

مقدمه

سنجش از دور^۳ یک ابزار کارآمد برای نظارت بر زمین با صرف هزینه و زمان کم است. استفاده از داده‌های ماهواره‌ای راه مناسبی برای تهیه نقشه پوشش اراضی و پایش آن به ویژه در مناطق جغرافیایی بزرگ و وسیع است [۲۷]. طبقه‌بندی تصاویر همیشه یکی از موضوعات مهم در سنجش از دور بوده و اطلاعات به دست آمده از طبقه‌بندی تصاویر به طور گسترده در برنامه‌های کاربردی مانند برنامه‌ریزی شهری، مدیریت منابع طبیعی و کشاورزی و غیره استفاده می‌شود. در سال‌های اخیر ظهور الگوریتم‌ها و تکنیک‌های جدید جهت طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، بررسی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی و مقایسه‌ی آن‌ها با یکدیگر را برای دستیابی به یک روش طبقه‌بندی مناسب در یک منطقه‌ی خاص ارزشمند کرده است [۱۴]. امروزه از متداول‌ترین و دقیق‌ترین روش‌های طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای روش‌های آماری نظیر روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال^۴ می‌باشند اما این روش به دلیل ماهیت پارامتریکی، به شدت به نوع توزیع آماری داده‌های مورد استفاده وابسته می‌باشد و همچنین تعداد نمونه‌های آموزشی بر دقت برآورد این روش بسیار مؤثر است. وجود مشکلاتی از این قبیل در روش‌های پارامتری منجر به توسعه روش‌های جدید ناپارامتری مانند شبکه عصبی^۵ و ماشین بردار پشتیبان^۶ شده است. این روش‌های ناپارامتری از آن جا که به توزیع آماری خاصی وابسته نمی‌باشند و دقت بالایی در طبقه‌بندی دارند توجه زیادی را به خود جلب کرده‌اند. در دهه‌های اخیر بسیاری از مطالعات برتری این روش‌های ناپارامتری را بر روش‌های پارامتری آماری نشان داده‌اند. پاولا و اسچوونگرت [۱۹] در مطالعه‌ای برای تهیه نقشه کاربری اراضی شهری به مقایسه‌ی دقیق روش طبقه‌بندی شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار و روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال پرداختند. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی برای کلاس‌هایی که دارای نمونه‌ی آموزشی ناهمگن هستند نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهد. سوگوماران [۲۴] برای طبقه‌بندی پوشش اراضی منطقه‌ی جنگلی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای IRS سنجنده‌ی LISS-III از الگوریتم‌های آماری و شبکه عصبی استفاده کرد، نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای عملکرد

مقایسه‌ی الگوریتم‌های طبقه بندی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال در استخراج نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس

سیده مائده شنایی هویزه^{۱*}، حیدر زارعی^۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۲/۳۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۲/۰۴

چکیده

تهیه نقشه‌های کاربری اراضی یکی از مهمترین وظایف فن‌آوری سنجش از دور در مدیریت عرصه‌های مختلف محسوب می‌گردد. در تحقیق حاضر جهت تهیه نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس از تصویر ماهواره‌ای لندست/TM سال ۱۳۸۸ استفاده شده است. سپس تصویر به کمک هر یک از الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون سه لایه، ماشین بردار پشتیبان شعاعی و الگوریتم حداکثر احتمال طبقه‌بندی شد. در نهایت میزان کارایی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی در تهیه نقشه کاربری اراضی منطقه‌ی مورد نظر، با استفاده از پارامترهای دقت کلی و ضریب کاپا مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش‌های ناپارامتریک مانند شبکه عصبی مصنوعی (دقت کلی ۹۵/۸ درصد، ضریب کاپای ۰/۹۵) و ماشین بردار پشتیبان شعاعی (دقت کلی ۹۵/۸ درصد، ضریب کاپای ۰/۹۴) با دقت کلی و ضریب کاپای تقریباً مشابه در بهترین حالت دارای صحت و دقت بالاتری در تهیه نقشه کاربری اراضی نسبت به روش پارامتریک حداکثر احتمال (دقت کلی ۹۳/۷ درصد، ضریب کاپای ۰/۹۱) می‌باشند. در کل مطالعه‌ی حاضر نشان داد که هر سه الگوریتم طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال قابلیت تهیه نقشه کاربری اراضی را با صحت بالا، دارا می‌باشند.

کلید واژه‌ها: آلود تصویر ماهواره‌ای، الگوریتم طبقه‌بندی، نقشه کاربری اراضی، ضریب کاپا، دقت کلی، حوزه آبخیز ابوالعباس.

3-Remote Sensing

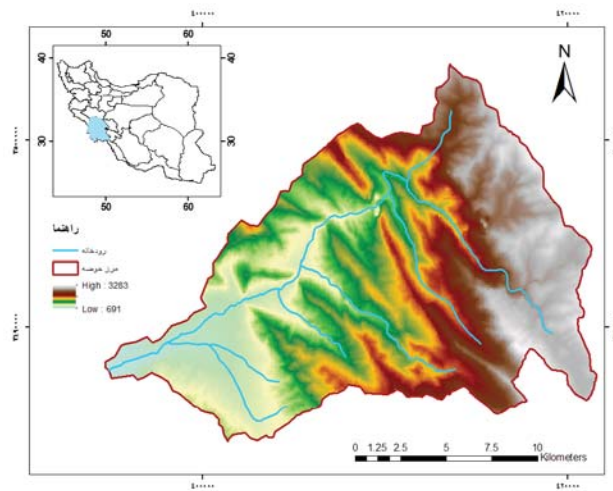
4- Maximum likelihood(ML)

5- Artificial Neural Network (ANN)

6- Support Vector Machines (SVM)

*۱- نویسنده ی مسئول و دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب دانشگاه شهید چمران اهواز maedeh.shanani@gmail.com

۲- استادیار، گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده ی مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه
Figure1. Geographical location of case Study

خطی، چند جمله‌ای و شعاعی نسبت به روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال از نظر دقت کل حدود ۱۰ درصد و ضریب کاپا حدود ۱۵ درصد برتری دارند. آرخی [۵] در مطالعه‌ای به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی دشت عباس ایلام از داده‌های رقومی ETM+ و روش‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان با یک تابع کرنل و حداکثر احتمال استفاده کردند. در نهایت نقشه پوشش اراضی منطقه با استفاده از هر یک از روش‌های طبقه‌بندی به چهار کلاس اراضی کشاورزی، مرتع فقیر، اراضی بایر و پهنه‌های ماسه‌ای طبقه‌بندی گردید. سپس جهت ارزیابی صحت طبقه‌بندی، نقشه‌های تولیدی با نقشه واقعیت زمینی مورد مقایسه قرار گرفت، که نتایج نشان داد، روش شبکه عصبی مصنوعی با دقت کلی ۹۸/۳۷ درصد نسبت به روش ماشین بردار پشتیبان با صحت کلی ۹۲/۳۶ درصد و روش حداکثر احتمال با صحت ۸۱/۴۲ درصد عملکرد بهتری در تهیه نقشه کاربری اراضی دارد.

با توجه به مطالعات صورت گرفته در زمینه بررسی دقت الگوریتم‌های مختلف، در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای می‌توان بیان کرد که الگوریتم‌های مختلف کارایی و دقت متفاوتی در تهیه نقشه‌های کاربری اراضی دارند، بنابراین در پژوهش حاضر، دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان با توابع کرنل مختلف و حداکثر احتمال جهت طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای لندست TM به منظور تهیه دقیق‌ترین نقشه پوشش اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس (واقع در استان خوزستان) مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مورد مطالعه

حوزه آبخیز ابوالعباس واقع در استان خوزستان و شهرستان باغملک، بزرگترین زیرحوزه رودخانه‌ی رود زرد می‌باشد. مساحت

بهتری در تفکیک مزارع جنگلی و آب دارد و همچنین دقت کلی طبقه‌بندی روش شبکه عصبی بالاتر از روش حداکثر احتمال به دست آمد. مصطفی و همکاران [۱۷] در مطالعه‌ای رویکرد روش شبکه‌ی عصبی و حداکثر احتمال، برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا را مورد بررسی قرار داده و نقشه‌ی پوشش زمین را برای شهرستان مکه به دست آوردند، نتایج تجربی این کار نشان داد که الگوریتم شبکه‌ی عصبی نسبت به روش حداکثر احتمال دقت بیشتری در طبقه‌بندی تصاویر دارد. اجاقی و همکاران [۱۸] در مطالعه‌ای عملکرد روش شبکه عصبی مصنوعی را برای طبقه‌بندی تصویر با کیفیت مکانی بالا را در مقایسه با روش‌های ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال بررسی کردند، نتایج حاصله نشان داد که روش ANN می‌تواند دقت و صحت بالاتر از هر دو روش SVM و ML داشته باشد. احمدی ندوشن و همکاران [۱] به منظور تهیه نقشه‌ی پوشش اراضی شهر اراک از داده‌های رقومی سنجنده‌ی LISS-III استفاده کردند، در این مطالعه تصاویر با الگوریتم‌های حداکثر احتمال و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون سه لایه با به کارگیری نقشه‌ی شیب و بدون نقشه‌ی شیب طبقه‌بندی شدند. صحت کلی نتایج طبقه‌بندی، برای روش حداکثر احتمال، شبکه عصبی بدون استفاده از شیب و شبکه عصبی با استفاده از شیب به ترتیب ۹۲/۶ و ۹۲/۷ و ۹۴/۶ درصد برآورد گردید. آرخی و ادیب نژاد [۴] در پژوهشی از الگوریتم‌های SVM برای طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه سد ایلام با استفاده از داده‌های لندست/ETM+ استفاده کردند. آن‌ها در این پژوهش، طبقه‌بندی با استفاده از روش ماشین‌های بردار پشتیبان را اجرا کردند و کارکرد این روش را با روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال مورد مقایسه قرار دادند، نتایج حاصل نشان داد که الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان سه کرنل

1. Artificial Neural Network

این حوزه ۲۸۳ کیلومتر مربع و محیط ۸۷/۴ کیلومتر بوده و از نظر مساحت در محدوده حوزه آبخیز متوسط قرار می‌گیرد. این حوزه در محدوده ۴۹°۵۴ تا ۵۰°۰۵ طول شرقی و ۳۱°۴۲ تا ۳۱°۴۴ عرض شمالی واقع شده است. ارتفاع این حوزه آبخیز کوهستانی از ۶۹۱ تا ۳۲۸۳ متر از سطح دریا (با ارتفاع متوسط ۱۸۸۵ متر از سطح دریا) تغییر می‌کند. این حوزه کوهستانی دارای کوه‌های سر به فلک کشیده پوشیده از درختان متنوع بلوط، بن و کلنگ می‌باشد. همچنین در این منطقه باغ‌های انبوه انار، انگور و شالیزارهای زیبایی در اطراف رودخانه وجود دارند که چشم‌انداز بسیار زیبایی را به نمایش می‌گذارند. متاسفانه با گذر زمان پوشش جنگلی و باغ‌های این منطقه دستخوش تغییراتی شده‌اند. این تغییرات باعث افزایش خطر سیلاب برای روستائینان شده است و همچنین از لحاظ اقتصادی زندگی این روستاییان را تحت تاثیر قرار داده است. وجود این گونه تغییرات، بررسی پوشش اراضی این منطقه را با اهمیت کرده است. در این مطالعه به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی، از تصویر ماهواره‌ای لندست سنجنده‌ی TM تاریخ ۱۳۸۸/۳/۱۱ استفاده شده است. همچنین جهت تجزیه و تحلیل تصاویر ماهواره‌ای و جمع‌آوری اطلاعات لازم، نرم‌افزارهای ENVI4.7، ARCGIS10.1^۱ و Google Earth به کار گرفته شده‌اند. مراحل تجزیه و تحلیل تصاویر ماهواره‌ای و تهیه نقشه‌ی کاربری اراضی به شرح زیر می‌باشد:

تصحیحات اتمسفری و هندسی تصویر

گام اول در تهیه نقشه کاربری اراضی انجام تصحیحات اتمسفری و هندسی روی تصویر مورد نظر است. ابتدا برای تصحیح اتمسفری بر روی تصویر مورد نظر از روش کاهش ارزش عددی پیکسل‌های تیره (روش چاو) استفاده شد. سپس برای تصحیح هندسی این تصویر (که در آن خطاهای اتمسفری رفع شده است) از ۲۰ نقطه کنترل زمینی با پراکنش مناسب در سطح منطقه استفاده گردید. تطبیق هندسی تصویر با معادله‌ی چند جمله‌ای درجه یک انجام شد و تصویر با میانگین خطای مربعات^۲ کمتر از یک پیکسل، تصحیح هندسی شد (RMSE=0.85).

طبقه‌بندی تصویر

بعد از پردازش‌های اولیه‌ی انجام شده بر روی تصویر ماهواره‌ای نوبت به طبقه‌بندی این تصویر می‌رسد. در طبقه‌بندی تصاویر، اختصاص دادن هر یک از پیکسل‌ها به کلاس یا پدیده‌ی خاص، مورد نظر است [۲۱]. مرحله‌ی اول برای طبقه‌بندی نظارت شده تصاویر، انتخاب نمونه‌های آموزشی است. در برداشت نمونه‌های آموزشی سعی شد تا نمونه‌های آموزشی از پراکنش مناسبی در سطح تصویر بر خوردار باشند [۱۳]. موقعیت دقیق و پراکنندگی مناسب مناطق آموزشی در سرتاسر تصویر، احتمال اینکه این مناطق نمایان گر کل تغییر پدیده‌های زمینی باشد را افزایش می‌دهد. در این مطالعه

این نمونه‌ها به عنوان الگوی مشخصات طیفی طبقات بر اساس عملیات میدانی و با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای موجود در نرم‌افزار گوگل ارث^۳ تهیه شدند. سپس در محیط نرم‌افزار ENVI4.7 پس از جمع‌آوری نمونه‌های آموزشی، نمونه‌ها بر سطح تصویر پیاده شد. بخشی از این نمونه‌های آموزشی انتخاب شده برای آموزش تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال و بخشی دیگر برای برآورد صحت نتایج حاصل از الگوریتم‌های طبقه‌بندی ذکر شده به کار گرفته شدند. شایان ذکر است که برای اینکه مقایسه‌ی مناسبی بین این روش‌ها انجام گیرد، داده‌های آموزشی و صحت سنجی برای تمامی روش‌های طبقه‌بندی یکسان در نظر گرفته شد. در نهایت جهت بهبود نتایج حاصله از طبقه‌بندی و حذف پیکسل‌های منفرد، فیلترنما^۴ با ابعاد ۳*۳ به کار گرفته شد.

الگوریتم طبقه‌بندی حداکثر احتمال

یکی از رایج‌ترین طبقه‌بندی‌ها، روش حداکثر احتمال با نظارت الگوریتم ML است [۲۲]. مبنای طبقه‌بندی تصویر در این روش بر اساس قوانین احتمال پایه ریزی شده است. لذا معیار اختصاص دادن یک پیکسل به هر کلاس بر مبنای تابع توزیع احتمال است. در این روش واریانس و کوواریانس کلاس‌ها مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای این منظور فرض می‌شود که همه‌ی مناطق آموزشی از پراکنندگی نرمالی برخوردارند. در این روش احتمال قرارگیری یک پیکسل در یک کلاس خاص محاسبه شده، سپس احتمال قرارگیری آن در سایر کلاس‌ها برآورد شده و بر اساس بیشترین شباهت (حداکثر احتمال) در یکی از کلاس‌ها طبقه‌بندی می‌شود [۲۱].

الگوریتم طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی

روش شبکه عصبی از سیستم عصبی انسان الهام گرفته شده است و به تجزیه و تحلیل مدل‌های پیچیده و سیستم‌های غیر خطی و محاسبت موازی می‌پردازد. هایکان [۹] شبکه عصبی مصنوعی را به عنوان یک ماشین یادگیری موازی و گسترده معرفی کرد که از واحدهای پردازش ساده‌ای به نام سلول عصبی ساخته شده است. از آغاز سال ۱۹۹۰، ANN‌ها به عنوان شبکه‌های عصبی برای تجزیه و تحلیل تصاویر سنجش از دور با نتایج امیدوارکننده‌ای به کار رفتند [۶]. شبکه‌های عصبی مصنوعی روش مطلوبی برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی به شمار می‌آیند زیرا برای انواع داده‌ها و مقیاس‌های آماری گوناگون قابل استفاده‌اند [۸]. انواعی از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی وجود دارد. از میان آن‌ها شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۵ معمول‌ترین مدل مورد استفاده برای طبقه‌بندی تصویر در سنجش از دور است، یک پرسپترون چند لایه معمولاً از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه نهفته و یک لایه خروجی تشکیل شده است که به ترتیب

3. Google Earth
4. Majority
5. Multi-Layer Perceptron

1. Environment For Visualizing Image
2. Root-Mean-Squared-Error

اطلاعات را دریافت و پردازش کرده و نمایش می‌دهند [۷]. هر کدام از لایه‌ها از تعدادی واحد پردازشگر به نام نرون تشکیل شده است. تعداد این لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه توسط طراح شبکه و طی فرایند آزمون و خطا به دست می‌آید. بررسی‌ها نشان می‌دهد که یک شبکه سه لایه عصبی (یک لایه نهفته)، با اتصال کامل بین لایه‌ها، می‌تواند برای طبقه‌بندی و تولید نقشه‌های پوشش اراضی کافی و مناسب باشد [۲۰]. یک شبکه عصبی مصنوعی رویه جلو برای برآورد مقدار خروجی بر اساس مقادیر ورودی به یک تابع فعالیت و روشی برای آموزش شبکه نیاز دارد که تابع فعالیت مورد استفاده در شبکه‌های پرسپترون چند لایه اغلب یک تابع سیگموئید است [۱۱] و الگوریتم پس انتشار معمولاً رایج رین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی رو به جلو می‌باشد [۲۳]. در نتیجه در این مطالعه در طبقه‌بندی داده‌ها به کمک شبکه عصبی، از یک شبکه پرسپترون سه لایه با تابع فعالیت سیگموئید و الگوریتم پس انتشار برای آموزش شبکه استفاده شده است. این مدل در برگیرنده‌ی یک لایه ورودی و یک لایه نهفته و یک لایه خروجی است که نرون‌های ورودی برای طبقه‌بندی تصویر، همان باندهای تصویر ماهواره‌ای لندست/TM (باندهای ۱و۲و۳و۴و۵و۷) و تعداد نرون‌های خروجی همان تعداد کلاس‌های نقشه‌ی کاربری اراضی منطقه‌ی مورد نظر می‌باشند.

الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان

روش ماشین بردار پشتیبان به وسیله‌ی واپنیک در سال ۱۹۹۵ معرفی شد. این روش بر اساس نظریه‌ی یادگیری آماری استوار است [۲۶و۲۵]. در اصل روش‌های ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص متون موجود در تصاویر (تبدیل اسناد موجود به متن کامپیوتر)، تشخیص رقومی دست نوشته و شناسایی صورت به کار برده شده است [۲۵و۱۲]. نتیجه‌ی این آزمایش‌ها این شد که الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان با بهترین روش‌های طبقه‌بندی موجود مانند شبکه‌های عصبی و روش‌های آماری حداکثر احتمال می‌توانند رقابت کنند. ماشین بردار پشتیبان یا SVM در واقع یک طبقه‌بندی کننده‌ی دودویی^۱ است. در مورد دوکلاس، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان سعی دارد یک ابر صفحه ایجاد نماید که فاصله هر کلاس را تا فراصفحه حداکثر می‌نماید. داده‌های نقطه‌ای که به فراصفحه نزدیک‌ترند برای اندازه‌گیری این فاصله به کار می‌روند. از این رو این داده‌های نقطه‌ای، بردار پشتیبان نام دارند [۲۵]. در این روش یک سری توابعی به نام توابع کرنل وجود دارد این توابع عبارتند از ۱- کرنل خطی^۲ ۲- کرنل چند جمله‌ای^۳ ۳- کرنل پایه شعاعی^۴ ۴- کرنل حلقوی^۵. میزان کارایی ماشین‌های بردار پشتیبان با توجه به نوع تابع کرنل می‌تواند متفاوت باشد. اینکه کدام تابع کرنل بهترین نتیجه را برای یک سری داده‌ها ارائه می‌دهد به درستی معلوم نیست، بنابراین

باید بهترین تابع کرنل را تعیین نمود [۱۰]. در این مطالعه از هر چهار کرنل برای طبقه‌بندی تصویر ماهواره منطقه‌ی مورد مطالعه استفاده شد و تابعی که در طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای از دقت بیشتری برخوردار بود برای مقایسه با میزان کارایی الگوریتم‌های شبکه عصبی و حداکثر احتمال انتخاب شد. در ضمن در این مطالعه، مقادیر عامل جریمه^۶ و سطح هرم^۷ به صورت خودکار و بر اساس مقادیر قراردادی در نرم‌افزار به ترتیب ۰ و ۱۰۰ در نظر گرفته شدند.

ارزیابی دقت طبقه‌بندی

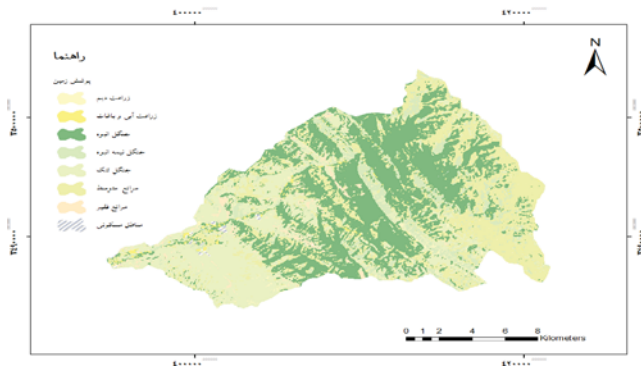
هیچ طبقه‌بندی تا زمانی که دقت آن مورد ارزیابی قرار نگرفته است قابل استناد نیست، مگر زمانی که نمونه برداری از پیکسل‌ها، به عنوان الگوی کلاس‌های طیفی یا اطلاعاتی صورت بگیرد، ارزیابی بازتاب طیفی کلاس‌ها و تفکیک پذیری آن‌ها نیز همزمان قابل انجام است [۲]. لذا برای اطمینان از صحت طبقه‌بندی اقدام به ارزیابی دقت طبقه‌بندی شد [۳]. یکی از روش‌های متداول بیان دقت طبقه‌بندی، آماده کردن ماتریس خطای طبقه‌بندی است [۲۱]. ماتریس خطا رابطه‌ی بین داده‌های مرجع شناخته شده (حقایق زمینی) و نتایج زیربط یک طبقه خودکار را به صورت رده به رده مقایسه می‌کند [۱۳]. در یک ماتریس خطا پارامترهای صحت کلی^۸، دقت تولیدکننده^۹، دقت کاربر^{۱۰} و ضریب کاپا^{۱۱} محاسبه می‌شوند. این پارامترها، معمول‌ترین پارامترهای برآورد دقت محسوب می‌شوند. در این مطالعه از این پارامترها، جهت برآورد دقت استفاده شده است. لازم به ذکر است که در تعیین صحت نقشه‌های کاربری اراضی تولید شده و محاسبه‌ی پارامترهای مورد نظر جهت برآورد دقت طبقه‌بندی، نیاز به اطلاعات زمینی و نمونه‌های آموزشی می‌باشد. نمونه‌های آموزشی در حقیقت شامل نواحی نمونه از کاربری‌های مورد نظر می‌باشد که در این مطالعه این نمونه‌ها از طریق بازدیدهای میدانی و تصویر ماهواره‌ای گوگل ارث مربوط به منطقه مورد نظر جمع‌آوری شده‌اند.

نتایج

پس از انجام پیش پردازش‌های لازم بر روی تصویر ماهواره‌ای مورد نظر و آماده سازی تصویر با استفاده از نمونه‌های آموزشی جمع‌آوری شده از هر کاربری، ابتدا تصویر ماهواره‌ای سال ۱۳۸۸ با استفاده از الگوریتم حداکثر احتمال طبقه‌بندی شد که شکل ۲ و جدول ۱ به ترتیب نقشه کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه و مقادیر پارامترهای محاسبه شده جهت ارزیابی دقت طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم ML را نشان می‌دهند. دقت کلی و ضریب کاپای

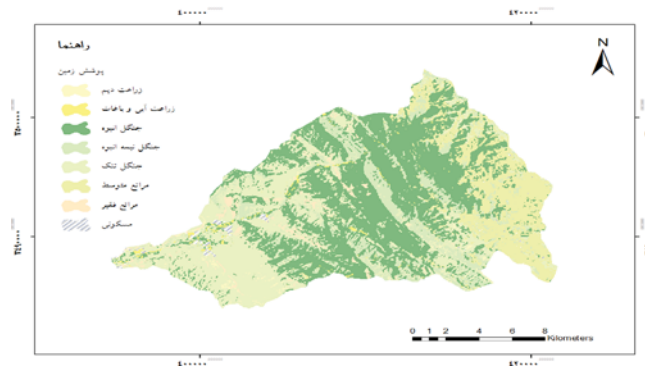
6. Penalty Parameter
7. Pyramid Level
8. Overall accuracy
9. Producer's accuracy
10. User's accuracy
11. Kappa coefficient

1. binary
2. Linear
3. Polynomial
4. Radial Basis
5. Sigmoid



شکل ۳- نقشه کاربری اراضی حاصل از طبقه بندی به روش شبکه عصبی مصنوعی

Figure 3. Land use map produced by method of artificial neural network classification



شکل ۲- نقشه کاربری اراضی حاصل از طبقه بندی به روش حداکثر احتمال

Figure 2. Land use map produced by the method of maximum likelihood classification

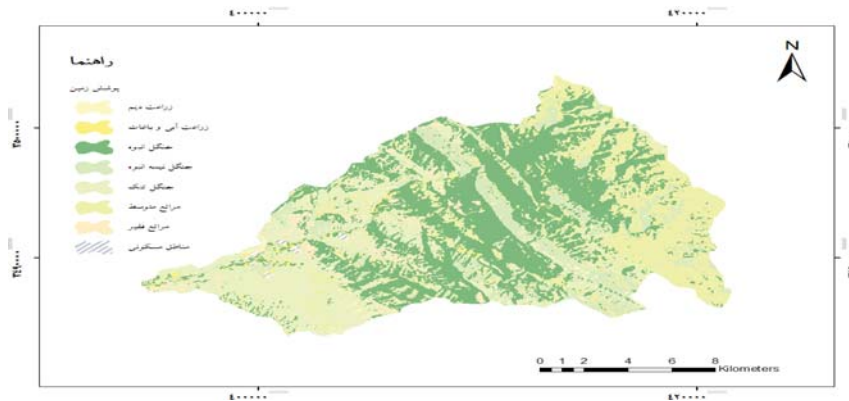
جدول ۱- ماتریس خطای طبقه بندی پوشش اراضی به روش حداکثر احتمال

Table 1. Error Matrix for Land use map that produced by the method of maximum likelihood classification

		ضریب کاپای ۰/۹۱					دقت کلی ۹۳/۷ درصد				
		Kappa coefficient 0.91					Overall accuracy 93.7%				
		مراتع Rangelands			جنگل Forest		زراعت farms				
دقت کاربر/ User's accuracy	مجموع/ Total	مسکونی/ Residential	فقیر/ Poor	متوسط/ Fair	تنک/ Thinning	نیمه انبوه/ Semi- Dense	انبوه/ Dense	آبی و باغات/ Irrigated	دیم/ Rainfed	کلاس Class	
93.64	1839	0	0	0	1	116	0	0	1722	دیم	
39.13	506	0	0	0	0	0	242	198	66	آبی و باغات	زراعت
99.55	10335	2	0	16	1	2	10312	2	0	انبوه	
91.65	1365	0	0	60	54	1251	0	0	0	نیمه انبوه	جنگل
61.31	1517	43	2	254	930	229	26	0	33	تنک	
99.53	2575	0	0	2563	12	0	0	0	0	متوسط	
79.77	1325	0	1057	0	3	0	168	0	97	فقیر	مراتع
99.63	269	268	0	0	0	0	0	0	1	مسکونی	
-	-	313	1059	2893	1001	1598	10748	200	1919	دقت تولید کننده/ producer's accuracy	
-	-	85.62	99.81	88.59	92.91	78.29	95.94	99	89.73		

نظر باشد. در مرحله دوم، تصویر ماهواره ای مورد نظر با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی طبقه بندی گردید که نقشه کاربری اراضی به دست آمده با استفاده از این روش در شکل ۳ نشان داده شده است و جدول ۲ نیز نشان دهنده ماتریس خطا، دقت کلی، ضریب کاپای،

برای این روش به ترتیب ۹۳/۷ درصد و ۰/۹۱ می باشد. بیان شده است که صحت بالاتر از ۸۵ درصد می تواند برای طبقه بندی تصاویر ماهواره ای مناسب می باشد [۲]. در نتیجه این الگوریتم پارامتریک می تواند روش مناسبی برای تهیه نقشه کاربری اراضی منطقه مورد



شکل ۴- نقشه کاربری اراضی حاصل از طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان شعاعی
 Figure 4. Land use map produced by the method of radial support vector machine classification

جدول ۲- ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی به روش شبکه عصبی

Table 2. Error Matrix for land use map that produced by the method of artificial neural network classification

ضریب کاپای ۰/۹۵					دقت کلی ۹۵/۸ درصد					
Kappa coefficient 0.95					Overall accuracy 95.8%					
دقت کاربر/ User's accuracy	مجموع/ Total	مراتع/Rangelands			جنگل/Forest			زراعت/Farms		کلاس/ Class
		مسکونی/ Residential	فقیر/ Poor	Fair/متوسط/ Medium	تنک/ Thinning	نیمه انبوه/ Semi-Dense	انبوه/ Dense	آبی و باغات/ Irrigated	دیم/ Rainfed	
92.88	1939	0	0	0	2	136	0	0	1801	دیم
83.61	238	0	0	0	0	0	4	199	35	زراعت آبی و باغات
99.90	10512	8	0	1	0	1	10501	1	0	انبوه
98.1	1318	1	0	2	6	1293	0	0	16	جنگل تنک
68.81	1398	15	7	212	962	165	5	0	32	جنگل متوسط
95.34	2809	13	0	2678	30	3	85	0	0	فقیر
84.36	1247	7	1052	0	1	0	152	0	35	مسکونی
99.63	270	269	0	0	0	0	1	0	0	مراتع مجموع
		313	1059	2893	1001	1598	10748	200	1919	دقت تولید کننده/ producer's accuracy
		85.94	99.34	92.57	96.1	80.91	97.7	99.5	93.85	

الگوریتم دارای چهار تابع کرنل می‌باشد که میزان کارایی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با توجه به نوع تابع می‌تواند متفاوت باشد. در این مطالعه از هر چهار تابع کرنل برای طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای

دقت تولید کننده و استفاده کننده این روش طبقه‌بندی می‌باشد. در نهایت تصویر ماهواره‌ای منطقه‌ی مورد مطالعه به کمک روش ماشین بردار پشتیبان طبقه‌بندی شد. همان طور که بیان شد این

جدول ۳- ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی به روش ماشین بردار پشتیبان خطی

Table3. Error Matrix for land use map that produced by the method of linear support vector machine classification

ضریب کاپای ۰/۹۳					دقت کلی ۹۵/۲ درصد					
Kappa coefficient 0.93					Overall accuracy 95.2%					
دقت کاربر/ User's accuracy	مراتع/Rangeland				جنگل/Forest			زراعت/Farms		کلاس/ Class
	مجموع/ Total	مسکونی/ Residential	فقیر/ Poor	متوسط/ Fair	تنک/ Thinning	نیمه انبوه/ Semi-Dense	انبوه/ Dense	آبی و باغات/ Irrigated	دیم/ Rainfed	
86.76	2191	0	0	0	1	289	0	0	1901	دیم آبی و باغات
83.19	238	0	0	0	0	0	31	198	9	انبوه
99.88	10502	0	4	8	0	1	10489	0	0	نیمه انبوه تنک
83.86	1530	3	0	110	127	1283	5	2	0	متوسط جنگل
86.04	967	14	4	92	832	25	0	0	0	فقیر مسکونی
95.89	2798	1	0	2683	38	0	76	0	0	مجموع
80.17	1311	101	1051	0	3	0	147	0	9	دقت تولید کننده/ مرتع
100	194	194	0	0	0	0	0	0	0	producer's accuracy
-	-	313	1059	2893	1001	1598	10748	200	1919	
-	-	61.98	99.24	92.74	83.12	80.29	97.59	99	99.06	

پشتیبان شعاعی را نشان می‌دهد. در کل با توجه به نتایج جداول ۱، ۲ و ۵ می‌توان بیان کرد که الگوریتم‌های ناپارامتریک شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان شعاعی که هر دو دارای دقت کلی ۹۵/۸ درصد در طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای مورد نظر می‌باشند، با اختلاف جزئی نسبت به روش پارامتریک حداکثر احتمال (دقت کلی ۹۳/۷ درصد) از عملکرد بهتری در تهیه نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس برخوردار می‌باشند.

شکل‌های ۲، ۳ و ۴ نشان می‌دهند که نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس در سال ۱۳۸۸ از هشت کلاس کاربری زراعت دیم، زراعت آبی و باغات، جنگل انبوه، جنگل نیمه انبوه، جنگل تنک، مراتع متوسط، مراتع ضعیف و مناطق مسکونی تشکیل شده است. شکل ۵ مساحت هر یک از کلاس‌ها را در نقشه‌های کاربری اراضی

منطقه‌ی مورد مطالعه استفاده شد و تابعی که در طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای از دقت بیشتری برخوردار بود. برای مقایسه با میزان کارایی الگوریتم‌های شبکه عصبی و حداکثر احتمال انتخاب شد. جداول ۳ و ۴ و ۵ به ترتیب نتایج صحت سنجی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان کرنل خطی، چندجمله‌ای، پایه شعاعی و حلقوی را نشان می‌دهد. از این جداول می‌توان نتیجه گرفت که تابع کرنل شعاعی با دقت کلی ۹۵/۸ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴ در طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای مورد نظر نسبت به سه تابع دیگر دارای بهترین دقت طبقه‌بندی می‌باشد. با توجه به نتایج حاصل در این مطالعه، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان شعاعی جهت مقایسه با الگوریتم حداکثر احتمال و شبکه عصبی انتخاب شد. شکل ۴ نقشه کاربری اراضی حاصل از طبقه‌بندی به روش ماشین بردار

جدول ۴- ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی به روش ماشین بردار پشتیبان چندجمله‌ای

Table4. Error Matrix for land use map that produced by the method of polynomial support vector machine classification

		ضریب کاپای ۰/۹۴					دقت کلی ۹۵/۷ درصد				
		Kappa coefficient 0.94					Overall accuracy 95.7 %				
دقت کاربر/ User's accuracy	مجموع/ Total	مراتع/Rangeland			جنگل/Forest		زراعت/Farms			کلاس/ Class	
		مسکونی/ Residential	فقیر/ Poor	متوسط/ Fair	تنک/ Thinning	نیمه انبوه/ Semi-Dense	انبوه/ Dense	آبی و باغات/ Irrigated	دیم/ Rainfed		
86.63	2192	0	0	0	3	290	0	0	1899	دیم	
89.55	220	0	0	0	0	0	13	197	10	زراعت آبی و باغات انبوه	
99.85	10606	3	2	10	0	1	10590	0	0	نیمه انبوه	
84.25	1524	1	0	104	130	1284	2	3	0	تنک جنگل متوسط	
84.13	989	19	4	109	832	23	1	0	1	فقیر	
97.98	2725	0	0	2670	33	0	22	0	0	مسکونی	
83.37	1263	78	1053	0	3	0	120	0	9	مجموع دقت تولید	
100	212	212	0	0	0	0	0	0	0	کننده/ producer's accuracy	
-	-	313	1059	2893	1001	1598	10748	200	1919		
-	-	67.73	99.43	92.29	83.12	80.35	98.53	98.5	98.96		

استخراج نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس استفاده شد. با انجام مقایسه بین دقت طبقه‌بندی حاصل از روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان شعاعی و حداکثر احتمال مشخص گردید که روش‌های ناپارامتریک شبکه عصبی (دقت کلی ۹۵/۸ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۵) و ماشین بردار پشتیبان شعاعی (دقت کلی ۹۵/۸ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴) در بهترین حالت دارنده‌ی صحت و دقت بالایی در تهیه نقشه کاربری اراضی منطقه‌ی مورد مطالعه نسبت به روش پارامتریک حداکثر احتمال (دقت کلی ۹۳/۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۱) می‌باشند. این نتیجه ناشی از عدم وابستگی روش‌های ناپارامتری به یک توزیع آماری خاص است و با نتایج حاصل از تحقیقات اجاقی و همکاران [۱۸]، آرنجی [۵] و سوگوماران [۲۴] مبنی بر مقایسه‌ی دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی مطابقت دارد. علاوه بر دقت بالای روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان مزیت دیگری که باعث

به دست آمده با استفاده از سه الگوریتم حداکثر احتمال، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان شعاعی نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود برخی از کلاس‌ها دارای مساحت تقریباً مشابه و برخی دارای مساحت متفاوت در هر یک از نقشه‌های کاربری اراضی می‌باشند، این موضوع به ترتیب ناشی از تشابه و تفاوت دقت الگوریتم‌های مختلف در طبقه‌بندی هر یک از این کلاس‌ها می‌باشد. با توجه به شکل ۵ می‌توان نتیجه گرفت، از آنجایی که دقت الگوریتم‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف نزدیک به هم می‌باشد مساحت این کلاس‌ها در نقشه‌های حاصله از این دو روش تقریباً مشابه است.

بحث و نتیجه‌گیری

در مطالعه‌ی حاضر از سه الگوریتم طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان شعاعی و حداکثر احتمال جهت

جدول ۵- ماتریس خطای طبقه‌بندی پوشش اراضی به روش ماشین بردار پشتیبان شعاعی

Table 5. Error Matrix for land use map that produced by the method of radial support vector machine classification

ضرب‌ب کاپای ۰/۹۴					دقت کلی ۹۵/۸ درصد						
Kappa coefficient 0.94					Overall accuracy 95.8 %						
		Rangelands/ مراتع			Forest/ جنگل		Farms/ زراعت				
دقت کاربر/ User's accuracy	مجموع/ Total	مسکونی/ Residential	Poor/ فقیر متوسط/ Fair	تنک/ Thinning	نیمه‌انبوه/ Semi- Dense	انبوه/ Dense	آبی و باغات/ Irrigated	دیم/ Rainfed	کلاس/ Class		
87.45	2167	0	0	0	3	269	0	0	دیم	1895	
87	223	0	0	0	0	0	15	194	آبی و باغات	14	
99.85	10601	3	0	10	0	2	10586	0	نیمه‌انبوه	0	
84.91	1537	1	0	89	134	1305	2	6	تنک	0	
82.31	1006	19	3	130	828	21	3	0	متوسط	2	
98.05	2717	0	0	2664	33	1	19	0	فقیر	0	
84.41	1251	61	1056	0	3	0	123	0	مسکونی	0	
100	229	229	0	0	0	0	0	0	مجموع	8	
-	-	313	1059	2893	1001	1598	10748	200	دقت تولید	0	
-	-	73.16	99.72	92.08	82.72	81.66	98.49	97	کننده/ producer's accuracy	1919	
-	-	73.16	99.72	92.08	82.72	81.66	98.49	97	98.75		

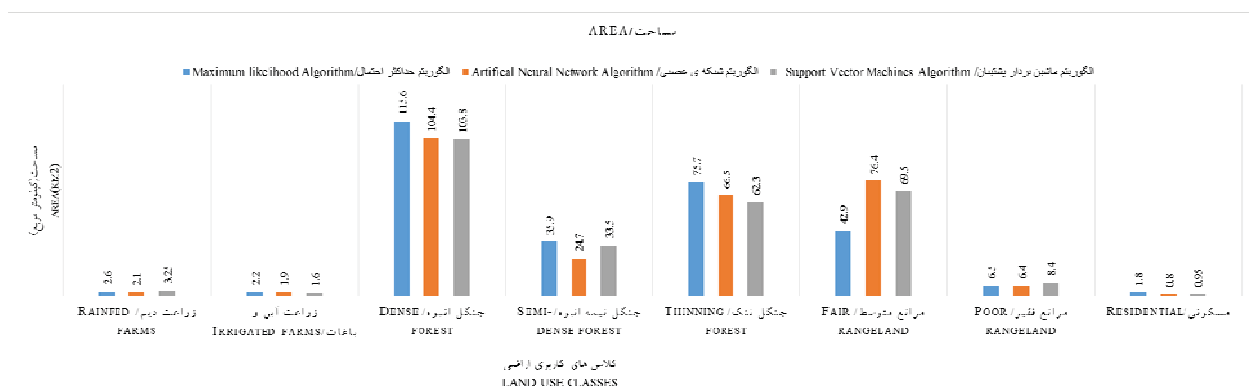
اهمیت است، زیرا این توابع دقت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان را تحت تاثیر قرار می‌دهند. نتایج حاصله در این مطالعه نشان دهنده‌ی این موضوع است که تابع کرنل شعاعی با دقت کلی ۹۵/۸ درصد نسبت به دیگر توابع کرنل در طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای از دقت بالاتری برخوردار است. این نتیجه با نتایج مطالعات انجام شده توسط اجاقی و همکاران [۱۸] و مونتراکیس و همکاران [۱۶] مطابقت دارد. همچنین نتایج نشان می‌دهد که تصویر ماهواره‌ای مربوط به منطقه‌ی مورد مطالعه با استفاده از هریک از الگوریتم‌های طبقه‌بندی شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان شعاعی و حداکثر احتمال به هشت کلاس کاربری زراعت دیم، زراعت آبی و باغات، جنگل انبوه، جنگل نیمه‌انبوه، جنگل تنک، مرتع متوسط، مراتع ضعیف و مناطق مسکونی طبقه‌بندی شده است. با توجه به نقشه‌های کاربری اراضی تهیه شده با استفاده از هریک از سه الگوریتم طبقه‌بندی، می‌توان نتیجه گرفت که در سال ۱۳۸۸ بیشترین مساحت از حوزه آبخیز ابوالعباس را کلاس جنگل انبوه (تقریباً ۳۷ درصد از کل مساحت

برتری این نوع الگوریتم‌ها نسبت به روش‌های سنتی آماری مانند حداکثر احتمال در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای شده است، قابلیت ترکیب این الگوریتم‌ها با اطلاعات جانبی مانند سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی و اطلاعات بافتی است. اگرچه نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از روش شبکه‌ی عصبی و روش ماشین بردار پشتیبان، صحت بالاتری در مقایسه با روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال ارائه می‌دهند، اما روش حداکثر احتمال نیز با دقت مناسبی می‌تواند برای تهیه نقشه کاربری اراضی بکار رود زیرا بیان شده است که صحت بالاتر از ۸۵ درصد برای طبقه‌بندی مناسب است [۲]. در کل باید بیان کرد که در این مطالعه هر یک از الگوریتم‌های ناپارامتریک و پارامتریک صحت مناسب و رضایت بخشی را در تهیه نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس ارائه نموده‌اند. همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، نتایج این مطالعه نشان می‌دهند که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان از دقت طبقه‌بندی بالایی برخوردار است با این وجود، انتخاب بهترین نوع تابع کرنل برای این الگوریتم بسیار حائز

جدول ۶- ماتریس خطای طبق بندی پوشش اراضی به روش ماشین بردار پشتیبان حلقوی

Table 6. Error Matrix for land use map that produced by the method of sigmoid support vector machine classification

		ضریب کاپای ۰/۹۳				دقت کلی ۹۴/۷ درصد				
		Kappa coefficient 0.93				Overall accuracy 94.7 %				
		Rangelands/ مراتع			Forest/ جنگل		Farms/ زراعت			
دقت کاربر/ User's accuracy	مجموع/ Total	مسکونی/ Residential	فقیر/ Poor	متوسط/ Fair	تنک/ Thinning	نیمه انبوه/ Semi-Dense	انبوه/ Dense	آبی و باغات/ Irrigated	دیم/ Rainfed	کلاس/ Class
82.58	2164	0	0	0	9	368	0	0	1787	دیم
90	210	0	0	0	0	0	9	189	12	زراعت آبی و باغات
99.81	10582	7	0	6	1	0	10565	3	0	انبوه نیمه انبوه
76.59	1593	5	0	134	181	1220	4	7	42	تنک جنگل
84.73	930	18	1	109	788	10	1	1	2	متوسط فقیر
98.73	2678	0	0	2644	21	0	13	0	0	مسکونی
80.89	1308	17	1058	0	1	0	156	0	76	مجموع مراتع
100	266	266	0	0	0	0	0	0	0	دقت تولید کننده/ producer's accuracy
-	-	313	1059	2893	1001	1598	10748	200	1919	
-	-	84.98	99.91	91.39	78.72	76.35	98.30	94.5	93.12	



شکل ۵- مساحت کلاس‌های نقشه کاربری اراضی به دست آمده از سه روش طبقه بندی حداکثر احتمال، شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان

Fig. 5. Area of land use classes that calculated by the method of maximum likelihood, artificial neural network and radial support vector machine

1. Ahmadi Nodoushan, M. Sofianian, A. and Khajeh Aldin, S.J.A.D. 2009. Land cover mapping of arak city using artificial neural network and maximum likelihood classifiers. Physical Geography Research Quarterly.

منطقه) و کمترین مساحت آن را مناطق مسکونی (تقریباً ۰/۳ درصد از کل منطقه) شامل می‌شوند.

منابع

vector machine learning practical in: Advances in kernel methods. MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 169-184.

13 . Lillesand, T.M. and Kiefer, R.W. 1999. Remote sensing and image interpretation (4th Ed). New York, John Wiley & sons, 724 p.

14 . Lu, D. and WENG, Q. 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. Remote Sensing. 28(5): 823-870.

15 . Lu, D. Mausel, P. Brondi'zio, E. and Moran, E. 2004. Change detection techniques. Remote Sensing. 25(12): 2365-2407.

16 . Mountrakis, G. Im, J. and Ogole, C. 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. Photogrammetry and Remote Sensing 66(2011): 247–259.

17 . Mustapha, M.R. Lim, H.S. and Mat Jafri, M.Z., 2010. Comparison of neural network and maximum likelihood approaches in Image classification. Applied Sciences. 10(22): 2847-2854.

18 . Ojaghi, S. Ebadi, H. and Ahmadi, F. 2015. Using artificial neural network for classification of high resolution remotely sensed images and assessment of its performance compared with statistical methods. Engineering and Technology and Society. 2(1): 1-8.

19 . Paola, J.D. and Schowengerdt, R.A. 1995. A detailed comparison of backpropagation neural network and maximum-likelihood classifiers for urban land use classification. Geoscience and Remote Sensing. 33(4): 981-996

20 . Paola, J.D. and Schowengerdt, R.A. 1997. The effect of neural network structure on a multispectral land-use/land-cover classification. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. 63(5): 535-544.

21 . Rasouli, A.A. 2009. Principles of applied remote sensing. The Universitaires Of Tabriz Presse, Tabriz, 777 p. (in persian)

22 . Richards, J.A. and Jia, X. 1999. Remote sensing digital image analysis: an introduction. Springer-Verlag New York, Inc. Secaucus, NJ, USA, 363 p.

23 . Sehgal, S. 2012. Remotely sensed landsat image classification using neural network approaches.

41(69), 83-98. (in persian)

2 . Alavipanah, S.K. 2002. Application of remote sensing in earth science (soil science). University of Tehran Press, 438P. (in persian)

3 . Anderson, J. Hardy, E. Roach, J. and Witmer, R.E. 1976. A land use and land cover classification system for use with remote sensor data. In: 964 (Ed.), Professional Paper, United States Government Printing office, Washington.

4 . Arekhi, S. and Adibnejad, M. 2011. Efficiency assessment of the of support vector machines for land use classification using landsat ETM+ data (Case study: Ilam Dam Catchment). Range and Desert Research. 18(3), 420-440. (in persian)

5 . Arekhi, S. 2014. Comparing accuracy of artificial neural network, Support Vector Machine and maximum likelihood Algorithms for land use classification (Case study: Dashat Abbas arid region, Ilam Province). Journal of Range Management, 1393(2), 30-43. (in persian).

6 . Atkinson, P.M. and Tatnall, A.R.L. 1997. Introduction neural networks in remote sensing. Remote Sensing. 18(4): 699-709.

7 . Foody, G.M. 2000. Mapping land cover from remotely sensed data with a softened feedforward neural network classification. Intelligent And Robotic Systems. 29:(4) 433-449.

8 . Gahegan, M. German, G. and West, G. 1999. Improving neural network performance on the classification of complex geographic datasets. Geographical Systems. 1:(1) 3-22.

9 . Haykin, S. 1998. Neural networks: A comprehensive foundation (2nd). Prentice Hall PTR, USA, 842 P.

10 . Hsu, C.W. Chang, C.C. Lin, and C.J. 2008. A practical guide to support vector classification. Available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/talks/freiburg.pdf>. National Taiwan University.

11. Hertz, J., Krogh, A., and Palmer, R. G. 1991. Introduction to the theory of neural computation. Addison-Wesley publishing company, The Advance Book Program, 327pp.

12 . Joachims, T. 1998. Making large-scale support

- 26 . Vapnik , V.N. 1998. Statistical learning theory. Wiley, New York, 768 p.
- 27 . Yuan, F. Bauer, M.E. Heinert, N.J. and Holden, G.R. 2005. Multi-level land cover mapping of the twin cities (minnesota) metropolitan area with multi-seasonal landsat TM/ETM+ data. Geocarto International. 20(2): 5-13.
- Engineering Research and Applications. 2(5): 043-046.
- 24 . Sugumaran, R. 2001. Forest land cover classification using statistical and artificial neural network approaches applied to IRS LISS-III sensor. Geocarto International. 16(2): 39-44.
- 25 . Vapnik , V.N. 1995. The nature of statistical learning theory. Springer-Verlag New York, Inc. New York, NY, USA, 188 p.

*Abstract***Comparison of Three Classification Algorithms (ANN, SVM and Maximum Likelihood) for Preparing Land Use Map (Case Study: Abolabbas Basin)**S. M. Shanani Hoveyzeh^{1*}, H. Zarei²

Received: 2015/05/21 Accepted: 2016/04/23

One of the most important tasks of remote sensing technology is to produce land use maps. In this study, in order to produce land use map of abolabbas basin, landsat satellite image of TM scanner acquired on 01 June 2009 were employed. The image classified by using three-layer perceptron neural network, support vector machine with the radial basis kernel function and Maximum Likelihood algorithm. So, the performance of different classification algorithms in producing land use maps were investigated using overall accuracy and kappa coefficient. Results showed that Nonparametric algorithms such as artificial neural network (with 95.8% overall accuracy and 0.95 kappa coefficient) and support vector machine with the radial basis kernel function (with 95.8% overall accuracy and 0.94 Kappa coefficient) with the same performance were better than the third method which is Parametric maximum likelihood algorithm (with 93.7% overall accuracy and 0.91 Kappa coefficient). Overall, this study showed that three classification algorithms, neural network, support vector machine and maximum likelihood are capable to generate land use maps with high accuracy.

Keywords: *Satellite image, Classification algorithms, Land use map, Overall accuracy, Kappa coefficient, Abolabbas basin.*

1. Corresponding Author, M.Sc. Student in Water Resources Engineering, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, maedeh.shanani@gmail.com.

2. Assistant Professor, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water Sciences Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz.