دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر
فصلنامه‌ی علمی-پژوهشی فضای جغرافیایی

سال شانزدهم، شماره‌ی ۵۵
پاییز ۱۳۹۵، صفحات ۸۵-۶۵

**محمدحسین رضایی‌مقدم**[۱]
**صغری اندریانی**[۲]
**خلیل ولی زاده کامران**[۳]
**فرهاد الماس پور**[٤]

# تعیین بهترین الگوریتم استخراج کاربری و پوشش اراضی و کشف تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای لندست (مطالعه موردی: حوضه صوفی چای مراغه)

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۱/۲٦ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۰/۲۱

## چکیده

استفاده از داده‌های سنجش از دور با توجه به ارائه اطلاعات به‌روز، پوشش تکراری و کم‌هزینه بودن در ارزیابی منابع طبیعی از جایگاه خاصی برخوردار است. همچنین آشکار ساختن تغییرات یکی از نیازهای اساسی در مدیریت و ارزیابی منابع طبیعی است. از این‌رو میزان تغییرات کاربری و پوشش اراضی را که نتیجه فرآیند آشکارسازی تغییرات می‌باشد، می‌توان بر اساس تصاویر چند زمانه سنجش از دور برآورد نمود. در پژوهش حاضر، تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ (OLI & TIRS) سال ۲۰۱۳ و لندست ۷ ($ETM^{+}$) سال ۲۰۰۰ به‌عنوان داده ورودی برای تهیه نقشه کاربری و پوشش اراضی مورد استفاده قرار گرفتند. در این بین، با توجه به جدید بودن تصاویر OLI، تصحیحات رادیومتریک با استفاده از روابط موجود در محیط Band Math نرم‌افزار ENVI فرمول‌نویسی گردید.

۱- استاد گروه ژئومورفولوژی دانشگاه تبریز.
۲- دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی دانشگاه تبریز و کارشناس ارشد سنجش از دور. E-mail: s.andaryani@gmail.com
۳- استادیار گروه سنجش از دور و GIS دانشگاه تبریز.
٤- کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان‌شرقی.

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

همچنین از شاخص‌های گیاهی (NDVI)، خاک بایر (BI) و سه مؤلفه اصلی آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) به‌عنوان ورودی در کنار دیگر باندها برای افزایش دقت طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت. روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و حداکثر احتمال (MLC) در تصاویر OLI مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان با صحت ۹۲/۷% در کرنل چندجمله‌ای با درجه ۵ نسبت به روش‌های شبکه عصبی با صحت ۸۹% و روش حداکثر احتمال با ۹۱/۸% مناسب‌ترین روش برای طبقه‌بندی می‌باشد. همچنین در مناطقی که کلاس‌ها رفتار طیفی مشابهی را از خود نشان می‌دهند روش SVM کارایی بهتری از خود نشان می‌دهد. برای آشکارسازی تغییرات ایجاد شده در بازه زمانی ۱۳ سال از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده تغییر وسیع کاربری و پوشش اراضی بخصوص در کاربری باغ به میزان ۳۱۱ هکتار و اراضی بایر ۱۶۳۵ هکتار در این حوضه می‌باشد که لزوم نظارت و مدیریت کارآمد را می‌طلبد.

**کلید واژه‌ها**: کاربری و پوشش اراضی، مقایسه پس از طبقه‌بندی، ANN، SVM، MLC، حوضه صوفی چای مراغه.

**مقدمه**

تغییر کاربری و پوشش اراضی می‌تواند چهار تأثیر مستقیم بر روی چرخه هیدرولوژی و کیفیت آب داشته باشد که عبارت است از: سیل، خشکسالی، رژیم رودخانه‌ها و آب‌های زیرزمینی و همچنین تأثیر بر روی کیفیت آب (روگرز[5]، ۱۹۹٤: ۲۳۲). تکنولوژی 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 می‌گردد (یان[6]، ۲۰۰۳: ۳). از جمله کاربردهای سنجش از دور فرآیند آشکارسازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در دو جفت تصویر با موقعیت مکانی یکسان در زمان‌های مختلف می‌باشد. از جمله روش‌های آشکارسازی تغییرات، روش پس از طبقه‌بندی[7] (سینگ[8]، ۱۹۸۹: ۹۹٤؛ رادک[9] و همکاران، ۲۰۰۵: ۲۹٦) می‌باشد. در این روش تأثیرات اتمسفر، سنجنده (تأثیر استفاده از تصاویر با سنجنده‌های متفاوت به حداقل می‌رسد) و محیط کاهش می‌یابد و تغییرات به‌صورت ماتریس بیان می‌گردد ولی صحت این نوع آشکارسازی به صحت طبقه‌بندی تصاویر بستگی

5- Rogers
6- Yan
7- Post Classification Method
8- Singh
9- Radke

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

دارد (یوان[10] و همکاران، ۲۰۰۵: ۳۱۷؛ میلر[11] و همکاران، ۱۹۹۸: ۲٤٥). به همین علت استفاده از روش مناسب برای طبقه‌بندی تصاویر اجتناب‌ناپذیر می‌باشد. 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 اینکه استخراج اطلاعات پوشش و کاربری زمین از داده‌های سنجش از دور رو به فزونی می‌باشد به همین دلیل تحقیقات زیادی در مورد روش‌هایی برای افزایش صحت طبقه‌بندی صورت گرفته است که از جمله می‌توان از روش‌های شبکه عصبی (ANN[12]) و ماشین بردار پشتیبان (SVM[13]) نام برد (فودی[14] و همکاران، ۲۰۰٤: ۳۳٦). هر چند روش‌های سنتی مانند روش حداکثر احتمال (MLC[15]) در صورت نرمال بودن نقاط آموزشی دقت قابل قبولی را می‌دهد (علوی پناه، ۱۳۸۹: ۳۱۱).

عموماً روش‌های طبقه‌بندی به دو روش پارامتریک و ناپارامتریک تقسیم می‌شود که از روش‌های پارامتریک روش MLC که از واریانس و کوواریانس داده‌ها استفاده می‌کند و از روش‌های ناپارامتریک، روش‌های SVM و ANN را می‌توان نام برد که این روش‌ها از ویژگی‌های آماری داده‌ها استفاده نمی‌کنند و اخیراً جزو تکنیک‌های طبقه‌بندی قرار گرفته‌اند (در ادامه مطلب توضیحات بیش‌تر همراه با منابع آمده است). تئوری SVM توسط "واپتیک و همکاران" در سال ۱۹۷۱ پیشنهاد شد و در سال ۲۰۰۰ جزئیات آن مورد بررسی قرار گرفت سپس در سال ۲۰۰٤ برای استفاده در سنجش از دور مورد استفاده قرار گرفت (سریواستا[16] و همکاران، ۲۰۱۲: ۱۲۵۱). SVM ریشه در تئوری یادگیری آماری[17] دارد و به شناختن متن و اعداد موجود و طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای دیدگاه ماشینی دارد (وپنیک[18]، ۱۹۹۹: ۱۳۹). ماشین بردار پشتیبان طبقه‌بندی را با ایجاد یک سطح جدا کننده چندبعدی[19] به‌صورت بهینه از هم جدا می‌کند. تاکنون شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های مطالعاتی مانند رایانه، روان‌شناسی، زیست‌شناسی و شیمی آلی به‌کار گرفته شده‌اند. از اواخر دهه‌ی ۱۹۸۰، روش مذکور برای تجزیه‌وتحلیل داده‌های سنجش از دور در کاربردهای گوناگون مانند، طبقه‌بندی پوشش اراضی، آشکارسازی ابر و امثال آن به کار گرفته شد (وارنر[20]، ۲۰۰۵:

10- Yuan
11- Miller
12- Artificial Neural Network
13- Support Vector Machine
14- Foody
15- Maximum Likelihood Classification
16- Srivastava
17- Statistical Learning Theory
18- Vapnik
19- N-Dimensional
20- Warner

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

۱۲۰۸) و جزو تکنیک طبقه‌بندی ناپارامتریک می‌باشد (لیو و وانگ[۲۱]، ۲۰۰۷: ۸۲۳). از این‌رو برعکس روش MLC نیاز به نرمال بودن توزیع فضایی داده‌ها ندارد و همچنین در این روش جداسازی کلاس‌ها به‌صورت خطی صورت نمی‌گیرد (آتکینسون و تاتنال[۲۲]، ۱۹۹۷: ۷۰۰). پیشینه تحقیق نشان می‌دهد طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از روش‌های یاد شده نتایج متفاوتی را ارائه می‌نماید. بریان و همکاران (۲۰۱۱: ۵۴۹-۵۵۳) روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و حداکثر احتمال را در طبقه‌بندی نواحی ساحلی کوتااو[۲۳] در تایلند با استفاده از تصاویر ASTER مورد مقایسه قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که روش‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان چندان تفاوتی از لحاظ دقت کلی ندارند. نیتز و همکاران (۲۰۱۲) 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 صحت بالاتری نسبت به روش‌های دیگر برخوردار است. سریواستاوا و همکاران (۲۰۱۲: ۱۲۵۰-۱۲۶۵) سه الگوریتم ANN، SVM و MLC را مورد مقایسه قرار داده و به این نتیجه رسیدند که صحت روش ANN نسبت به دو روش دیگر بیش‌تر است. کولیوس و همکاران (۲۰۱۳: ۱۵۰-۱۶۰) برای آشکارسازی تغییرات از روش SVM و ANN همچنین از تصاویر لندست ۷ استفاده کرد و به این نتیجه رسید که روش SVM کارایی بهتری دارد. یو و همکاران (۲۰۱۲: ۲۲۹-۲۳۹) برای تهیه نقشه لیتولوژی از روش‌های MLC و SVM همچنین تصاویر Aster استفاده کرد و نتیجه گرفت که روش SVM صحت بالاتری در تهیه این نوع نقشه‌ها دارد. سیرواستا و همکاران (۲۰۰۹: ۱-۷) کرنل‌های موجود برای روش SVM را در طبقه‌بندی داده‌ها به‌کار بستند و به این نتیجه رسیدند که کرنل RBF بهترین کرنل برای طبقه‌بندی داده‌ها می‌باشد. آرخی و ادیب‌نژاد (۱۳۹۰) روش‌های SVM و MLC را برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی حوضه سد ایلام مورد استفاده قرار دادند و نتیجه گرفتند که روش SVM دقت بالاتری نسبت به روش حداکثر احتمال دارد. همچنین نتیجه گرفتند کرنلهای خطی، حلقوی و چندجمله‌ای هر سه به یک میزان دارای دقت بالایی هستند. اندریانی (۱۳۹۳) با مقایسه کرنلهای موجود در روش SVM نتیجه گرفت که با افزایش تعداد باندهای شرکت‌کننده در طبقه‌بندی، کرنل چندجمله‌ای نسبت به دیگر کرنل‌ها دقت بالاتری دارد. همچنین با مقایسه درجه‌های کرنل چندجمله‌ای، نتیجه گرفت که درجه ۵ در این کرنل نسبت به دیگر درجه‌ها دقت بالاتری دارد. هدف از این مطالعه نیز بررسی دقت الگوریتم SVM با کرنل چندجمله‌ای درجه ۵ با روش ANN و MLC با استفاده از باندهای متفاوت، در طبقه‌بندی کاربری و پوشش

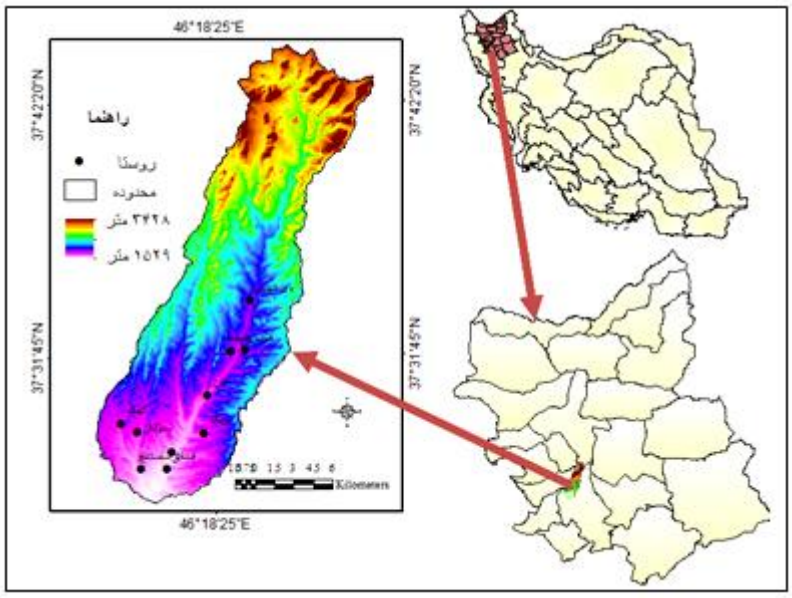
21- Lu & Weng
22- Atkinson & Tatnall
23- Koh Tao

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

اراضی به‌منظور آشکارسازی تغییرات به‌وجود آمده در بازه زمانی ۱۳ سال در بالادست حوضه صوفی چای می‌باشد. برای دست یافتن به هدف ذکر شده، از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۷ و ۸ استفاده گردیده است.

محدوده مورد مطالعه

حوضه آبریز صوفی چای (از زیر حوضه‌های دریاچه ارومیه) در قسمت جنوب‌غربی استان آذربایجان‌شرقی قرار دارد. منطقه مورد مطالعه یکی از زیر حوضه‌های صوفی چای در بالادست سد علویان دارای مساحتی حدود ۳۱۳ کیلومترمربع و محدوده ارتفاعی بین ۳٤۲۸–۱۵۲۵ متر می‌باشد. محدوده حوضه با استفاده از لایه رقومی ارتفاعی [۲٤] نوع ASTER[۲۵] با استفاده از توابع ARC Hydro استخراج گردیده است (شکل ۱).




**شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران و استان آذربایجان‌شرقی**

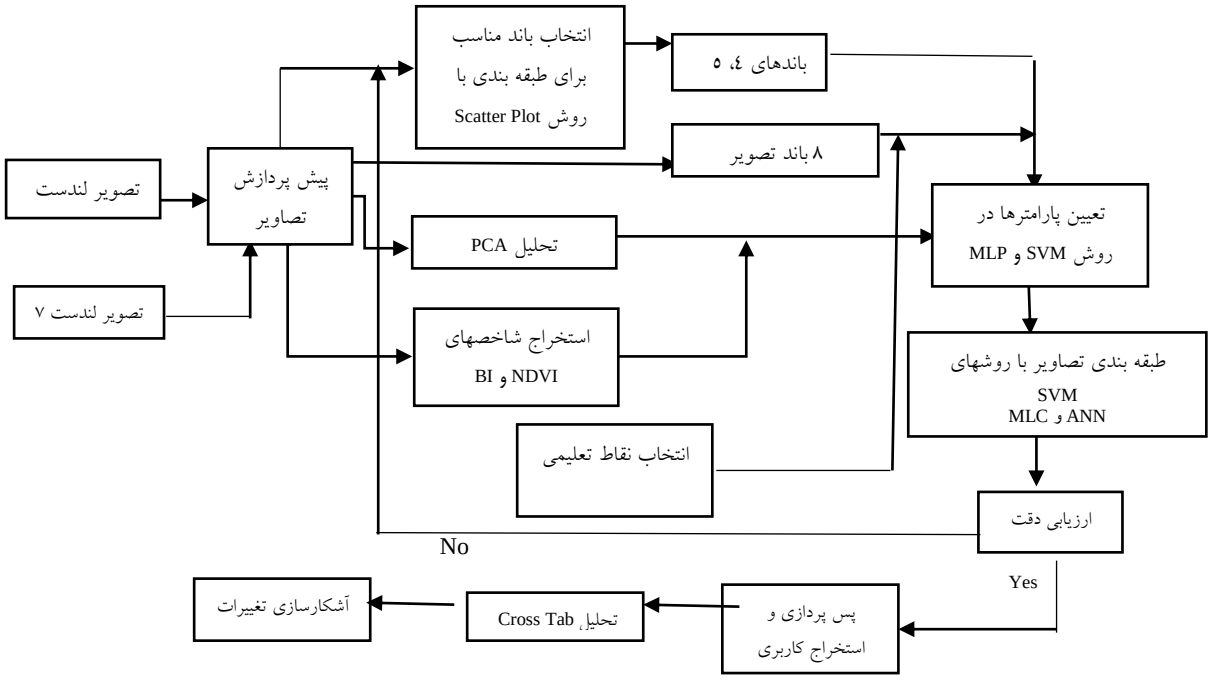
– مواد و آماده‌سازی داده‌ها: برای استخراج نقشه کاربری و پوشش اراضی و آشکارسازی تغییرات از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۷[۲٦] ($ETM^{+}$) و لندست ۸[۲۷] (OLI & TIRS) به‌ترتیب مربوط به ۱٤ جولای سال ۲۰۰۰ (۱۳۷۹/٤/۲٤) و ۱۰ جولای سال ۲۰۱۳ (۱۳۹۲/٤/۱۹) استفاده شده است. از مدل رقومی ارتفاعی استر برگرفته شده از مشاهدات جهانی سازمان زمین‌شناسی امریکا[۲۸] با اندازه پیکسل ۳۰ متری برای استخراج حوضه و تصحیح

24- Digital Elevation Model
25- Advanced Space borne Thermal Emission and Reflection
26- Enhanced Thematic Mapper Plus
27- Operational Land Imager &Thermal Infrared Sensor
28- The USGS Global Visualization Viewer

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

توپوگرافیکی تصویر استفاده شد و چون نرم‌افزار خاصی برای تصاویر ۱۲ بیتی لندست ۸ که به ۱٦ بیت نمونه‌گیری مجدد[۲۹] شده‌اند وجود ندارد، لذا برای دقت بیش‌تر برخی فرمول‌های موجود در تصحیحات و شاخص‌های گیاهی در محیط نرم‌افزار ENVI Band Math برنامه‌نویسی گردید. نرم‌افزار PCI Geomatica 2012 برای تصحیح هندسی و تثبیت هندسی[۳۰] هر دو تصویر نسبت به هم مورد استفاده قرار گرفت. همچنین از نرم‌افزارهای Arc GIS 10.1 برای تولید نقشه و تعیین مساحت و ارتفاع حوضه، ENVI 4.8 و IDRISI 17 برای طبقه‌بندی، آشکارسازی تغییرات تصاویر و تصحیحات تصاویر مورد استفاده و دستگاه GPS مدل گارمین برای برداشت مکانی نقاط تعلیمی استفاده گردید.

(شکل ۲) مراحل تحقیق در پژوهش حاضر را نشان می‌دهد:




**شکل ۲: روند کلی تحقیق، لازم به ذکر است برای استخراج کاربری در تصویر لندست ۷ از نتایج حاصل از تصویر لندست ۸ استفاده گردیده است.**

- برای انجام تصحیح رادیومتریک تصویر لندست ۸ روش پیشنهادی USGS EROS[۳۱] استفاده گردیده است که جزئیات بیش‌تر در مجموعه LDCM Cal/Val Algorithm Description (۲۰۱۳) توضیح داده شده است. در

29- Resample
30- Registration
31- U.S. Geological Survey Earth Resources Observation and Science

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

تصحیح اتمسفری تصاویر به دلیل وجود منابع آبی از روش کاهش تیرگی پدیده‌ها[۳۲] (چاوز[۳۳]، ۱۹۹۶: ۱۰۲۹) استفاده گردید. برای تصحیح هندسی در تحقیق حاضر از تصاویر اسپات ۲۰۰۵ و از روش تثبیت هندسی تصویر به تصویر استفاده شد، سپس هر دو تصویر مورد استفاده با مبنا قرار دادن تصویر لندست ۸ نسبت به هم تثبیت هندسی شدند. با برداشت‌هایی که از تقاطع جاده‌های اصلی با استفاده از GPS نقطه‌برداری شده بود، مشاهده شد که در تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و ۷ میزان خطا کمی بیش‌تر از یک پیکسل می‌باشد ولی در تصاویر اسپات خطای هندسی نسبت به برداشت‌های دستگاه GPS مشاهده نشد و از آنجایی که نمونه‌های تعلیمی با استفاده از این دستگاه 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[۳۴] استفاده شد و تصاویر به‌ترتیب سال تولید با خطای جذر میانگین مربعات[۳۵] ۰/۴۵ و ۰/۴۰ پیکسل تصحیح شدند. برای از بین بردن عوامل توپوگرافی در نتیجه تفاوت در زاویه انرژی رسیده به سطح کوهستان از روش انعکاس لامبرتی[۳۶] و نرم‌افزار اردس ۲۰۱۱ (کلبی[۳۷]، ۱۹۹۱: ۵۳۵) استفاده گردید.

– باندهای شرکت‌کننده در طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ به تعداد هشت باند عبارت از باندهای ۱–۷ و باند حرارتی ۱۰ که به تفکیک مکانی ۳۰ متر نمونه‌گیری مجدد گردیده، استفاده گردید. در این تصویر باندهای ٤، ٥ و ٦ به‌عنوان باندهای کم‌تر همبسته نسبت به همدیگر به مدل‌ها معرفی شد. در تصاویر $ETM^+$ به غیر از باند پانکروماتیک از تمام باندهای این تصویر استفاده شد با بررسی دقت روش‌های مورد استفاده در تصویر لندست ۸، مناسب‌ترین روش برای طبقه‌بندی تصویر $ETM^+$ مورد استفاده قرار گرفت.

– شاخص پوشش گیاهی[۳۸] NDVI (گندینی و اوسانوف[۳۹]، ۲۰۰٤: ۱٦۹)، شاخص خاک بایر[٤۰] BI (روی[٤۱] و همکاران، ۱۹۹٦: ۷۲٦) و تحلیل مؤلفه اصلی PCA (نوری[٤۲] و همکاران، ۲۰۰۸: ۲٥٤) به‌عنوان باند ورودی در طبقه‌بندی‌ها شرکت داده شد و دقت آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت (جدول ۳).

32- Dark Subtract
33- Chavez
34- Nearest Neighbor
35- Root Mean Square
36- Lambertian Reflectance Mode
37- Colby
38- Normalize Difference Vegetation Index
39- Gandini & Usunoff,
40- Bare Soil Index
41- Roy
42- Noori

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

- 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 زمین‌شناسی آمریکا[43]، ۱۹۷۲) و در ۷ کلاس با توجه به وجود کلاس‌ها (زراعت آبی در این منطقه وجود ندارد) در منطقه مورد مطالعه استفاده شده است.

با توجه به این‌که جمع‌آوری نمونه‌های آموزشی در طبقه‌بندی نظارت شده تصاویر ماهواره‌ای، به منظور استخراج نقشه‌های کاربری اراضی لازم و ضروری می‌باشد، لذا پس از تعیین کلاس‌های کاربری اراضی، اقدام به جمع‌آوری نمونه‌های تمرینی با روش نمونه‌گیری تصادفی و در دو مرحله انجام گردید. به‌طوری که مرحله اول برای آموزش مدل‌های مورد استفاده به تعداد ۱۵۰ نقطه (در محیط نرم‌افزار ENVI به لایه‌برداری از نوع پلیگون به تعداد ۲۵ پیکسل برای هر کلاس تبدیل شدند) و مرحله دوم برای تست کردن نتیجه مدل به تعداد ۱۰۰ نقطه با استفاده از دستگاه GPS جمع‌آوری شد. البته برای انتخاب نمونه از بالادست حوضه و مخزن آبی (سد) از نرم‌افزار Google Earth که دارای تفکیک مکانی یک متر بود (به دلیل قابل رویت بودن تک‌تک درختان با استفاده از این نرم‌افزار)، استفاده گردیده است. تفکیک‌پذیری تمام کلاس‌ها مابین ۲ – ۱/۹ بوده است که هرچقدر عدد به‌دست آمده به ۲ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده تفکیک‌پذیری بیش‌تر میان کلاس‌ها است و هر چه به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده کاهش تفکیک‌پذیری است.

- 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 محاسبه کننده که با یک روش منطقی[44] به هم متصل شده‌اند، 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. طبقه‌بندی منطقی ANN برای طبقه‌بندی نظارت شده اعمال می‌شود و با رابطه (۱) قابل بیان است.

$$O_{j=} 1 / (1+ e^{-\lambda netj}) \qquad \text{رابطه (۱)}$$

$O_j$ خروجی برای ورودی j، $\lambda$شیب تابع تبدیل و $net_j$ از رابطه (۲) بیان می‌شود.

43- United State Geology of System
44- Logistic

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

رابطه (۲) $netj= \sum_i wij\ oi$

$wij$ وزن داده شده از واحد j تا i و خروجی واحد $i$ (شالخوف[۴۵]، ۱۹۹۷: ۵۶۵).

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[۴۶] نامیده می‌شود. دامنه عددی آن بین ۰ – ۱ می‌باشد. گاه در تعریف شبکه از یک حد آستانه $\theta$ نیز استفاده می‌شود.

– 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 می‌باشد (رائو[۴۷]، ۲۰۱۳: ۵). به عبارتی این تابع داده‌های آموزشی را که به‌صورت غیرخطی در فضای چندبعدی با استفاده از تابع کرنل طرح‌ریزی می‌شود را در یک مجموعه داده به‌صورت خطی از هم جدا می‌کند که نتیجه آن طبقه‌بندی خطی بین داده‌ها می‌باشد (واپنیک، ۱۹۹۹: ۱۳۱). ویژگی اصلی این روش توانایی بالا در استفاده از نمونه‌های تعلیمی کم‌تر و رسیدن به دقت بالاتر نسبت به سایر روش‌های قبلی می‌باشد (مانترو[۴۸] و همکاران، ۲۰۰۵: ۵۶۰). این طبقه‌بندی کننده به‌صورت باینری عمل کرده و دو کلاس را با استفاده از یک فراصفحه از هم جدا می‌کند (سریواستا، ۲۰۰۹: ۲)، (شکل ۳). برای تعریف نحوه قرارگیری این صفحه از کرنل‌هایی استفاده می‌گردد که در این مطالعه از کرنل چندجمله‌ای استفاده گردیده است (رابطه ۳).

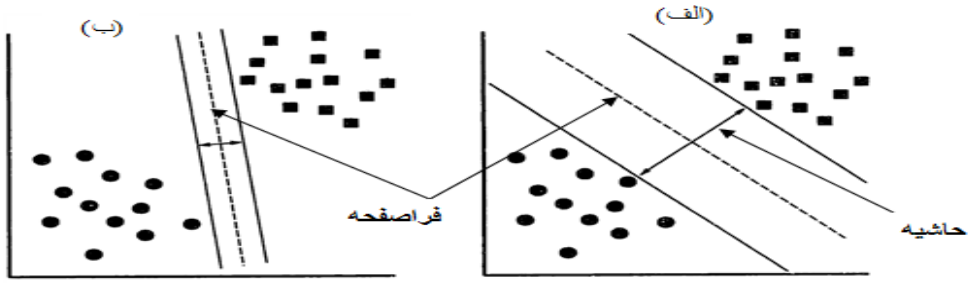
(رابطه ۳) $K(x_i,x_j) = (gx_i^Tx_j + r)^d,\ g > 0$

$x_i,x$: مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی، g گاما: یک پارامتر تعریف شده توسط کاربر به‌عنوان عرض کرنل، d: درجه چندجمله‌ای، r اریب یا تمایل و T ماتریس واحد.

در این کرنل از پارامتری به عنوان پنالتی[۴۹] برای بهبود خطای طبقه‌بندی استفاده می‌شود که افزایش آن تا حدی باعث کم شدن خطای طبقه‌بندی می‌شود. همچنین از یک مقدار به‌عنوان آستانه تحریک (بایاس[۵۰]) استفاده می‌گردد.

45- Shalkoff
46- Momentum Rate
47- Rao
48- Mantero
49- Penalty Parameter
50- Bias

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]




**شکل ۳: جداسازی فراصفحه با بیش‌ترین حاشیه (الف) و کم‌ترین حاشیه (ب)**

– طبقه‌بندی نظارت شده با روش حداکثر احتمال: MLC جزو روش‌های طبقه‌بندی پیکسل پایه و آماری می‌باشد. در این روش کلاسی به پیکسل مورد نظر تعلق می‌گیرد که بیش‌ترین احتمال تعلق پیکسل به آن کلاس وجود دارد (فاطمی، ۱۳۹۱: ۲۱۲). به عبارتی جزو روش‌های پارامتریک می‌باشد که از واریانس و کوواریانس داده‌ها استفاده می‌کند.

– ارزیابی دقت: به‌منظور بیان دقت یک نقشه طبقه‌بندی شده به‌صورت کمی می‌توان آن را به‌صورت 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[۵۱]، صحت تولید کننده[۵۲] صحت کلی[۵۳] و ضریب کاپا[۵۴] را برای بیان دقت محاسبه نمود. صحت کلی از نسبت مجموع پیکسل‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند (در محور اصلی ماتریس طبقه‌بندی قرار دارند) به کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده به‌دست آمد. همان‌طور که از اسم آن مشخص است صحت کلی فقط درصد صحت در کل طبقات را می‌دهد و نمی‌تواند درصد صحت هر کدام از طبقات را به‌طور مجزا محاسبه کند. صحت کلی با رابطه ٤ قابل بیان می‌باشد.

رابطه (٤)
$$OA = \frac{\sum_{K=1}^{N} n_{kk}}{n} * 100$$

OA: صحت کلی، $\sum_{K=1}^{N} n_{kk}$: مجموع پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده، n: کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده.

با توجه به این‌که 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 (۵) قابل بیان هست (کنگلتون[۵۵]، ۱۹۹۹: ٤۰).

51- User Accuracy
52- Produce Accuracy
53- Overall Accuracy
54- Kappa Coefficient
55- Congalton

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

رابطه (۵)

$$K = \frac{N\sum_{i=1}^{r} Xii - \sum_{i=1}^{r}(Xio * Xoi)}{N^2 - \sum_{i=1}^{r}(Xio * Xoi)}$$

در این رابطه: K: شاخص کاپا، r تعداد ردیف ماتریس طبقه‌بندی،

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

Xio: مجموع مشاهدات در ردیف (مجموع ردیف برای هر کاربری)

Xoi: 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 شده‌اند؛ پیکسل‌هایی که نادرست طبقه‌بندی شده‌اند 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 چرا که به علت بافت روستاها که از خشت خام می‌باشد در تصاویر لندست با تفکیک مکانی ۳۰ متر قابل شناسایی نمی‌باشد. 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. همچنین کلاس مسکونی (در حد ۱۰ روستا) به‌عنوان یک شیپ فایل جداگانه با نقشه طبقه‌بندی شده جمع[۵۶] شد. مقایسه نقشه‌های کاربری در بازه زمانی ۲۰۱۳ –۲۰۰۰: برای مقایسه نقشه‌ها و بررسی تغییرات از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی استفاده شد و کلاس‌ها دو به دو به‌صورت زوجی و پیکسل به پیکسل مورد بررسی قرار گرفتند.

**یافته‌ها و بحث**

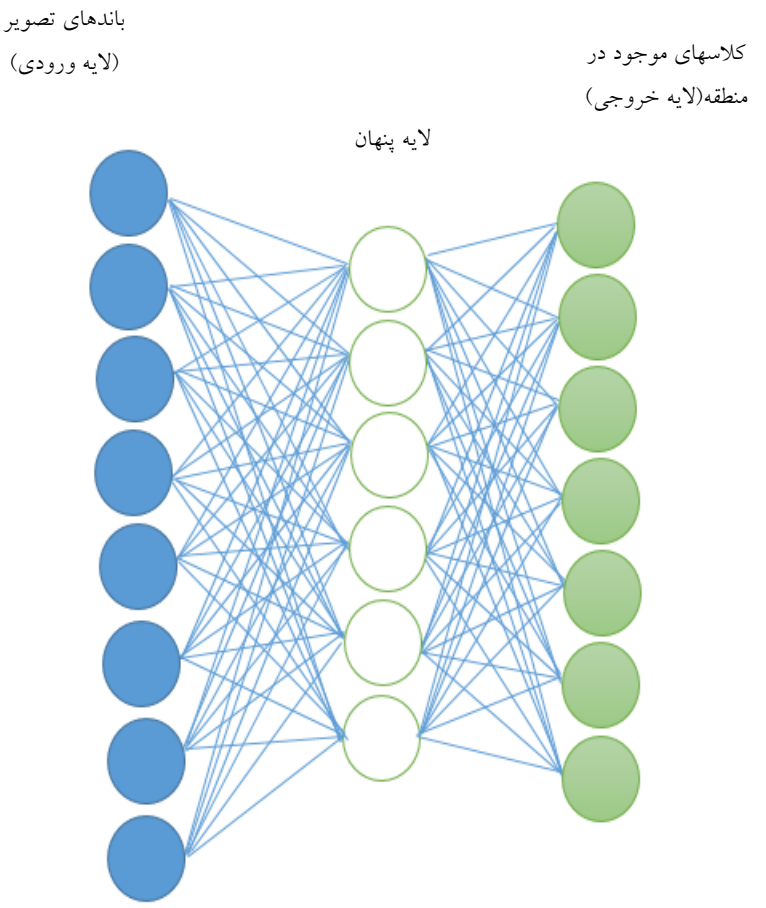
پارامترهای مورد نیاز هر دو روش SVM و ANN برای افزایش میزان دقت با استفاده از آزمون و خطا به‌دست آمد. (جدول ۱) مقدار پارامترهای مورد نیاز در روش الگوریتم پرسپترون را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است معماری شبکه مربوط به بیش‌ترین دقت به‌صورت (شکل ٤) می‌باشد.

56- Union

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

**جدول ۱- مقادیر پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم پرسپترون چند لایه**

| تعداد نرون ورودی | متوسط پیکسل‌های آموزشی | متوسط پیکسل‌های آزمایشی | تعداد لایه‌های پنهان | گره‌های لایه پنهان | نرخ یادگیری | ضریب شتاب | میزان تکرار | تعداد نرون خروجی |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ۸ | ۱۰۰۰ | ۱۰۰۰ | ۱ | ٦ | ۰/۰۱ | ۰/٤ | ۵۰۰۰ | ۷ |




**شکل ٤: معماری شبکه استفاده شده در روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه**

در روش SVM مقدار آستانه تحریک[۵۷] ۱۰ در کرنل چندجمله‌ای دارای دقت خوبی نسبت به اعداد کم یا بیش‌تر از آن دارد به عبارتی افزایش آستانه تا حد مقدار ۱۰ باعث افزایش دقت در مقدار طبقه‌بندی می‌شود و این در حالی است که با افزودن این آستانه تحریک مقدار پنالتی بیش‌تر از ۱۰۰ هیچ تأثیری در افزایش دقت ندارد. مقدار گاما از معکوس تعداد باندها به‌دست آمد. برای بالا بردن دقت طبقه‌بندی، تعداد باندها بر اساس (جدول ۲) در تصویر لندست ۸ مورد بررسی قرار گرفت.

57- Bias

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

**جدول ۲- میزان دقت و ضریب کاپا در روش‌های SVM و ANN و MLC با تعداد باندهای مختلف حاصل از تصویر لندست ۸**

| باند / دقت | ۳ باند با کم‌ترین همبستگی | | | ۸ باند لندست ۸ | | | ۸ باند لندست ۸ و شاخص‌های تولید شده | | | ۸ باند تصویر و سه مؤلفه اصلی PCA | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| نوع روش | SVM | ANN | MLC | SVM | ANN | MLC | SVM | ANN | MLC | SVM | ANN | MLC |
| دقت کلی | ٪۷۲ | ٪۶۸/۴ | ٪۹۱/۸ | ٪۸۵/۵ | ٪۸۹/۴ | ٪۷۷ | ٪۸۹/۴ | ٪۸۶ | ٪۸۰ | ٪۹۲/۷ | ٪۸۵/۵ | ٪۸۵/۹ |
| شاخص کاپا | ۰/۶۶ | ۰/۶۱ | ۰/۹۰ | ۰/۸۲ | ۰/۸۷ | ۰/۷۲ | ۰/۸۷ | ۰/۸۳ | ۰/۷۶ | ۰/۹۱ | ۰/۸۲ | ۰/۸۳ |

مناسب‌ترین نتیجه (جدول ۲) به عبارتی تعداد باندهای مناسب (۸ باند تصویر و سه مؤلفه اصلی PCA) در روش SVM کرنل چندجمله‌ای درجه ۵ با روش عصبی با تعداد باندهای (۸ باند تصویر لندست ۸) و پارامترهای ذکر شده در (جدول ۱) و روش MLC با سه باند کم‌تر همبسته باهم مقایسه گردیده و نتیجه آن در (جدول ۳) قابل بررسی می‌باشد.

**جدول ۳- دقت طبقه‌بندی انواع کاربری و پوشش اراضی در هر سه روش (%) با استفاده از تصاویر لندست ۸**

| روش / کلاس | SVM | | | | ANN | | | | MLC | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | دقت تولید کننده | دقت کاربر | خطای اضافه‌شده | خطای حذف‌شده | دقت تولید کننده | دقت کاربر | خطای اضافه‌شده | خطای حذف‌شده | دقت تولید کننده | دقت کاربر | خطای اضافه‌شده | خطای حذف‌شده |
| باغ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۰ | ۰ | ۹۷/۵ | ۸۸/۸ | ۱۱/۱ | ۲/۴ | ۱۰۰ | ۹۷/۹ | ۲/۰۴ | ۰ |
| آب | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۰ | ۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۰ | ۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۰ | ۰ |
| دیم | ۱۰۰ | ۷۳ | ۲۶/۹ | ۰ | ۱۰۰ | ۷۹/۱ | ۲۰/۸ | ۰ | ۸۴/۶ | ۸۴/۶ | ۱۵/۳ | ۱۵/۳ |
| بایر | ۷۷/۷ | ۹۳/۳ | ۶/۶ | ۲۲/۳ | ۸۸/۸ | ۱۰۰ | ۰ | ۱۱/۱ | ۹۱/۵ | ۸۳ | ۱۶/۱ | ۸/۳ |
| مرتع درجه ۱ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۰ | ۰ | ۸۱/۲ | ۹۶/۳ | ۳/۷ | ۱۸/۷ | ۹۴/۴ | ۷۳/۹ | ۲۶ | ۵/۵ |
| مرتع درجه ۲ | ۱۰۰ | ۸۶/۶ | ۱۳/۳ | ۰ | ۶۹/۲ | ۸۱/۸ | ۱۸/۱ | ۳۰/۷ | ۶۲/۵ | ۱۰۰ | ۰ | ۳۷/۵ |
| مرتع درجه ۳ | ۵۳/۳ | ۸۸/۸ | ۱۱/۱ | ۴۶/۶ | ۸۰ | ۸۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۷۸/۵ | ۱۰۰ | ۰ | ۲۱/۴ |
| دقت کلی | ٪۹۲/۷ | | | | ٪۸۹/۴ | | | | ٪۹۱/۸ | | | |
| ضریب کاپا | ۰/۹۱ | | | | ۰/۸۷ | | | | ۰/۹۰ | | | |

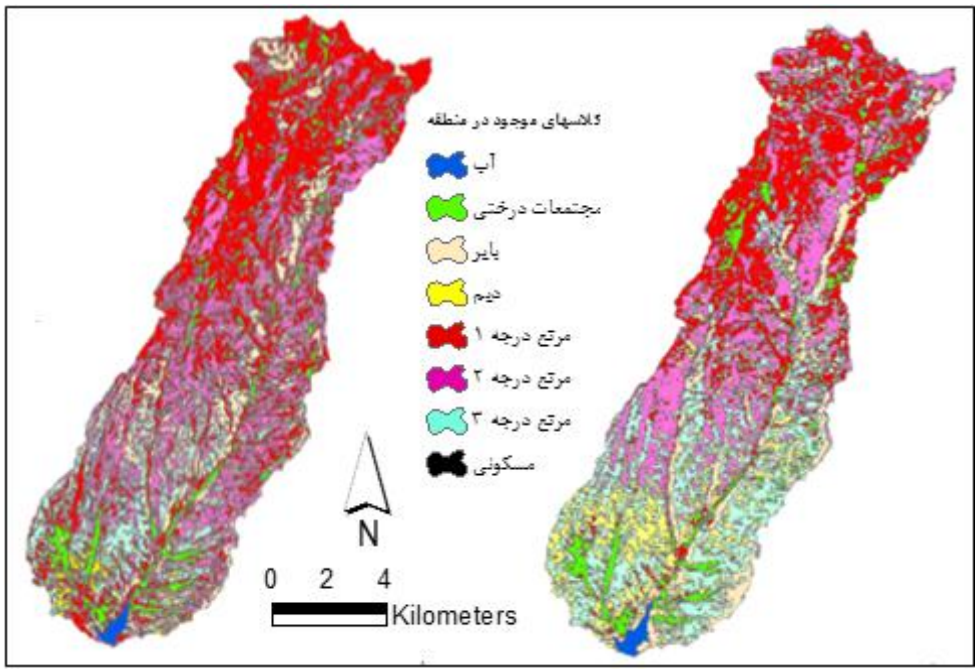
همچنین (شکل ۵) تصاویر طبقه‌بندی شده لندست ۸ با استفاده از روش‌های شبکه عصبی و حداکثر احتمال را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که به دلیل اعمال نتایج تحقیق در مورد تعداد نر ون‌های ورودی و پارامترهای مورد استفاده در تصویر لندست ۷، روش SVM در (شکل ۶) برای هر دو تصویر مورد استفاده در تحقیق حاضر، نشان

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

داده شده است. با استفاده از (جدول ۲) و نتایج به‌دست آمده از الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی، تصویر $ETM^+$ با ۷ باند این تصویر و سه مؤلفه اصلی PCA با استفاده از الگوریتم SVM درجه ۵ مورد طبقه‌بندی قرار گرفت (شکل ۷). همچنین از بررسی پیکسل به پیکسل تصاویر طبقه‌بندی شده، نتایج (جدول ٤) حاصل گردید.

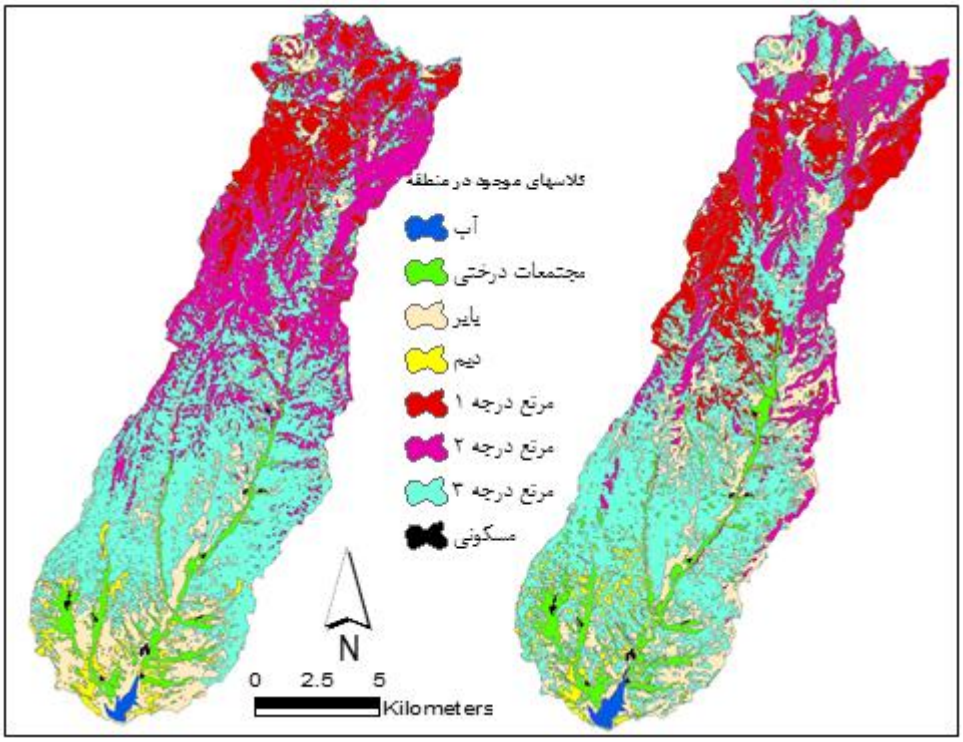
**جدول ٤- ماتریس نتایج حاصل از مقایسه طبقه‌بندی تصاویر سال‌های ۲۰۱۳ و ۲۰۰۰ به درصد**

| ۲۰۰۰ / ۲۰۱۳ | آب | باغ | بایر | دیم | مرتع درجه ۱ | مرتع درجه ۲ | مرتع درجه ۳ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| آب | ۱۰۰ | ۰/۰۲ | ۰/۲۱ | ۰/٦۹ | ۰ | ۰/۰۱ | ۰/۰۱ |
| باغ | ۰ | ۸۷ | ۳/۷٤ | ۷ | ٤/۳۸ | ۲/۰۹ | ۲/٥٦ |
| بایر | ۰ | ۲/۷ | ٥۹/٥ | ۷/۰۷ | ۲/۰۹ | ٥/۹۲ | ۲۳/٤٦ |
| دیم | ۰ | ۰/۲ | ۱/۹۹ | ۳٥/۰۲ | ۰ | ۰/۰۲ | ۳/۰٥ |
| مرتع درجه ۱ | ۰ | ۰/۲۷ | ۰/٤۳ | ۰ | ۳۰/۰۲ | ۲٥/۹ | ۲/٤۳ |
| مرتع درجه ۲ | ۰ | ۲/۳ | ۱/۳۷ | ۰/٥ | ٦۰/۰۱ | ٤٤/٦۷ | ۸/۷۳ |
| مرتع درجه ۳ | ۰ | ۷/۷ | ۳۲/٦٦ | ٤۹/٦۹ | ٤/٤٥ | ۲۱/۳٥ | ٥۹/۷۲ |

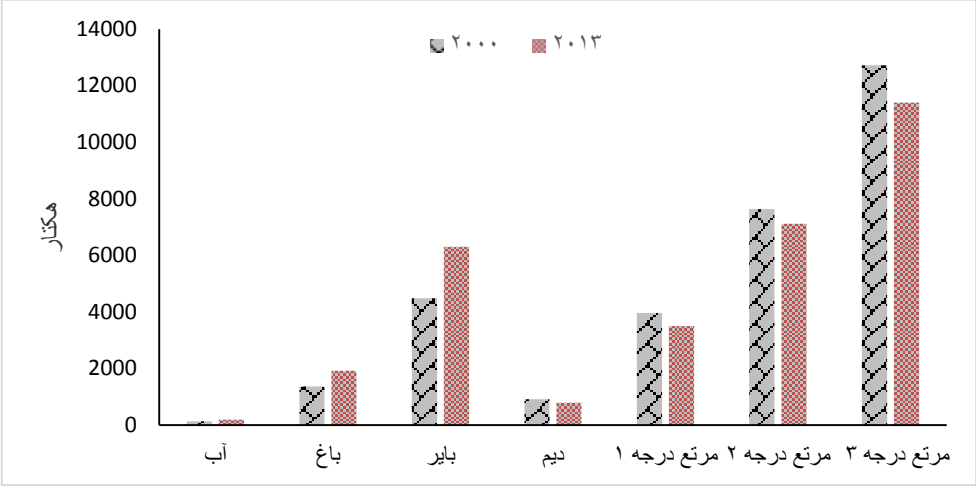



**شکل ۵: نقشه کاربری و پوشش اراضی با استفاده از روش ANN (سمت راست) و روش MLC (سمت چپ) در سال ۲۰۱۳**

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]




**شکل ٦: نقشه کاربری و پوشش اراضی استخراجی با استفاده از روش SVM در بازه زمانی ۲۰۰۰ (چپ) و ۲۰۱۳ (راست)**

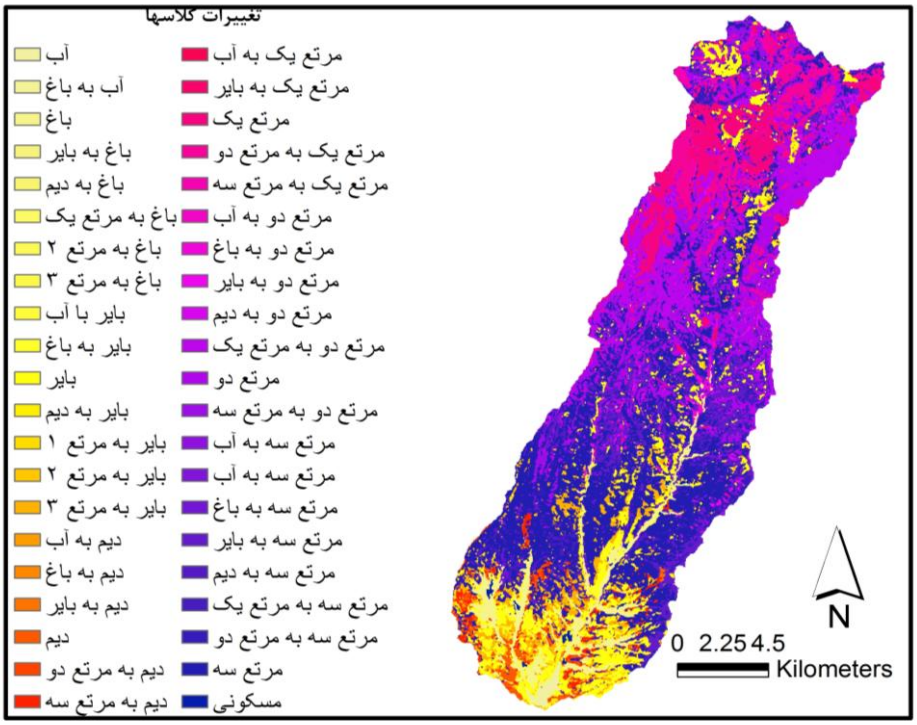



**شکل ۷: میزان مساحت هریک از کاربری‌ها و مقایسه افزایش یا کاهش آن‌ها در بازه زمانی مورد مطالعه**

از بررسی (جدول ۲ و ۳) می‌توان نتیجه گرفت که تعداد باندهای بیش‌تر در روش SVM کارایی بیش‌تری نسبت به دو روش دیگر در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای دارد، هر چند به غیر از کلاس دیم، بایر، مرتع درجه ۲ و مرتع درجه ۳ بقیه کلاس‌ها تقریباً در یک حد طبقه‌بندی شده‌اند و این نشان می‌دهد در کلاس‌هایی که رفتار طیفی مشابهی دارند

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

در روش SVM قابل تفکیک‌تر هستند. همچنین در منطقه مورد مطالعه، در بازه زمانی ۱۳ سال از میزان مراتع و اراضی دیم کاسته شده و بر میزان باغات و اراضی بایر افزوده شده است که این نوع تغییرات می‌تواند بر سیل‌خیز بودن منطقه (افزایش اراضی بایر) و کاهش دبی رودخانه (افزایش باغات) مؤثر باشد. (شکل ۸) تغییرات کاربری از نوعی به نوع دیگر را نشان می‌دهد.




**شکل ۸: نقشه تغییرات کاربری و پوشش اراضی از نوعی به نوع دیگر، مربوط به سال‌های ۲۰۱۳ -۲۰۰۰**

## نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر بعد از اعمال تصحیحات لازم بر روی تصاویر مورد استفاده اقدام به طبقه‌بندی تصویر لندست ۸ با استفاده از روش‌های SVM، ANN و MLC همچنین ورودی‌های متفاوت (باندهای لندست ۸، باندهای حاصل از تبدیل مولفه اصلی و برخی شاخص‌ها) در این روش‌ها شد. با توجه به این‌که هدف از تحقیق حاضر مقایسه سه الگوریتم یاد شده می‌باشد، لذا در روش ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی از کرنل چندجمله‌ای (آرخی و ادیب‌نژاد، ۱۳۹۰: ٤٣٧) با درجه ۵ به دلیل دقت بیش‌تر آن نسبت به دیگر درجه‌ها (اندریانی، ۱۳۹۳: ۱۰۳) استفاده گردید. به نظر می‌آید در روش‌های طبقه‌بندی جدید تعداد کم باندها در تصاویر سنجنده‌های چند طیفی برعکس روش‌های قدیمی‌تر مانند MLC باعث کاهش دقت در طبقه‌بندی نمی‌شود. همچنین برای استفاده از شاخص NDVI

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

در منطقه مورد مطالعه بهتر است از تصاویری با تاریخ تصویربرداری خرداد استفاده شود تا کلاس دیم و مرتع ضعیف بیش‌تر از هم تفکیک شوند. بنا به بررسی‌های میدانی بعد از برداشت دیم کاه و کلش سوزانده می‌شود در نتیجه امکان جدا شدن این کلاس از کلاس بایر و مرتع درجه ۳ به‌سختی انجام می‌گیرد. به نظر می‌آید علت پایین آمدن دقت طبقه‌بندی با باندهای شاخص گیاهی به دلیل نامناسب بودن زمان تصویرها (تیرماه) می‌باشد. همچنین صحت طبقه‌بندی روش‌های SVM و ANN بر اساس پارامترهای ذکر شده به‌ترتیب ۹۲/۷٪ با ضریب کاپای ۰/۹۱ با استفاده از ۸ باند تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ و سه مولفه اصلی PCA، ۸۹/٤٪ با ضریب کاپای ۰/۸۷ با استفاده از ۸ باند تصویر مورد استفاده و روش طبقه‌بندی پارامتریک MLC با دقت کلی ۹۱/۸٪ و با ضریب کاپای ۰/۹ با استفاده از سه باند کم‌تر همبسته استفاده شده، به‌دست آمد. به این ترتیب در تحقیق حاضر، تحقیقات صورت گرفته توسط آرخی و ادیب‌نژاد (۱۳۹۰)، نیتز و همکاران (۲۰۱۲)، کولیوس و همکاران (۲۰۱۳) و اندریانی (۱۳۹۳) مبنی بر دقت زیاد روش SVM تایید می‌شود. با آشکارسازی تغییرات مشخص می‌شود که منطقه مورد مطالعه تغییرات زیادی در کاربری اراضی مخصوصاً باغ و مجتمعات درختی داشته است که مستلزم به‌کارگیری برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه منابع طبیعی و محیط‌زیست می‌باشد. به عبارتی افزایش ۳۱۱ هکتار از اراضی ذکر شده با توجه به محدودیت‌های منطقه از لحاظ توپوگرافی و نوع لیتولوژی و از همه مهم‌تر به دلیل آبیاری سنتی در این منطقه، باعث کاهش بیش‌تر رابطه بین دبی و بارش شده در نتیجه در فصل‌های آبیاری که قبلاً ذکر شد شاهد دبی حاصل از بارش نخواهیم بود (اندریانی، ۱۳۹۳: ۱٤٥) به عبارتی در این فصول رود صوفی چای (به‌عنوان یکی از سرشاخه‌های مهم حوضه دریاچه ارومیه) تبدیل به رود فصلی شده و از دائمی بودن خارج خواهد شد. در مورد اراضی بایر نیز افزایش این اراضی با افزایش اراضی دیم درجه ۱ و کاهش اراضی دیم درجه ۳ همراه بوده است، لذا نمی‌توان عوامل طبیعی را در این تغییر دخیل دانست؛ به عبارت دیگر در صورت کاهش نزولات در سال ۲۰۱۳ اراضی مرتع درجه ۱ نیز به تابعیت از آن، کاهش می‌یافت. در مورد کاربری آب، به دلیل وجود مخزن سد، نیاز به توضیحی وجود ندارد جز این‌که آبگیری سد از لحاظ وسعت در حال افزایش است. حال نیاز به بررسی وجود دارد که آیا پر شدن سد از رسوبات باعث این افزایش شده یا واقعاً حجم آب افزایش یافته است؛ که البته این فرضیه بعید به نظر می‌آید. ولی می‌توان گفت تغییرپذیری سد حتی در طول یک سال نیز خیلی زیاد می‌باشد طوری که در اواخر فصل بارندگی بالاترین میزان مساحت و حجم مخزن سدها دیده می‌شود. در حالی که با گذشت زمان و به دلیل رهاسازی آب پشت سد از وسعت و حجم مخزن کاسته شده و در اواخر فصل خشک حجم مخزن به کم‌ترین میزان حجم خود می‌رسد. پس تغییرات مساحت مخزن سد به عوامل متعددی بستگی دارد و مدیریت بهره‌برداری از مخزن سد نیز در این میان

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

اثرگذار می‌باشد. همچنین با توجه به نوع تغییرات ایجاد شده چه به علت عوامل طبیعی یا انسانی لزوم مدیریت صحیح در این منطقه ضروری و لازم به نظر می‌رسد.

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

## منابع

-آرخی، ص؛ ادیب نژاد، م (۱۳۹۰)، «ارزیابی کارایی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای +ETM لندست (مطالعه موردی: حوزه سد ایلام)»، ***فصلنامه تحقیقات مرتع و بیابان ایران***، شماره ۳، صص ٤٤٠-٤٢٠.

- اندریانی، ص (۱۳۹۳)، «کاربرد تکنیک‌های سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی در بررسی تغییرات کاربری اراضی و تأثیر آن بر دبی رودخانه (مطالعه موردی: صوفی‌چای)»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده جغرافیا و برنامه‌ریزی، دانشگاه تبریز.

- علوی پناه، ک (۱۳۸۹)، «***کاربرد سنجش از دور در علوم زمین***»، تهران، انتشارات دانشگاه تهران.

- فاطمی، ب؛ رضایی، ی (۱۳۹۱)، «***مبانی سنجش از دور***»، تهران، انتشارات آزاده.

- Atkinson, P. M., Tatnall, A. R. L., (1997), "Neural networks in remote sensing", ***Remote Sensing***, 18 (4): 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", ***Photogram. Eng. Remote Sensing***, 62: 1025–1036.

- Colby, J. D., (1991), Topographic normalization in rugged terrain, "***Photogrammetric Engineering & Remote Sensing***", 57: 531-537.

- Congalton, R. G., Green, K., (1999), "***Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices***", Boca Raton: Lewis Publications.

- Foody, M. G., Mathur, A., (2004), "A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines", "***IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing***", 42: 1335 – 1343.

- Kolios, S., Stylios, C. D., (2013), "Identification of land cover land use changes in the greater area of the Preveza peninsula in Greece using Landsat satellite data", ***Applied Geography***, 40: 150-160.

- Gandini, M. L., Usunoff, E. J., (2004), "SCS curve number estimation using remote sensing NDVI in a GIS environmental", ***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.

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

- Miller, A.B., Bryant, E.S., Birnie, R.W., (1998), "An analysis of land cover changes in the Northern forest of New England using multi temporal Landsat MSS data", ***International Journal of Remote Sensing***, 19: 245–265.
- 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***, 43: 559-570.
- 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 Gambia***, Rio de Janeiro Brazil, pp 35-40.
- Noori, R., Abdoli, M. A., Ameri, A., 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 Hollinger Kernel mapping of SVM on image retrieval and effects of addition of positive images", ***International Journal of Computer Applications***, 73 (2): 5 – 12.
- 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***, 21: 723–734.
- Rogers, P., (1994), "***Hydrology and water quality*"**, In: W. B. Meyer and B. L. Turner (eds.), "Changes in land use and land cover: A global perspective", Cambridge University, Press, Cambridge, pp 231-258.
- Radke, R. J., Andra, S. O., Kofahi, Al., Roysam, B., (2005), "Image change detection algorithms: a systematic survey", ***IEEE Transactions on Image Processing***, 14 (3): 294–307.
- Shalkoff, R. J., (1997), "***Artificial Neural Networks***", McGraw-Hill Companies Pub, New yourk.
- Singh, A., (1989), "Digital change detection techniques using remotely sensed data", ***Remote Sensing***, Review article, 10(6): 989–1003.
- Srivastava, D. K., Bhambhu, L., (2009), "Data classification using support vector machine", ***Theoretical and Applied Information Technology***, 49: 1–7. [on line]: www.jatit.org.
- 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.
- Vapnik, V. N., (1999), "***The nature of statistical Learning theory***", Second Edition, New York: Springer-Verlag.
- Warner, T., (2005), "Hyper spherical direction cosine change vector analysis", ***International Journal of Remote Sensing***, 26: 1201-1215.
Yan, G., (2003), Pixel based and object oriented image for coal fire research. [on line]: http://www.ITC.com (accessed in July 2008), pp 3-99.

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]

- Yu, L., Porwal, A., Holden, E., Dentith, M.C, (2012), "Towards automatic lithological classification from remote sensing data using support vector machines", ***Computers & Geosciences***, 45: 229–239.

[ Downloaded from geographical-space.iau-ahar.ac.ir on 2026-10-31 ]