



بررسی تغییرات آب دریاچه ارومیه با استفاده از ادغام داده‌های ماهواره

لندست-۸ و سنتینل-۲

امیر غایبی^۱، احمد احمدی^۲، بهناز بیگدلی^۳

دریافت: ۱۴۰۱/۰۳/۱۳ / پذیرش: ۱۴۰۱/۰۷/۰۱ / دسترسی اینترنتی: ۱۴۰۳/۱۰/۲۷

چکیده

در بین تغییرات زیست‌محیطی، آب نقش بسیار حیاتی را در مسائل سیاسی، اجتماعی و اقتصادی کشورها ایفا می‌کند که می‌توان از آب‌های سطحی به عنوان یکی از کاربردی‌ترین منابع تأمین آب در دسترس انسان‌ها و حیوانات استفاده کرد. بررسی نوسانات سطح آب دریاچه‌ها به لحاظ اهمیت، موقعیت و ماهیت این مجموعه‌های آبی، در سال‌های اخیر اهمیت ویژه‌ای پیدا کرده است. دریاچه ارومیه با وسعت ۵۱۸۷۶ کیلومترمربع به عنوان بزرگ‌ترین دریاچه داخلی ایران و بیستمین دریاچه جهان از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. جهت بررسی و ارزیابی تغییرات سطح آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن از داده‌های ماهواره لندست-۸ و سنتینل-۲ برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ استفاده شد. ابتدا بر روی تصاویر، تصحیحات رادیومتریک و اتمسفریک صورت گرفت و سپس ضمن استفاده از ادغام گرهای Gram Schmidt و LMVM جهت افزایش

توان تفکیک مکانی، به استخراج شاخص‌های AWEI، NDWI، WI₂₀₁₅ و NDVI به منظور متمایز کردن سطح آب دریاچه از اراضی خشکی پرداخته شد. در نهایت با ترکیب شاخص‌ها با یکدیگر و با انجام نمونه‌برداری نمونه‌های آموزشی و آزمایشی، به منظور طبقه‌بندی تصاویر، از طبقه‌بندی‌کننده‌های نظارت‌شده همچون حداکثر - احتمال (Maximum Likelihood)، ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine)، شبکه عصبی (Neural Network) و حداقل فاصله از میانگین (Minimum Distance to Mean) استفاده شد. همچنین جهت بهبود نتایج، خروجی طبقه‌بندی‌کننده‌ها به روش رأی‌گیری اکثریت (Majority Voting) ادغام شد. نتایج تحقیق نشان داد که روش رأی‌گیری اکثریت با بیشترین میزان دقت به عنوان مناسب‌ترین روش طبقه‌بندی‌کننده انتخاب شد. میزان سطح آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن نیز طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ تغییرات چشم‌گیری داشته است، به طوری که در سال ۲۰۲۱ نسبت به سال ۲۰۲۰ میزان سطح آب ۲۹/۸۹ درصد کاهش، پوشش گیاهی ۱۶/۰۸ درصد افزایش و خاک ۱۷/۵۰ درصد افزایش یافته است.

طرح مسئله:

در دهه‌های اخیر به دنبال رشد بی‌رویه جمعیت دنیا، استفاده بشر از منابع طبیعی بر مبنای قابلیت و استعداد آن‌ها نبوده است بلکه بر اساس نیازهای آبی و فناوری عصر خود پایه‌ریزی شده است. به عنوان یکی از مهم‌ترین تغییرات زیست‌محیطی در چند

امیر غایبی^۱ (✉)، احمد احمدی^۲، بهناز بیگدلی^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده مهندسی

عمران، دانشگاه صنعتی شاهرود، ایران

۲. دانشیار گروه مهندسی آب و محیط‌زیست، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه

صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

۳. استادیار گروه مهندسی ژئوتکنیک، راه و نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران،

دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

DOI: 10.30495/girs.2022.695159

پست الکترونیکی مسئول مکاتبات: Amir.Ghayebi@shahroodut.ac.ir

غیر- آب، چهار شاخص مهم، شامل شاخص اختلاف نرمال آب (NDWI)، شاخص نرمال شده اختلاف پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص خودکار استخراج آب (AWEI_nsh) و شاخص آب (WI₂₀₁₅) مورد استفاده قرار گرفت. در مرحله سوم با انجام نمونه- برداری نمونه‌های آموزشی و آزمایشی، از روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده همچون حداکثر احتمال، ماشین‌بردار پشتیبان، شبکه عصبی و حداقل فاصله از میانگین استفاده شد. در طبقه‌بندی کننده حداکثر احتمال، هر یک از پیکسل‌های تصویر بر مبنای احتمالات پس از آزمون آماری و محاسبه احتمال تعلق آن‌ها به گروه‌های طیفی نمونه، به گروه مربوطه تعلق می‌گیرد. همچنین طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی نیز الگویی محاسباتی برای پردازش اطلاعات است که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی همانند مغز انسان ساخته شده است. این الگوریتم بر اساس مجموعه‌ای از گره‌های متصل به نام نوروں به عنوان کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات و لایه‌ها تشکیل شده‌اند. هر لایه از تعدادی گره تشکیل شده و به وسیله چند ورودی، فرآیند الگوریتم آغاز شده و به یک خروجی منتهی می‌شود. در طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان، با دسته‌بندی و حل معادلات خطی، خطی که از حاشیه اطمینان بالاتری برخوردار است، انتخاب می‌شود. در طبقه‌بندی حداقل فاصله از میانگین نیز فاصله هر یک از پیکسل‌ها با مرکز خوشه‌های کلاس‌ها محاسبه می‌شود و سپس پیکسل انتخابی به کلاسی اختصاص می‌یابد که از کمترین فاصله تا مرکز خوشه‌ها برخوردار باشد. در مرحله چهارم نیز جهت بهبود نتایج، ادغام نتایج طبقه‌بندی حاصل از این چهار روش به روش رأی‌گیری اکثریت انجام شد. به عبارتی دیگر با تلفیق نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها، نقاط ضعف روش‌های مختلف حذف شده و نقاط قوت هر دسته داده در نقشه تغییرات نهایی نیز مشاهده شد.

نتایج و بحث:

با به‌کارگیری فناوری سنجنش‌ازدور، چگونگی و درصد تغییرات آب سطحی دریاچه ارومیه، خاک و پوشش گیاهی اطراف آن مورد بررسی قرار گرفت. در این تحقیق، تغییرات سطح آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن با استفاده از داده‌های رایگان ماهواره لندست-۸ و سنتینل-۲ طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ انجام گرفت. با توجه به شرایط و تنوع محیط، شیوه ادغام طبقه‌بندی کننده‌ها به روش رأی‌گیری اکثریت توانسته است نسبت به سه روش دیگر، ضرایب صحت کلی و کاپای بالاتری داشته باشد. در مقابل

دهه‌ی اخیر می‌توان به تغییر آب‌های سطحی و اهمیت آن بر جامعه بشری و اکوسیستم اشاره کرد. بررسی نوسانات سطح آب دریاچه‌ها به لحاظ اهمیت، موقعیت و ماهیت این مجموعه‌های آبی در سال‌های اخیر اهمیت ویژه‌ای پیدا کرده است. دریاچه ارومیه (Urmia Lake) با وسعت ۵۱۸۷۶ کیلومترمربع از دیدگاه‌های مختلف به‌خصوص زیست‌محیطی حائز اهمیت است.

هدف:

هدف از این تحقیق، استفاده از داده‌های ماهواره لندست-۸ و سنتینل-۲ از منطقه دریاچه ارومیه برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ و استفاده از روش‌های طبقه‌بندی کننده نظارت‌شده همچون حداکثر احتمال، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و حداقل فاصله از میانگین جهت طبقه‌بندی تصاویر و همچنین ادغام تصاویر طبقه‌بندی شده به روش رأی‌گیری اکثریت جهت بهبود نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها است. در نهایت با مقایسه ضرایب صحت کلی و کاپای طبقه‌بندی کننده‌ها، مناسب‌ترین روش طبقه‌بندی انتخاب شد و بررسی تغییرات سطح آب دریاچه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن در سال‌های مورد مطالعه انجام گردید.

روش تحقیق:

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل تصاویر رایگان سنجنده OLI لندست-۸ و سنجنده MSI سنتینل-۲ به منظور استخراج نقشه پهنه آبی دریاچه ارومیه برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ مورد استفاده قرار گرفت. در مرحله اول تصاویر ماهواره لندست-۸ برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۷ و تصاویر ماهواره سنتینل-۲ برای سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۱ از سایت سازمان زمین‌شناسی ایالت متحده آمریکا (USGS) دانلود شد. سپس تصحیحات رادیومتریک و اتمسفریک تصاویر جهت دستیابی به بازتاب واقعی زمین در نرم‌افزار پیشرفته ENVI 5.3 انجام گردید و در نهایت مقادیر رادیانس ثبت شده سنجنده لندست-۸ و سنتینل-۲ به ترتیب با استفاده از الگوریتم‌های FLAASH و Sen2core255 به مقادیر انعکاس واقعی پدیده‌ها از سطح زمین تبدیل شد. در مرحله دوم با استفاده از باند پانکروماتیک و شبه پانکروماتیک و با شیوه پن شارپ‌کردن Gram Schmidt و LMVM به ترتیب تصاویر لندست-۸ از ۳۰ متر به ۱۵ متر و تصاویر سنتینل-۲ از ۲۰ متر به ۱۰ متر ارتقا داده شد. سپس جهت آشکارسازی و ارزیابی تغییرات زمانی- مکانی سطح آب از

روش حداکثر احتمال نیز کمترین میزان دقت را در طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای داشت. همچنین این دریاچه در دهه اخیر شاهد تغییرات سطحی زیادی بوده است. این دریاچه بین سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵ روند کاهشی و بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۹ روند افزایشی داشته است و در نهایت بین سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۱ دوباره با روند کاهشی روبه‌رو شده است. برای سال ۲۰۲۱ میزان تغییرات سطح آب دریاچه و پوشش گیاهی و خاک اطراف آن به ترتیب ۲۹/۸۹ درصد کاهش، ۱۶/۰۸ درصد افزایش و ۱۷/۵۰ درصد افزایش یافته است.

نتیجه‌گیری:

نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که با توجه به تنوع و پیچیدگی محیط، شیوه ادغام طبقه‌بندی‌کننده‌ها به روش رأی‌گیری اکثریت توانسته است نسبت به چهار روش دیگر، مقادیر صحت کلی و ضریب کاپای بالاتری داشته باشد و در مقابل روش حداقل فاصله از میانگین نیز کمترین میزان دقت را در طبقه‌بندی داده‌های ماهواره‌ای داشت. با وجود روند نزولی سطح آب دریاچه ارومیه بین سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵، خوشبختانه سطح آب دریاچه از سال ۲۰۱۵ به بعد روند افزایشی داشته است و مساحت دریاچه ارومیه با توجه به داده‌های آماری میزان بارندگی، دما و تبخیر سالیانه و همچنین تمهیدات

اندیشیده شده از سوی مسئولین رو به رشد بوده که این مقدار در سال ۲۰۱۹ به اوج خود رسیده است. در حالی که از سال ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۱ با روند نزولی دوباره، مشاهده شد که میزان سطح آب ۲۹/۸۹ درصد (۹۳۱/۴۴ کیلومترمربع) کاهش، سطح خاک ۱۷/۵۰ درصد (۸۶۲/۴۵ کیلومترمربع) افزایش و سطح پوشش گیاهی ۱۶/۰۸ درصد (۶۸/۹۸ کیلومترمربع) کاهش داشته است. نتایج این تحقیق می‌تواند به برنامه ریزان و کارشناسان محیط‌زیست در تصمیمات مدیریتی کمک کند تا با آگاهی از تغییرات وضعیت سطح آب دریاچه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن به جلوگیری از خشک شدن دریاچه ارومیه و حفظ هر چه بیشتر از دریاچه به عنوان یک منبع آبی ملی و بین‌المللی بپردازند. در صورت بی‌توجهی سیاست‌گذاران و سازمان‌های دولتی به پیامدهای هشداردهنده زیست‌محیطی، با خطراتی از جمله خشک شدن کامل دریاچه و بروز اثرات نامطلوب و جبران‌ناپذیری در منطقه دریاچه ارومیه روبه‌رو خواهیم شد.

واژگان کلیدی: آب‌های سطحی، ادغام داده، دریاچه ارومیه، سنجش‌ازدور، شناسایی تغییرات، طبقه‌بندی نظارت شده.

یکی از مهم‌ترین مسائل در ارتباط با جامعه بشری در دهه‌های اخیر، تأثیر مستقیم تغییرات محیطی بر اکوسیستم طبیعت است که علاوه بر به خطر انداختن چرخه اکوسیستم، موجب کاهش منابع انسانی و حیوانی می‌شود (۳). به عنوان یکی از مهم‌ترین تغییرات زیست محیطی در چند دهه‌ی اخیر، می‌توان به تغییرات آب‌های سطحی همچون دریاچه، رودخانه، باتلاق و اقیانوس و اهمیت آن بر جامعه بشری و اکوسیستم اشاره کرد. بررسی نوسانات سطح آب دریاچه‌ها به لحاظ اهمیت، موقعیت و ماهیت این مجموعه‌های آبی در سال‌های اخیر اهمیت ویژه‌ای پیدا کرده است (۱۳). امروزه به دلیل گستردگی موارد استفاده از آب در مسائل شرب، صنعت، کشاورزی، اقتصادی، اجتماعی، امنیتی و سیاسی می‌توان با حداقل صرفه‌جویی در هزینه و زمان به شناسایی خصوصیات پهنه‌های آبی با روش‌های مختلف پرداخت که از جمله این روش‌ها، استفاده از فناوری سنجش از دور (Remote Sensing) است. این فناوری با دید وسیع، یکپارچگی و استفاده از طیف انرژی الکترومغناطیسی، راهکاری مناسب برای شناسایی و پایش پدیده‌های طبیعی از جمله آب‌های سطحی با قابلیت محاسبه شاخص‌های مرتبط با مطالعات آب‌شناسی است (۱۴). اخیراً سنجنده‌های متنوعی در سنجش از دور جهت شناسایی برخی مشخصه‌های آب‌های سطحی همچون دریاچه و ارزیابی منابع آب که رابطه مستقیمی با جامعه بشری و اکوسیستم دارد، به کار گرفته شده است. از گذشته تاکنون پژوهش‌های مختلفی در زمینه‌ی استفاده از داده‌های سنجش از دور به منظور مطالعات منابع آب و بررسی تغییرات این منابع انجام شده است. دریاچه ارومیه (Urmia Lake) با وسعت ۵۱۸۷۶ کیلومتر مربع بزرگ‌ترین دریاچه داخلی ایران و ششمین دریاچه بزرگ آب شور جهان است که از دیدگاه‌های مختلف به خصوص زیست محیطی حائز اهمیت است (۱۶). پژوهش‌های پیشین، اهمیت دریاچه ارومیه را به عنوان یکی از مهم‌ترین زیستگاه‌های طبیعی در سطح منطقه نشان می‌دهند که متأسفانه در سال‌های اخیر دستخوش تغییراتی شده است. جامعه و

همکاران (۱۸) در سال ۲۰۲۲ با استفاده از فناوری سنجش از دور به پایش و ارزیابی تغییرات خط ساحلی و سطح آب دریاچه الرزازه در کشور عراق از سال ۱۹۸۹ تا ۲۰۲۰ پرداختند. آن‌ها بر اساس شش تصویر ماهواره‌ای لندست-۸ و سنتینل-۱ در سال‌های ۱۹۸۹، ۱۹۹۹، ۲۰۰۲، ۲۰۱۵، ۲۰۱۹ و ۲۰۲۰ تغییرات سطح آب را ارزیابی و با استفاده از الگوریتم نظارت شده ماشین بردار پشتیبان (SVM) برای طبقه‌بندی و استخراج سطح آب استفاده کردند. نتایج حاکی از آن بود که با تغییر چشم‌گیری که سطح دریاچه داشت، مساحت آب دریاچه با کاهش ۸۴/۱ درصدی از ۱۶۳۱/۷۲ کیلومتر مربع در سال ۱۹۸۹ به ۲۵۹/۶۵ کیلومتر مربع در سال ۲۰۱۹ روبه‌رو شده بود. کشتا و همکاران (۲۰) در سال ۲۰۲۲ دریاچه بورولوس، دومین دریاچه بزرگ در قسمت شمالی دلتای نیل در کشور مصر را در ۳۵ سال گذشته از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۰ مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها از تصاویر چندطیفی ماهواره‌های لندست-۸ و سنتینل-۲ با وضوح متوسط مکانی ۱۰ متر برای طبقه‌بندی منطقه دریاچه بورولوس به چهار کلاس اصلی، آب، مرداب، سطوح زمین بدون پوشش گیاهی (جاده‌ها، مسیرها، ورقه‌های شنی و تپه‌های شنی) و زمین‌های کشاورزی استفاده کردند. در این طبقه‌بندی، اندازه دقت کلی ۹۶ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۵ برآورد شد. نتایج نشان داد که این دریاچه بین سال‌های ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۰ تغییرات قابل توجهی داشته و مساحت زمین‌های کشاورزی دو برابر شده است. هلالی و همکاران (۱۷) در سال ۲۰۲۲ با استفاده از داده‌های ماهواره‌های لندست-۸ و مودیس به بررسی تغییرات مساحت دریاچه ارومیه در شمال غرب ایران طی ۲۰ سال (۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰) پرداختند. آن‌ها از شاخص‌هایی همچون شاخص گیاهی تفاوت نرمال شده (NDVI)، شاخص گیاهی تقویت شده (EVI)، شاخص تفاوت نرمال شده آب (NDWI) استفاده کردند. نتایج نشان داد که NDVI و NDWI شاخص‌های مناسب‌تری برای پایش تغییرات سطحی آب دریاچه بودند. همچنین بیشترین مساحت دریاچه ارومیه در سال ۲۰۰۰ و کمترین آن در سال ۲۰۱۴ بوده است.

کشاورزی، از بین رفتن منابع طبیعی و غیره، تهدیدی برای مردم منطقه خواهد بود.

مواد و روش‌ها

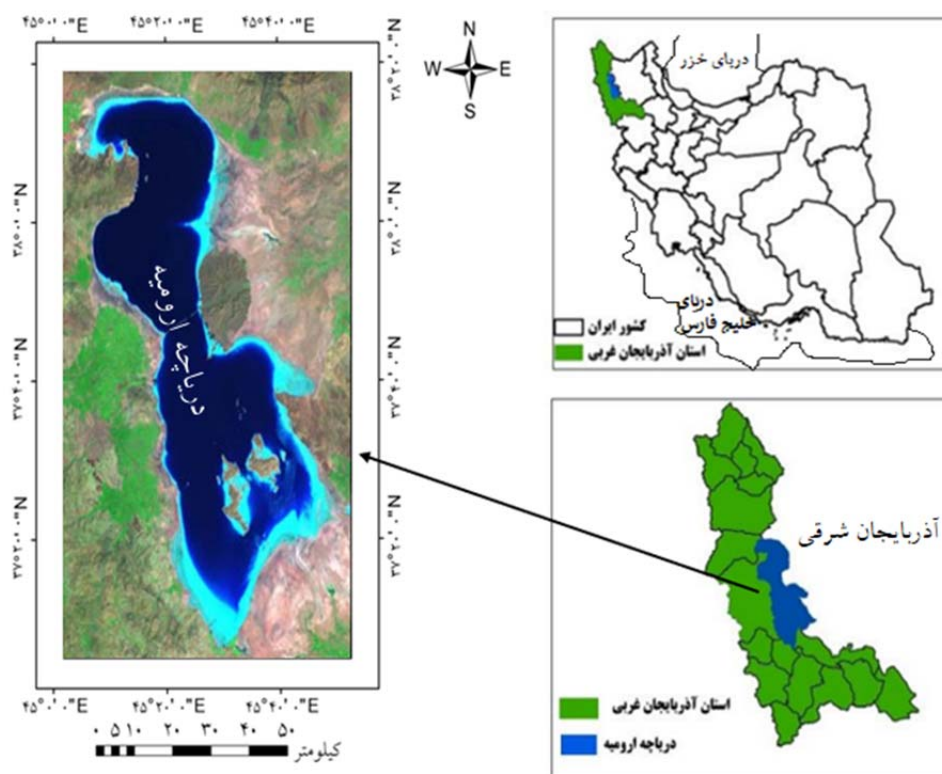
منطقه مورد مطالعه

دریاچه ارومیه در شمال غربی ایران با وسعت ۵۱۸۷۶ کیلومترمربع معادل بیش از ۳٪ مساحت کل کشور ایران و مختصات عرض جغرافیایی "۵۹° ۴۲' ۳۷" شمالی و طول جغرافیایی "۱۷° ۱۹' ۴۵" شرقی بین استان‌های آذربایجان غربی و آذربایجان شرقی قرار دارد (۱). موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است. در این تحقیق سعی شده تا میزان تغییرات سطحی آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ مورد بررسی قرار گیرد.

داده‌های مورد استفاده

در این تحقیق، از تصاویر چندطیفی لندست-۸ و سنتینل-۲ به منظور استخراج نقشه پهنه آبی دریاچه ارومیه و عوارض اطراف آن برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ با داندود رایگان از وبسایت سازمان زمین‌شناسی ایالت متحده آمریکا (USGS) استفاده شده است. مشخصات داده‌های مورد استفاده در جدول ۱ ارائه شده است.

هراتی و همکاران (۱۲) در سال ۲۰۲۱ با هدف شناسایی تغییرات مساحت آب دریاچه ارومیه و پوشش گیاهی اطراف آن به دلیل تغییرپذیری سالانه و بلندمدت طی سال‌های ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۶ به تحقیق پرداختند. آن‌ها با ادغام تصاویر لندست-۷ و سنتینل-۲ توانستند شاخص تفاوت نرمال شده آب (NDWI)، شاخص تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) و شاخص آب (WI₂₀₁₅) را استخراج کنند. در نتیجه با ادغام داده‌ها و افزایش توان تفکیک مکانی به ۱۵ متر و بهره‌مندی از الگوریتم‌های نظارت‌شده ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و حداکثر احتمال به طبقه‌بندی تصاویر پرداختند. نتایج نشان داد که اولاً سطح دریاچه ارومیه به طور مستقیم و قابل توجهی کاهش یافته و از سوی دیگر، تغییرات سطح آب دریاچه ارومیه منجر به روند کاهشی کلی پوشش گیاهی در منطقه شده است. با توجه به اهمیت موضوع طی سال‌های اخیر، نتیجه گرفته شد که با استفاده از داده‌های ماهواره لندست-۸ و سنتینل-۲ و همچنین ادغام داده‌ها جهت افزایش توان تفکیک مکانی و همچنین استفاده از شاخص‌های آب می‌توان تغییرات سطح آب دریاچه ارومیه را با ایجاد تمایز بین آب و غیر-آب طی دوره ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ آشکار کرد. همچنین ارائه نتایج به سازمان‌های دولتی محیط‌زیست می‌تواند در سیاستگذاری‌ها جهت جلوگیری از خشکسالی و بحران آبی دریاچه ارومیه کمک بسزایی کند. در صورت ادامه روند نزولی سطح آب، خطرانی همچون خشک‌سالی، کاهش سطح زیر کشت محصولات



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Fig 1. Geographical location of the study area

جدول ۱. اطلاعات تصاویر ماهواره لندست-۸ و سنتینل-۲

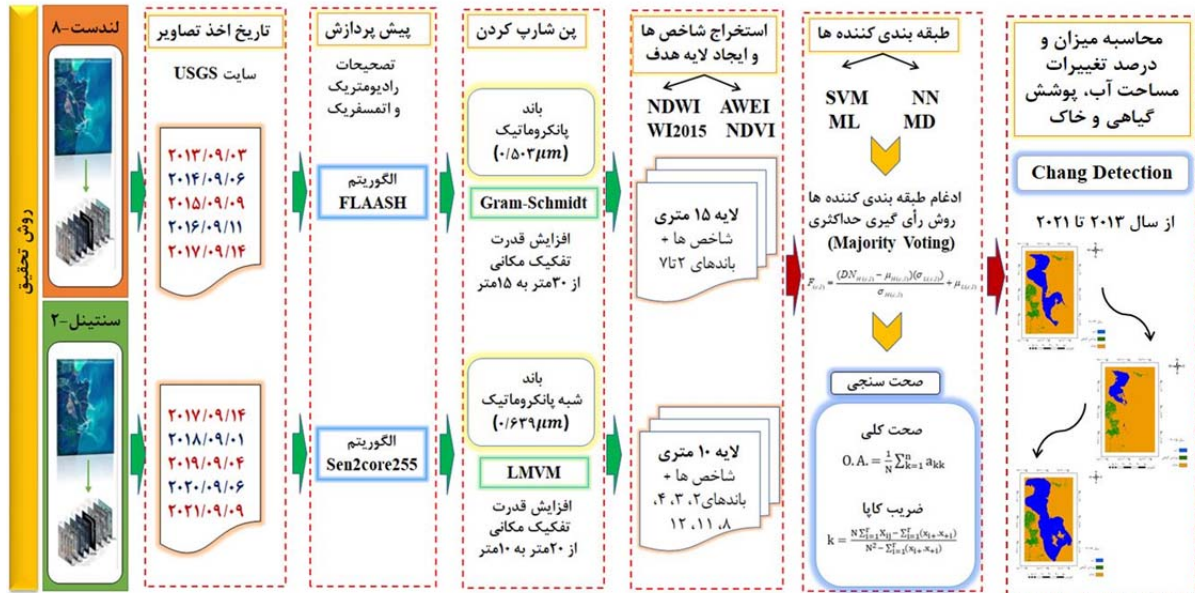
Table 1. Landsat-8 and Sentinel-2 satellite image information

تاریخ اخذ تصویر	گذر	ردیف	باندهای مورد استفاده	سنجنده	ماهواره
۲۰۱۳/۰۹/۰۳					
۲۰۱۴/۰۹/۰۶					
۲۰۱۵/۰۹/۰۹	۱۶۹	۳۴-۳۵	۷، ۶، ۵، ۴، ۳، ۲		لندست-۸
۲۰۱۶/۰۹/۱۱			۸ و	OLI	
۲۰۱۷/۰۹/۱۴					
۲۰۱۷/۰۹/۱۴					
۲۰۱۸/۰۹/۰۱					
۲۰۱۹/۰۹/۰۴	۱۳۵	۳۸SNH	۱۱، ۸، ۴، ۳، ۲ و		سنتینل-۲
۲۰۲۰/۰۹/۰۶		۳۸SNG	۱۲	MSI	
۲۰۲۱/۰۹/۰۹					

روش پیشنهادی

جهت استخراج تغییرات سطحی آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن را نمایش می‌دهد.

با توجه به شکل ۲ مراحل مختلف رویکرد پیشنهادی



شکل ۲. رویکرد کلی تحقیق برای منطقه دریاچه ارومیه با استفاده از داده‌های لندست-۸ و سنتینل-۲

Fig 2. The general research approach for Urmia Lake area using Landsat-8 and Sentinel-2 data

سنتینل-۲ را از ۲۰ متر به ۱۰ متر ارتقا می‌دهیم. در نهایت جهت ایجاد تمایز بین آب و غیر-آب به آشکارسازی سطح آب دریاچه ارومیه و سایر عوارض با استخراج چهار شاخص مهم همچون شاخص اختلاف نرمال آب (NDWI)، شاخص نرمال شده اختلاف پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص استخراج خودکار آب (AWEI) و شاخص آب (WI₂₀₁₅) بر روی تصاویر ۱۵ متری لندست-۸ و ۱۰ متری سنتینل-۲ می‌پردازیم. شاخص‌های مذکور طبق جدول ۲ معرفی شده‌اند.

روش‌های طبقه‌بندی تصاویر

طبقه‌بندی‌کننده حداکثر احتمال (Maximum Likelihood)

(Classification)

الگوریتم حداکثر احتمال (ML) از شناخته‌شده‌ترین و پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی اطلاعات در زمره روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده است. این الگوریتم بر مبنای احتمالات استوار است و احتمال اینکه یک پیکسل به تمامی

نخست تصاویر ماهواره لندست-۸ برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۷ و تصاویر سنتینل-۲ برای سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۱ از وبسایت سازمان زمین‌شناسی ایالت متحده آمریکا (USGS) به صورت رایگان دانلود شده است. سپس تصحیحات رادیومتریک و اتمسفریک بر روی تصاویر جهت دستیابی به بازتاب واقعی زمین در نرم‌افزار ENVI5.3 انجام می‌شود. سپس مقادیر رادینانس ثبت‌شده توسط سنجنده لندست-۸ و سنتینل-۲ به ترتیب با استفاده از الگوریتم‌های FLAASH و Sen2cor255 به مقادیر انعکاس واقعی پدیده‌ها از سطح زمین تبدیل می‌شوند. در ادغام تصاویر ماهواره‌ای بر پایه‌ی پیکسل، جزئیات هندسی تصویر پانکروماتیک با وضوح بالا (PAN) و اطلاعات طیفی از یک تصویر چندطیفی (MS) با قدرت تفکیک مکانی کم با هم تلفیق شده و یک تصویر چندطیفی با قدرت تفکیک مکانی بالا را ایجاد می‌کنند (۲۴). از همین رو با شیوه پن‌شارپ‌کردن به روش‌های Gram-schmidt و LMVM، به ترتیب تصاویر لندست-۸ را از ۳۰ متر به ۱۵ متر و تصاویر

نشده به یکی از گروه‌ها یا نمونه‌های طیفی نیز استفاده می‌شود. در نتیجه، هر یک از پیکسل‌های تصویر پس از آزمون آماری و محاسبه احتمال تعلق آن‌ها به گروه‌های طیفی نمونه، به گروه مربوطه تعلق می‌گیرد (۲).

کلاس‌ها تعلق داشته باشد محاسبه شده و به کلاس با بیشترین احتمال تعلق می‌گیرد (۱۰). در این روش همبستگی ارزش‌های طیفی باندهای مختلف برای مناطق نمونه محاسبه می‌شود و از همین خاصیت برای ارتباط یک پیکسل طبقه‌بندی

جدول ۲. لیست شاخص‌های مورد استفاده

Table 2. List of indicators used

منبع	رابطه‌ها	باند های مورد استفاده	سال	گردآورنده	علامت اختصاری	نام شاخص
(۲۱)	$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$	۵ و ۳	۱۹۹۶	McFeeters	NDWI	شاخص اختلاف نرمال آب
(۱۱)	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	۵ و ۴	۱۹۶۹	Kriegler	NDVI	شاخص نرمال شده اختلاف پوشش گیاهی
(۶)	$AWEI_{nsh} = 4 \times (GREEN - SWIR1) - (0.25 \times NIR + 2.75 \times SWIR2)$	۶، ۵، ۳ و ۷	۲۰۱۴	Feyisa	AWEI_nsh	شاخص استخراج خودکار آب
(۷)	$WI2015 = 1.7204 + 171 \times GREEN + 3 \times RED - 70 \times NIR - 45 \times SWIR1 - 71 \times SWIR2$	۵، ۴، ۳ و ۶ و ۷	۲۰۱۶	Fisher	WI2015	شاخص آب

ورودی اعمال شده و خروجی نهایی حاصل می‌گردد. خروجی نوروں به صورت رابطه ۱ محاسبه می‌شود (۲۵).

$$a = f(w * p + b) \quad [1]$$

طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine Classification)

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) اولیه در سال ۱۹۶۳ توسط وینیک ابداع شد. این الگوریتم از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه‌بندی نشان داده است (۴). در طبقه‌بندی خطی داده‌ها، خطی که از حاشیه اطمینان بالاتری برخوردار است، انتخاب می‌شود. با توجه به اینکه SVM، طبقه‌بندی خطی است، می‌توان ضرب اسکالر را برای آن از رابطه $w^T X = \sum_i w_i x_i$ تعریف کرد. این رابطه را بر روی مجموعه داده $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ که برداری با اجزای x_i (امین نمونه مجموعه داده) و y_i کلاس تعریف شده برای نمونه

طبقه‌بندی کننده شبکه عصبی (Neural Network Classification)

الگوریتم شبکه عصبی (NN)، اولین بار توسط روسن بلات در سال ۱۹۸۵ طراحی شد. این الگوریتم الگویی محاسباتی برای پردازش اطلاعات است که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی همانند مغز انسان ساخته شده‌اند. این الگوریتم بر اساس مجموعه‌ای از گره‌های متصل به نام نوروں تشکیل شده‌اند که این نوروں‌ها به عنوان کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات، اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهند (۱۹). هر اتصال همانند سیناپس‌های مغز، می‌تواند سیگنالی را به سایر نوروں‌ها منتقل کند. به عنوان مثال با اعمال ورودی p به نوروں، از طریق ضرب در وزن w ، وزن‌دار می‌شود و با مقدار بایاس که یک پارامتر قابل تنظیم نوروں‌ها است، جمع شده و حاصل آن به تابع انتقال f به عنوان

نتایج طبقه‌بندی و یا نتایج نقشه‌های تغییرات طراحی شده است. ایده اصلی این روش این است که نتایج مشخص شده توسط برخی از قوانین خاص رأی‌دهی، نظیر رأی‌گیری اکثریت و قوانین رأی‌گیری وزنی، سازمان‌دهی می‌شود (۵). رابطه ۳ به تشریح الگوریتم به کار رفته در این رویکرد می‌پردازد.

$$F_{(c,l)} = \frac{(DN_{H(c,l)} - \mu_{H(c,l)}) (\sigma_{L(c,l)})}{\sigma_{H(c,l)}} + \mu_{L(c,l)} \quad [3]$$

مطابق رابطه ۳، $F_{(c,l)}$ تصویر تلفیق‌شده را در مختصات (c,l) نشان می‌دهد. همچنین $DN_{H(c,l)}$ مقدار تصویر با دقت تفکیک مکانی بالا را در مختصات (c,l) نشان می‌دهد. $\mu_{H(c,l)}$ بیانگر مقدار متوسط محلی تصویر با دقت تفکیک مکانی بالا در مرکز مختصات (c,l) است. $\mu_{L(c,l)}$ بیانگر مقدار متوسط محلی تصویر با دقت تفکیک مکانی پایین در مرکز مختصات (c,l) است. $\sigma_{H(c,l)}$ نشان‌دهنده میانگین محلی تصویر با دقت تفکیک مکانی بالا متمرکز بر مختصات (c,l) است. $\sigma_{L(c,l)}$ مقدار انحراف معیار محلی استاندارد تصویر با دقت تفکیک مکانی پایین، متمرکز بر مختصات (c,l) را نشان می‌دهد (۱۵).

اعتبار سنجی و ارزیابی صحت

جهت ارزیابی دقت نتایج و نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده با استفاده از ماتریس خطا (Error Matrix)، پارامترهای صحت-کلی (Overall Accuracy) و ضریب کاپا (Kappa Coefficient) محاسبه گردید. صحت کلی از نسبت تعداد پیکسل‌های درست طبقه‌بندی‌شده به کل پیکسل‌های طبقه‌بندی‌شده در تمامی طبقات به دست می‌آید که معادله آن طبق به رابطه ۴ محاسبه گردید.

$$O.A. = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n a_{kk} \quad [4]$$

در این رابطه؛ OA نشان‌دهنده صحت کلی و N تعداد کل پیکسل‌های معلوم طبقه‌بندی‌شده و $\sum_{k=1}^n a_{kk}$ مجموع پیکسل‌های قطر اصلی ماتریس خطا (تعداد کل پیکسل‌های درست طبقه‌بندی‌شده) است. ضریب کاپا، دقت طبقه‌بندی را

ورودی x_i باشد، می‌توان تعریف کرد. رابطه ۲ معادله کلی طبقه‌بندی‌کننده‌های خطی را نشان می‌دهد.

$$f(x) = w^T X + b \quad [2]$$

در این رابطه، w نشان‌دهنده بردار وزن و b بایاس است. در این روش هدف این است که w و b طوری انتخاب شوند که بیشترین فاصله بین ابر صفحه‌های موازی که داده‌ها را از هم جدا می‌کنند ایجاد شود (۸).

الگوریتم حداقل فاصله از میانگین (Minimum

(Distance to Mean

این روش طبقه‌بندی مبتنی بر فاصله‌ای است که مرکز خوشه‌ها از یکدیگر در فضا دارند. در این الگوریتم فاصله هر یک از پیکسل‌ها با مرکز خوشه‌ها محاسبه می‌شود و سپس آن پیکسل به کلاسی اختصاص می‌یابد که از کمترین فاصله تا مرکز آن برخوردار باشد. این نوع طبقه‌بندی‌کننده از نظر ریاضی ساده و از نظر محاسباتی کاراست ولی مبنای نظری آن به اندازه طبقه‌بندی‌کننده حداکثر احتمال قوی نیست. یکی از مهم‌ترین مشکلاتی که در این روش طبقه‌بندی وجود دارد آن است که برخی از پیکسل‌هایی که در فاصله بسیار دوری از مرکز خوشه قرار دارند نیز ممکن است به یک کلاس اختصاص پیدا کنند. البته این مشکل را می‌توان با تعریف حد آستانه برای فاصله پیکسل‌ها از مرکز خوشه‌ها جبران نمود. حد آستانه فاصله تا مرکز خوشه با استفاده از یک دایره نشان داده شده است (۹).

روش رأی‌گیری اکثریت (Majority Voting Method)

با ادغام نقشه‌های طبقه‌بندی‌شده می‌توان نقاط ضعف روش‌های مختلف را حذف کرد و نقاط قوت هر دسته داده را در نقشه تغییرات نهایی مشاهده کرد. در این تحقیق برای ادغام نقشه‌های تغییرات به دست آمده از روش رأی‌گیری اکثریت استفاده شد. رأی‌گیری یک روش ادغام رایج تصمیم‌گیری است که برای ترکیب نتایج خروجی پردازنده‌های مختلف مانند

نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند (۲۳). این ضریب با استفاده از درایه‌های ماتریس خطا، طبق رابطه ۵ محاسبه گردید.

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} \cdot X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} \cdot X_{+i})} \quad [5]$$

که در آن r مجموع حاصل جمع سطرها یا ستون‌ها در ماتریس ابهام، X_{ij} قطر اصلی ماتریس ابهام، عناصر X_{+i} و X_{i+} به ترتیب مجموع کل سطر i و کل ستون j و N تعداد کل پیکسل‌ها است (۲۲).

نتایج

تصاویر طبقه‌بندی‌شده و ارزیابی صحت کلی و ضریب-

کاپا

در رویکرد پیشنهادی از داده‌های رایگان سنجنده‌های لندست-۸ و سنتینل-۲ و از شیوه ادغام داده‌ها به منظور

افزایش دقت توان تفکیک مکانی استفاده گردید. علاوه بر آن با افزودن شاخص‌های آب و ترکیب آن‌ها با یکدیگر و قراردادن در یک لایه هدف، دقت در شناسایی و استخراج آب‌های سطحی تا حد بسیار مطلوبی بهبود یافت. با توجه به آغاز فعالیت ماهواره سنتینل-۲ از سال ۲۰۱۵ به بعد و برخورداری از داده‌هایی با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر، جهت کسب اطمینان بابت استفاده از ماهواره سنتینل-۲ به جای لندست-۸ از سال ۲۰۱۷ به بعد، با محاسبه صحت کلی و ضریب کاپا طبقه‌بندی‌کننده‌های موردنظر و همچنین روش ادغام رأی‌گیری اکثریت برای هر دو سنجنده در سال مشترک ۲۰۱۷، به مقایسه آن‌ها می‌پردازیم. مطابق جدول ۳ مقادیر صحت کلی و ضریب-کاپا برای تصاویر طبقه‌بندی‌شده ۱۵ متری لندست-۸ و ۱۰ متری سنتینل-۲ برای سال مورد بررسی ۲۰۱۷ را نشان داده شده است.

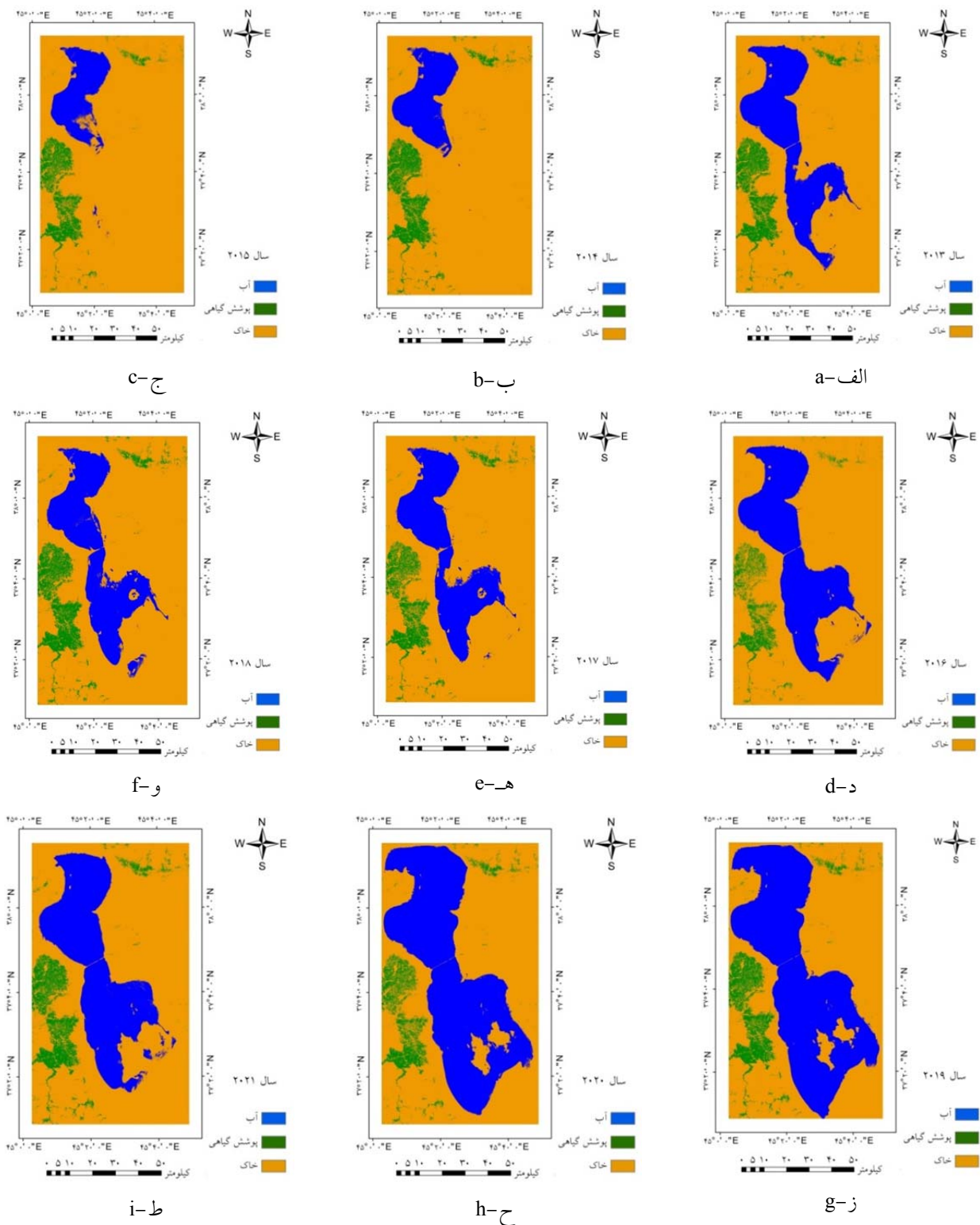
جدول ۳. مقادیر صحت کلی و ضریب کاپا تصاویر سنجنده لندست-۸ و سنتینل-۲ برای سال ۲۰۱۷

Table 3. Overall accuracy values and Kappa coefficient of Landsat-8 and Sentinel-2 sensor images for 2017

سنتینل-۲ (۱۰ متری)		لندست-۸ (۱۵ متری)		نام سنجنده
ضریب کاپا	صحت کلی (درصد)	ضریب کاپا	صحت کلی (درصد)	نام روش
۰/۷۹۹	۷۹/۸۵	۰/۷۶۲	۷۸/۹۴	حداقل فاصله از میانگین
۰/۸۹۱	۹۱/۳۶	۰/۸۹۹	۸۷/۱۸	حداکثر احتمال
۰/۹۳۷	۹۶/۴۰	۰/۸۵۳	۹۴/۹۱	شبکه عصبی
۰/۹۸۳	۹۷/۵۸	۰/۹۴۴	۹۵/۸۵	ماشین بردار پشتیبان
۰/۹۹۵	۹۹/۱۵	۰/۹۸۹	۹۶/۹۸	رأی‌گیری حداکثری

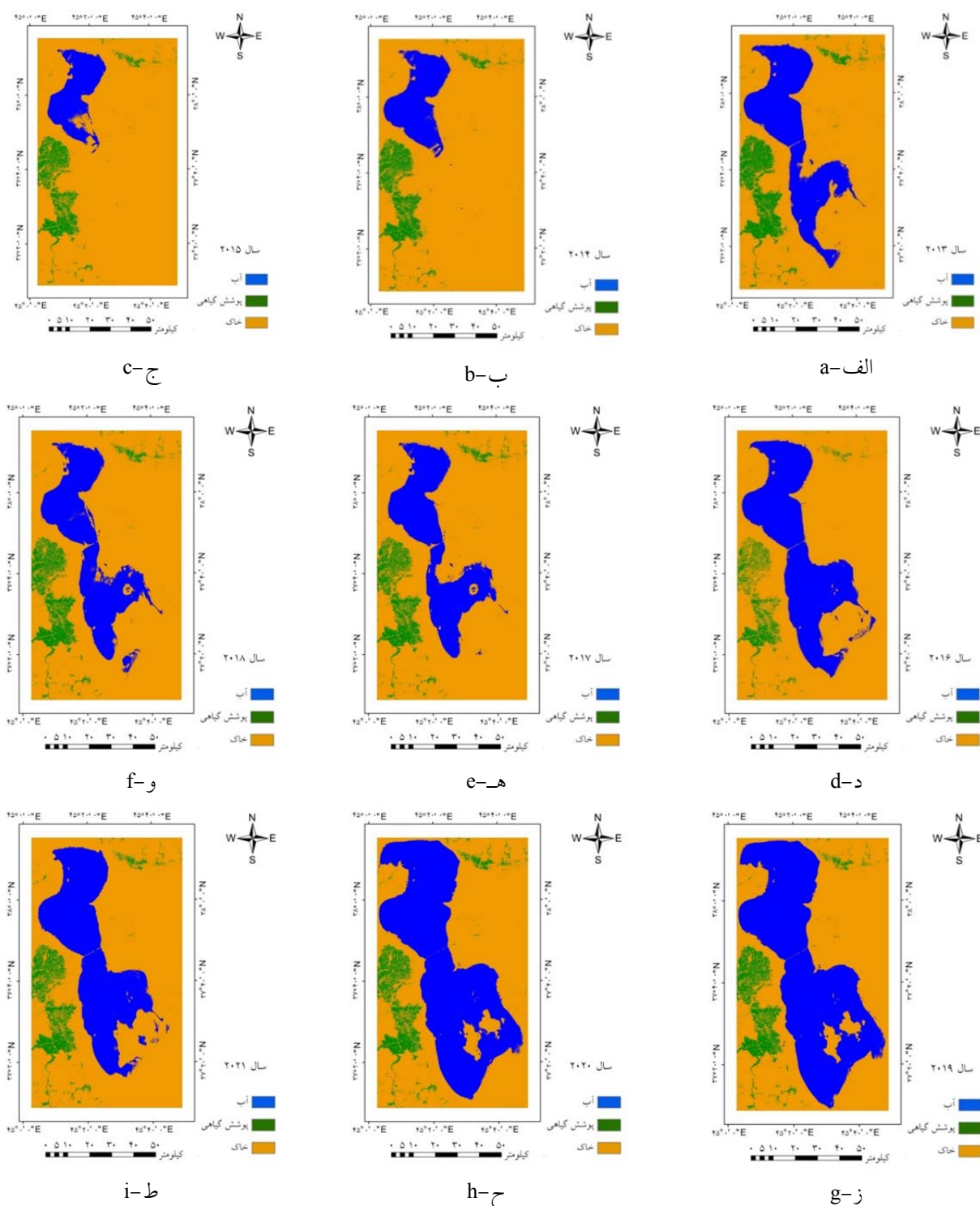
طبقه‌بندی تصاویر با الگوریتم‌های موردنظر انجام شد. نتایج تصاویر طبقه‌بندی‌شده الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی، حداکثر احتمال، حداقل فاصله از میانگین و همچنین نتایج ادغام طبقه‌بندی‌کننده‌ها طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ به ترتیب در شکل‌های ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ نشان داده شده است.

با توجه به جدول ۳ نتیجه می‌شود که با استفاده از سنجنده سنتینل-۲ می‌توان عوارض سطح زمین را با دقت بالاتری شناسایی کرد و به دنبال آن میزان تغییرات سطحی آب دریاچه نیز با دقت بالاتری محاسبه و برآورد می‌شود. در ادامه شاخص‌های به دست آمده هر دو سنجنده به طور جداگانه، در یک لایه ادغام شده و در نهایت با انجام نمونه‌برداری نمونه‌های آموزشی (Train) و نمونه‌های آزمایشی (Test)،



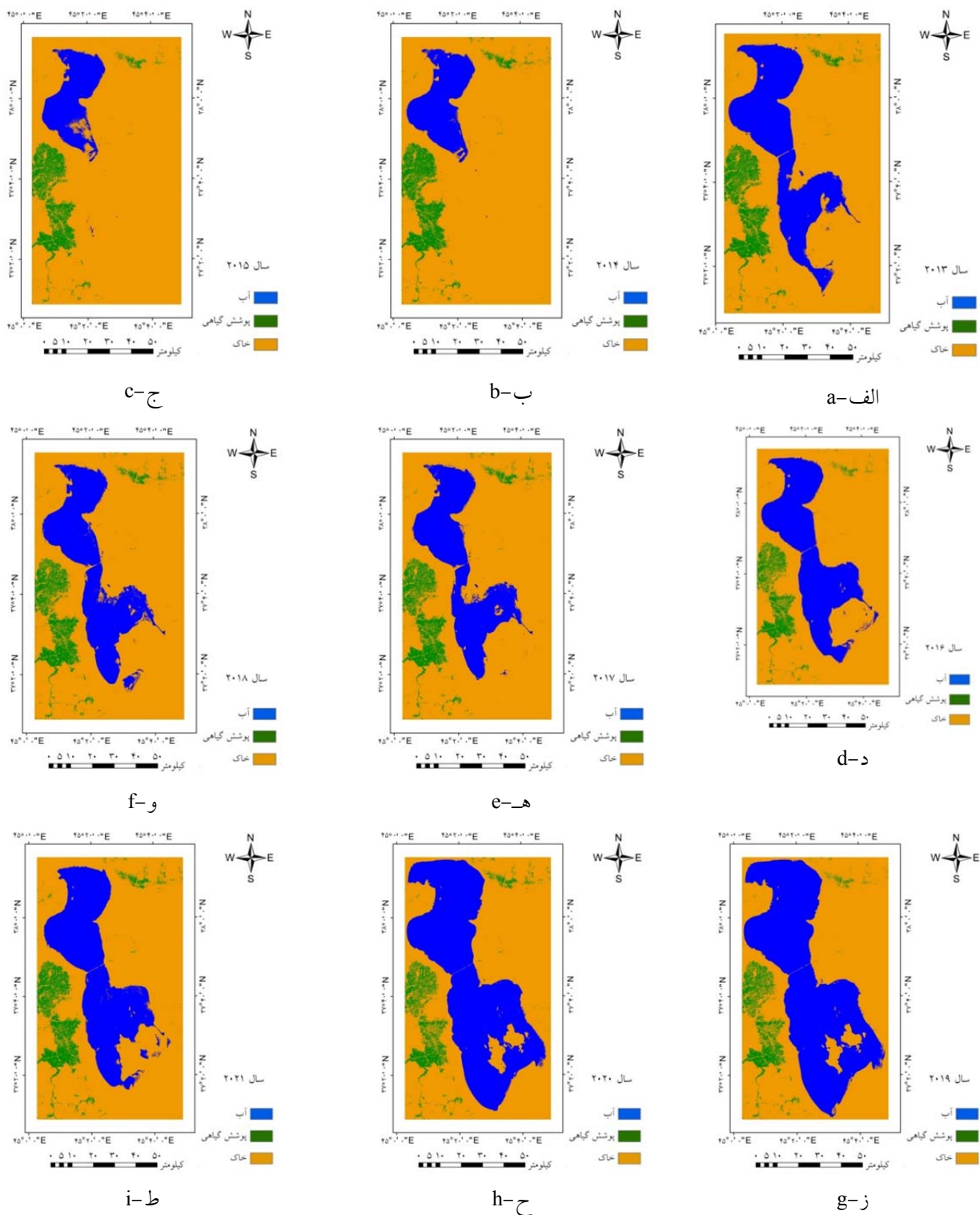
شکل ۳. تصاویر طبقه‌بندی شده توسط الگوریتم ماشین بردار پشتیبان طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱. الف) سال ۲۰۱۳؛ ب) سال ۲۰۱۴؛ ج) سال ۲۰۱۵؛ د) سال ۲۰۱۶؛ ه) سال ۲۰۱۷؛ و) سال ۲۰۱۸؛ ز) سال ۲۰۱۹؛ ح) سال ۲۰۲۰؛ ط) سال ۲۰۲۱

Fig 3. Images classified by Support Vector Machine algorithm during the years 2013 to 2021. a) Year 2013; b) Year 2014; c) Year 2015; d) Year 2016; e) Year 2017; f) Year 2018; g) Year 2019; h) Year 2020; i) Year 2021

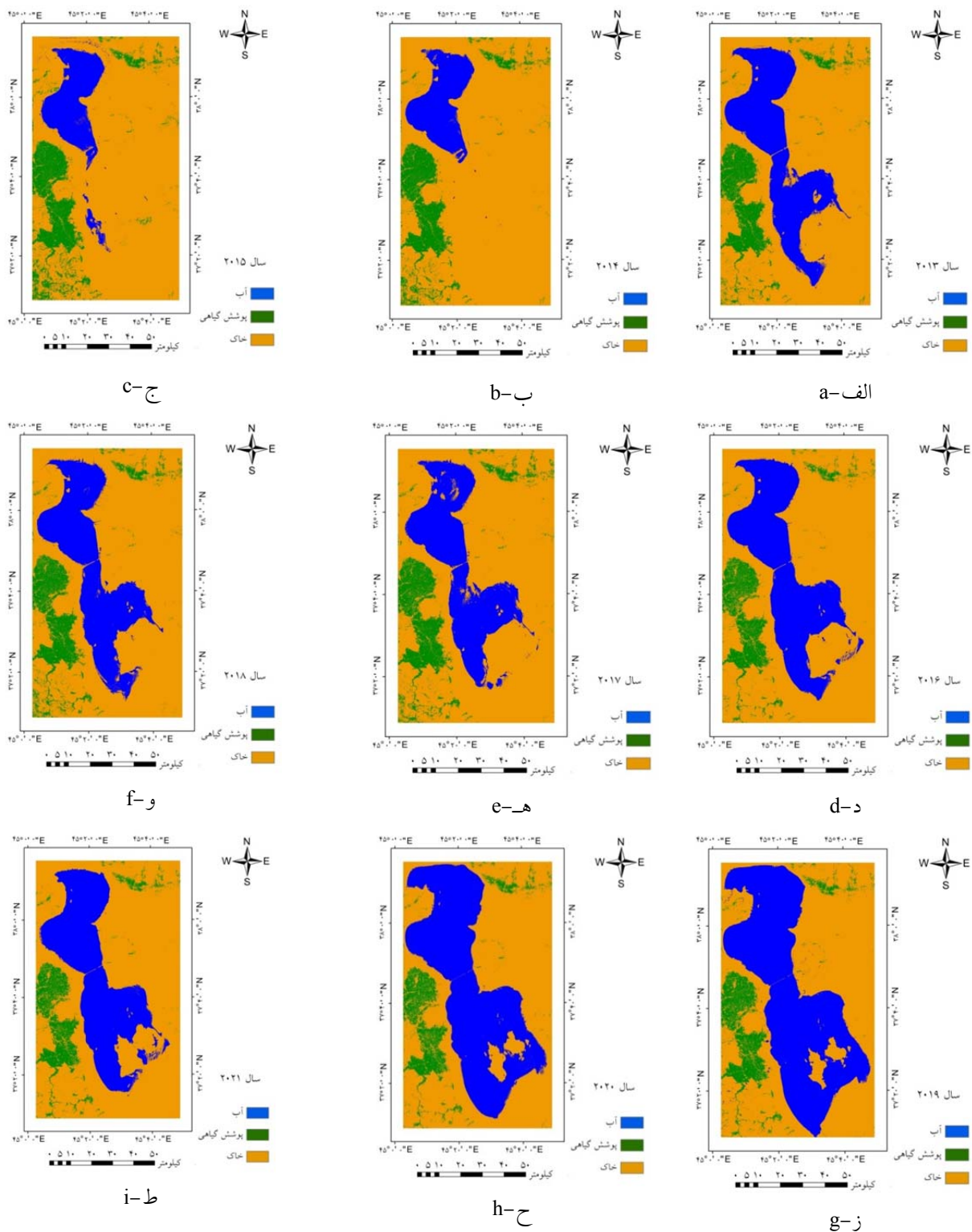


شکل ۴. تصاویر طبقه‌بندی شده توسط الگوریتم شبکه عصبی طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱. الف) سال ۲۰۱۳؛ ب) سال ۲۰۱۴؛ ج) سال ۲۰۱۵؛ د) سال ۲۰۱۶؛ هـ) سال ۲۰۱۷؛ و) سال ۲۰۱۸؛ ز) سال ۲۰۱۹؛ ح) سال ۲۰۲۰؛ ط) سال ۲۰۲۱

Fig 4. Images classified by Neural Network algorithm during the years 2013 to 2021. a) Year 2013; b) Year 2014; c) Year 2015; d) Year 2016; e) Year 2017; f) Year 2018; g) Year 2019; h) Year 2020; i) Year 2021

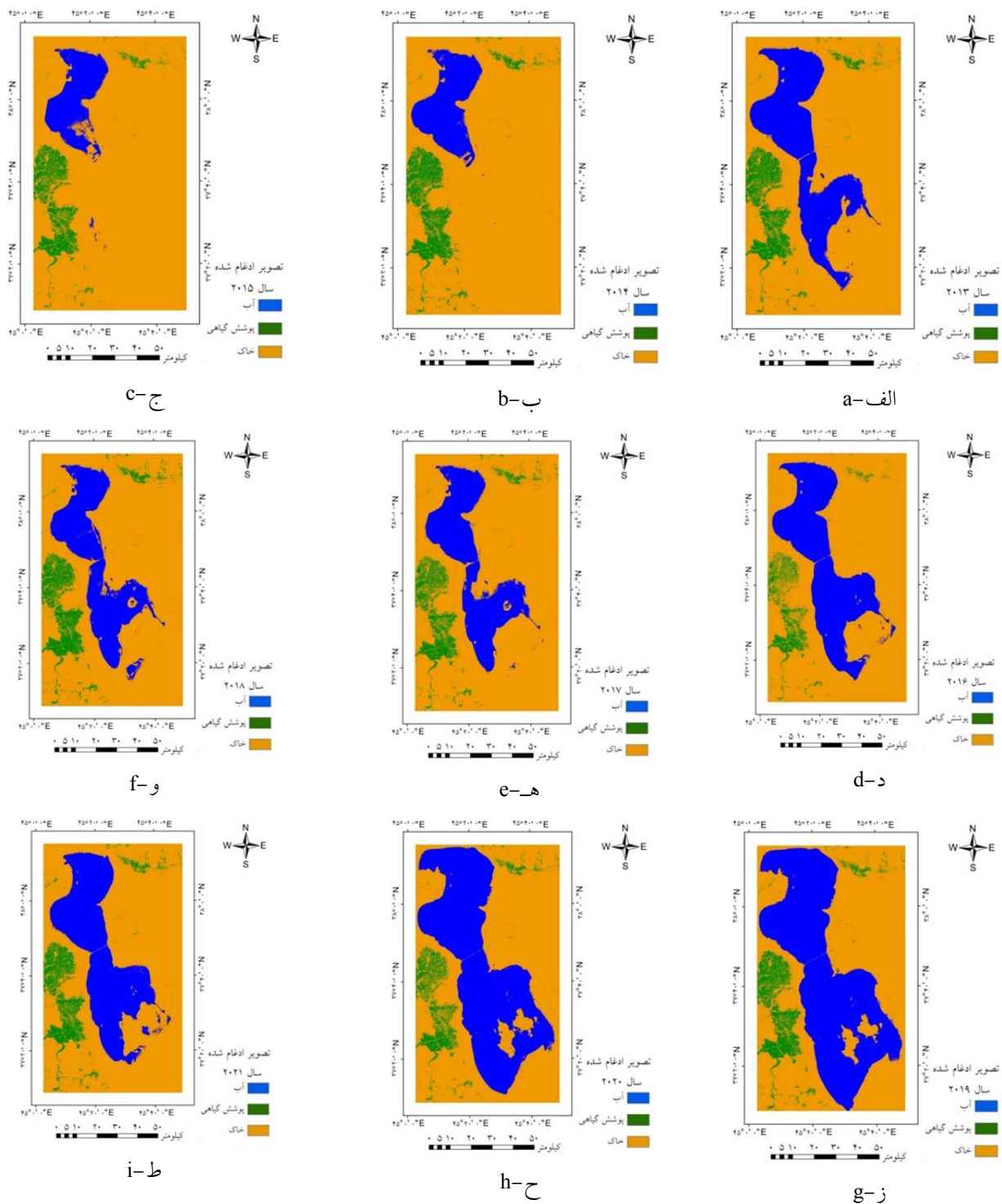


شکل ۵. تصاویر طبقه‌بندی شده توسط الگوریتم حداکثر احتمال طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱. الف) سال ۲۰۱۳؛ ب) سال ۲۰۱۴؛ ج) سال ۲۰۱۵؛ د) سال ۲۰۱۶؛ ه) سال ۲۰۱۷؛ و) سال ۲۰۱۸؛ ز) سال ۲۰۱۹؛ ح) سال ۲۰۲۰؛ ط) سال ۲۰۲۱
 Fig 5. Images classified by Maximum Likelihood algorithm during the years 2013 to 2021. a) Year 2013; b) Year 2014; c) Year 2015; d) Year 2016; e) Year 2017; f) Year 2018; g) Year 2019; h) Year 2020; i) Year 2021



شکل ۶. تصاویر طبقه‌بندی شده توسط الگوریتم حداقل فاصله از میانگین طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱. الف) سال ۲۰۱۳؛ ب) سال ۲۰۱۴؛ ج) سال ۲۰۱۵؛ د) سال ۲۰۱۶؛ ه) سال ۲۰۱۷؛ و) سال ۲۰۱۸؛ ز) سال ۲۰۱۹؛ ح) سال ۲۰۲۰؛ ط) سال ۲۰۲۱

Fig 6. Images classified by Minimum Distance to Mean algorithm during the years 2013 to 2021. a) Year 2013; b) Year 2014; c) Year 2015; d) Year 2016; e) Year 2017; f) Year 2018; g) Year 2019; h) Year 2020; i) Year 2021



شکل ۷. ادغام نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها به روش رأی‌گیری اکثریت. الف) سال ۲۰۱۳؛ ب) سال ۲۰۱۴؛ ج) سال ۲۰۱۵؛ د) سال ۲۰۱۶؛ ه) سال ۲۰۱۷؛ و) سال ۲۰۱۸؛ ز) سال ۲۰۱۹؛ ح) سال ۲۰۲۰؛ ط) سال ۲۰۲۱

Fig 7. Fusioning the results of classifiers by Majority Voting method. a) Year 2013; b) Year 2014; c) Year 2015; d) Year 2016; e) Year 2017; f) Year 2018; g) Year 2019; h) Year 2020; i) Year 2021

پوشش کلاس‌ها و درصد تغییرات آن برای روش‌های طبقه‌بندی‌کننده مورد استفاده نشان داده شده است.

با توجه به جدول ۴ و ۵ به ترتیب نتایج مقادیر صحت کلی و ضریب کاپا و میزان تغییرات مساحت برآورد شده تحت

جدول ۴. مقادیر صحت کلی و ضریب کاپا برای سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱

Table 4. Total accuracy values and Kappa coefficient for 2013 to 2021

سال مورد مطالعه	نام روش	صحت کلی (درصد)	ضریب کاپا
۲۰۱۳	حداقل فاصله از میانگین	۷۸/۶۵	۰/۷۶۲
	حداکثر احتمال	۸۸/۱۲	۰/۸۵۳
	شبکه عصبی	۹۲/۱۷	۰/۸۹۹
	ماشین بردار پشتیبان	۹۶/۶۱	۰/۹۴۴
	رأی گیری اکثریت	۹۷/۵۹	۰/۹۸۲
۲۰۱۴	حداقل فاصله از میانگین	۷۷/۳۱	۰/۷۸۳
	حداکثر احتمال	۸۹/۵۷	۰/۸۶۲
	شبکه عصبی	۹۳/۰۳	۰/۹۲۷
	ماشین بردار پشتیبان	۹۸/۶۳	۰/۹۸۵
	رأی گیری اکثریت	۹۹/۲۵	۰/۹۹۷
۲۰۱۵	حداقل فاصله از میانگین	۷۶/۵۹	۰/۷۰۵
	حداکثر احتمال	۸۲/۶۵	۰/۸۲۷
	شبکه عصبی	۹۱/۴۶	۰/۹۱۲
	ماشین بردار پشتیبان	۹۵/۸۸	۰/۹۳۱
	رأی گیری اکثریت	۹۷/۱۰	۰/۹۷۲
۲۰۱۶	حداقل فاصله از میانگین	۷۸/۳۹	۰/۷۹۸
	حداکثر احتمال	۸۸/۲۸	۰/۸۹۰
	شبکه عصبی	۹۴/۶۸	۰/۹۲۹
	ماشین بردار پشتیبان	۹۷/۰۷	۰/۹۶۱
	رأی گیری اکثریت	۹۸/۹۴	۰/۹۸۷
۲۰۱۷	حداقل فاصله از میانگین	۷۸/۹۴	۰/۷۷۴
	حداکثر احتمال	۸۷/۱۸	۰/۸۶۹
	شبکه عصبی	۹۴/۹۱	۰/۹۲۶
	ماشین بردار پشتیبان	۹۵/۸۵	۰/۹۷۵
	رأی گیری اکثریت	۹۶/۹۸	۰/۹۸۹
۲۰۱۸	حداقل فاصله از میانگین	۷۹/۵۷	۰/۷۹۹
	حداکثر احتمال	۹۲/۳۱	۰/۸۹۱
	شبکه عصبی	۹۳/۶۶	۰/۹۳۴
	ماشین بردار پشتیبان	۹۸/۳۱	۰/۹۸۳
	رأی گیری اکثریت	۹۹/۳۰	۰/۹۵۶

۰/۸۲۰	۷۸/۲۳	حداقل فاصله از میانگین	
۰/۹۰۳	۹۲/۷۵	حداکثر احتمال	
۰/۹۴۵	۹۴/۵۲	شبکه عصبی	۲۰۱۹
۰/۹۹۱	۹۹/۰۵	ماشین بردار پشتیبان	
۰/۹۸۸	۹۹/۲۵	رأی گیری اکثریت	
۰/۷۴۱	۷۷/۵۲	حداقل فاصله از میانگین	
۰/۸۶۵	۸۹/۸۱	حداکثر احتمال	
۰/۹۵۰	۹۲/۹۵	شبکه عصبی	۲۰۲۰
۰/۹۸۴	۹۸/۲۵	ماشین بردار پشتیبان	
۰/۹۷۲	۹۹/۳۴	رأی گیری اکثریت	
۰/۸۲۵	۷۹/۳۰	حداقل فاصله از میانگین	
۰/۹۲۸	۹۱/۴۳	حداکثر احتمال	
۰/۹۶۷	۹۶/۱۸	شبکه عصبی	۲۰۲۱
۰/۹۸۹	۹۹/۱۴	ماشین بردار پشتیبان	
۰/۹۹۱	۹۸/۹۹	رأی گیری اکثریت	

جدول ۵. میزان تغییرات مساحت و درصد تغییر کلاس‌ها

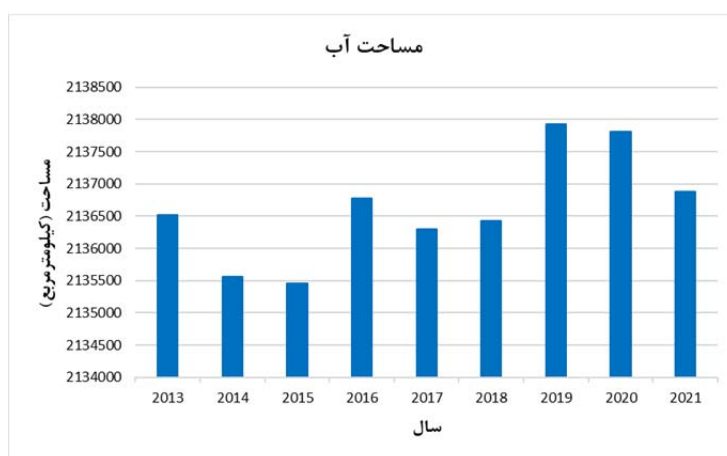
Table 5. The amount of area changes and the percentage of class changes

درصد تغییر	مساحت (کیلومتر مربع)	کلاس‌ها	سال‌های متوالی
-۵۲/۶۹۱	-۹۵۵/۷۵۰	آب	
۱۰/۰۵۵	۴۹/۴۰۰	پوشش گیاهی	۲۰۱۳-۲۰۱۴
۱۴/۸۳۰	۹۰۶/۳۵۰	خاک	
-۱۳/۰۹۱	-۱۰۹/۱۷۲	آب	
-۱۳/۴۲۳	-۷۸/۵۳۵	پوشش گیاهی	۲۰۱۴-۲۰۱۵
۲/۶۶۵	۱۸۷/۷۱	خاک	
۱۷۸/۴۰۹	۱۳۲۴/۳۴	آب	
-۲۴/۵۶	-۱۴۳/۹۱۵	پوشش گیاهی	۲۰۱۵-۲۰۱۶
-۱۶/۴۶۷	-۱۱۸۰/۴۲۰	خاک	
-۲۳/۰۹۴	-۴۷۹/۹۱۲	آب	
۳۳/۴۹۸	۱۲۷/۲۰۲	پوشش گیاهی	۲۰۱۶-۲۰۱۷
۴/۳۹۱	۳۵۲/۷۱۰	خاک	
۴/۵۹۴	۱۲۹/۱۵۰	آب	
-۶/۳۹۶	-۳۰/۵۹۰	پوشش گیاهی	۲۰۱۷-۲۰۱۸

-۱/۵۸۰	-۹۸/۵۵۷	خاک	
۹۰/۳۸۱	۱۴۹۲/۹۱۸	آب	
-۱۱/۸۵۳	-۶۹/۷۰۵	پوشش گیاهی	۲۰۱۸-۲۰۱۹
-۲۲/۸۰۶	-۱۴۲۳/۲۱۲	خاک	
-۳/۳۱۰	-۱۰۵/۰۲۷	آب	
-۸/۲۲۳	-۴۰/۷۷۲	پوشش گیاهی	۲۰۱۹-۲۰۲۰
۲/۷۶۲	۱۴۵/۸۰۰	خاک	
-۲۹/۳۹۸	-۹۳۱/۴۴۵	آب	
۱۶/۰۸۳	۶۸/۹۹۵	پوشش گیاهی	۲۰۲۰-۲۰۲۱
۱۷/۵۰۸	۸۶۲/۴۵	خاک	

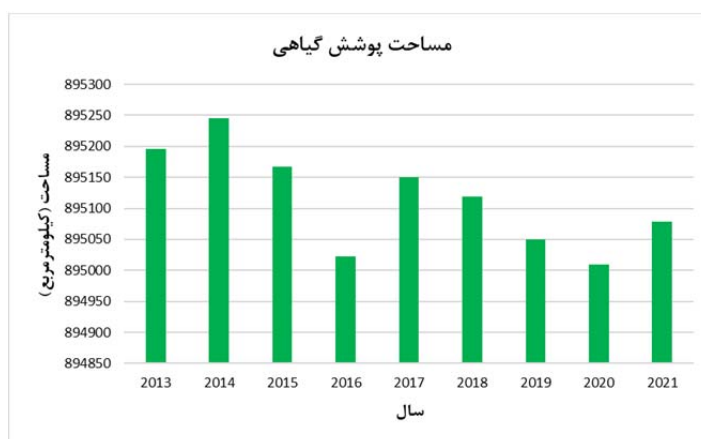
کلاس‌های آب، پوشش گیاهی و خاک به ترتیب در شکل‌های ۹، ۱۰ و ۱۱ از سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ نشان داده شده است.

همچنین با نقطه‌یابی بر روی تصاویر ادغام‌شده و تخمین مساحت در نرم‌افزار ENVI 5.3، نمودار مقدار مساحت



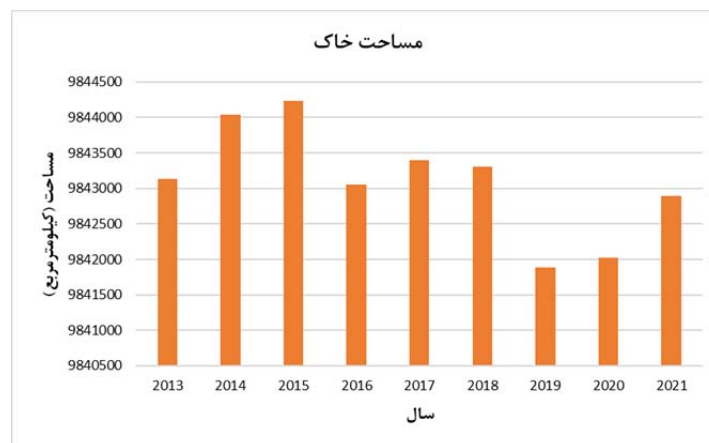
شکل ۸. مقدار مساحت آب برای منطقه دریاچه ارومیه در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱

Fig 8. The amount of water area for Urmia Lake in the years 2013 to 2021



شکل ۹. مقدار مساحت پوشش گیاهی برای منطقه دریاچه ارومیه در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱

Fig 9. The amount of vegetation area for Urmia Lake in the years 2013 to 2021



شکل ۱۰. مقدار مساحت خاک برای منطقه دریاچه ارومیه در سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱

Fig 10. The amount of soil area for Urmia Lake in the years 2013 to 2021

روبه‌رو شد. از سال ۲۰۱۵ خوشبختانه سطح آب دریاچه ارومیه رشد چشم‌گیری داشته است و مساحت دریاچه با توجه به بارش سالیانه و تمهیدات اندیشیده شده رو به رشد بوده که این مقدار در سال ۲۰۱۹ به اوج خود رسید. در حالی که از سال ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۱ با روند نزولی دوباره، مشاهده می‌شود که تغییرات سطحی آب، پوشش گیاهی و خاک نیز در سال ۲۰۲۱ نسبت به سال ۲۰۲۰ به ترتیب به میزان ۲۹/۸۹ درصد کاهش، ۱۶/۰۸ درصد افزایش و ۱۷/۵۰ درصد افزایش داشته است. نتایج این تحقیق برای برنامه ریزان و کارشناسان می‌تواند جهت کسب اطلاعات از وضعیت سطح آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک و همچنین ارتباط آن‌ها با یکدیگر، راه گشای تصمیم‌های مدیریتی در زمینه‌های اقتصادی، اجتماعی و گردشگری جهت حفظ بیشتر از منابع طبیعی و اکوسیستم کشورمان باشد. پیشنهاد می‌شود که مسئولین ذی صلاح برای بهبود وضعیت نابسامان دریاچه ارومیه، از اطلاعات این پژوهش بهره‌مند شده و جهت حفظ و مدیریت بهینه منابع آبی دریاچه ارومیه، اقدامات مدیریتی مطلوبی را برای ارتقا وضعیت دریاچه اتخاذ نمایند.

بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق، سطح آب دریاچه ارومیه، پوشش گیاهی و خاک اطراف آن برای سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۱ با پردازش تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ و سنتینل-۲ و با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های نظارت شده و روش ادغام داده‌ها مورد بررسی و شناسایی قرار گرفت.

سنتینل-۲ با توجه به دقت مکانی بالایی (۱۰ متر) که نسبت به لندست-۸ (۱۵ متر) داشت، از سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۱ از ماهواره سنتینل-۲ استفاده گردید. همچنین به دلیل تنوع و پیچیدگی محیط، شیوه ادغام طبقه‌بندی‌کننده‌ها به روش رأی‌گیری اکثریت توانست نسبت به چهار روش دیگر، ضرایب صحت کلی و کاپای بالاتری داشته باشد و در مقابل نیز روش حداقل فاصله از میانگین کمترین میزان دقت را در طبقه‌بندی داده‌ها داشته است. این دریاچه در دهه اخیر شاهد تغییرات سطحی زیادی بوده است. نتایج حاکی از آن است که روند نزولی سطح آب دریاچه بین سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۵، کارشناسان و دست‌اندرکاران محیط‌زیست را نگران کرده بود که با هشدار کارشناسان در رابطه با وضعیت نامطلوب آب دریاچه

منابع مورد استفاده

Ahmadi A, Tatian M, Tamrtash R, Yeganeh H, Asri Y. 2016. Investigating vegetation of saline lands around Urmia Lake using satellite images. Remote

Sensing and Geographic Information System in Natural Resources, 7 (1), 1-12. (In Persian). Ahmadpour A, Solaimani K, Shokri M, Ghorbani J. 2014. Comparison of three common methods in

- supervised classification of satellite data for vegetation studies. *Remote Sensing and Geographic Information System in Natural Resources*, 5 (3), 77-89. (In Persian).
- Alderman K, Turner L, Tong S. 2012. Floods and human health: a systematic review. *Environment international*, 47, 37-47. doi:https://doi.org/10.1016/j.envint.2012.06.003.
- C. Yves, D. B. Stanislas, B. Marc, M. Fabrice, and L. Gauthier, "RS Data Fusion by Local Mean and Variance Matching Algorithms: their Respective Efficiency in a Complex Urban Context," no. V, pp. 105-109, 2001.
- Du, P., Liu, S., Xia, J., & Zhao, Y. 2013. Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images. *Information Fusion*, 14(1), 19-27. doi:https://doi.org/10.1016/j.inffus.2012.05.003
- Feyisa G, Meilby H, Fensholt R, Proud S. 2014. Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140, 23-35. doi:https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029.
- Fisher A, Flood N, Danaher T. 2016. Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia. *Remote Sensing of Environment*, 175, 167182. doi:https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.055.
- Foody G, Arora M. 1996. Incorporating mixed pixels in the training, allocation and testing stages of supervised classifications. *Pattern Recognition Letters*, 17(13), 1389-1398. doi: https://doi.org/10.1016/S0167-8655(96)00095-5.
- Ghasemi A, Fallah A, Shataee Joibari Sh. 2016. Evaluation of four algorithms for estimation of canopy cover of mangrove forests by using aerial imagery. *Remote Sensing and Geographic Information System in Natural Resources*, 7 (2), 1-16. (In Persian).
- Giardino C, Bresciani M, Villa P, Martinelli A. 2010. Application of remote sensing in water resource management: the case study of Lake Trasimeno, Italy. *Water resources management*, 24(14), 3885-3899. doi: 10.1007/s11269-010-9639-3.
- Gillespie, T. W., Ostermann-Kelm, S., Dong, C., Willis, K. S., Okin, G. S., & MacDonald, G. M. (2018). Monitoring changes of NDVI in protected areas of southern California. *Ecological Indicators*, 88, 485-494. doi:https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.031.
- Harati, H., Kiadaliri, M., Tavana, A. et al. Urmia Lake dust storms occurrences: investigating the relationships with changes in water zone and land cover in the eastern part using remote sensing and GIS. *Environ Monit Assess* 193, 70 (2021). https://doi.org/10.1007/s10661-021-08851-3. (In Persian).
- Hester, D. B. 2008. Land cover mapping and change detection in urban watersheds using Quickbird high spatial resolution satellite imagery. PhD. dissertation, North Carolina State University, Carolina.
- Huang C, Chen Y, Zhang S, Wu J. 2018. Detecting, extracting, and monitoring surface water from space using optical sensors: A review. *Reviews of Geophysics*, 56(2), 333-360. doi:https://doi.org/10.1029/2018RG000598.
- Jalil Helali, Shahab Asaadi, Teimour Jafarie, Maral Habibi, Saadoun Salimi, Seyed Erfan Momenpour, Salah Shahmoradi, Seyed Asaad Hosseini, Behzad Hessari, Vahideh Saeidi; Drought monitoring and its effects on vegetation and water extent changes using remote sensing data in Urmia Lake watershed, Iran. *Journal of Water and Climate Change* 1 May 2022; 13 (5): 2107-2128. doi: https://doi.org/10.2166/wcc.2022.460.
- Jawak S, Kulkarni K, Luis A. 2015. A review on extraction of lakes from remotely sensed optical satellite data with a special focus on cryospheric lakes. *Advances in Remote Sensing*, 4(03), 196. doi:https://doi.org/10.4236/ars.2015.43016.
- Johnson B, Tateishi R, Kobayashi T. 2012. Remote sensing of fractional green vegetation cover using spatially-interpolated endmembers. *Remote Sensing*, 4(9), 2619-2634. doi:https://doi.org/10.3390/rs4092619.
- Jumaah, H. J., Ameen, M. H., Mohamed, G. H., & Ajaj, Q. M. (2022). Monitoring and evaluation Al-Razzaza lake changes in Iraq using GIS and remote sensing technology. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(1), 313-321.
- Karbassi A, Bidhendi G, Pejman A, Bidhendi E. 2010. Environmental impacts of desalination on the ecology of Lake Urmia. *Journal of Great Lakes Research*, 36(3), 419-424. doi:https://doi.org/10.1016/j.jglr.2010.06.004.
- Keshta, A.E.; Riter, J.C.A.; Shaltout, K.H.; Baldwin, A.H.; Kearney, M.; Sharaf El-Din, A.; Eid, E.M. Loss of Coastal Wetlands in Lake Burullus, Egypt: A GIS and Remote-Sensing Study. *Sustainability* 2022, 14, 4980. https://doi.org/10.3390/su14094980.
- McFeeters S. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 17(7), 1425-1432. doi:https://doi.org/10.1080/01431169608948714.
- Morss R, Wilhelmi O, Downton M, Grunfest E. 2005. Flood risk, uncertainty, and scientific information for decision making: lessons from an interdisciplinary project. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 86(11), 1593-1602. doi:https://doi.org/10.1175/BAMS-86-11-1593.

Saghafi M, Ahmadi A, Bigdeli B. 2021. Sentinel-1 and Sentinel-2 data fusion system for surface water extraction. *Journal of Applied Remote Sensing*, 15(1), 014521. doi:<https://doi.org/10.1117/1.JRS.15.014521>.

Smits P, Dellepiane S, Schowengerdt R. 1999. Quality assessment of image classification algorithms for

land-cover mapping: a review and a proposal for a cost-based approach. *International journal of remote sensing*, 20(8), 1461-1486. doi:<https://doi.org/10.1080/014311699212560>.

Srivastava S, Gupta R. 2003. Monitoring of changes in land use/land cover using multi-sensor satellite data. In *Map India Conference*.



Investigating the surface changes of Urmia Lake using the integration of Landsat-8 and Sentinel-2 satellite data

Amir Ghayebi^{1*}, Ahmad Ahmadi², Behnaz Bigdeli³

Received: 2022-06-03 / Accepted: 2022-09-23 / Published: 2025-01-16

Abstract

Among environmental changes, water plays a very vital role in the political, social and economic issues of countries, which can be used as one of the most practical sources of water supply available to humans and animals. Investigating the fluctuations of the water level of the lakes in terms of the importance, location and nature of these water bodies has become especially important in recent years. Lake Urmia with an area of 51876 square kilometers is of special importance as the largest internal lake of Iran and the 20th lake in the world. Landsat-8 and Sentinel-2 satellite data for the years 2013 to 2021 were used to investigate and evaluate changes in the water level of Lake Urmia, vegetation and soil around it. First, radiometric and atmospheric corrections were made on the images, and then, while using Gram Schmidt and LMVM integrators to increase spatial resolution, NDWI, AWEI, WI2015 and NDVI indices were extracted in order to differentiate the lake water level from non-water. Finally, by combining the indicators with each other and by sampling the training and test samples, in order to classify the images, supervised classifiers such as Maximum Likelihood, Support Vector Machine, Neural Network and Minimum Distance to mean were used.

Also, in order to improve the results, the output of the classifiers was merged using the majority voting method. The results of the research showed that the majority voting method was chosen as the most suitable classification method with the highest level of accuracy. The water level of Lake Urmia, the vegetation and soil around it have also undergone significant changes during the years 2013 to 2021, so that in 2021, compared to 2020, the water level decreased by 29.89%, and the vegetation increased by 16.08%. And the soil has increased by 17.50%.

Statement of the Problem: In recent decades, due to the excessive growth of the world's population, human use of natural resources has not been based on their ability and talent, but based on the immediate needs and technology of their age. As one of the most important environmental changes in recent decades, we can mention the change of surface water and its importance on human society and ecosystem. Investigating the fluctuations of the water level of the lakes in terms of the importance, location and nature of these water bodies has gained special importance in recent years. Lake Urmia with an area of 51876 square kilometers is important from various points of view, especially environmental.

Purpose: The purpose of this investigation is to use Landsat-8 and Sentinel-2 satellite data from Urmia Lake region for the years 2013 to 2021 and use supervised classification methods such as maximum likelihood, neural network, support vector machine and minimum distance from the mean to classify images. And also the

Amir Ghayebi¹(✉), Ahmad Ahmadi², Behnaz Bigdeli³

1. Civil Engineering/Faculty of Civil Engineering /Shahrood University of Technology /Shahrood/Iran

2. Dept of Civil Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

3. Dept of Civil Engineering, Shahrood University of Technology

DOI: 10.30495/girs.2022.695159

e-mail: Amir.Ghayebi@shahroodut.ac.ir

integration of classified images by the majority voting method is to improve the results of the classifiers. Finally, by comparing the overall accuracy and kappa coefficients of the classifiers, the most appropriate classification method was selected and the changes in the lake water level, vegetation and surrounding soil were investigated in the studied years.

Methodology: The data used in this research, including the free images of the Landsat-8 OLI sensor and the MSI Sentinel-2 sensor, were used to extract the water area map of Lake Urmia for the years 2013 to 2021. In the first step, Landsat-8 satellite images for the years 2013 to 2017 and Sentinel-2 satellite images for the years 2017 to 2021 were downloaded from the United States Geological Survey (USGS) website. Then, the radiometric and atmospheric corrections of the images were carried out in order to achieve the real reflection of the earth in the advanced ENVI 5.3 software, and finally, the recorded radiance values of the Landsat-8 and Sentinel-2 sensors were adjusted to the real reflection values of the phenomena using FLAASH and Sen2core255 algorithms, respectively. The surface of the earth was transformed. In the second stage, Landsat-8 images were upgraded from 30 meters to 15 meters and Sentinel-2 images from 20 meters to 10 meters, respectively, by using panchromatic and pseudo-panchromatic bands and by Gram Schmidt and LMVM pen sharpening methods. Then, in order to reveal and evaluate the spatio-temporal changes of the water level from non-water, four important indices, including the normalized water difference index (NDWI), the normalized difference vegetation index (NDVI), the automatic water extraction index (AWEI_{nsh}) and the water index (WI₂₀₁₅) was used. In the third stage, by sampling training and testing samples, supervised classification methods such as maximum likelihood, support vector machine, neural network and minimum distance from the mean were used. In the maximum likelihood classifier, each pixel of the image is assigned to the corresponding group based on the probabilities after the statistical test and calculating the probability of their belonging to the spectral groups of the sample. Also, the neural network classifier is a computational model for information processing that is made by imitating biological neural networks like the human brain. This algorithm is based on a set of connected nodes called neurons as the smallest unit of information processing and layers. Each layer consists of a number of nodes and by means of several inputs, the algorithm process is started and leads to an output. In the support vector machine classifier, by classifying and solving linear equations, a line with a higher confidence margin is selected. In the classification of the minimum distance from the mean, the distance of each pixel with the center of the clusters of classes is calculated, and

then the selected pixel is assigned to the class that has the smallest distance to the center of the clusters. In the fourth stage, in order to improve the results, the classification results from these four methods were merged using the majority voting method. In other words, by combining the results of the classifiers, the weaknesses of different methods were eliminated and the strengths of each data category were also observed in the final changes map.

Results and discussion: Using remote sensing technology, the manner and percentage of surface water changes in Lake Urmia, soil and surrounding vegetation were investigated. In this research, changes in the water level of Lake Urmia, vegetation and soil around it were carried out using free Landsat-8 and Sentinel-2 satellite data during the years 2013 to 2021. Considering the conditions and diversity of the environment, the method of merging the classifiers using the majority voting method has been able to have higher overall accuracy and kappa coefficients than the other three methods. On the other hand, the maximum likelihood method also had the lowest level of accuracy in satellite data classification. Also, this lake has seen many surface changes in the last decade. This lake had a decreasing trend between 2013 and 2015, and an increasing trend between 2015 and 2019, and finally it faced a decreasing trend again between 2019 and 2021. For 2021, the amount of changes in the water level of the lake and the surrounding vegetation and soil has decreased by 29.89%, increased by 16.08% and increased by 17.50%, respectively.

Conclusion: The obtained results showed that according to the diversity and complexity of the environment, the method of merging classifiers using the majority voting method has been able to have higher overall accuracy and kappa coefficient than the other four methods, and compared to the minimum distance from the mean method, it has the lowest It had the level of accuracy in the classification of satellite data. Despite the decreasing trend of the water level of Lake Urmia between 2013 and 2015, fortunately the water level of the lake has been increasing since 2015 and the area of Lake Urmia according to the statistical data of annual rainfall, temperature and evaporation as well as the measures taken by According to the officials, it has been growing, and this amount has reached its peak in 2019. While from 2019 to 2021 with a downward trend again, it was observed that the water level decreased by 29.89 percent (931.44 square kilometers), the soil level increased by 17.50 percent (862.45 square kilometers) and the vegetation level increased by 0.8 It has decreased by 16% (68.98 square kilometers). The results of this research can help planners and environmental experts in management decisions to

prevent the drying up of Lake Urmia and preserve as much of the lake as a water source by knowing the changes in the water level of the lake, the vegetation and the soil around it. pay national and international If policymakers and government organizations ignore the alarming environmental consequences, we will face risks such as the complete drying of the lake and the occurrence of adverse and irreparable effects in the Urmia Lake region.

Keywords: Surface Water, Data Fusion, Lake Urmia, Remote Sensing, Change Detection, Supervised Classification.

Please cite this article as: Ghayebi, A., Ahmadi, A., Bigdeli, B. Investigating the surface changes of Urmia Lake using the integration of Landsat-8 and Sentinel-2 satellite data. Journal of RS and GIS for Natural Resources, 15(3): 1-24