

تعیین روش بهینه طبقه بندی و نقشه سازی کاربری / پوشش اراضی با مقایسه الگوریتم های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان با استفاده از داده های ماهواره ای (مطالعه موردی: تالاب بین المللی هامون)

امیر هوشنگ احسانی^{۱*}

Ehsani@ut.ac.ir

مجتبی شاکری^۲

تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۶/۲۸

تاریخ دریافت: ۹۴/۱۰/۰۹

چکیده

زمینه و هدف: طبقه بندی تصاویر یکی از روش های مهم در تفسیر تصاویر ماهواره ای است که کاربرد زیادی در بررسی تغییرات زمین دارد. در این میان داده های ماهواره ای به دلیل ارائه اطلاعات به روز، ارزان بودن و تنوع اشکال بهترین وسیله برای آشکارسازی و ارزیابی تغییرات شناخته شده است. از طرفی دیگر در سال های اخیر روش های شبکه های عصبی مصنوعی به طور وسیع و گسترده جهت طبقه بندی داده های ماهواره ای استفاده می شود. هدف از این پژوهش مقایسه سه روش مختلف جهت طبقه بندی پوشش اراضی با استفاده از تصویر سنجنده OLI سال ۲۰۱۴ طی یک دوره ۲۶ ساله می باشد.

روش بررسی: در این مقاله تصویر سنجنده OLI (۱۳۹۳) از لحاظ هندسی و اتمسفری در نرم افزار ENVI تصحیح شد. سپس جهت طبقه بندی تصویر به سه روش شبکه های عصبی مصنوعی آرتمپ فازی، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و روش ماشین بردار پشتیبان با استفاده از نرم افزار IDRIS Selva، نقشه پوشش اراضی به پنج کلاس آب، پوشش گیاهی، نیزار، اراضی بایر و اراضی شور طبقه بندی گردید. در نهایت به منظور ارزیابی صحت با استفاده از صحت کاربر، صحت تولید کننده، صحت کلی، ضریب کاپا و ماتریس خطا، نقشه ایجاد شده با نقشه واقعیت زمینی ایجاد شده توسط GPS و تصاویر گوگل ارث و بازدیدهای صحرایی مورد مقایسه قرار گرفت.

۱- دانشیار، پردیس دانشکده های فنی، دانشکده محیط زیست، دانشگاه تهران، تهران، ایران. * (مسئول مکاتبات)

۲- کارشناس ارشد علوم محیط زیست، دانشکده محیط زیست، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

بحث و نتیجه‌گیری: نتایج نشان دادند که روش آرتمپ فازی بیش‌ترین میزان دقت را با صحت کل ۹۴,۶۸ و ضریب کاپای ۰,۹۱. نسبت به دو روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با صحت کل ۹۲,۹۹ و ضریب کاپای ۰,۸۹. و ماشین بردار پشتیبان با صحت کل ۹۰,۹۳ و ضریب کاپای ۰,۸۵. در طبقه بندی داده های ماهواره ای دارد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، طبقه بندی پوشش اراضی، تالاب بین المللی هامون، داده های ماهواره ای.

Determining the optimal method for classification and mapping of land use/land cover through comparison of artificial neural network and support vector machine algorithms using satellite data (Case study: International Hamoun wetland)

Amir Houshang Ehsani ^{1*}

ehsani@ut.ac.ir

Mojtaba Shakeryari ²

Admission Date: September 18, 2016

Data Received: August 30, 2015

Abstract

Background and Objective: Images classification is one of the important techniques for interpretation of satellite images that is widely used in survey of earth changes. In the meantime, satellite data has been recognized as the best tool for detection and evaluation of changes due to its update information, low costs and variety of forms. Therefore, land use/land cover map is one of the most important information required by the environmental managers and planners. On the other hand, in recent years, artificial neural network method has been used widely for the classification of satellite data. The aim of this study is to compare three different methods for land cover classification using 2014 OLI image over a 26-year period.

Method: In this study, digital data of OLI (2014) sensor was used in order to optimize image classification method. Initially, the image was corrected in terms of geometry and radiometry in the ENVI software. Then IDRISI software was used for image classification using three different methods: fuzzy artmap, multilayer perceptron artificial neural networks and support vector machine. Finally, land cover maps were classified into five categories: water, vegetation, canebrake, barren lands and saline lands. To evaluate accuracy with the help of user accuracy, producer accuracy, overall accuracy, kappa coefficient and error matrix, the created map was compared with the ground reality map created by GPS, Google Earth images and field observations.

Discussion and Conclusion: The results of image accuracy evaluation showed that among the applied methods the fuzzy artmap algorithm had the highest accuracy in classification of satellite data with an overall accuracy of 94.68 and kappa coefficient of 0.91 compared to both multilayer perceptron artificial algorithm with an overall accuracy of 92.99 and kappa coefficient of 0.89 and support vector machine with an overall accuracy of 90.93 and kappa coefficient of 0.85. This study showed that classification of fuzzy artmap artificial neural network algorithm has a high capability to create the land cover map with high accuracy.

Keywords: Artificial Neural Networks, Land Cover Classification, International Hamoun Wetland, Satellite Data.

1- Associate Professor, Faculty of Engineering, Faculty of Environment, Tehran University, Tehran, Iran. * (Corresponding Author)

2- MA in Environmental Science, Faculty of Environment, Tehran University, Tehran, Iran.

مقدمه

نقشه های پوشش اراضی اولین منابع دانش های مختلف علمی نظیر امنیت غذایی، مکان یابی، مدیریت کشاورزی و برنامه های گرمایش جهانی می باشند (۱ و ۲).

در حال حاضر تکنولوژی سنجش از دور، تصاویری با قدرت تفکیک بالا، دایمی و با پوشش تکراری را فراهم و کاربر را قادر به اندازه گیری محدوده بزرگی از ناحیه مورد مطالعه می نماید (۳ و ۴).

در طول دو دهه گذشته موضوع نقشه سازی پوشش اراضی با رویکردهای متفاوتی که توسط محققان به منظور نقشه های پوشش اراضی به کار گرفته شده اند، منتشر شده است (۵ و ۶). به جدا سازی مجموعه های طیفی مشابه و تقسیم بندی طبقاتی آن ها که دارای رفتار طیفی یکسانی باشند، طبقه بندی اطلاعات ماهواره ای گفته می شود (۷).

طبقه بندی تصاویر رقومی ماهواره ای یکی از مهم ترین روش ها برای استخراج اطلاعات کاربردی محسوب می شود. طبقه بندی تصویر ماهواره ای فرآیند پیچیده ای است که ممکن است به وسیله بسیاری از عوامل تحت تاثیر قرار بگیرد. محققان در راستای توسعه روش ها و تکنیک های پیشرفته طبقه بندی جهت بهبود دقت طبقه بندی، تلاش های وسیع و گسترده ای را انجام داده اند که از جمله این روش ها می توان به شبکه های عصبی مصنوعی، منطق فازی و سیستم های هوش مند اشاره کرد (۸).

امروزه روش های طبقه بندی جدید از جمله شبکه های عصبی مصنوعی به دلیل ماهیت غیرپارامتریک و قابلیت بهره گیری از مثال ها و توانایی تعمیم و نیز فرض تبعیت نکردن از توزیع نرمال به منظور طبقه بندی نظارت شده مناسب قلمداد می شوند. مزیت عمده شبکه های عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر روش ها این است که تعداد داده های تعلیمی کم تری برای آنالیز دقت نیاز دارد. علاوه براین، این روش به توزیع های آماری داده ها وابسته نبوده و نیاز به متغیرهای آماری خاصی ندارد (۹). ماشین بردار پشتیبان هم یکی از روش های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه بندی و رگرسیون استفاده

می کنند. این روش از جمله روش های نسبتاً جدیدی است که در سال های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش های قدیمی نشان داده است. در اصل، این روش برای تشخیص متون موجود در تصاویر (تبدیل اسناد موجود به متن رایانه ای)، تشخیص رقومی دست نوشته و شناسایی صورت به کار برده شده است (۱۰). در این راستا تحقیقات مختلفی انجام شده است که به شرح هر یک از آن ها می پردازیم.

علوی پناه و همکاران (۱۱) برای تهیه نقشه کاربری اراضی از منطقه کوهستانی موک استان فارس، از داده های رقومی ماهواره لندست^۱ TM و سامانه های اطلاعات جغرافیایی (GIS) استفاده کردند. آن ها از باندهای سه، چهار، پنج و هفت سنجنده TM و روش طبقه بندی نظارت شده حداکثر احتمال در تولید نقشه استفاده کردند و نقشه های شامل ۹ طبقه به دست آوردند که بدین شرح است: زراعت آبی، مرتع، اراضی شخم خورده، شالیزار، جنگل، باغ ها، تاکستان، زراعت دیم و اراضی زراعی برداشت شده. به دلیل پایین بودن دقت طبقه بندی برای اراضی مسکونی و رودخانه، از دیگر لایه های اطلاعاتی در سامانه اطلاعات جغرافیایی برای تفکیک این دو طبقه استفاده شد. میزان دقت کلی نقشه تولیدشده، ۷/۹۴ درصد برآورد گردید. بوراک و همکاران (۱۲) روش های حداکثر احتمال، درخت تصمیم گیری و شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی را مقایسه نموده و نتیجه گرفتند که روش طبقه بندی درختی می تواند بیش تر اطلاعات تصویر را حفظ نموده و نسبت به نمونه تعلیمی حساس نمی باشد، در حالی که آرتمپ فازی نسبت به درخت تصمیم گیری و حداکثر احتمال، دقت بالاتری دارد. امیری و همکاران (۱۳) از سه روش فازی، شبکه عصبی و کم ترین فاصله برای طبقه بندی تصویر ماهواره ای Quickbird به سه طبقه پوشش گیاهی، منطقه شهری و آب استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که دقت طبقه بندی با روش شبکه عصبی در مقایسه با دو روش دیگر

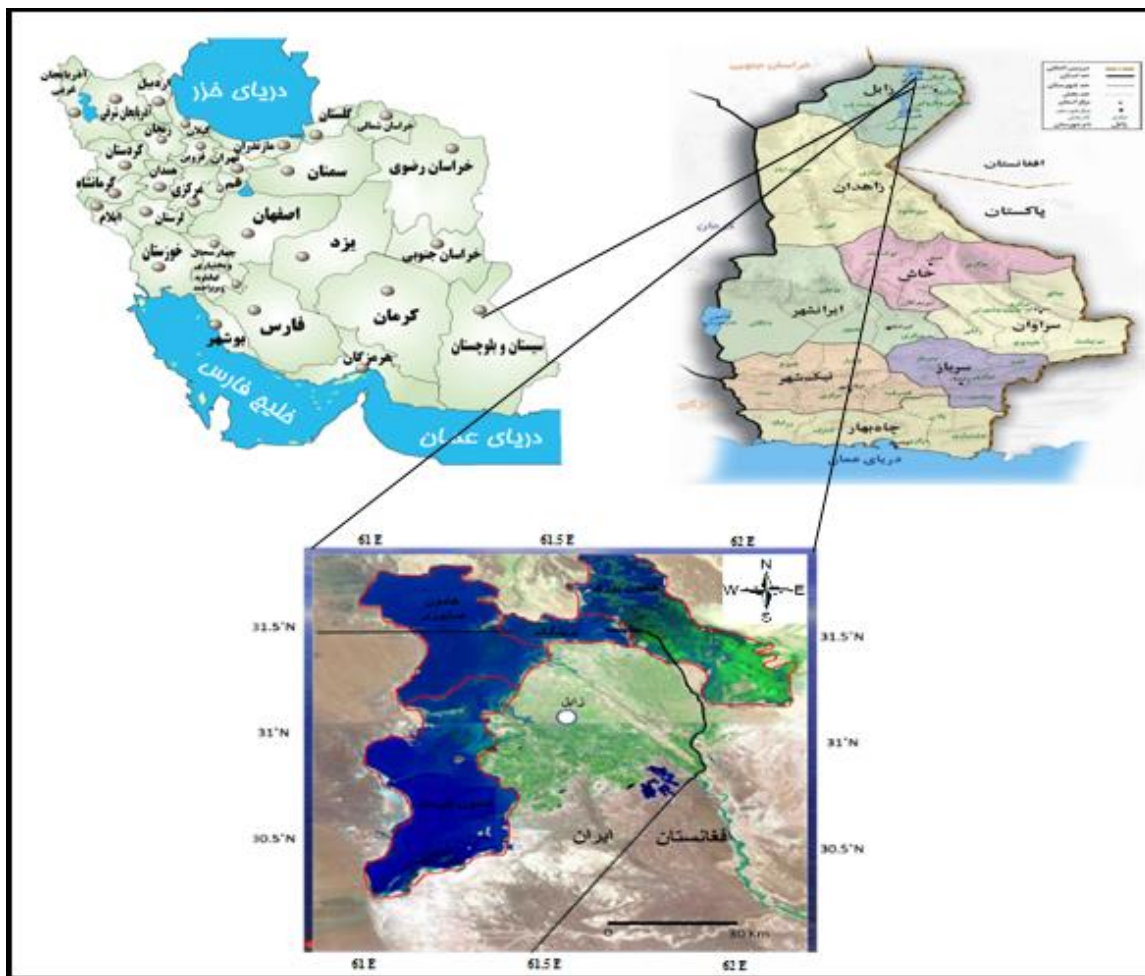
1- Thematic Mapper

2- Geographic Information System

مواد و روش ها

تالاب هامون بخشی از منطقه سیستان است که این منطقه حدود ۶,۷ درصد از کل مساحت استان را به خود اختصاص داده است. این منطقه با مرکزیت شهر زابل و مساحتی بالغ بر ۱۵۱۹۷ کیلومتر مربع، در ناحیه شمال شرقی استان سیستان و بلوچستان، در جلگه های پست و تقریباً هموار، در منتهی الیه مرز شرقی کشور پهناور ایران و در حد فاصل ۳۰ درجه و ۴۵ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۱۵ دقیقه عرض شمالی و ۶۱ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۶۱ درجه و ۵۰ دقیقه طول شرقی قرار دارد. براساس طبقه بندی دو مارتن، منطقه سیستان در محدوده اقلیم خشک قرار دارد و طبق طبقه بندی آمبرژه منطقه دارای اقلیم بیابانی معتدل می باشد. متوسط بارش آن حدود ۵۸,۸ میلی متر در سال و متوسط دمای منطقه حدود ۲۱,۷۴ درجه سانتی گراد است. دریاچه هامون پهناورترین سطح آب شیرین در سراسر فلات ایران به شمار می آید که از سه بخش به نام های هامون پوزک در شمال شرقی، هامون صابری در شمال و هامون هیرمند در غرب و جنوب غرب سیستان تشکیل شده است. بخش وسیعی از هامون پوزک و قسمت عمده هامون صابری در خاک افغانستان و مابقی هامون در خاک ایران قرار دارد. حداکثر وسعت دریاچه هامون در مواقع پرآبی و سیلابی به ۵۲۰۰ کیلومتر مربع با عمق متوسطی برابر ۵ متر می رسد. طول متوسط هامون ۱۲۰ کیلومتر مربع و عرض آن ۲۵ کیلومتر می باشد. حجم متوسط این دریاچه ۱۲ میلیارد متر مکعب برآورد شده است. مساحت منطقه مورد مطالعه ۵ هکتار می باشد. شکل (۱) موقعیت جغرافیایی منطقه را نشان می دهد.

در منطقه مورد مطالعه بیش تر است. مس (۱۴) برای طبقه بندی پوشش و کاربری اراضی منطقه تالابی ترمینو در جنوب شرقی مکزیک، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ای (MLP) والگوریتم پس انتشار را مورد استفاده قرار داد. ورودی های شبکه عصبی باندهای طیفی دو، سه، چهار، پنج و هفت سنجنده ETM+^۲ ماهواره لندست بود و شش طبقه پوشش اراضی به عنوان خروجی تهیه شد. صحت طبقه بندی ۸۲ درصد گزارش گردید. جیانجون و همکاران (۱۵) برای طبقه بندی پوشش و کاربری اراضی شهر ژیان از الگوریتم پسا انتشار و روش شبکه عصبی استفاده کردند. آن ها ۶ باند طیفی تصاویر TM/ETM+ را به عنوان ورودی به شبکه عصبی معرفی کردند و منطقه را به ۶ نوع پوشش و کاربری اراضی طبقه بندی کردند. آرخی و ادیب نژاد (۱۶) در تحقیقی به ارزیابی کارایی الگوریتم های ماشین بردار پشتیبان جهت طبقه بندی کاربری اراضی با استفاده از داده های ماهواره لندست مربوط به سنجنده ETM+ در حوزه سد ایلام پرداختند. در این تحقیق طبقه بندی با استفاده از روش ماشین های بردار پشتیبان، به صورت خودکار و با استفاده از چهار نوع کرنل خطی، چندجمله ای، شعاعی و حلقوی اجرا شده است. صحت طبقه بندی کاربری اراضی برای روش های ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال به ترتیب ۸۵,۹۵ درصد و ضریب کاپا به ترتیب ۰,۷۹ و ۰,۹۴. برآورد گردید. هدف این مطالعه مقایسه سه روش طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و ماشین بردار پشتیبان به منظور تعیین روش بهینه طبقه بندی و استخراج نقشه پوشش اراضی با استفاده از تصاویر سنجنده OLI مربوط به ماهواره لندست می باشد.



شکل (۱) موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه بر روی تصویر ماهواره لندست ETM+ سال ۲۰۰۵

Figure 1. Geographical location of the study area on satellite images Landsat ETM + 2005

داده های مورد استفاده

نرم افزارهای سنجش از دور ENVI، IDRISI، نرم افزار سیستم اطلاعات جغرافیایی Arc GIS و نرم افزار Google Earth استفاده گردید.

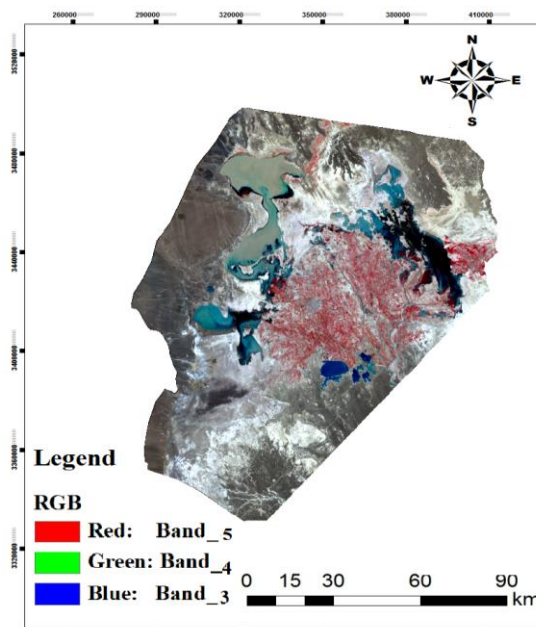
در این تحقیق از تصویر ماهواره لندست مربوط به سنجنده OLI^۱ (جدول ۱)، نقشه های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ اخذ شده از سازمان نقشه برداری، هم چنین اطلاعات صحرایی که با استفاده از موقعیت یاب جهانی (GPS) جمع آوری شده،

1- Operational Land Imager
2- Global Positioning System

جدول ۱- مشخصات تصویر ماهواره لندست

Table 1- Satellite image characteristics

ماهواره	تاریخ تصویربرداری	شماره مسیرو ردیف	سنجنده	تعداد باند	قدرت تفکیک مکانی(متر)
لندست ۸	۲۰۱۴/۰۵/۳۱	۳۸-۱۵۷ ۳۹-۱۵۷	OLI	۹	۳۰



شکل ۲- تصویر رنگی کاذب مربوط به سنجنده OLI

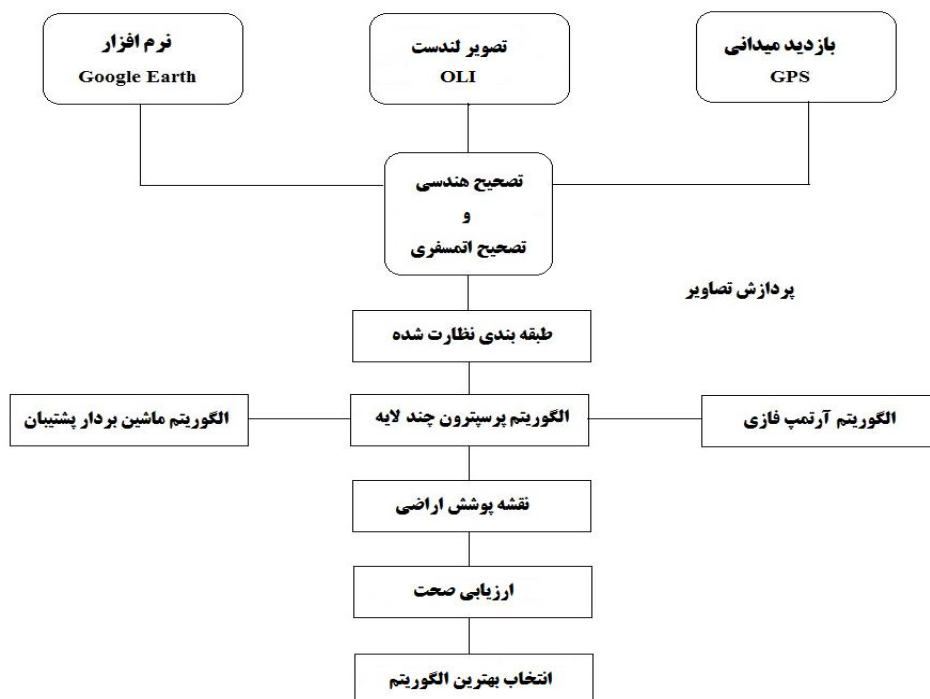
Figure 2- False color image of the sensor of OLI

روش تحقیق

در استفاده از نرم افزار MODTRAN 4+ تصحیح می کند. در مرحله بعد از سه نوع داده شامل تصویر ماهواره ای، داده های حاصل از GPS در طی عملیات میدانی و تصاویر Google Earth به منظور تهیه نقشه واقعیت زمینی استفاده شد. در مرحله بعد به منظور تعیین نمونه های آموزشی مورد استفاده در الگوریتم طبقه بندی نیاز به داده هایی احساس شد که کلاس های مورد نظر برای پیکسل ها بود. برای این منظور با توجه به هر کلاس تعداد مناسبی نمونه تعلیمی با توجه به بررسی های میدانی، تصویر گوگل ارث و تصاویر رنگی کاذب مرکب از باندهای سه، چهار و پنج سنجنده OLI با توجه به عامل شاخص مطلوبیت^۱ (OIF) انتخاب گردیدند. در شکل (۲) مراحل انجام تحقیق نشان داده شده است.

در این تحقیق با توجه به هدف مطالعه که مقایسه روش های مختلف طبقه بندی بود، در ابتدا اقدام به اعمال تصحیحات مورد نیاز در مرحله پیش پردازش شد. در این مرحله به دلیل این که حریم منطقه در دو فرم متفاوت تصویر قرار داشت، اقدام به موزاییک کردن تصاویر (با شماره فرم، ۳۹-۱۵۷، ۳۸-۱۵۷) گردید و سپس مرز منطقه مورد مطالعه برش داده شد. مرحله بعد شامل تصحیحات هندسی و اتمسفری بود که ابتدا تصحیحات هندسی بر روی تصاویر اعمال شد؛ برای انجام این کار نقاط کنترل زمینی با پراکنش مناسب منطقه جمع آوری و تصاویر ماهواره ای با خطای RMS برابر ۰/۳۵ پیکسل زمین مرجع شدند. در مرحله بعدی تصحیحات اتمسفری با روش فلش (FLAASH) بر روی تصاویر اعمال گردید. این الگوریتم تصاویر را از جذب ناشی از بخار آب، اکسیژن، کربن دی اکسید، متان و وزن اتمسفری و نیز پخش ناشی از آبروسل ها با

1-Optimum Index Factor



شکل ۳- فلوجارت مراحل انجام تحقیق

Figure 3- Flowchart of research

طبقه بندی تصاویر

بازدیدهای صحرائی، انواع پوشش های مختلف منطقه به شرح جدول (۲) شناسایی گردید. به منظور طبقه بندی تصویر، نمونه های آموزشی به عنوان الگوی مشخصات طیفی طبقات براساس عملیات میدانی، تصاویر رنگی و تصاویر گوگل ارث انتخاب شدند. در نهایت برای طبقه بندی تصویر از سه روش طبقه بندی نظارت شده ی شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شد.

در طبقه بندی تصاویر ماهواره ای، پیکسل هایی که ارزش عددی یکسان دارند در یک گروه قرار می گیرند. طبقه بندی تصاویر ماهواره ای به شکل نظارت شده و نظارت نشده انجام می گیرد. در طبقه بندی نظارت شده برای رده بندی پیکسل ها از نمونه های آموزشی استفاده می گردد، بدین معنی که با تعریف پیکسل های مشخصی از تصویر برای هر کدام از کلاس ها عمل طبقه بندی در قالب کلاس های در نظر گرفته شده انجام می شود. بعد از پردازش های اولیه و با استفاده از تصاویر رنگی کاذب و تصویر حاصل از گوگل ارث و هم چنین

جدول ۲- مشخصات پوشش اراضی منطقه

Table 2- Land cover characteristics

کد	کلاس پوشش اراضی	ویژگی
۱	آب	مناطق آب دار تالاب
۲	پوشش گیاهی	مناطق با درصد تاج پوشش گیاهی بیش تر از ۲۰ درصد
۳	نیزار	ارضی که با پوشش گیاهی بیش از ۲۰ درصد به وسیله تالاب آب گیری شده اند
۴	ارضی بایر	ارضی دارای پوشش گیاهی کم تر از ۲۰ درصد که به شکل خاک یا زمین برهنه هستند
۵	ارضی شور	ارضی که در قشر سطحی آن ها مقادیر متناهی از نمک های محلول جمع شده و عمدتاً مسطح و زه کشی طبیعی آن ها بسیار ضعیف و سطح آب زیر زمینی در آن ها بالاست و نیز EC بیش تر از ۴dSm دارند.

ارزیابی صحت

دقت های طبقه بندی، مقایسه صورت گرفت و بهترین روش طبقه بندی با توجه به نتایج دقت کل و ضریب کاپا انتخاب شد. جداول (۳-۴-۵) نتایج حاصل از ماتریس خطا را نشان می دهد. از طرفی جدول (۶) نشان دهنده ی نتایج ضریب کاپا و صحت کل می باشد.

به منظور ارزیابی صحت نقشه های طبقه بندی شده به ۳ روش ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی ، با قطع دادن هر یک از نقشه های طبقه بندی شده با نقشه واقعیت زمینی تولید شده توسط GPS ماتریس خطا تشکیل و از دقت کل و ضریب کاپا استفاده گردید. سپس بین نتایج به دست آمده از هر کدام از

جدول ۳- ماتریس خطا با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)

Table 3- Error matrix using support vector machine (SVM)

کلاس	آب	پوشش گیاهی	نیزار	اراضی شور	اراضی بایر	مجموع	صحت کاربر
آب	۲۹۶۶	۲۹	۶۶	۱۲	۵۹	۳۱۳۲	۹۴,۶۹
پوشش گیاهی	۱۵	۱۲۹۴	۲۱۱	۲	۱۴	۱۵۳۶	۸۲,۲۴
نیزار	۳	۱۹۷	۹۳۳	۰	۱	۱۱۳۴	۸۲,۲۷
اراضی شور	۶	۸	۱۲	۱۴۴۹	۲۵۴	۱۷۲۹	۸۳,۸۰
اراضی بایر	۸۰	۱۹	۱	۵۷	۳۸۵۷	۴۰۱۴	۹۶,۰۸
مجموع	۳۰۱۰	۱۵۴۷	۱۱۷۱	۱۸۲۶	۳۹۹۷	۱۱۵۴۵	
صحت تولیدکننده	۹۸,۵۳	۸۳,۶۴	۷۹,۶۷	۷۹,۳۵	۹۶,۴۹		

جدول ۴- ماتریس خطا با استفاده از روش پرسپترون چند لایه (MLP)

Table 4-Error matrix using Multilayer Perceptron MLP

کلاس	آب	پوشش گیاهی	نیزار	اراضی شور	اراضی بایر	مجموع	صحت کاربر
آب	۲۸۷۰	۱۹	۲۲۹	۰	۱۶	۳۱۳۴	۹۱,۵۷
پوشش گیاهی	۱۸	۱۲۱۵	۵۹	۸	۱	۱۳۰۱	۹۳,۳۸
نیزار	۵	۷۴	۱۱۷۰	۰	۰	۱۲۴۹	۹۳,۶۷
اراضی شور	۴	۱۳	۰	۱۶۲۱	۲۰۱	۱۸۳۹	۸۸,۱۴
اراضی بایر	۱۵	۹	۱	۱۳۷	۳۸۶۰	۴۰۲۲	۹۵,۹۷
مجموع	۲۹۱۲	۱۳۳۰	۱۴۵۹	۱۷۶۶	۴۰۷۸	۱۱۵۴۵	
صحت تولیدکننده	۹۸,۵۵	۹۱,۳۵	۸۰,۱۹	۹۱,۷۸	۹۴,۶۵		

جدول ۵- ماتریس خطا با استفاده از روش آرتمپ فازی (FUZZY ARTMAP)

Table 5- Error matrix using fuzzy Artmap (FUZZY ARTMAP)

کلاس	آب	پوشش گیاهی	نیزار	اراضی شور	اراضی بایر	مجموع	صحت کاربر
آب	۳۰۵۰	۹	۵۹	۰	۱۶	۳۱۳۴	۹۷۳۱
پوشش گیاهی	۱۸	۱۱۸۰	۱۹	۸	۱	۱۳۰۱	۹۰،۶۹
نیزار	۵	۱۲۴	۱۱۱۸	۲	۰	۱۲۴۹	۸۹،۵۱
اراضی شور	۴	۱۳	۰	۱۷۲۳	۱۰۱	۱۸۳۹	۹۳،۶۹
اراضی بایر	۵۹	۱۶	۱	۸۶	۳۸۶۰	۴۰۲۲	۹۵،۹۷
مجموع	۳۱۱۶	۱۲۴۱	۱۲۹۲	۱۹۰۴	۳۹۹۱	۱۱۵۴۵	
صحت تولیدکننده	۹۷،۸۸	۹۵،۰۸	۸۶،۵۳	۹۰،۴۹	۹۶،۷۱		

جدول ۶- نتایج ارزیابی صحت طبقه بندی نقشه های پوشش اراضی با استفاده از سه روش طبقه بندی

Table 6- The results of classification accuracy land cover maps using three classification methods

روش	صحت کل	ضریب کاپا
شبکه عصبی آرتمپ فازی	۹۴،۶۸	۰/۹۱
شبکه عصبی پرسپترون چند لایه	۹۲،۹۹	۰/۸۹
ماشین بردار پشتیبان	۹۰،۹۳	۰/۸۵

شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی، روش های محاسباتی مورد استفاده برای طبقه بندی داده ها هستند. تاکنون شبکه های عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه های مطالعاتی نظیر رایانه، روان شناسی، زیست شناسی، شیمی آلی و جز این ها به کار گرفته شده است. از اواخر دهه ۱۹۸۰، شبکه های عصبی مصنوعی برای آنالیز داده های سنجش از دور در کاربردهای گوناگون مانند طبقه بندی پوشش اراضی، آشکارسازی ابر و مانند این ها به کار گرفته شده است (۱۷). شبکه های عصبی مصنوعی، روش های مطلوبی برای طبقه بندی کاربری و پوشش اراضی به شمار می آیند، زیرا برای انواع داده ها در مقیاس های آمارگوناگون قابل استفاده اند (۱۸). به طور کلی سه مرحله در طبقه بندی شبکه عصبی وجود دارد. مرحله اول، فرایندی

آموزشی با استفاده از داده های ورودی است. مرحله دوم، فاز اعتبارسنجی است که موفقیت فاز آموزشی و صحت شبکه را تعیین می کند و مرحله آخر، طبقه بندی است که نقشه طبقه بندی شده پوشش یا کاربری اراضی را ایجاد می کند (۱۹). الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی دارای مزیت هایی هم چون ماهیت غیر پارامتریک، سازگاری با انواع گوناگون داده ها و ساختار های ورودی، قابلیت تعمیم مناسب بر اساس الگوهای رایج شده برای شبکه، توانایی برای شناسایی الگوهای ظریف در داده های آموزشی (۲۰) و توانایی پردازش داده های دارای نویز (۲۱) می باشد.

$$(p \wedge q)_i \equiv \min(p_i, q_i) \quad \text{رابطه (۳):}$$

طبقه انتخاب شده با J انتخاب می شود:

$$T_j = \max \{T_j; j = 1 \dots N\} \quad \text{رابطه (۴):}$$

در این شرایط $y_1=1$ و $y_j=0$ ؛ $j \neq 1$ ؛ بردار فعالیت F1 نیز از رابطه (۵) تبعیت می کند:

رابطه (۵):

$$x = \begin{cases} I & \text{اگر } f_2 \text{ غیرفعال باشد:} \\ I \wedge w_j & \text{اگر نرون } j \text{ ام از لایه } f_2 \text{ انتخاب شود:} \end{cases}$$

تعریف ۵- تشدید یا بازنشانی: اگر شرط زیر برقرار باشد، آن گاه تشدید اتفاق می افتد:

رابطه (۶):

$$\frac{|I \wedge w_j|}{|I|} \geq \rho$$

بدیهی است که در صورت عدم برقراری شرط فوق، فرمان بازنشانی مبین عدم تطبیق صادر و نمایه جدیدی به جای J انتخاب و جستجو برای یافتن دسته ای که شرط (۵) را برآورده کند ادامه می یابد.

تعریف ۶- یادگیری: پس از اتمام فرآیند جستجو، بردار وزن W_j بر اساس رابطه (۷) تجدید می شود:

رابطه (۷):

$$w_j^{(new)} = \beta (I \wedge w_j^{(old)}) + (1 - \beta) w_j^{(old)}$$

ورودی به ARTa و ARTb در شبکه آرتمپ فازی به صورت کد مکمل $A = (a, ac)$ و $B = (B, Bb)$ هستند. x_a و y_a به ترتیب مبین بردارهای خروجی F1a و F2a هستند. w_{ja} نیز بردار وزن J امین گره از ARTa است. مشابه این نماد گذاری برای RTb نیز در نظر گرفته می شود. این ناحیه نگاشت نیز x_{ab} مبین بردار خروجی Fab و w_{jab} مبین بردار وزن از J امین گره F2a و Fab است.

تعریف ۷- فعالیت ناحیه نگاشت: اگر یکی از دسته های ARTa و ARTb فعال شوند، آن گاه Fab فعال می شود. اگر

روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی (FUZZY ARTMAP)

روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی از روش های جدید در امر طبقه بندی تصاویر ماهواره ای است و بر پایه نظریه تشدید انطباقی می باشد. هر سیستم آرتمپ از دو مدول ($ARTa, ARTb$) تشکیل شده که طبقات بازشناسی پایداری را در پاسخ به دنباله های دل خواه از الگوهای ورودی ایجاد می کند (۱۶). این دو مدول با یک دیگر از طریق یک مدول واسط به نام ناحیه نگاشت (Fab) پیوند می یابند. آرتمپ باینری سیستم ART1 را به عنوان مدول های ARTa و ARTb به کار می گیرد و این در حالی است که آرتمپ از سیستم های ART فازی، بدین منظور بهره می گیرد.

تعریف ۱- بردارهای فعالیت: هر سیستم ART شامل سه لایه F_0, F_1 و F_2 است. گره های مبین بردار ورودی فعلی، لایه F_0 را تشکیل می دهد. لایه F_1 ورودی هایی از لایه پایینی خود (F_0) و نیز از لایه بالایی خود (F_2) دریافت می کند.

بردار فعالیت F_0 با $I = (I_0, \dots, I_M)$ و مولفه های بهنجار I_i نمایش داده می شود. بردار فعالیت F_1 با $X = (X_1, \dots, X_M)$ و بردار فعالیت F_2 با $Y = (Y_1, \dots, Y_M)$ نمایش داده می شوند.

تعریف ۲- بردار وزن: به ازای هر گره مشخص کننده ی دسته در لایه F_2 ، بردار وزن $W_j = (w_{j1}, \dots, w_{jM})$ به عنوان حافظه بلند مدت وجود دارد.

تعریف ۳- پارامترها: در شبکه ART فازی پارامترهای انتخاب ($\alpha > 0$)، میزان یادگیری ($\beta \in \{0,1\}$) و مراقب ($\rho \in \{0,1\}$) در نظر گرفته شده اند.

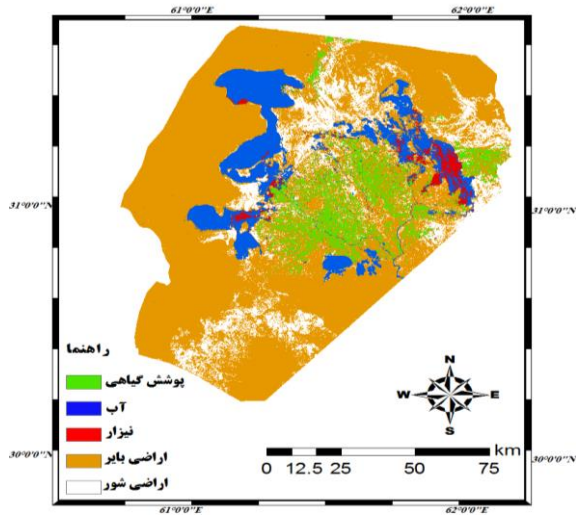
تعریف ۴- انتخاب طبقه: به ازای هر ورودی I و گره j در لایه F_2 ، تابع انتخاب T_j بر اساس رابطه (۱) تعریف می شود:

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{a + |w_j|} \quad \text{رابطه (۱):}$$

که عملگر های نرم $|O|$ و Λ چنین تعریف می شوند:

$$|P| \equiv \sum_{i=1}^M |P_i| \quad \text{رابطه (۲):}$$

نزولی پرداخته و در تکرارهای بعدی پارامترهای شبکه با راهنمایی شیب نزولی خطا تنظیم می شود و در این فرآیند، تنظیم پارامترها آن قدر تکرار می شود تا مقدار خطای شبکه به مقدار قابل قبولی برسد (۲۱).



شکل ۵- تصویر طبقه بندی شده با روش شبکه عصبی

مصنوعی پرسپترون چند لایه

Figure 5- The classified image using artificial neural network Multilayer Perceptron method

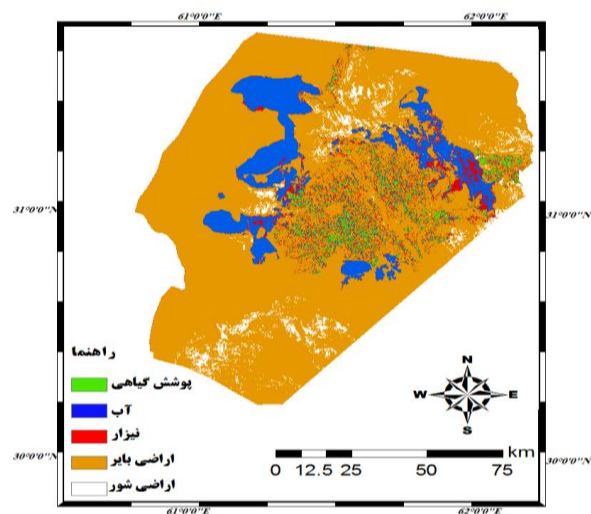
ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان یک روش کلاس بندی الگو است که اولین بار توسط ویپنیک معرفی شد. ماشین بردار پشتیبان یا SVM در واقع یک طبقه کننده دودویی است. در مورد دو کلاس، روش SVM سعی دارد یک ابر صفحه ایجاد نماید که فاصله هر کلاس را تا فرا صفحه حداکثر می نماید. داده های نقطه ای که به فرا صفحه نزدیک ترند، برای اندازه گیری این فاصله به کار می روند. از این رو، این داده های نقطه ای، بردارهای پشتیبان نام دارند (۲۲). برخی از مهم ترین توابع کرنل (هسته) که در این شرایط صدق می کنند عبارتند از: کرنل خطی^۱، کرنل جعبه ای^۲، کرنل پایه شعاعی^۳ و کرنل حلقوی^۴ و اگر بیش از دو کلاس وجود داشته باشد نمی توان مستقیماً از ماشین بردار

- 1- Linear kernel
- 2- Polynomial kernel
- 3- Radial kernel
- 4- Sigmoid kernel

هم هر دوی ARTa و ARTb فعال باشند، آن گاه اگر ARTa همان دسته ای که ARTb پیش بینی کرده را ارایه نماید، در این صورت Fab از رابطه (۸) تعیین می شود:

$$x^{ab} = \begin{cases} y^b \Lambda_J^{ab}; & \text{ل امین گره از } F_2^a \text{ فعال و } F_2^b \text{ نیز فعال است} \\ w_J^{ab}; & \text{ل امین گره از } F_2^a \text{ فعال و } F_2^b \text{ غیرفعال است} \\ y^b; & F_2^a \text{ غیرفعال و } F_2^b \text{ فعال است} \\ 0; & F_2^a \text{ و } F_2^b \text{ غیرفعال است} \end{cases}$$



شکل ۴- تصویر طبقه بندی شده با روش شبکه عصبی

مصنوعی آرتمپ فازی

Figure 4- Classified image using fuzzy ARTMAP (method)

روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

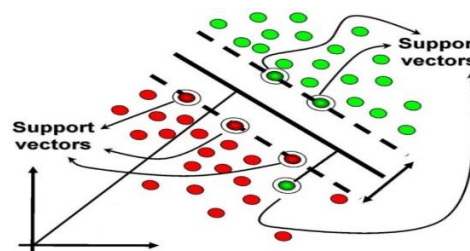
شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه، اولین شبکه کاربردی در تاریخ شبکه عصبی مصنوعی می باشد. شبکه عصبی پرسپترون پیش خور با ناظر، شامل یک لایه ورودی، حداقل یک لایه مخفی و یک لایه خروجی می باشد. روش یادگیری در الگوریتم با ناظر، روش پس انتشار خطا است. در این روش وزن شبکه به شیوه ی گرادیان تنظیم می شود، بدین صورت که پس از این که مقدار خروجی مطلوب با خروجی واقعی شبکه مقایسه شد، شبکه به جستجوی بیش ترین شیب

نتایج و بحث

در این مطالعه، ابتدا پیش پردازش های تصاویر نظیر موزاییک کردن، ایجاد ترکیب رنگی کاذب، تصحیحات اتمسفری و هندسی اعمال شد. سپس در مرحله پردازش تصاویر به تهیه دو نوع نمونه تعلیمی و نمونه تستی به منظور طبقه بندی و ارزیابی صحت اقدام گردید. در ادامه از دو روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و روش ماشین بردار پشتیبان جهت تعیین انتخاب مناسب ترین روش برای طبقه بندی و نقشه سازی پوشش اراضی با استفاده از سری داده چند طیفی سنجنده OLI ماهواره لندست استفاده گردید و نقشه های پوشش اراضی به سه روش تولید شدند. در ادامه، نتایج ارزیابی صحت به این شرح به دست آمد: طبقه بندی به روش شبکه عصبی مصنوعی آرتمپ فازی دارای بالاترین صحت کل و ضریب کاپا می باشد به این صورت که این روش به ترتیب با صحت کل و ضریب کاپا ۹۴٫۶۸ و ۰٫۹۱، در مقایسه با روش های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با صحت کل و ضریب کاپای ۹۲٫۹۹ و ۰٫۸۹، و روش ماشین بردار پشتیبان با صحت کل و ضریب کاپای ۹۰٫۹۳ و ۰٫۸۵، دقت بالاتری را در طبقه بندی پوشش اراضی داشت. دلیل این که روش های شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بیش تری هستند این است که این شبکه ها دارای ماهیت غیرپارامتریک و غیر خطی هستند. در این تحقیق گرچه الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، دقت کم تری را نسبت به دو روش شبکه عصبی داشت، اما نتایج برخی محققان مخالف نتیجه پژوهش ما می- باشد. از جمله این که یوسفی و همکاران (۲۵) با استفاده از الگوریتم های متفاوت طبقه بندی تصاویر اقدام به تهیه نقشه کاربری اراضی شهرستان نور کردند و به این نتیجه رسیدند که روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان نسبت به روش های دیگر هم چون شبکه عصبی دارای صحت بالاتری است. یا در موردی دیگر دیکسون و کنداد (۲۶) برای طبقه بندی تصاویر ماهواره ای، روش ماشین بردار را با روش شبکه عصبی مصنوعی مقایسه کردند و نتیجه گرفتند که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، دارای صحت بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی

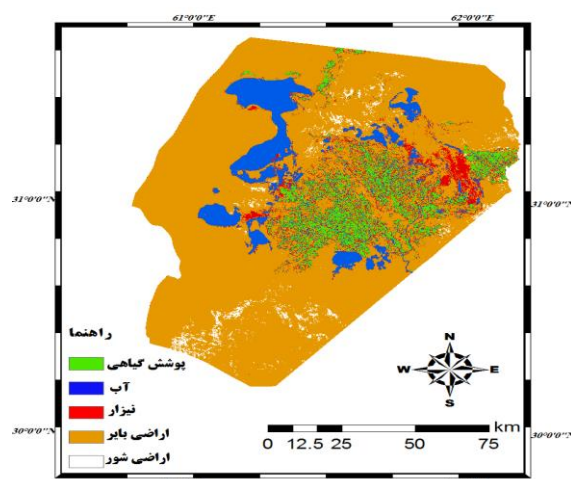
پشتیبان استفاده کرد. پس برای اجرای آن از روش های یکی در مقابل بقیه و دسته بندی کردن زوج - زوج، برای استخراج اطلاعاتی در مورد مرزهای بین کلاس ها استفاده می شود. البته روش دسته بندی زوج - زوج اطلاعات بیش تری را در اختیار ما قرار می دهد (۲۳).

SVM دارای قابلیت های ارزش مندی است که آن را نسبت به دیگر روش های موجود برتر ساخته است. از جمله این که SVM در آموزش خود مشکل بهینه های محلی را ندارد، دسته بندی کننده را با حداکثر احتمال تعمیم بنا می کند، ساختار و توپولوژی خود را به صورت بهینه تعیین می نماید و توابع غیر خطی را به راحتی و با محاسبات کم، با استفاده از کرنل های غیرخطی و مفهوم حاصل ضرب داخلی در فضای هیلبرت، تشکیل می دهد (۱۶).



شکل ۶- طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان

Figure 6- Classification of Support Vector (Machine)



شکل ۷- تصویر طبقه بندی شده با روش ماشین بردار

پشتیبان

Figure 7- Classified image using Support Vector Machine (SVM) method

- basin, Iran. Arab J Geosci 8:525–537. doi:10.1007/s12517-013-1244-3.
- 4- Matinfar H, Alavi Panah S, Zand F, Khodaei K, 2013, Detection of soil salinity changes and mapping land cover types based upon remotely sensed data. Arab J Geosci 6:913–919. doi:10.1007/s12517-011-0384-6.
- 5- Arekhi S, Jafarzadeh A, 2014, Forecasting areas vulnerable to forest conversion using artificial neural network and GIS (case study: northern Ilam forests, Ilam province, Iran). Arab J Geosci 7:1073–1085. doi:10.1007/s12517-012-0875-1.
- 6- Pradhan B, 2013, A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. Comput Geosci 51: 350–365. doi: 10.1016/j.cageo.2012.08.023.
- 7- Alavi Panah, Seyyed Kazem, 2003. Application of Remote Sensing in Geosciences (Soil Sciences), First Edition, Tehran University Press, pp. 478. (In Persian)
- 8- Lu, D, and Weng, Q, 2007, A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. International Journal of Remote Sensing Vol.28, No. 5, 10 March 2007, 823–870.
- 9- Tien Bui D, Pradhan B, Lofman O, Revhaug I, Dick OB 2012 Landslide susceptibility assessment in the Hoa Binh province of Vietnam: a comparison of the Levenberg–Marquardt and Bayesian regularized neural networks. Geomorphology 171:12–19. doi:10.1016/j.geomorph.2012.1004.1023.

می باشد. در رابطه با پژوهش های موافق با نتیجه ما، آرخمی (۲۷) با استفاده از روش های شبکه های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال اقدام به تهیه نقشه کاربری اراضی دشت عباس ایلام نمود و به این نتیجه رسید که روش شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به دو روش دیگر دقت بالاتری در طبقه بندی کاربری/ پوشش اراضی دارد. در جایی دیگر لیزارازو (۲۸) هم در مطالعه که انجام داد با هدف طبقه بندی کاربری/ پوشش اراضی منطقه شهری بوگوتا در کلمبیا به این نتیجه رسید که روش شبکه عصبی مقدار صحت بالاتری نسبت به روش حداکثر احتمال دارد. هم_چنین لیو و همکاران (۱۹) نیز در مطالعه شان برای طبقه بندی پوشش اراضی در استان اورجیسل، به این نتیجه رسیدند که طبقه بندی شبکه عصبی صحت کلی بالاتری در مقایسه با طبقه بندی حداکثر احتمال ارائه می دهد. با توجه به نتایج به دست آمده می توان چنین استنباط نمود که طبقه بندی با الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی صحت بالایی دارد و روشی مناسب برای تهیه نقشه پوشش اراضی به شمار می آید.

Reference

- 1- Badreldin N, Goossens R, 2013, Monitoring land use/land cover change using multi-temporal Landsat satellite images in an arid environment: a case study of El-Arish, Egypt. Arab J Geosci 7:1671–1681. doi:10.1007/s12517-12013-10916-12513.
- 2- Gardi C, Panagos P, Van Liedekerke M, Bosco C, De Brogniez D, 2014, Land take and food security: assessment of land take on the agricultural production in Europe. J Environ Plann Manag 58:898–912.
- 3- Ghobadi Y, Pradhan B, Shafri H, Kabiri K, 2013, Assessment of spatial relationship between land surface temperature and landuse/cover retrieval from multi-temporal remote sensing data in South Karkheh Sub-

- Ilam Dam), Natural Resources Department, Agriculture Sciences Faculty, University of Ilam, Scientific Journal of Research Pasture and Desert of Iran, Volume 18, Number 3, Page 420-440. (In Persian)
- 17- Watts, D., 2001, Land Cover Mapping by Combinations of Multiple Artificial Neural Networks, MSc. Thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary.
- 18- Gahegan, M., German, G. and West, G., 1999, Improving Neural Network Performance on the Classification of Complex Geographic Datasets, Journal of Geographical Systems, No. 1, pp. 3-22.
- 19- Wijaya, A., 2005, Application of Multi-Stage Classification to Detect Illegal Logging with the Use of Multi-Source Data, MSc. Thesis, ITC, Enschede, The Netherlands.
- 20- Liu, X.H., Skidmore, A.K. and Oosten, H.V., 2002, Integration of Classification Methods for Improvement of Land-cover Map Accuracy, ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, No.56, pp. 257-268.
- 21- Hung, C.C., Coleman, T.L. and Long, O., 2004, Supervised and Unsupervised Neural Models for Multispectral Image Classification, ISPRS, <http://www.isprs.org/istanbul2004/Comm/papers/20.pdf>.
- 22- Vapnik, V.N., 1995. The Nature of Statistical Learning Theory (New York :Springer Verlag).
- 23- Hsu, C.W. and Lin, C.K., 2002. A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE Transactions on Neural Networks 13, 415-425.
- 10- Joachims, T. 1999. Making large scale SVM learning practical. In Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning, pp.169-184.
- 11- Alavipanah, S.K., Masoudi, M., 2000, Land Use Mapping Using Landsat TM and Geographic Information System (GIS), a Case Study: Mouk Region of Fars Province, J. Agri. Sci. Natural Resources, Vol. 8, No. 1, pp. 65-75.
- 12- Borak, J.S. and Strahler, A.H. 1999. Feature selection and land cover classification of a MODIS-like dataset for a semiarid environment. International Journal of Remote Sensing. 20: 919-938.
- 13- Amiri, A., Chavooshi, H. and Amini, J. 2007. Comparison of Three Satellite Image Classification: Fuzzy, Neural Network and Minimum Distance Geomatic Conference, National Cartographic Center, Tehran.
- 14- Mas, J.F., 2003, An Artificial Neural Networks Approach to Map Land Use/Cover Using Landsat Imagery and Ancillary Data, Proceedings of the International Geosciences and Remote Sensing Symposium IEEE IGARSS 2003, Vol. VI, pp. 3498-3500, Toulouse, France.
- 15- Jianjun, J., Jie, Z., Hongan, W., Li, A., Hailing, Z., Li, Z., Jun, X., 2005, Land Cover Changes in the Rural-urban Interaction of Xian Region Using Landsat TM/ETM Data, Journal of Geographical Science, Vol. 15, No. 4, pp. 423-430.
- 16- Arekhi Saleh and Adibnejad. Mostafa, 2011, Evaluation of the efficiency of support vector machine algorithms for land use classification using Landsat + ETM satellite imagery (case study:

- 26- Arekhi Saleh, 1393, Preparation of land use map of Abbas Ilam Plain using artificial neural network, backup vector machine and maximum probability, Journal of Rangeland, Issue 2: Pages 30-43. (In Persian)
- 27- Lizarazo, I., 2006, Urban Land Cover and Land Use Classification Using High Spatial Resolution Images and Spatial Metrics, Proceedings of the ۲nd Workshop of the EARSeL SIG on Land Use and Land Cover, pp. 292-298.
- 24- Yousef, S., Tazeh, M., Mirezee, S., Moradi, H.R. and Tavanger, S.H. 2001. Comparison of different classification algorithms in satellite imagery to produce land use maps (Case study: Noor city), Journal of Applied RS & GIS Techniques in Natural Resource Science. 2(2): 15-25.
- 25- Dixon, B. and Candade, N. 2008. Multispectral land use classification using neural networks and support vector machines: one or the other, or both? International Journal of Remote Sensing. 29: 1185–1206.