}_j = \sum_i w_{ij} z_i \quad \text{رابطه (۳)}$$

w_{ij} وزن داده شده از واحد z تا i و خروجی واحد i (Shalkoff, 1997: 565).

19- Logistic

20- Multi Layer Perceptron

21- Sigmoid



شکل (۳) نحوه وزن دهی و عملکرد منطقی در شبکه عصبی مصنوعی (Fody, 1996: 493)

همچنین در این روش، مقداری به روند تنظیم وزن‌ها اضافه می‌شود که متناسب با میزان تغییر قبلی وزن است و باعث افزایش در سرعت همگرایی و سرعت آموزش می‌شود و سرعت مومنتم^{۲۲} نامیده می‌شود. دامنه عددی آن بین ۱- تا ۰+ می‌باشد. گاه در تعریف شبکه از یک حد آستانه θ نیز استفاده می‌شود (شکل ۳).

طبقه‌بندی نظارت شده با روش ماشین بردار پشتیبان: SVM تقریباً شبیه شبکه‌های عصبی بوده که با استفاده از یک تابع کرنل سیگموئیدی، معادل شبکه عصبی پرسپترون دو لایه‌ای باشد (Rao, 2013: 5). به عبارتی این تابع داده‌های آموزشی را که به صورت غیرخطی در فضای چندبعدی با استفاده از تابع کرنل طرح‌ریزی می‌شود را در یک مجموعه داده به صورت خطی از هم جدا می‌کند که نتیجه آن طبقه‌بندی خطی بین داده‌ها می‌باشد (Vapnik, 1999: 131). ویژگی اصلی این روش توانایی بالا در استفاده از نمونه‌های تعلیمی کمتر و رسیدن به دقت بالاتر نسبت به سایر روش‌های قبلی می‌باشد (Mantero, 2005: 560). این طبقه‌بندی‌کننده به صورت باینری عمل کرده و دو کلاس را با استفاده از یک فرا صفحه از هم جدا می‌کند (Srivastava, et.al, 2009: 2). نقاط آموزشی که کم‌ترین

فاصله یا حتی در روی صفحه‌های موازی قرار می‌گیرند به‌عنوان بردارهای پشتیبان^{۳۳} در نظر گرفته می‌شوند و فر صفحه‌ای که حداکثر حاشیه را بین دو کلاس فراهم می‌نماید فرا صفحه بهینه نامیده می‌شود. وقتی نزدیک‌ترین نمونه‌های تعلیمی دو کلاس به مرزها محاسبه می‌شود بهینه‌ترین شرایط قرارگیری فراصفحه بهینه، به شرط داشتن بیش‌ترین حاشیه مشخص می‌شود به طوری که بیشترین فاصله مساوی بین دو صفحه موازی ایجاد شود تا دقت طبقه‌بندی بیش‌تر شود. به عبارت دیگر طرز قرارگیری ابر صفحه جداکننده بهینه، پیکسل‌های درست طبقه‌بندی نشده را به حداقل می‌رساند (شکل ۴). برای تعریف نحوه قرارگیری این صفحه از کرنل‌هایی به شرح جدول ۱ استفاده می‌شود.

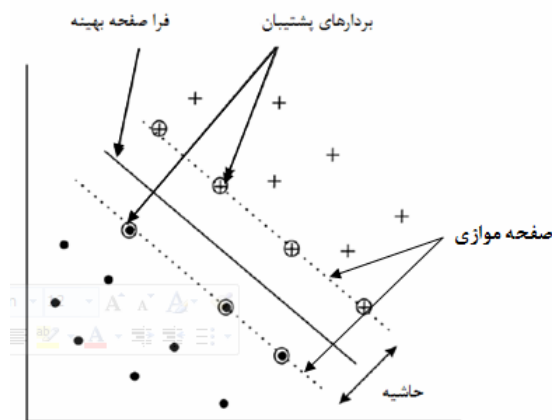
جدول (۱) انواع کرنل‌های مورد استفاده

$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j$	خطی
$K(x_i, x_j) = (g x_i^T x_j + r)^d, g > 0$	چندجمله‌ای
$K(x_i, x_j) = \exp(-g \ x_i - x_j\ ^2), g > 0$	پایه شعاعی
$K(x_i, x_j) = \tanh(g x_i^T x_j + r)$	سیگموئید

x_i, x_j مجموعه‌ای از داده‌های آموزش d, g گاما - یک پارامتر تعریف شده توسط کاربر به‌عنوان عرض کرنل، d درجه چند جمله‌ای، r اریب یا تمایل و T ماتریس واحد.

در کرنل‌های چندجمله‌ای، شعاعی و سیگموئید از پارامتری به‌عنوان پارامتر جریمه^{۳۴} برای بهبود خطای طبقه‌بندی استفاده می‌شود که افزایش آن تا حدی باعث کم شدن خطای طبقه‌بندی می‌شود. هم‌چنین در کرنل چندجمله‌ای و سیگموئید از یک مقدار به‌عنوان آستانه تحریک (بایاس)^{۳۵} استفاده می‌شود.

23- Support Vectors
24- Penalty Parameter
25- Bias



شکل (۴) تفکیک ماشین بردار پشتیبان با فراصفحه جداکننده

ارزیابی دقت: به منظور بیان دقت یک نقشه طبقه‌بندی شده به صورت کمی می‌توان آن را به صورت پیکسل به پیکسل با واقعیت زمینی مقایسه و نتایج را در جدولی به نام جدول خطا درج نمود. بر پایه، این جدول می‌توان معیارهای کمی نظیر دقت کاربر^{۲۶}، صحت تولید^{۲۷} صحت کلی^{۲۸} و ضریب کاپا^{۲۹} را برای بیان صحت محاسبه نمود.

با توجه به این که برای نهایی نمودن نقشه کاربری اراضی، باید همه شاخص‌های دقت طبقه‌بندی با یک و یا چند شاخص آماری معتبر برازش داده شود. شاخص کاپا از جمله روش‌های آماری می‌باشد که با رابطه (۴) قابل بیان می‌باشد (Congalton, 1999: 40).

$$k = N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{io} * X_{oi}) / N^2 - r \sum_{i=1}^r (X_{io} * X_{oi}) \quad (۴) \text{ رابطه}$$

در این رابطه K: شاخص کاپا

r: تعداد ردیف ماتریس طبقه‌بندی

-
- 26- User Accuracy
 - 27- Produce Accuracy
 - 28- Overall Accuracy
 - 29- Kappa Coefficient

X_{ii} : تعداد مشاهدات در ردیف و ستون (محور اصلی ماتریس)

X_{io} : مجموع مشاهدات در ردیف (مجموع ردیف برای هر کاربری)

X_{oi} : مجموع مشاهدات در ستون (مجموع ستون برای هر کاربری)

N : مجموع کل مشاهدات ماتریس طبقه‌بندی

در محاسبه ضریب کاپا علاوه بر پیکسل‌هایی که درست طبقه‌بندی شده، پیکسل‌هایی که نادرست طبقه‌بندی شد اند نیز دخالت داده می‌شوند، از این‌رو معیار مناسبی برای مقایسه نتایج طبقه‌بندی‌های مختلف می‌باشد.

عملیات پس پردازش نیز شامل ادغام کلاس‌ها (روستاها، بایر و برونزدهای سنگی به کلاس بایر) می‌باشد چراکه به‌علت بافت روستاها، که از خشت و خام می‌باشد در تصاویر لندست با تفکیک مکانی ۳۰ متر قابل شناسایی نمی‌باشد و چون بحث تغییر کاربری در این مطالعه مدنظر نمی‌باشد بنابراین کلاس مسکونی (در حد ۶-۷ روستا) با کلاس بایر ادغام می‌شود. هم‌چنین از فیلتر اکثریت با کرنل ۳×۳ استفاده شد. مرحله بعد تبدیل تصویر طبقه‌بندی شده به پلیگون و انتقال به محیط Arc GIS برای مدیریت کلاس‌ها می‌باشد.

یافته‌ها و بحث

پارامترهای مورد نیاز هر دو روش برای افزایش میزان دقت با استفاده از طریق آزمون و خطا به دست آمد که برای شبکه عصبی سرعت مومنتم با سرعت ۰/۴، تکرار آموزش ۵۰۰۰ بار، سرعت آموزش ۰/۱ و آستانه صفر در نظر گرفته شد.

در روش SVM مقدار بایاس ۱۰ در کرنل چند جمله‌ای دارای دقت خوبی نسبت به اعداد کم یا بیشتر از آن دارد به عبارتی افزایش بایاس تا حد مقدار ۱۰ باعث افزایش دقت در مقدار طبقه‌بندی می‌شود و این در حالی است که با افزودن این آستانه تحریک مقدار پنالیتی بیشتر از ۱۰۰ هیچ تأثیری در افزایش دقت ندارد. اما در کرنل RBF که آستانه تحریک ندارد مقدار پنالیتی ۱۰۰۰ نسبت به ۱۰۰ به مقدار ۱۰٪ دقت کلی طبقه‌بندی را افزایش

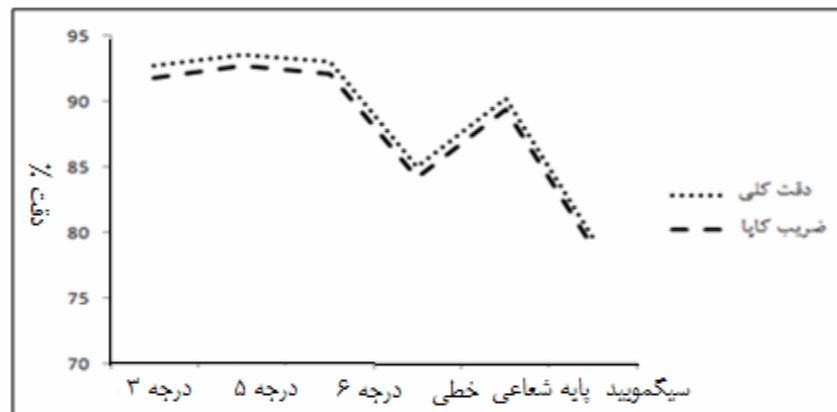
می‌دهد. در کرنل خطی نیز به دلیل عدم وجود گاما، مقدار پنالتی ۱۰۰ نسبت به ۱۰۰۰ به مقدار ۷٪ دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد. کرنل سیگموئید نیز متفاوت عمل می‌کند طوری که مقدار بایاس ۰/۵ و پنالتی ۱۰۰۰ نتیجه خوبی را نسبت به مقادیر دیگر می‌دهد. مقدار گاما از معکوس تعداد باندها نتیجه خوبی می‌دهد. با استفاده از مقدار پارامترهای ذکر شده برای روش SVM، نتیجه مقایسه درجات چندجمله‌ای و دیگر کرنل‌ها در جدول ۲ آمده است.

جدول (۲) مقایسه دقت و ضریب کاپای کرنل‌ها در روش SVM

کرنل	کرنل ۳ درجه	کرنل ۵ درجه	کرنل ۶ درجه	خطی	RBF	سیگموئید
دقت کلی	٪۹۱/۸	٪۹۲/۷	٪۹۲/۱	٪۸۴/۲	٪۸۹/۴	٪۷۸/۹
ضریب کاپا	۰/۹	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۸۰	۰/۸۷	۰/۷۴

با توجه به جدول ۲ کرنل ۵ جمله‌ای دارای دقت خوبی نسبت به دیگر کرنل‌ها و درجات چندجمله‌ای برای طبقه‌بندی می‌باشد. البته این وقتی است که از تعداد باندهای مناسب با توجه به جدول ۳ استفاده گردد.

برای بالا بردن دقت طبقه‌بندی در مرحله اول تعداد باندها بر اساس جدول ۳ مورد بررسی قرار گرفت.



شکل (۶) نمودار مقایسه دقت کرنل‌های روش SVM

جدول (۳) میزان دقت و ضریب کاپا در روش‌های SVM و ANN با تعداد باندهای مختلف

۹ باندهای تصویر و سه مولفه اصلی PCA		۹ باندهای لندست ۸ و شاخص‌های تولید شده		۹ باندهای لندست		۳ باندهای کمترین همبستگی		دقت طبقه‌بندی	باندها
ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM		
%۸۵/۵	%۹۲/۷	%۸۶/۱	%۸۹/۴	%۸۹/۴	%۸۵/۵	%۶۸/۴	%۷۲		نوع روش
۰/۸۲	۰/۹۱	۰/۸۳	۰/۸۷	۰/۸۷	۰/۸۲	۰/۶۱	۰/۶۶		دقت کلی
									شاخص کاپا

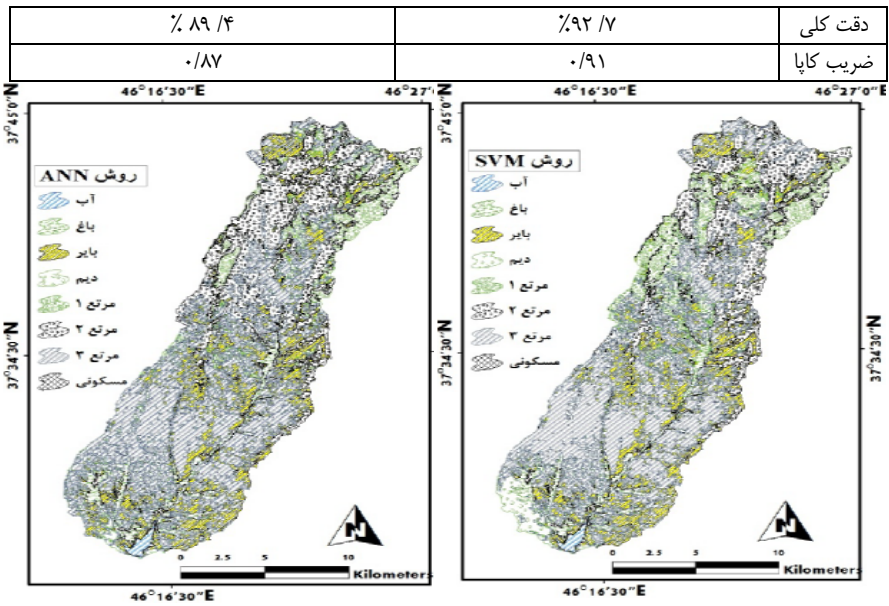
جدول (۴) ماتریس خطای طبقه‌بندی بر اساس روش‌های SVM و ANN (%)

جمع		مرتج ۳		مرتج ۲		مرتج ۱		بایر		دیم		آب		باغ		داده‌های مرجع طبقه‌بندی
ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	
۲۸/۲	۲۶/۹	۰	۰	۱۵/۳	۰	۳/۱۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۹۷/۵	۱۰۰	باغ
۹/۲۱	۹/۲۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	آب
۱۳/۸	۱۷/۱	۲۰	۴۰	۱۵/۳	۰	۰	۰	۵/۵۶	۵/۵	۷۸/۹	۱۰۰	۰	۰	۰	۰	دیم
۱۰/۵	۹/۸۷	۰	۶/۶۷	۷/۶۹	۰	۰	۰	۸۳/۳	۷۷/۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	بایر
۲۰/۳۹	۲۱/۰۵	۰	۰	۷/۶۹	۰	۹۰/۶	۱۰۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲/۵	۰	مرتج ۱
۳/۹۵	۹/۸۷	۰	۰	۳۸/۴۶	۱۰۰	۰	۰	۵/۵	۱۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	مرتج ۲
۱۳/۸۲	۵/۹۲	۸۰	۵۳/۳۳	۱۵/۳۸	۰	۶/۲۵	۰	۵/۵	۵/۵	۲۱	۰	۰	۰	۰	۰	مرتج ۳
۱۰۰		۱۰۰		۱۰۰		۱۰۰		۱۰۰		۱۰۰		۱۰۰		۱۰۰		جمع

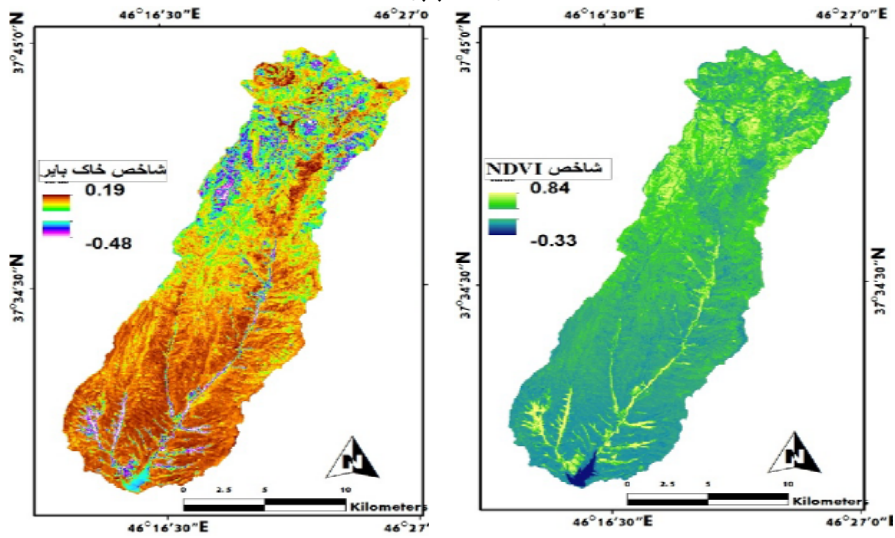
بهترین نتیجه جدول ۲ و ۳ به عبارتی تعداد باندهای مناسب (۹ باندهای تصویر و سه مولفه اصلی PCA) و کرنل مناسب (۵ جمله‌ای) روش SVM با روش عصبی با تعداد باندهای (۹ باندهای لندست ۸) و پارامترهای ذکر شده باهم مقایسه گردیده و نتیجه آن در جدول ۴ و ۵ قابل بررسی است.

جدول (۵) دقت طبقه‌بندی کاربری اراضی در هر دو روش (%)

ANN				SVM				روش کلاس
امیشن	کمیشن	دقت کاربر	دقت تولید	امیشن	کمیشن	دقت کاربر	دقت تولید	
۲/۴	۱۱/۱	۸۸/۸	۹۷/۵	۰	۰	۱۰۰	۱۰۰	باغ
۰	۰	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۱۰۰	۱۰۰	آب
۰	۲۰/۸	۷۹/۱	۱۰۰	۲۲/۲	۲۶/۹	۷۳	۱۰۰	دیم
۱۱/۱	۰	۱۰۰	۸۸/۸	۰	۶/۶	۹۳/۳	۷۷/۷	بایر
۱۸/۷	۳/۷	۹۶/۳	۸۱/۲	۰	۰	۱۰۰	۱۰۰	مرتج ۱
۳۰/۷	۱۸/۱	۸۱/۸	۶۹/۲	۰	۱۳/۳	۸۶/۶	۱۰۰	مرتج ۲
۲۰	۲۰	۸۰	۸۰	۴۶/۶	۱۱/۱	۸۸/۸	۵۳/۳	مرتج ۳

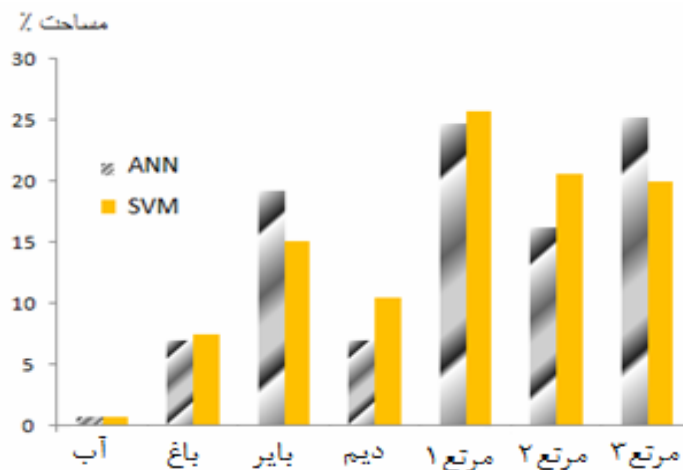


شکل (۴) نقشه کاربری و پوشش اراضی استخراجی با استفاده از دو روش (SVM سمت راست) و ANN (سمت چپ)



شکل (۵) نقشه شاخص‌های گیاهی خاک بایر BI (سمت راست) و NDVI (سمت چپ)

از مقایسه ماتریس خطای دو روش (جدول ۴) می‌توان نتیجه گرفت که روش SVM کارایی بیش‌تری نسبت به روش ANN در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای دارد هر چند به غیر از کلاس دیم، بایر، مرتع ۲ و مرتع ۳ بقیه کلاس‌ها تقریباً در یک حد طبقه‌بندی شده‌اند و این نشان می‌دهد در کلاس‌هایی که رفتار طیفی مشابهی دارند در روش SVM قابل تفکیک‌تر هستند (شکل ۶). همچنین دو شاخص استفاده شده در مقایسه با تصویر طبقه‌بندی شده دامنه اعداد بزرگ‌تر از ۰/۲ گویای پوشش گیاهی و شاخص گیاهی خاک بایر از دامنه ۰/۳-۱ (رنگ‌های زرد و قهوه‌ای) نشانگر زمین بایر می‌باشد.



شکل (۶) میزان درصد تحت پوشش کلاس‌ها در هر یک از روش‌ها

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از کرنل‌ها نشان داد که دو کرنل RBF و چندجمله‌ای کارایی بهتری در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای دارند که این قسمت از مطالعه، پژوهش (Zhu, 239: 2002) را مبنی بر کاربرد زیاد این دو کرنل تأیید می‌کند. ولی برعکس مطالعه, SRIVASTAVA (2009) کرنل چندجمله‌ای در این منطقه دقت بیش‌تری نسبت به دیگر کرنل‌ها دارد.

هم‌چنین در روش‌های طبقه‌بندی جدید تعداد کم باندها برعکس روش‌های قدیمی‌تر باعث کاهش دقت (فاطمی به نقل از Mather، ۱۳۹۱: ۱۸۶) در طبقه‌بندی نمی‌شود. برای استفاده از شاخص NDVI در منطقه مورد مطالعه بهتر است از تصاویری با تاریخ تصویربرداری خرداد و تیر ماه استفاده شود تا کلاس دیم و مراتع ضعیف نیز در نظر گرفته شود. هم‌چنین دقت طبقه‌بندی روش‌های SVM و ANN بر اساس پارامترهای ذکر شده به ترتیب ۹۲/۷٪ با ضریب کاپای ۰/۹۱ و ۸۹/۴٪ با ضریب کاپای ۰/۸۷ به دست آمد. با توجه به نبود کلاس سطح سه در منطقه مورد مطالعه، مقایسه این روش‌ها و مقادیر به دست آمده برای پارامترهای آن‌ها، ریزطبقه‌بندی و استفاده از سطح سه در منطقه دیگر بیش‌تر لازم و ضروری به نظر می‌رسد.

منابع

- علوی‌پناه، کاظم (۱۳۸۹)، «کاربرد سنجش از دور در علوم زمین»، انتشارات دانشگاه تهران، چاپ سوم.
- فاطمی، ب.؛ رضایی، ی. (۱۳۹۱)، «مبانی سنجش از دور»، انتشارات آزاده، چاپ سوم.
- Atkinson P.M., Tatnall, A.R.L., (1997), "Ne2ural Networks in Remote Sensing", *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 18, No. 4, pp. 699-709.
- Brian, W., Qi Chen, Z., Borge, M., (2011), "A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zone", *Applied Geography* 31, 525-53.
- Chavez, p., (1996), "Image-based atmospheric corrections-Revisited and improved", *Photogramm, Eng. Remote Sensing*, Vol. 62, pp. 1025-1036, Sept.
- Colby, J.D., (1991), "Topographic Normalization in Rugged Terrain", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 57 (5), 531-537.
- Congalton, R.G., Green, K. (1999), "*Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices*", Boca Raton: Lewis Publications.
- Fody, M.G., (1996), "Relating the Land-Cover Composition of Mixed Pixels to Artificial Neural Network Classification Output", *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 5, pp. 491-499.
- Foody, M.G., and Mathur, A. (2004)a. "A Relative Evaluation of Multiclass Image Classification by Support Vector Machines". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42, 1335-1343.
- Gandini, M.L., & Usunoff, E.J., (2004), "SCS curve number estimation using remote sensing NDVI in a GIS environmental", *Journal of Environmental Hydrology*, (12), 168-179.

- Lu, D., & Weng, Q. (2007), "A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance, *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823-870.
- Nitze, A., Schulthess, B., Asche, H., (2012), "Comparison of Machine Learning Algorithms Random Forest, Artificial Neural Network and Support Vector Machine to Maximum Likelihood for Supervised Crop Type Classification", *Proceedings of the 4th Geobia*, May 7-9, Rio de Janeiro-Brazil. P. 035.
- Noori, R., Abdoli, M.A., Ameri A., and Jalili-Ghazizade, M., (2008), "Prediction of municipal solid waste generation with combination of support vector machine and principal component analysis: A case study of Mashhad", *Environmental Progress and Sustainable Energy*, 28 (2), 249-258.
- Rao, S., Sharma, A., (2013). Cost Parameter Analysis and Comparison of Linear Kernel and Hellinger Kernel Mapping of SVM on Image Retrieval and Effects of Addition of Positive Images, *International Journal of Computer Applications* (0975-8887) Volume 73– No.2.
- Roy, P.S., Sharma, K.P., JAIN, A., (1996), "Stratification of density in dry deciduous forest using satellite remote sensing digital data-An approach based on spectral indices", *J. Biosci.*, Vol. 21, pp 723-734. © Printed in India.
- Srivastava, P.K., Han. D., Rico-Ramirez, M.A., Bray, M., Islam, T. (2012), "Selection of classification techniques for land use/land cover change investigation", *Advances in Space Research* (50) 1250-1265.
- Shalkoff, R.J. (1997), "*Artificial Neural Networks*", McGraw-Hill Companies Pub.
- Mantero P., Moser, G., Serpico, S.B., (2005), "Partially supervised classification of remote sensing images through SVM-based probability density estimation", *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 43, No. 3, 559-570.



- Srivastava, D.K., Bhambhu, L., (2009), "Data classification using support vector machine", *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 1-7.
- Vapnik, V.N. (1999), "*The Nature of Statistical Learning Theory*", 1-339, Second Edition. (New York: Springer-Verlag).
- Warner, T., (2005), "Hyperspherical Direction Cosine Change Vector Analysis", *International Journal of Remote Sensing*, Vol, 26, pp.1201-1215.
- Yan, Y., (2003), "Object-based Classification of Remote Sensing Data for change detection", www.elsevier.com.
- Zhu, G., Blumberg, D.G., (2002), "Classification using ASTER data and SVM algorithms: the case study of Beer Sheva", *Remote Sensing of Environment*, 80(2), 233-240.
- http://landsat.usgs.gov/band_designations_landsat_satellites.php.
- landsat7.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php.
- <http://www.gisagmaps.com/landsat-8-atco-guide>.