

ارزیابی توان تفکیکی روش‌های طبقه‌بندی پیکسل پایه داده‌های لندست ۸ در تشخیص نوع پوشش اراضی مناطق کوهستانی، مطالعه موردی: حوزه آبخیز بشار

محسن فرزین*

^۱ استادیار، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه یاسوج

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۴/۲۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۱۲

چکیده

هدف از پژوهش حاضر، بررسی توان الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نظارت شده و نظارت نشده داده‌های سنجنش از دور در تشخیص و تفکیک پوشش اراضی حوزه کوهستانی رودخانه بشار با استفاده از داده‌های لندست ۸ بوده است. بدین منظور، پس از بررسی دقت هندسی و انجام تصحیحات رادیومتریک و اتمسفریک داده‌های ماهواره‌ای، مجموعه داده حاصل از ترکیب باندهای انعکاسی (باندهای ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸) و حرارتی (باند ۱۰) ایجاد شد. سپس، طبقه‌بندی پیکسل پایه با استفاده از الگوریتم‌های نظارت شده احتمال حداکثر، ماشین بردار پشتیبان، فاصله ماهانالویی، حداقل فاصله، شبکه عصبی، پارالوئید، نقشه‌بردار زاویه طیفی، واگرایی اطلاعات طیفی، کدگذاری باینری و الگوریتم‌های نظارت نشده K-Means و IsoData انجام شد. دقت الگوریتم‌ها در شناسایی هر کدام از کاربری‌ها بر مبنای تحلیل ماتریس خطا، با استفاده از مقیاس‌های دقت تولید کننده، دقت کاربر و دقت کلی بر اساس قاعده خطای حذف و اضافه و ضریب کاپا ارزیابی شد. نتایج مبتنی بر ماتریس خطا نشان داد که مناسب‌ترین الگوریتم برای تفکیک و شناسایی کاربری/پوشش زراعت، ساخت و ساز، صخره، جنگل، باغ، مرتع، پیکره آبی و رها شده به ترتیب، احتمال حداکثر، فاصله ماهانالویی، احتمال حداکثر، فاصله ماهانالویی، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان، ماشین بردار پشتیبان، احتمال حداکثر است. درصد صحت کلی و ضریب کاپای الگوریتم‌ها نیز نشان می‌دهد که چهار الگوریتم احتمال حداکثر، ماشین بردار پشتیبان، فاصله ماهانالویی و شبکه عصبی با دقت کل به ترتیب ۷۷/۲۵، ۷۵/۹، ۶۹/۵۹ و ۶۸/۰۲ درصد و ضریب کاپای به ترتیب ۰/۷۲، ۰/۶۹، ۰/۶۳ و ۰/۵۸ نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری از خود نشان داده‌اند. به‌طور کلی، می‌توان با انتخاب و استفاده از مناسب‌ترین الگوریتم طبقه‌بندی برای هر نوع کاربری/پوشش در مناطق کوهستانی و سپس، ادغام نقشه‌های منفرد کاربری اراضی با یکدیگر، دقت طبقه‌بندی را بالا برده و نتایج بهتری نیز حاصل شود.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم نظارت شده، پوشش زمین، سنجنش از دور، شبکه عصبی، کاربری زمین

مقدمه

این ارزیابی‌ها و برآوردها را بهبود دهد (Rajees و Dwarakish، ۲۰۱۵). یکی از کاربردهای گسترده سنجنش از دور، طبقه‌بندی تصاویر و تهیه نقشه پوشش زمین است (Blaschke و Otukey، ۲۰۱۰). تولید

سنجنش از دور، دامنه وسیعی از کاربردها را در راستای ارزیابی پارامترهای مختلف ارائه داده و مطالعات جدید بسیاری نیز در حال انجام است تا دقت

لندست استفاده کرده و با تکیه بر الگوریتم‌های مختلف، نقشه کاربری/پوشش زمین مورد نظر خود را تهیه نموده‌اند.

Gomariz-Castillo و همکاران (۲۰۱۷)، به منظور بهبود دقت طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای سری لندست در منطقه نیمه‌خشک جنوب شرقی اسپانیا، با استفاده از الگوریتم‌های احتمال حداکثر، ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و بیشینه‌گر احتمال پسین، به این نتیجه رسیدند که الگوریتم‌های جنگل تصادفی و بیشینه‌گر احتمال پسین، بیشترین ضریب کاپا (تقریباً ۰/۹) را نسبت به دو الگوریتم دیگر نشان می‌دهد. Islam و همکاران (۲۰۱۸)، با ارزیابی تغییرات کاربری اراضی پناهگاه حیات وحش چونااتی بنگلادش، با استفاده از تصاویر لندست ۵ و ۸ و الگوریتم احتمال حداکثر (MaxL) نتیجه گرفتند که این الگوریتم با درصد صحت کلی و ضریب کاپا به ترتیب، ۹۲/۱۶ و ۰/۸۹ برای سال ۲۰۱۵ و ۸۳/۹۶ و ۰/۸۱ برای سال ۲۰۰۵، به‌طور رضایت‌بخشی قادر به تفکیک کاربری‌ها بوده است. Adepoju و Adelabu (۲۰۱۹)، با استفاده از ترکیب تصویر و داده‌های چندمنبعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، ارزیابی دقت لندست ۸ را در طبقه‌بندی و تهیه نقشه کاربری/پوشش اراضی پارک ملی گلدن گیت ایلات متحده را انجام دادند. نتایج نشان داد که گنجاندن باندهای مادون قرمز در مجموعه داده‌ها، دقت تصویر مرکب را تا تشخیص بیش از ۱۰ درصد انواع پوشش زمین با دامنه گسترده‌ای از خصوصیات طیفی افزایش داده است. ایشان بر این باورند، در مناطق مرتفع، عامل جهت نسبت به سایر شاخص‌های توپوگرافی در کاهش خطاهای طبقه‌بندی اشتباه همراه با تداخل علف‌زارها در اراضی بایر و پیکره‌های آبی بهتر عمل کرده است. Gohari و همکاران (۲۰۱۹)، در تفکیک کاربری‌های مهم منطقه بیابانی دشت سرخس با استفاده از تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ و الگوریتم‌های پیکسل پایه و شیء‌گرا، به این نتیجه رسیدند که الگوریتم احتمال حداکثر در روش پیکسل پایه و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در روش شیء‌گرا به ترتیب با دقت کل ۸۳ و ۸۰ درصد، بیشترین دقت را در تفکیک و شناسایی کاربری‌های مختلف دارند. Khazaei و همکاران

نقشه‌های موضوعی با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای، با طبقه‌بندی و تحلیل تصاویر دیجیتال پیشرفته انجام می‌شود (Borak، ۱۹۹۹؛ Foody و Mathur، ۲۰۰۸). نتایج طبقه‌بندی، مبنای بسیاری از برنامه‌های زیست‌محیطی و اجتماعی-اقتصادی است (Lu و Weng، ۲۰۰۷). تعیین نوع پوشش و کاربری اراضی سطح حوزه‌های آبخیز نیز یکی از مهمترین مراحل مدیریت یکپارچه حوزه‌های آبخیز است، به‌طوری که بسیاری از واکنش‌های هیدرولوژیک و هیدرژئولوژیک حوضه به نوع پوشش/کاربری آن وابسته است. از این‌رو، تعیین محدوده و موقعیت دقیق هر کدام از کاربری‌های حوضه و تهیه نقشه آن، گام کلیدی در مسیر مدیریت و مهندسی حوزه‌های آبخیز است. از طرف دیگر، طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور در مناطق کوهستانی و سایر محیط‌های ناهمگن به دلیل تداخل شدید طیفی، مشکل‌ساز است (Adepoju و Adelabu، ۲۰۱۹) و ممکن است، روش‌ها و الگوریتم‌های مورد استفاده در نواحی همگن و بیابانی، کارایی و دقت لازم را برای طبقه‌بندی کاربری/پوشش زمین نواحی کوهستانی با گرادیان توپوگرافیک شدید نداشته باشند. از این‌رو، ضرورت دارد که دقت الگوریتم‌ها و نوع داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده در این نواحی، صحت‌سنجی شده و با توجه به دقت قابل قبول الگوریتم مورد نظر، استفاده از آن توصیه شود. انتخاب داده ماهواره‌ای مناسب، نخستین مرحله در طبقه‌بندی موفق برای یک هدف ویژه است (Phinn و همکاران، ۲۰۰۰؛ Lefsky و Cohen، ۲۰۰۳) که مستلزم در نظر گرفتن عواملی مانند هدف و نیاز کاربر، مقیاس و ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه، خصوصیات داده‌های ماهواره‌ای متنوع و دسترسی به آن‌ها، هزینه و زمان مورد نظر و تجربه تحلیل‌گر در استفاده از تصویر انتخابی است. نیاز کاربر ماهیت طبقه‌بندی و مقیاس محدوده مورد مطالعه را تعیین می‌کند. از این‌رو، انتخاب تفکیک‌پذیری مکانی داده‌های ماهواره‌ای مناسب را نیز متأثر می‌سازد. به‌طور کلی، در مقیاس منطقه‌ای داده‌هایی با تفکیک‌پذیری مکانی متوسط مانند داده‌های ماهواره لندست، فراوان‌ترین داده‌های مورد استفاده هستند (Lu و Weng، ۲۰۰۷). تا کنون، پژوهشگران زیادی از داده‌های ماهواره

مهمترین سرشاخه‌های کوهستانی حوزه آبخیز رودخانه کارون است که بخش اعظم آن در استان کهگیلویه و بویراحمد و در موقعیت جغرافیایی $28^{\circ} 31'$ عرض شمالی و $51^{\circ} 36'$ طول شرقی قرار گرفته است (شکل ۱). این حوضه با مساحت ۳۱۸ هزار هکتار، به‌طور کامل کوهستانی بوده و تنوع ژئومورفولوژیک قابل توجهی را می‌توان مشاهده کرد. پست‌ترین نقطه حوضه ۱۳۴۴ متر و مرتفع‌ترین نیز یکی از قله‌های دنا با ارتفاع ۴۳۶۱ متر از سطح دریا است. به‌دلیل موقعیت جغرافیایی این منطقه که همواره در مسیر ورود توده‌های هوایی غربی و جنوب غربی بوده، همه ساله بارش‌های قابل توجهی در این ناحیه رخ می‌دهد. میزان متوسط بارندگی حوضه از ۳۰۰ تا ۱۲۰۰ میلی‌متر متغیر می‌باشد و بخش‌های وسیعی از ارتفاعات آن پوشیده از برف است.

روش پژوهش

دریافت داده‌های ماهواره‌ای و پیش‌پردازش: برای طبقه‌بندی کاربری/پوشش حوضه مورد مطالعه و ارزیابی الگوریتم‌های مورد استفاده، داده‌ها و تصاویر رایگان ماهواره لندست ۸ مدنظر قرار گرفت. ماهواره لندست ۸ با دو سنجنده (بر خلاف لندست ۷ که تنها یک سنجنده برای دریافت هر دو طیف انعکاسی و حرارتی دارد)، OLI (نه باند انعکاسی) و TIRS (دو باند حرارتی) در ۱۱ فوریه سال ۲۰۱۳ میلادی با پرتاب موفق در مدار کره زمین قرار گرفت (جدول ۱).

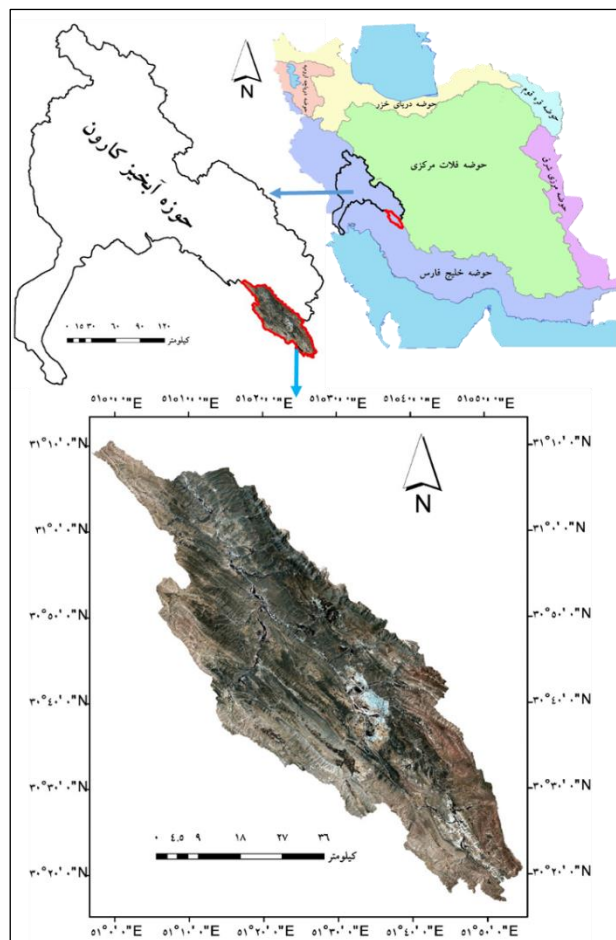
در ابتدا، کیفیت داده‌های برداشت شده ماهواره‌ای لندست ۸ از نظر ابرناکی و وجود گرد و غبار در دو فریم که کل محدوده مورد نظر را در بردارد، طی سال‌های منتهی به ۱۳۹۹ به دقت مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت، از هر دو فریم با گذر و ردیف، به‌ترتیب ۱۶۳ و ۱۶۴-۳۹ و ۳۸ مربوط به مردادماه سال ۱۳۹۸ از سایت سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده آمریکا دانلود شد.

به‌طور کلی، کمی‌سازی طیفی و قابل استفاده کردن داده‌های ماهواره‌ای نیازمند چندین عامل از جمله، واسنجی سنجنده رادیومتریک، تصحیح اتمسفری و تعیین ویژگی تغییرپذیری مکانی پوشش زمین و اثرات ترکیبی هندسی می‌باشد.

(۲۰۱۹)، با هدف مقایسه الگوریتم‌های طبقه‌بندی پوشش سطح زمین در مناطق خشک و بیابانی، کاربری اراضی دشت یزد-اردکان را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ در چهار طبقه مشخص کردند. در این تحقیق، با مقایسه دقت الگوریتم‌های فاصله ماهالانویی، احتمال حداکثر، ماشین بردار پشتیبان، حداقل فاصله از میانگین، کدگذاری باینری، جعبه‌ای، شبکه عصبی و نقشه‌بردار زاویه طیفی این نتیجه حاصل شد که الگوریتم‌های احتمال حداکثر، فاصله ماهالانویی و ماشین بردار پشتیبان نسبت به سایر الگوریتم‌ها دقت بیشتری در طبقه‌بندی مناطق بیابانی دارد. Twisa و Buchroithner (۲۰۱۹)، با تهیه نقشه کاربری/پوشش اراضی بالادست و پایین‌دست حوضه رودخانه وامی در تانزانیا با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای سری لندست از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ و الگوریتم احتمال حداکثر به این نتیجه رسیدند که این الگوریتم با سری دقت کلی و ضریب کاپا به‌ترتیب، از ۹۱ تا ۹۷ درصد و ۰/۸۸ تا ۰/۹۵ به‌خوبی توانسته است، نقشه کاربری/پوشش زمین را ارائه کند. Chowdhury و همکاران (۲۰۲۰)، تغییرات کاربری/پوشش زمین حوزه آبخیز هالدا در بنگلادش را با استفاده از تصاویر سری لندست و الگوریتم احتمال حداکثر ارزیابی نمودند و بر این باورند که طبقه پوشش گیاهی و پیکره آبی به‌طور معنی‌داری به اراضی کشاورزی، زمین‌های رها شده و نواحی مسکونی تغییر کرده است. صحت طبقه‌بندی نظارت شده ایشان با تحلیل ماتریس خطا نشان‌دهنده دقت کلی و ضریب کاپای قابل قبولی است. با توجه به تحقیقات انجام شده، هدف از پژوهش حاضر، بررسی توان الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نظارت شده و نظارت نشده داده‌های سنجنش از دور در تشخیص و تفکیک پوشش اراضی مناطق کوهستانی با استفاده از داده‌های لندست ۸ است، به‌طوری که در نهایت، دقت هر الگوریتم در شناسایی هر کدام از انواع پوشش‌های موجود در سطح زمین سنجنده شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد پژوهش: رودخانه بشار، یکی از



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور و حوضه آبخیز کارون

جدول ۱- اطلاعات باندها و توان تفکیک مکانی ماهواره لندست ۸

ردیف/گذر حوضه بشار	تفکیک مکانی (متر)	میانگین طول موج (میکرومتر)	نام باند	سنجنده	شماره باند
	۳۰	۰/۴۴۳	Coastal/Aerosol		۱
	۳۰	۰/۴۸۳	Blue		۲
	۳۰	۰/۵۶۳	Green		۳
	۳۰	۰/۶۵۵	Red		۴
۱۶۳/۳۹	۳۰	۰/۸۶۵	NIR	OLI	۵
و	۳۰	۱/۶۱	SWIR-1		۶
۱۶۴/۳۸	۳۰	۲/۲	SWIR-2		۷
	۱۵	۰/۵۹	Panchromatic		۸
	۳۰	۱/۳۸	Cirrus		۹
	۱۰۰	۱۰/۹	Thermal	TIRS	۱۰
	۱۰۰	۱۲	Thermal		۱۱

طیفی یا رادیانس (TOA) در سنجنده OLI/TIRS ماهواره لندست ۸ از رابطه (۱) استفاده می‌شود (USGS, ۲۰۱۹).

$$L_{\lambda} = M_L \times Q_{cat} + A_L \quad (1)$$

تصحیح رادیومتریک فرایندی است که DN^1 مشاهده‌ای را به کمیت فیزیکی رادیانس تبدیل می‌کند. برای تبدیل ارزش‌های پیکسل (DN) به تابش

¹ Digital Numbers

و الگوریتم‌های نظارت نشده K-Means و IsoData انجام شده است (Khazaei و همکاران، ۲۰۱۹).
صحت‌سنجی: طبقه‌بندی تصاویر بدون ارزیابی دقت آن، کامل نخواهد بود (Bradley، ۲۰۰۹). بنابراین، حصول اطمینان از صحت اطلاعات مورد استفاده در فرایند تصمیم‌گیری از طریق تجزیه و تحلیل آماری مبتنی بر تأیید صحت قبل و بعد از واقعیت زمینی و اطلاعات موثق موجود، بسیار حائز اهمیت است (Foody، ۲۰۱۰؛ Huang و Hsieh، ۲۰۱۲). روش استاندارد برای ارزیابی صحت تصویر طبقه‌بندی شده، ماتریس درهمی یا ماتریس خطا است (Zhang و همکاران، ۲۰۰۰؛ Foody، ۲۰۰۲؛ Onur و همکاران، ۲۰۰۹؛ Mujabar و Chandrasekar، ۲۰۱۳). این ماتریس، پیکسل‌های موافق و مخالف را با مقایسه مکان و طبقه هر کدام از پیکسل‌های واقعیت زمینی با تطابق مکان و طبقه آن‌ها در تصویر طبقه‌بندی شده ارائه می‌کند (Kaliraj و همکاران، ۲۰۱۷). در این ماتریس، ستون‌ها نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌های طبقه داده‌های مرجع و ردیف‌ها نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌های یک کلاس از تصویر طبقه‌بندی شده است (SCGE، ۲۰۱۱). ارزیابی دقت در این ماتریس خطا، با استفاده از سه مقیاس متفاوت شامل دقت تولیدکننده، دقت کاربر و دقت کلی بر مبنای قاعده خطای اضافه (Commission error) و خطای حذف (Omission error) انجام می‌شود (Boschetti و همکاران، ۲۰۰۴؛ Coppin و Bauer، ۱۹۹۶؛ Carlotto، ۲۰۰۹) که در آن، دقت تولیدکننده به‌صورت تعداد پیکسل‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند، تقسیم بر تعداد کل پیکسل‌های طبقه شناسایی شده در داده‌های مرجع، مشخص می‌شود (Bradley، ۲۰۰۹؛ Mohammady و همکاران، ۲۰۱۵). دقت کاربر نیز به‌صورت تقسیم طبقه درست طبقه‌بندی شده بر تعداد کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده آن طبقه تعریف می‌شود. دقت کل، مجموع تمامی پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده تقسیم بر تعداد کل پیکسل‌های همه طبقه‌ها است (Lu و Weng، ۲۰۰۷؛ Li و Zhou، ۲۰۰۹). ضریب کاپا، سنجه دیگری است که دقت طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. ضریب کاپا، آماره‌ای است که تطابق نقطه پیش‌بینی و

که در آن، $L\lambda$ رادیانس طیفی در بالای اتمسفر در سنجنده $(W(m^2sr\mu m)^{-1})$ ، M_L عامل تبدیل ضریبی (در هدر تصاویر لندست ۸ به‌نام RADIANCE_MULT_BAND به‌دست می‌آید)، Q_{cal} ارزش پیکسل رقومی شده و واسنجی شده DN و A_L ضریب تبدیل جمعی (در فایل پیوست تصاویر لندست ۸ به‌نام RADIANCE_ADD_BAND به‌دست می‌آید) می‌باشد.

ایجاد مجموعه داده ماهواره‌ای: استفاده از مجموعه داده‌های حاصل از ترکیب باندها با تفکیک‌پذیری طیفی و مکانی مختلف، دقت نقشه‌های پوشش زمین تهیه شده را افزایش می‌دهد (Adelabu و Adepoju، ۲۰۱۹؛ Li و همکاران، ۲۰۲۰). از آنجایی که تصاویر مرئی به‌راحتی قابل دستیابی بوده و تفسیر آسانی دارند و نیز جذب طول‌موج مادون‌قرمز آب و بازتاب قوی آن به‌وسیله پوشش گیاهی و خاک، این‌گونه تصاویر را برای تفکیک انواع پوشش زمین بسیار کارآمدتر خواهد کرد (Masria و همکاران، ۲۰۱۵). بنابراین، تهیه نقشه کاربری/پوشش اراضی با داده‌های ماهواره‌ای که ترکیبی از باندهای اسپکترال و باند حرارتی باشد، دقت قابل‌توجهی خواهد داشت. بدین‌منظور، پس از فراخوانی باندهای اصلاح‌شده و ذخیره‌شده، با استفاده از دستور Layer Stacking مجموعه داده برای طبقه‌بندی ایجاد شد. مجموعه داده برای لندست ۸ باندهای ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸ و ۱۰ را شامل می‌شود.

پردازش و طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای: با توجه به نوع داده ماهواره‌ای و تفکیک‌پذیری طیفی آن در این پژوهش، طبقه‌بندی کاربری/پوشش زمین به‌صورت پیکسل پایه انجام شد. طبقه‌بندی پیکسل پایه با استفاده از الگوریتم‌های نظارت شده احتمال حداکثر (Maximum likelihood)، ماشین بردار پشتیبان (Support vector machine)، فاصله ماهانالویی (Mahalanobis distance)، حداقل فاصله (Minimum distance)، شبکه عصبی (Neural network)، پاراللوپد (Parallelepiped)، نقشه‌بردار زاویه طیفی (Spectral angle mapper)، واگرایی اطلاعات طیفی (Spectral information divergence)، کدگذاری باینری (Binary encoding)

و بویراحمد و مشاهدات حاصل تصاویر گوگل ارث مورد ارزیابی قرار گرفت (جدول ۲).
تمامی اصلاحات، آماده‌سازی داده، ایجاد مجموعه داده، طبقه‌بندی و تجزیه و تحلیل‌ها و استخراج نقشه‌های مورد نظر با استفاده از نرم‌افزارهای ENVI[®] 5.3، ArcGIS[®] 10.5، Google Earth Pro انجام شد.

واقعیت زمینی را می‌سنجد (Li و همکاران، ۲۰۲۰). در این پژوهش، دقت الگوریتم‌های مورد نظر در شناسایی پوشش‌های مختلف سطح زمین با استفاده از تحلیل ماتریس خطای مستخرج از مقایسه داده‌های آموزشی (۷۰ درصد) با داده‌های واقعیت زمینی (حداقل ۳۰ درصد) حاصل از بررسی میدانی، نقشه کاربری اراضی اداره کل منابع طبیعی استان کهگیلویه

جدول ۲- تعداد نمونه آموزشی برای طبقه‌بندی و صحت‌سنجی در هر کدام از کاربری‌های مختلف

نوع کاربری	تعریف کاربری	طبقه‌بندی	صحت‌سنجی
زراعت	اراضی کشت و زرع گیاهان علفی و بوته‌ای	۱۸۹	۶۳
ساختمان	ساخت و ساز شهری و روستایی	۲۶۳	۹۲
صخره	صخره، بیرون‌زدگی سنگی، اراضی سنگی و ارتفاعات سنگلاخی	۱۰۸	۴۹
رها شده	دیم‌زارهای کم‌بازده، اراضی رها شده، اراضی با پوشش گیاهی کم	۲۰۹	۸۷
جنگل	جنگل و پوشش درختی با تراکم متوسط، زیاد و خیلی زیاد	۳۷۰	۱۷۵
باغ	اراضی کشت گیاهان و درختان مثمر و میوه‌ای	۲۶۳	۱۱۲
مرتع	مراتع، بیشه‌زارها، پوشش جنگلی ضعیف	۴۰۲	۲۰۳
رودخانه و پیکره آبی	منابع آب سطحی شامل حوضچه‌ها، چشمه‌ها، مخازن سدها و رودخانه‌ها و ...	۱۰۸	۶۷

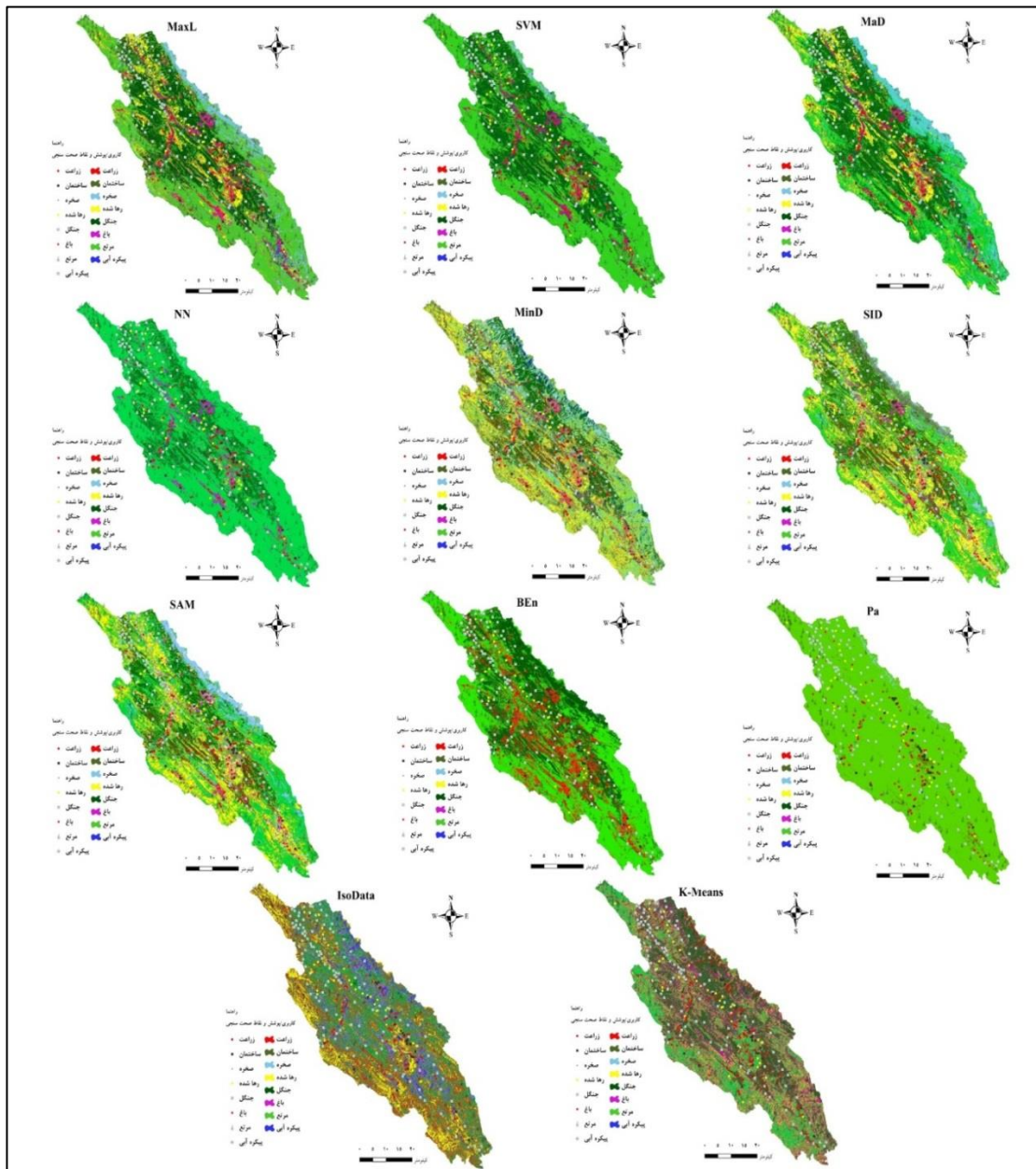
نتایج و بحث

شکل ۲، نقشه کاربری اراضی تهیه شده برای حوضه مورد مطالعه را با استفاده از الگوریتم‌های احتمال حداکثر (MaxL)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، فاصله ماهانالویی (MaD)، حداقل فاصله (MinD)، شبکه عصبی (NN)، پارالوئید (Pa)، نقشه‌بردار زاویه طیفی (SAM)، واگرایی اطلاعات طیفی (SID)، کدگذاری باینری (BEn) و الگوریتم‌های نظارت K-Means و IsoData را نشان می‌دهد. دقت تولیدکننده، دقت مصرف‌کننده، خطای حذف و خطای اضافه برای هر کدام از کاربری‌های مختلف با الگوریتم‌های مورد استفاده در جدول ۳ ارائه شده است. شکل ۳، دقت کل و ضریب کاپای الگوریتم‌های مورد استفاده را به صورت مقایسه‌ای نشان می‌دهد.
نیاز کاربر، مقیاس محدوده مورد مطالعه، وضعیت اقتصادی و مهارت تحلیل‌گر و ارزیاب، عوامل مهمی هستند که انتخاب داده‌های ماهواره‌ای، طراحی روش طبقه‌بندی و کیفیت نتایج طبقه‌بندی را متاثر می‌سازد (Lu و Weng، ۲۰۰۷).

از طرف دیگر، طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای، فرایند پیچیده‌ای بوده و نیازمند توجه به عوامل زیادی است. مراحل اصلی طبقه‌بندی تصویر شامل تعیین سیستم طبقه‌بندی مناسب، انتخاب نمونه‌های آموزشی، پیش‌پردازش تصویر، استخراج ویژگی مورد نظر، انتخاب الگوریتم‌های متناسب با طبقه‌بندی، فرایند بعد از طبقه‌بندی و صحت‌سنجی می‌شود (Lu و Weng، ۲۰۰۷). طی چند دهه گذشته، پژوهش‌های فراوان و کتاب‌های متعددی در رابطه با طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای منتشر شده و برای افزایش دقت در استخراج اطلاعات پوشش زمین با استفاده از داده‌های سنجش از دور، روش‌های پیشرفته‌ای به کار گرفته شده است (Luo و همکاران، ۲۰۱۲). بسیاری از دانشمندان و متخصصان (Gallego، ۲۰۰۴؛ Smith و Martinez، ۲۰۱۱؛ Venkataeswaran، ۲۰۱۴؛ Akar و همکاران، ۲۰۱۶؛ Venkateswaran و همکاران، ۲۰۱۷؛ Chen و همکاران، ۲۰۱۷؛ Gomariz-Castillo و همکاران، ۲۰۱۷؛ Shen و همکاران، ۲۰۱۸؛ Mishra و همکاران،

۲۰۲۰) نیز برای افزایش دقت طبقه‌بندی، روش‌ها و رویکردهای مختلفی را ارائه کرده‌اند.

۲۰۱۹؛ Adepouju و همکاران، Li و همکاران، ۲۰۲۰؛ Tong و همکاران، Zhang و همکاران،



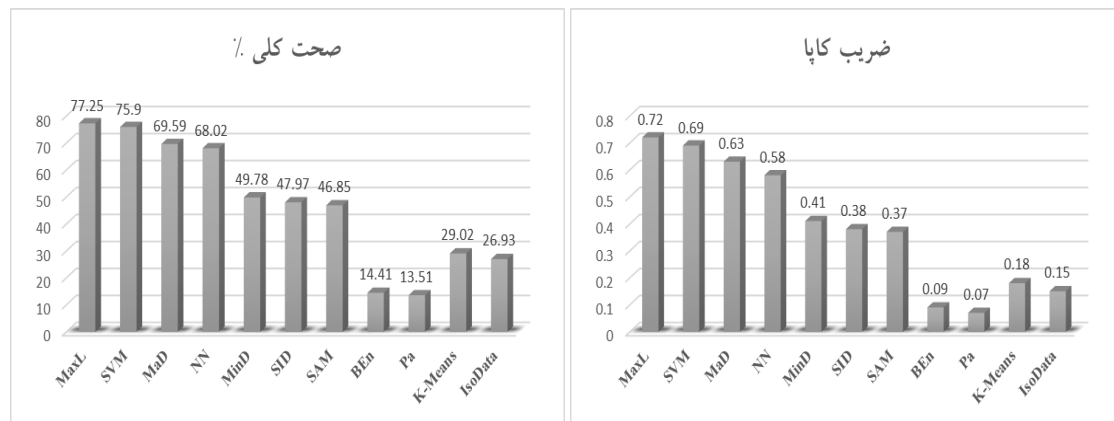
شکل ۲- نقشه کاربری اراضی تهیه شده برای حوضه مورد مطالعه با استفاده از الگوریتم‌های مختلف

نقشه کاربری/پوشش زمین حوزه آبخیز بشار انجام شد. توانایی هر الگوریتم بر مبنای شاخص‌های دقت کلی و ضریب کاپا و شاخص‌های خطای اضافه و خطای حذف با یکدیگر مقایسه شد. در واقع، شاخص‌های خطای اضافه و حذف هنگامی مد نظر قرار می‌گیرند که میزان دقت طبقه‌بندی هر یک از طبقه‌ها نیز از اهداف سنجش توانایی الگوریتم باشد.

با این وجود، یک رویکرد و روش جامع و به‌روز برای طبقه‌بندی در دست نیست (Lu و Weng، ۲۰۰۷) و ممکن است، هر کدام از روش‌ها و الگوریتم‌ها در تشخیص نوع خاصی از کاربری/پوشش زمین با توجه به تفاوت در بازتاب طیفی آن، پرتوان یا ناتوان باشد. از این‌رو، این پژوهش، با هدف ارزیابی و مقایسه نه الگوریتم نظارت شده و دو الگوریتم نظارت نشده با استفاده از داده‌های ماهواره لندست ۸ در تهیه

جدول ۳- دقت تولیدکننده و مصرف کننده و خطای حذف و اضافه در هر کدام از کاربری های مختلف

الگوریتم	دقت و خطا (%)	نوع کاربری						
		زراعت	ساخت و ساز	صخره	جنگل	باغ	مرتع	پیکره آبی
MaxL	دقت تولیدکننده	۴۲/۴۲	۱۰۰	۶۰	۹۰/۴	۸۲/۲۶	۷۳/۹۸	۸۲/۳۵
	دقت مصرف کننده	۶۰/۸۷	۸۷/۱	۵۰	۹۴/۱۷	۷۶/۱۲	۷۷/۷۸	۷۳/۶۸
	خطای اضافه	۳۹/۱۳	۱۲/۹	۵۰	۵/۸۳	۲۳/۸۸	۲۲/۲۲	۲۶/۳۲
	خطای حذف	۵۷/۵۸	۰۰	۴۰	۹/۶	۱۷/۷۴	۲۶/۰۲	۱۷/۶۵
SVM	دقت تولیدکننده	۱۲/۱۲	۱۰۰	۳۵	۹۳/۶	۸۵/۴۸	۹۳/۵	۸۲/۳۵
	دقت مصرف کننده	۴۴/۴۴	۹۰	۷۷/۷۸	۸۷/۳۱	۶۸/۸۳	۶۸/۴۵	۹۳/۳۳
	خطای اضافه	۵۵/۵۶	۱۰	۲۲/۲۲	۱۲/۶۹	۳۱/۱۷	۳۱/۵۵	۶/۶۷
	خطای حذف	۸۷/۸۸	۰۰	۶۵	۶/۴	۱۴/۵۲	۶/۵	۱۷/۶۵
MaD	دقت تولیدکننده	۶/۰۶	۱۰۰	۵۵	۹۴/۴	۶۹/۳۵	۵۵/۲۸	۹۴/۱۲
	دقت مصرف کننده	۱۰/۵۳	۱۰۰	۳۹/۲۹	۸۸/۰۶	۶۶/۱۵	۸۰/۹۵	۹۴/۱۲
	خطای اضافه	۸۹/۴۷	۰۰	۶۰/۷۱	۱۱/۹۴	۳۳/۸۵	۱۹/۰۵	۵/۸۸
	خطای حذف	۹۳/۹۴	۰۰	۴۵	۵/۶	۳۰/۶۵	۴۴/۲۲	۵/۸۸
NN	دقت تولیدکننده	۰۰	۸۵/۱۹	۲۰	۸۲/۴	۸۸/۷۱	۹۳/۵	۰۰
	دقت مصرف کننده	۰۰	۸۸/۴۶	۵۰	۸۶/۵۵	۶۸/۷۵	۵۶/۳۷	۰۰
	خطای اضافه	۰۰	۱۱/۵۴	۵۰	۱۳/۴۵	۳۱/۲۵	۴۳/۶۳	۰۰
	خطای حذف	۱۰۰	۱۴/۸۱	۸۰	۱۷/۶۰	۱۱/۲۹	۶/۵	۱۰۰
MinD	دقت تولیدکننده	۱۵/۱۵	۸۵/۱۹	۲۵	۷۲/۸	۷۵/۸۱	۲۱/۹۵	۵۸/۸۲
	دقت مصرف کننده	۲۰/۸۳	۴۳/۴	۱۱/۳۶	۸۳/۴۹	۵۹/۴۹	۵۸/۷	۵۸/۸۲
	خطای اضافه	۷۹/۱۷	۵۶/۶	۸۸/۶۴	۱۶/۵۱	۴۰/۵۱	۴۱/۳	۴۱/۱۸
	خطای حذف	۸۴/۸۵	۱۴/۸۱	۷۵	۲۷/۲	۲۴/۱۹	۷۸/۰۵	۴۱/۱۸
SID	دقت تولیدکننده	۶/۰۶	۴۰/۷۴	۱۵	۷۰/۴	۵۹/۶۸	۴۷/۱۵	۱۱/۷۶
	دقت مصرف کننده	۶/۲۵	۴۲/۳۱	۹/۶۸	۹۰/۷۲	۶۶/۰۷	۶۲/۳۷	۱۰۰
	خطای اضافه	۹۳/۷۵	۵۷/۶۹	۹۰/۳۲	۹/۲۸	۳۳/۹۳	۳۷/۶۳	۰۰
	خطای حذف	۹۳/۹۴	۵۹/۲۶	۸۵	۲۹/۶	۴۰/۳۲	۵۲/۸۵	۸۸/۲۴
SAM	دقت تولیدکننده	۹/۰۹	۶۶/۶۷	۴۵	۵۶/۸	۵۰	۴۹/۵۹	۱۷/۶۵
	دقت مصرف کننده	۶/۶۷	۸۱/۸۲	۲۹/۰۳	۸۶/۵۹	۷۷/۵	۶۱/۶۲	۷۵
	خطای اضافه	۹۳/۳۳	۱۸/۱۸	۷۰/۹۷	۱۳/۴۱	۲۲/۵	۳۸/۳۸	۲۵
	خطای حذف	۹۰/۹۱	۳۳/۳۳	۵۵	۴۳/۲	۵۰	۵۰/۴۱	۸۲/۳۵
BEn	دقت تولیدکننده	۸۴/۸۵	۶۲/۹۶	۷۵	۰۰	۰۰	۰۰	۲۳/۵۳
	دقت مصرف کننده	۱۹/۳۱	۱۴/۶۶	۸/۴۷	۰۰	۰۰	۰۰	۶۶/۶۷
	خطای اضافه	۸۰/۶۹	۸۵/۳۴	۹۱/۵۳	۰۰	۰۰	۰۰	۳۳/۳۳
	خطای حذف	۱۵/۱۵	۳۷/۰۴	۲۵	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۷۶/۴۷
Pa	دقت تولیدکننده	۹۳/۹۴	۸۵/۱۹	۲۵	۰۰	۰۰	۰۰	۵/۸۸
	دقت مصرف کننده	۷/۷۳	۸۲/۱۴	۴۱/۶۷	۰۰	۰۰	۰۰	۵۰
	خطای اضافه	۹۲/۲۷	۱۷/۸۶	۵۸/۳۳	۰۰	۰۰	۰۰	۵۰
	خطای حذف	۶/۰۶	۱۴/۸۱	۷۵	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۹۴/۱۲
K-Means	دقت تولیدکننده	۳۶/۳۶	۲۹/۱۷	۱۱/۱۱	۲۴/۸۰	۳۹/۳۴	۲۲/۴۷	-
	دقت مصرف کننده	۲۵	۱۸/۴۲	۳/۶۴	۵۷/۴۱	۳۴/۷۸	۵۲/۶۳	-
	خطای اضافه	۷۵	۸۱/۵۸	۹۶/۳۶	۴۲/۵۹	۶۵/۲۲	۰۰	-
	خطای حذف	۶۳/۶۴	۷۰/۸۳	۸۸/۸۹	۷۵/۲	۶۰/۶۶	۲۲/۴۷	-
IsoData	دقت تولیدکننده	۳۶/۳۶	۰۰	۱۳/۱۳	۲۶/۴۰	۳۷/۷	۱۳/۱۶	-
	دقت مصرف کننده	۲۷/۲۷	۰۰	۳/۸۵	۶۲/۲۶	۳۸/۳۳	۳۴/۴۸	-
	خطای اضافه	۷۲/۷۳	۱۰۰	۹۶/۱۵	۳۷/۷۴	۶۱/۶۷	۶۵/۵۲	-
	خطای حذف	۶۳/۶۴	۱۰۰	۸۶/۶۷	۷۳/۶	۶۲/۳	۸۶/۸۴	-



شکل ۳- مقایسه درصد دقت کلی و ضریب کاپای الگوریتم‌های مورد استفاده در طبقه‌بندی کاربری/پوشش زمین

شبکه عصبی اختصاص یافته است. شناسایی و تفکیک اراضی مرتعی با دقت ۹۳/۵ درصد به‌طور یکسان به‌وسیله الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی نسبت به الگوریتم‌های دیگر دقیق‌تر بوده است. الگوریتم فاصله ماهالانویی با دقت بسیار خوب ۹۴/۱۲ درصد و پس از آن، الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و احتمال حداکثر با دقت برابر ۸۲/۳۵ درصد، پیکره‌های آبی و رودخانه‌های حوضه را تشخیص داده است. الگوریتم شبکه عصبی در شناسایی این پوشش کاملاً ناتوان بوده است. بنابراین و با توجه به دقت و خطای حذف اضافه، مناسب‌ترین الگوریتم برای تفکیک و شناسایی کاربری/پوشش زراعت، ساخت و ساز، صخره، جنگل، باغ، مرتع، پیکره آبی و رها شده به‌ترتیب احتمال حداکثر، فاصله ماهالانویی، احتمال حداکثر، فاصله ماهالانویی، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و احتمال حداکثر تعیین می‌شود. دقت سایر الگوریتم‌ها (به‌ویژه کدگذاری باینری و پارالوئید) در تفکیک کاربری‌های مختلف قابل قبول نبوده، توانایی طبقه‌بندی کاربری/پوشش زمین در نواحی کوهستانی را ندارند. نمودار مقایسه‌ای درصد صحت کلی و ضریب کاپای الگوریتم‌ها نیز نشان می‌دهد که چهار الگوریتم احتمال حداکثر، ماشین بردار پشتیبان، فاصله ماهالانویی و شبکه عصبی با دقت کلی به‌ترتیب ۷۷/۲۵، ۷۵/۹، ۶۹/۵۹ و ۶۸/۰۲ درصد و ضریب کاپای به‌ترتیب ۰/۷۲، ۰/۶۹، ۰/۶۳ و ۰/۵۸ نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری از خود نشان داده‌اند و الگوریتم‌های کدگذاری باینری و پارالوئید و روش‌های نظارت نشده غیرقابل استناد هستند. نتایج این

خطای حذف، درصدی از پیکسل‌هایی است که در حقیقت به طبقه مورد نظر تعلق دارد ولی به‌صورت اشتباه در طبقه‌های دیگر، طبقه‌بندی شده‌اند و خطای اضافه شامل درصدی از پیکسل‌ها است که به طبقه مورد نظر تعلق ندارند ولی الگوریتم آن‌ها را جزء طبقه مورد نظر به حساب آورده است (Khazaei و همکاران، ۲۰۱۹). بدین ترتیب، نتایج نشان داد که برای تمامی الگوریتم‌های مورد استفاده، کاربری اراضی رها شده و سپس، کاربری زراعت بیشترین خطای حذف و اضافه را نسبت به سایر کاربری‌ها به خود اختصاص داده است، به احتمال زیاد و به‌دلیل ناهمگنی حوضه، تداخل طیفی کاربری زراعت و باغ با یکدیگر و تداخل طیفی اراضی رها شده با کاربری‌های دیگر، به‌ویژه کاربری مرتع، موجب بروز این خطا شده است (Adelabu و Adepoju، ۲۰۱۹) و الگوریتم احتمال حداکثر با کمترین خطای حذف و اضافه، کاربری زراعت، باغ و اراضی رها شده را بهتر از الگوریتم‌های دیگر تشخیص داده است. با این وجود، الگوریتم شبکه عصبی و فاصله ماهالانویی دقت بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها در طبقه‌بندی به‌ترتیب کاربری باغ و اراضی رها شده داشته است. کاربری ساخت و ساز و نواحی مسکونی در بهترین حالت ممکن به‌وسیله الگوریتم فاصله ماهالانویی شناسایی شده است. الگوریتم احتمال حداکثر، پوشش صخره‌ای سطح حوضه را نسبت به سایر الگوریتم‌ها بهتر تفکیک کرده است. رتبه اول دقت تشخیص پوشش جنگلی حوضه به الگوریتم فاصله ماهالانویی و بعد از آن به‌ترتیب، به الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، احتمال حداکثر و

است که با توجه به اینکه درستی طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور در تهیه نقشه‌های موضوعی به عوامل زیادی از جمله پیچیدگی سیمای سرزمین منطقه مورد مطالعه، نوع داده ماهواره‌ای مورد استفاده، پیش‌پردازش داده‌ها و روش‌ها و رویکردهای طبقه‌بندی بستگی دارد، به نظر می‌رسد، استفاده از تصاویر مرکب اطلاعات موثقی‌تری در مورد پوشش گیاهی، پیکره آبی و خصوصیات زمین ارائه می‌دهد و ادغام یا ترکیب الگوریتم‌های مختلف (بسته به نوع طبقه) به‌ویژه در مناطق کوهستانی، دقت طبقه‌بندی را بالا برده و نتایج بهتری نیز حاصل می‌شود (Gomariz-Castillo و همکاران، ۲۰۱۷؛ Adepoju و Adelabu، ۲۰۱۹). به‌عبارت دیگر، می‌توان با انتخاب و استفاده از مناسب‌ترین الگوریتم طبقه‌بندی برای هر نوع کاربری/پوشش در مناطق کوهستانی و سپس ادغام نقشه‌های منفک کاربری اراضی با یکدیگر، دقت طبقه‌بندی را بالا برده و نتایج بهتری نیز حاصل شود.

پژوهش، با یافته‌های برخی از محققان از جمله Li و همکاران (۲۰۲۰) که برای بهبود تفکیک‌پذیری نقشه پوشش زمین از روش ادغام تصاویر گول ارث و داده‌های لندست استفاده کردند، Lossou و همکاران (۲۰۱۹) که تغییرات پوشش زمین در جنگل‌های بارانی را پایش کردند، Gohari و همکاران (۲۰۱۹) که عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای در ماسه‌زارهای سرخس را مقایسه نمودند، Khazaei و همکاران (۲۰۱۹) که مقایسه دقت روش‌های مختلف طبقه‌بندی را در تهیه نقشه کاربری اراضی مناطق بیابانی را انجام دادند، Twisa و Buchroithner (۲۰۱۹) با تعیین تغییرات پوشش زمین در تانزانیا، Gomariz-Castillo و همکاران (۲۰۱۷) با بهبود دقت طبقه‌بندی مجموعه داده‌های لندست در نواحی نیمه‌خشک مدیترانه‌ای و Chowdhury و همکاران (۲۰۲۰) که ارزیابی تغییر پوشش/کاربری زمین در حوضه هالدای مصر را انجام دادند، مطابقت دارد. به‌طور کلی، نتایج این پژوهش، مبین این نکته

منابع مورد استفاده

1. Adepoju, K.A. and S.A. Adelabu. 2019. Improving accuracy evaluation of Landsat-8 OLI using image composite and multisource data with Google Earth Engine. *Remote Sensing Letters*, 11(2): 107–116.
2. Akar, A., E. Gokalp, Ö. Akar and V. Yilmaz. 2017. Improving classification accuracy of spectrally similar land covers in the rangeland and plateau areas with a combination of WorldView-2 and UAV images. *Geocarto International*, 32(9): 1-14.
3. Bharathidason, H. and C. Jothi Venkataeswaran. 2014. Improving classification accuracy based on random forest model with uncorrelated high performing trees. *International Journal of Computer Applications*, 101(13): 26-30.
4. Borak, J.S. 1999. Feature selection and land cover classification of a MODIS-like data set for a semi-arid environment. *International Journal of Remote Sensing*, 20: 919-938.
5. Boschetti, L., S.P. Flasse and P.A. Brivio. 2004. Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: the Pareto Boundary. *Remote Sensing of Environment*, 91: 280–292.
6. Bradley, B.A. 2009. Accuracy assessment of mixed land covers using a GIS-designed sampling scheme. *International Journal of Remote Sensing*, 30(13): 3515–3529.
7. Carlotto, M.J. 2009. Effect of errors in ground truth on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing*, 30: 4831–4849.
8. Chen, B., B. Huang and B. Xu. 2017. Multi-source remotely sensed data fusion for improving land cover classification. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 124: 27-39.
9. Chowdhury, M., M. Emran Hasan and M.M. bdullah-Al-Mamun. 2020. Land use/land cover change assessment of Halda Watershed using remote sensing and GIS. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 23: 63-75.
10. Coppin, P. and M.E. Bauer. 1996. Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. *Remote Sensing Reviews*, 13: 207–234.
11. Foody, G.M. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 185–201.
12. Foody, G.M. 2010. Assessing the accuracy of land cover change with imperfect ground reference data. *Remote Sensing of Environment*, 114: 2271–2285.

13. Gallego, F.J. 2004. Remote sensing and land cover area estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 25: 3019–3047.
14. Gohari, Z., H. Ara and H. Memarian. 2019. Comparison of performance in image classification algorithms of satellite in detection of Sarakhs sandy zones. *Journal of Environmental Erosion Research*, 9(2): 19-36 (in Persian).
15. Gomariz-Castillo, F., F. Alonso-Sarría and F. Cánovas-García. 2017. Improving classification accuracy of multi-temporal Landsat images by assessing the use of different algorithms, textural and ancillary information for a Mediterranean semi-arid area from 2000 to 2015. *Remote Sensing*, 9: 1-23.
16. Huang, S.W. and H.I. Hsieh. 2012. The study of the land-use change factors in coastal land subsidence area in Taiwan. *Conference on Environment, Energy and Biotechnology (IPCBE)*, Vol. 3, IACSIT Press, Singapore, 70–74.
17. Kaliraj, S., N. Chandrasekar, K.K. Ramachandran, Y. Srinivas and S. Saravanan. 2017. Coastal land use and land cover change and transformations of Kanyakumari Coast, India using remote sensing and GIS. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 20: 169–185.
18. Khazaei, M., M. Zare, M.H. Mokhtari, A. Rashtian and F. Arabi Aliabad. 2019. Comparison of different classification methods in terms of accuracy for land use mapping: a case study of the city of Yazd. *Journal of Geographical Research on Desert Areas*, 7(1): 165-178 (in Persian).
19. Li, B. and Q. Zhou. 2009. Accuracy assessment on multi-temporal land-cover change detection using a trajectory error matrix. *International Journal of Remote Sensing*, 30(5): 1283–1296.
20. Li, W., R. Dong, H. Fu, J. Wang, L. Yu and P. Gong. 2020. Integrating Google Earth imagery with Landsat data to improve 30-m resolution land cover mapping. *Remote Sensing of Environment*, 237: 1-16.
21. Lossou, E., N. Owusu-Prempeh and G. Agyemang. 2019. Monitoring land cover changes in the tropical high forests using multi-temporal remote sensing and spatial analysis techniques. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 16: 1-14.
22. Lu, D. and Q. Weng. 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5): 823–870.
23. Luo, Y., M. Liao, J. Yan and C. Zhang. 2012. A multi-features fusion support vector machine method (MF-SVM) for classification of mangrove remote sensing image. *Journal of Computational Information Systems*, 8: 323–334.
24. Islam, K., M. Jashimuddin, B. Nath and T.K. Nath. 2018. Land use classification and change detection by using multi-temporal remotely sensed imagery: the case of Chunati wildlife sanctuary, Bangladesh. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 21: 37-47.
25. Masria, A., K. Nadaoka, A. Negm and M. Iskandar. 2015. Detection of shoreline and land cover changes around rosetta promontory, Egypt, based on remote sensing analysis. *Land*, 4: 216-230.
26. Mathur, A. and G.M. Foody. 2008. Crop classification by support vector machine with intelligently selected training data for an operational application. *International Journal of Remote Sensing*, 29: 2227-2240.
27. Mishra, V.N., R. Prasad, P. Kumar Rai, A.K. Vishwakarma and A. Arora. 2019. Performance evaluation of textural features in improving land use/land cover classification accuracy of heterogeneous landscape using multi-sensor remote sensing data. *Earth Science Informatics*, 12: 71–86.
28. Mohammady, M., H.R. Moradi, H. Zeinivand and A. Temme. 2015. A comparison of supervised, unsupervised and synthetic land use classification methods in the north of Iran. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 12(5): 1515–1526.
29. Mujabar, P.S. and N. Chandrasekar. 2013. Shoreline change analysis along the coast between Kanyakumari and Tuticorin of India using remote sensing and GIS. *Arabian Journal of Geoscience*, 6: 647–664.
30. Onur, I., M. Derya, S. Mustafa and N.K. Sönmez. 2009. Change detection of land cover and land use using remote sensing and GIS, a case study in Kemer, Turkey. *International Journal of Remote Sensing*, 30(7): 1749–1757.
31. Otukey, J.R. and T. Blaschke. 2010. Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12: 27-31.
32. Phinn, S.R., C. Menges, G.J.E. Hill and M. Stanford. 2000. Optimizing remotely sensed solutions for monitoring, modeling and managing coastal environments. *Remote Sensing of Environment*, 73: 117–132.
33. Rajeesh, R. and G.S. Dwarkish. 2015. Satellite oceanography, a review. *Aquatic Procedia*, 4: 165-172.

34. SCGE. 2011. Supervised/unsupervised land use land cover classification using ERDAS imagine. Summer Course Computational Geoecology. Retrieved from <http://horizon.science.uva>. (Accessed 17th April 2020).
35. Shen, H., Y. Lin, Q. Tian, K. Xu and J. Jiao. 2018. A comparison of multiple classifier combinations using different voting-weights for remote sensing image classification. *International Journal of Remote Sensing*, 39(11): 3705–3722.
36. Smith, M.R. and T. Martinez 2011. Improving classification accuracy by identifying and removing instances that should be misclassified. *The International Joint Conference on Neural Networks*, 31 July 5 Aug., San Jose, CA, USA, 2690-2697.
37. Tong, X.Y., G.S. Xia, Q. Lu, H. Shen, S. Li, S. You and L. Zhang. 2020. Land-cover classification with high-resolution remote sensing images using transferable deep models. *Remote Sensing of Environment*, 237: 1-20.
38. Twisa, S. and M.F. Buchroithner. 2019. Land-Use and Land-Cover (LULC) change detection in Wami River Basin, Tanzania. *Land*, 8(136): 1-15.
39. USGS. 2019. Landsat 8 (L8) data user's handbook. Version 5.0, March 29, LSDS-1574, 106 pages.
40. Venkateswaran, K., N. Kasthuri and N. Kousika. 2017. Performance comparison of multiwavelet and multicontourlet frame based features for improving classification accuracy in remote sensing images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 45: 903–911.
41. Zhang, S., S. Zhang and J. Zhang. 2000. A study on wetland classification model of remote sensing in the Sangjiang Plain. *Chinese Geographical Science*, 10: 68–73.
42. Zhang, C., Y. Chen, X. Yang, S. Gao, F. Li, A. Kong, D. Zu and L. Sun. 2020. Improved remote sensing image classification based on multi-scale feature fusion. *Remote Sensing*, 12: 1-19.