

پایش زمانی - مکانی تغییرات پهنه‌های آبی شور از داده‌های سنجش‌ازدوری با تمرکز بر مقایسه شاخص‌های طیفی (مطالعه موردی: دریاچه ارومیه)

علی رضاعلی^۱، حمید عبادی^۲، هادی فرهادی^{۳*}

^۱ دانشجوی کارشناسی مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
AliRezaaliGeo@gmail.com

^۲ استاد گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
Ebadi@kntu.ac.ir

^۳ دانشجوی دکتری سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
Hadifarhadi18@gmail.com

(دریافت: شهریور ۱۴۰۳، تصویب: مهر ۱۴۰۳)

چکیده

بحران آب یکی از چالش‌ها و تهدیدات اصلی برای ایران و جهان است. کاهش بارندگی و مدیریت نامناسب منابع آبی، منجر به بحران دریاچه ارومیه، بزرگ‌ترین دریاچه نمکی ایران شده‌است. کاهش مساحت آب این دریاچه با مشکلات زیست‌محیطی و طوفان‌های نمکی همراه بوده و پایش مستمر آن ضروری می‌باشد. به منظور پایش پهنه‌های آبی با استفاده از سنجش از دور، داده‌ها و روش‌های مختلفی ارائه شده‌است که هر کدام از آن‌ها دارای مزایا و محدودیت‌هایی می‌باشند؛ لذا، پژوهش حاضر به پایش، ارزیابی و مقایسه عملکرد شاخص‌های طیفی AWEISH، NDVI و NDWI در استخراج پهنه‌های آبی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ در گوگل ارث انجین پرداخته است. این بررسی در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به تفکیک فصل و با استفاده از آستانه‌گذاری خودکار و هوشمند Edge Otsu انجام شده‌است. بر اساس نتایج حاصل، شاخص طیفی NDWI با صحت کلی ۹۹ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۷ بیشترین و شاخص طیفی AWEISH با صحت کلی ۷۸ درصد و ضریب کاپای ۰/۵۷ کمترین صحت را کسب کرده است. همچنین، بررسی‌های بصری و آماری نشان داد که شاخص‌های AWEISH و AWEInSh جهت تفکیک کلاس آب از کلاس نمک، صحت پائینی را ارائه می‌دهند. علاوه بر این، پایش مساحت پهنه آبی نشان داد که نرخ تغییرات از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ الگوی کاهشی را دنبال کرده و این کاهش در دو سال اخیر شدیدتر بوده است. بنابراین، میانگین مساحت آب دریاچه ارومیه در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به ترتیب برابر با ۲۴۹۳/۱۵، ۳۳۱۲/۹۹، ۳۲۶۵/۴۳، ۲۸۲۴/۸۶، ۲۳۳۲/۰۲ و ۱۹۵۹/۳۲ کیلومتر مربع بوده که تغییرات سالانه‌ای معادل ۳۲/۸۸، ۱/۴۳، ۱۳/۴۹، ۱۷/۴۴- و ۱۵/۹۸- درصد را نشان داده است. در نتیجه، در میان شاخص‌های طیفی مطالعاتی، شاخص NDWI بهترین عملکرد را در پایش دریاچه ارومیه داشته و نتایج نشان می‌دهند که مساحت آب این دریاچه در سال‌های اخیر کاهش قابل توجهی داشته است.

واژگان کلیدی: سنجش از دور، آستانه‌گذاری، پهنه آبی، شاخص طیفی، مدیریت منابع آب، دریاچه ارومیه.

۱- مقدمه

منابع آبی جهان از عناصر حیاتی محیط‌های طبیعی کره زمین به شمار می‌روند که تأثیرات گسترده‌ای بر زندگی انسان‌ها، صنعت و کشاورزی دارند. تغییرات اقلیمی شدید، گسترش شهرنشینی و برداشت بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی از جمله عواملی هستند که فشارها بر پهنه‌های آبی را به شدت افزایش داده‌اند [۱]. در این راستا، نظارت سریع، مدیریت صحیح و پایش مستمر پهنه‌های آبی امری ضروری است. با این وجود، پایش مستمر پهنه‌های آبی در محدوده وسیع و به صورت سری زمانی بسیار چالش‌برانگیز می‌باشد. اخیراً، استفاده از فناوری سنجش از دور و سامانه گوگل ارث انجین^۱ (GEE) که قابلیت تسریع و سهولت در حل مسئله را دارد، به عنوان یک راه حل کلیدی پیشنهاد شده‌است [۲-۴]. وضعیت پهنه‌های آبی کشور ایران در سال‌های اخیر به شدت تحت تأثیر کاهش منابع آبی، تغییرات کاهشی الگوهای بارش و تأثیرات تغییرات اقلیمی بر رودخانه‌ها، دریاچه‌ها و سایر پهنه‌های آبی قرار گرفته است [۵]. به همین دلیل، در سال‌های اخیر کشور ایران با بحرانی‌ترین شرایط از نظر کاهش منابع و پهنه‌های آبی مواجه شده‌است [۶].

پهنه‌های آبی ایران اعم از دریاچه ارومیه، تالاب گاوخونی و دریاچه پریشان در سال‌های اخیر با بحران شدید آب مواجه شده‌اند که این مسئله توسط عواملی نظیر برداشت بی‌رویه از آب‌های سطحی و زیرزمینی، خشکسالی‌های پی‌درپی و روش‌های نامناسب مدیریت آب تشدید شده‌است [۷، ۸]. در سال‌های گذشته، سامانه GEE با قابلیت‌های محاسبات ابری^۲ خود به طور قابل‌توجهی منجر به تحول و پیشرفت علم و فناوری سنجش از دور در کاربردهای مختلف شده‌است [۹، ۱۰]. سامانه GEE، یک سامانه تحت وب برای تحلیل‌های سنجش از دوری، با مجموعه داده‌های رایگان و پردازش داده سریع است. این سامانه با محاسبات ابری، دسترسی آسان و سرعت پردازش بالا، در تهیه نقشه پهنه‌های آبی در مقیاس بزرگ و مدت زمان طولانی بسیار مؤثر و کارآمد است. علاوه بر این، سامانه GEE به طور گسترده در مطالعات مختلفی، از جمله برای نظارت بر بحران سیل [۱۱]، شناسایی ریسک سیلاب [۱۲]، نظارت بر آتش سوزی [۱۳-۱۵]، مدیریت جنگل [۱۶]، کشاورزی [۱۷]، مدیریت شهری [۱۸-۲۰] و

شناسایی و استخراج پهنه‌های آب سطحی [۲۱-۲۴] استفاده می‌شود. قابلیت انعطاف‌پذیری سامانه GEE، امکان بهینه‌سازی روش‌های استخراج آب را در مناطق مختلف ممکن ساخته و مقایسه‌های محلی، منطقه‌ای و جهانی را تسهیل می‌کند.

در سال‌های سپری‌شده مطالعات متعددی در زمینه پایش پهنه‌های آبی انجام‌شده که در آن از داده‌ها، روش‌ها و محیط‌های پردازشی متنوعی استفاده شده‌است [۲۱، ۲۵]. الگوریتم‌های شناسایی و استخراج پهنه‌های آبی با استفاده از داده‌ها و روش‌های سنجش از دوری اغلب شامل الگوریتم‌های تشخیص آب بر اساس ترکیب باندی (روش آستانه‌گذاری تک‌باندی [۲۶]، روش رابطه طیفی چندباندی [۲۷]، شاخص‌های طیفی آبی [۲۸، ۲۱])، الگوریتم‌های طبقه‌بندی به روش یادگیری ماشین از قبیل ماشین بردار پشتیبان^۳ (SVM) [۱۱، ۲۹]، جنگل تصادفی^۴ (RF) [۳۰] و روش‌های یادگیری عمیق می‌شوند. در روش آستانه‌گذاری تک‌باندی، نحوه انتخاب حد آستانه تعیین‌کننده صحت طبقه‌بندی خواهد بود. این روش برای پهنه‌های آبی بزرگ مانند رودخانه‌های عریض و دریاچه‌ها مؤثر بوده ولی در استخراج پهنه‌های آبی باریک، پهنه‌های آبی دارای پیکسل‌های مخلوط آبی و غیرآبی، مناطق کوهستانی و برفی به خوبی عمل نمی‌کند [۲۱]. روش یادگیری ماشین برای تحلیل پهنه‌های آب سطحی با داده‌های ساختاریافته و نیازهای محاسباتی متوسط مناسب بوده و قابلیت تفسیر و انعطاف‌پذیری در مهندسی ویژگی را ارائه می‌دهد. از سوی دیگر، یادگیری عمیق برای داده‌های بدون ساختار مانند تصاویر ماهواره‌ای عملکرد برتری دارد؛ زیرا این روش الگوهای پیچیده را به طور خودکار یاد می‌گیرد، ولی با این حال نیازمند منابع محاسباتی قابل‌توجه بوده و ممکن است تفسیرپذیری کمتری داشته باشد. روش مبتنی بر طبقه‌بندی، پهنه‌های آبی کوچک را با ویژگی‌های تصویری، طیفی، مکانی و بافت استخراج می‌کند. در روش طبقه‌بندی با یادگیری ماشین، روش‌های بدون نظارت و نظارت‌شده وجود دارد [۳۱]. روش‌های بدون نظارت حاوی برچسب مشخصی نبوده و روش نظارت‌شده نیز وابسته به کمیت (تعداد) و کیفیت (نحوه اخذ و در نظر گرفتن پراکندگی) نمونه‌های آموزشی اخذشده

۳ Support Vector Machine
۴ Random Forest

۱ Google Earth Engine
۲ Cloud Computation

می‌باشند. از طرفی، یادگیری عمیق از نقطه نظر آموزش نمونه‌ها زمان‌بر می‌باشد [۱۱].

روش‌های مختلفی برای استخراج آب وجود دارد که در حالت کلی می‌توان گفت که روش مبتنی بر شاخص‌های طیفی (که بر اساس ترکیب باندهای طیفی می‌باشد) روش مرسوم‌تر و پرکاربردی می‌باشد. شاخص‌های NDWI^۱ (شاخص نرمال‌شده تفاضلی آب) [۳۲]، MNDWI^۲ (شاخص نرمال‌شده تفاضلی آب اصلاح‌شده) [۳۳]، RNDWI^۳ (شاخص نرمال‌شده تفاضلی آب تغییر یافته) [۳۴]، EWI^۴ (شاخص آبی بهبود یافته) [۳۵]، WI^{۲۰۱۵} (شاخص آبی ۲۰۱۵) [۳۶] و WRI^۵ (شاخص نسبت آب) [۳۷] نمونه‌هایی از شاخص‌های طیفی کاربردی می‌باشند. بنابراین، در سال‌های سپری‌شده، کاربردهای متعددی توسط شاخص‌های طیفی صورت گرفته است. برای مثال، گو و همکاران در سال ۲۰۲۳ الگوریتمی به نام MFTSA^۶ تولید کردند که با استفاده از شاخص‌های طیفی آبی و گیاهی متعدد از جمله شاخص‌های NDVI^۷، AWEI^۸، MNDWI و EVI^۹ جهت استخراج پهنه‌های آبی در مقیاس‌های کوچک تا بزرگ ارائه شده است [۳۱]. رویکرد مبتنی بر شاخص‌های طیفی به دلیل سرعت بالا و سادگی محاسبات، به عنوان روشی مرسوم‌تر از دیگر روش‌ها شناخته می‌شود. این رویکرد قوی‌ترین و ضعیف‌ترین باندهای بازتاب مشخصات پهنه آبی در تصویر چندباندی را جست‌وجو کرده و با کمک محاسبات نسبتی توسعه می‌یابد [۳۸]. روش مبتنی بر شاخص طیفی مزایای متعددی دارد که از جمله آن‌ها می‌توان به کاهش تأثیر عوامل مختلف اختلال (مثل گیاهان)، سرعت بالا و حجم پایین محاسبات اشاره کرد. با این وجود، یکی از مهم‌ترین معایب آن‌ها، وابستگی بیش از حد به ارتباط بین ویژگی‌های زمینی مختلف و نیاز به تعیین حد آستانه بهینه است. در واقع زمانی که تداخل‌های زمینی زیاد و پیچیده می‌شود، توانایی شناسایی آب کاهش یافته و نتایج غیرقابل قبولی حاصل می‌شود. بنابراین، در برخی از محدوده‌ها استفاده از ترکیب شاخص‌های طیفی ضروری است. این ترکیب‌ها می‌توانند توانایی تفکیک کلاس آب از غیرآب را بهبود بخشند. این

روش در مناطقی که حاوی پوشش‌های زمینی با پیچیدگی کم می‌باشد، مناسب است.

علاوه بر این، در سال ۲۰۲۰، Yang و همکاران یک روش جدید برای تهیه نقشه مکانی-زمانی با توان تفکیک فوق‌العاده^{۱۰} (MSST_SRM) برای استخراج آب از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۳ پیشنهاد دادند. روش مذکور، از شاخص NDWI محاسبه‌شده از چهار باند مادون قرمز نزدیک و باند سبز تصویر سنتینل-۳ به عنوان داده ورودی استفاده می‌کند. این روش همچنین اطلاعات طیفی، چندمکانی و زمانی را در یک تابع هدف ترکیب کرده و نقشه‌ای صحیح‌تر از پهنه‌های آبی تولید می‌کند. جهت بررسی تأثیر این روش، آزمایش‌هایی در فلات تبت و دریاچه‌های Daye چین انجام شد. نتایج نشان داد که روش ارائه‌شده، نقشه‌های آبی صحیح‌تری را نسبت به روش طبقه‌بندی سخت و سه روش SRM مبنای دیگر ارائه می‌دهد. بنابراین، روش پیشنهادی MSST_SRM نشان داد که استفاده از تصاویر سنتینل-۳، کارایی و پتانسیل بالایی در تهیه نقشه پهنه‌های آبی دارد. در واقع، تصاویر ماهواره‌ای مانند لندست-۸ و سنتینل-۲ دارای قدرت تفکیک مکانی متوسط ولی قدرت تفکیک زمانی (به ترتیب ۱۶ و ۱۰ روز) پایینی هستند. این تصاویر ممکن است به دلیل شرایط جوی نامناسب یا پوشش ابری بالا مورد استفاده نباشند. این امر منجر به ناکافی بودن آن‌ها جهت پایش تغییرات کوتاه مدت پهنه‌های آبی، به خصوص در مقیاس روزانه می‌شود. در مقابل، تصاویر سنتینل-۳، قدرت تفکیک زمانی بالایی را برای پایش نزدیک به آنی^{۱۱} (NRT) آب ارائه می‌دهند، اما قدرت تفکیک مکانی این تصاویر محدود است و به ۳۰۰ متر می‌رسد. به دلیل وجود محدودیت در فناوری سنجنده‌ها و هزینه‌های سنگین پرتاب ماهواره، یک سنجنده به تنهایی نمی‌تواند همزمان قدرت تفکیک مکانی و زمانی بالا را فراهم کند [۳۹]. از سوی دیگر، در پژوهشی که در سال ۲۰۱۸ توسط Rao و همکاران انجام شد، به تحلیل تغییرات آب سطحی در حوضه رودخانه Yangtze در چین با استفاده از محصولات مادیس پرداخته شد. نویسندگان مقاله از داده‌های مادیس و روش طبقه‌بندی جنگل تصادفی برای استخراج آب

^۷ Normalized Difference Vegetation Index

^۸ Automated Water Extraction Index

^۹ Enhanced Vegetation Index

^{۱۰} Multiscale Spatiotemporal Super-Resolution Mapping

^{۱۱} Near Real-Time

^۱ Normalized Difference Water Index

^۲ Modified Normalized Difference Water Index

^۳ Revised Normalized Difference Water Index

^۴ Enhanced Water Index

^۵ Water Ratio Index

^۶ Multi-Index Fusion Threshold Segmentation Algorithm

سطحی در بازه زمانی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۶ استفاده کردند. در این مطالعه یک روش ادغام داده^۱ بر اساس اطلاعات تاریخ تولید پیکسل جهت استخراج پهنه‌های آبی با وضوح مکانی-زمانی بالاتر ارائه شده‌است. در نهایت، ۷۶۲ نقشه توزیع آب سطحی با وضوح زمانی ۸ روزه و توان تفکیک مکانی ۲۵۰ متری تولید شده‌است. نتایج حاصل از این روش نشان داد که مساحت آب سطحی در حوضه رودخانه Yangtze افزایش یافته است و مؤلفه بارش عامل اصلی تغییرات آن است. همچنین، پژوهش مذکور نشان داد که رویکرد پیشنهادی امکان اجرای استخراج آب سطحی را در درازمدت داشته و نتایج حاصل از آن می‌تواند به مدیریت منابع آب و پایش سیلاب کمک کند [۴۰]. در مطالعه دیگر، چن و همکاران به ارزیابی قابلیت‌های استخراج آب از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۹ در مقایسه با لندست-۸ پرداخته و از هشت شاخص مشترک آب، از جمله NDWI و MNDWI، استفاده کرده‌اند. برای تعیین حدود آستانه بهینه جهت شناسایی آب، از الگوریتم Otsu استفاده شده و در هفت محدوده جهانی نتایج بررسی شده است. یافته‌ها نشان می‌دهند که لندست-۹ به‌طور مؤثر برای استخراج آب عمل می‌کند و نتایج آن با لندست-۸ سازگار است. با این حال، شاخص NDWI دارای نوسان در صحت است که نیاز به احتیاط در استفاده از آن را نشان می‌دهد. شاخص‌های آب مبتنی بر نسبت بیشتر با خطاهای Omission مواجه‌اند، در حالی که شاخص‌های مبتنی بر تفاوت بیشتر به خطاهای Commission دچار می‌شوند [۴۱].

یکی از مهم‌ترین مراحل که در تهیه نقشه پهنه‌های آبی با استفاده از شاخص‌های طیفی وجود دارد، استفاده از یک روش آستانه‌گذاری می‌باشد. در بسیاری از مطالعات پیشین، آستانه‌گذاری شاخص‌ها به صورت تک‌مقداره و با آزمون و خطا بوده و از الگوریتم‌های آستانه‌گذاری خودکار استفاده نشده‌است [۴۲-۴۴]. در حالی که در پژوهش حاضر از روش آستانه‌گذاری هوشمند و بهینه Edge Otsu جهت شناسایی پهنه‌های آبی از چندین شاخص طیفی استفاده شده‌است. از طرفی، از آنجایی که پهنه آبی به عنوان یک پدیده پویا در نظر گرفته می‌شود، ممکن است که با بررسی میانگین سالانه تغییرات نتیجه مطلوبی در خصوص پایش پهنه آبی حاصل نشود. این در حالی است که اکثر مطالعات انجام‌شده تا کنون،

از تصاویر با میانگین سالانه جهت پایش پهنه‌های آبی استفاده کرده و تفکیک فصول سال مورد بررسی قرار نگرفته است. مطالعات گذشته اغلب بر یک محدوده زمانی کوتاه تمرکز داشتند. علاوه بر این، به دلیل کاهش شدید سطح آب این دریاچه در سال‌های اخیر، مناطق آبی به محدوده‌های نمکی تبدیل شده‌اند. به همین دلیل، باید عملکرد هر یک از شاخص‌های طیفی مورد مطالعه در این محدوده‌های نمکی مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرد. این مورد در اکثر مطالعات سابق بررسی نشده‌است، ولی مسئله مذکور در پژوهش حاضر برای تمامی فصل‌های مطالعاتی مورد بررسی قرار گرفته‌است. با توجه به اهمیت این بحران جهانی، هدف اصلی تحقیق حاضر، پایش سری زمانی تغییرات پهنه آبی دریاچه ارومیه با استفاده از تصاویر سنجنش از دوری با دسترسی آزاد لندست-۸ [۲۷، ۲۹، ۴۵] در سامانه گوگل ارث انجین می‌باشد. تحقیق حاضر در راستای رسیدن به هدف اصلی، چندین هدف فرعی را نیز به دنبال دارد که عبارت از شناسایی و تعیین حد آستانه مناسب به صورت خودکار جهت استخراج پهنه‌های آبی از شاخص‌های طیفی مختلف، تحلیل روند تغییرات ۶ ساله پهنه آبی دریاچه ارومیه از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به صورت فصلی، بررسی میزان تغییرات آب سطحی در منطقه مورد مطالعه، بررسی و مقایسه نتایج شاخص‌های طیفی متنوع در استخراج آب‌های سطحی، ارزیابی صحت شاخص‌های طیفی مختلف، بررسی تاثیر کلاس نمک در صحت استخراج پهنه‌های آبی و به‌کارگیری الگوریتم حد آستانه هوشمند Edge Otsu می‌باشند.

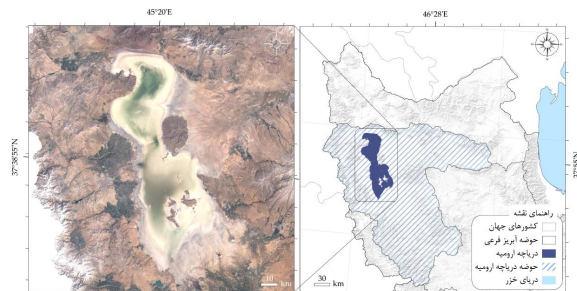
۲- منطقه مورد مطالعه و داده‌های تحقیق

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

دریاچه ارومیه در محدوده عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۳ دقیقه شمالی تا ۳۸ درجه و ۱۵ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۴۴ درجه و ۵۹ دقیقه شرقی تا ۴۶ درجه و ۱ دقیقه شرقی قرار دارد. این دریاچه، یک دریاچه کم‌عمق و نمکی در شمال غربی ایران بوده و توسط استان‌های آذربایجان شرقی و غربی احاطه شده‌است. بارش متوسط سالانه در این منطقه بین ۲۰۰ تا ۳۰۰ میلی‌متر بوده و دمای هوا معمولاً در زمستان بین ۰ تا ۲۰- درجه سانتی‌گراد و در فصل تابستان تا ۴۰ درجه سانتی‌گراد متغیر است. همچنین،

^۱Data Fusion

بیشینه عمق این دریاچه ۱۳ متر، طول آن ۱۳۰ تا ۱۴۶ کیلومتر، عرض آن ۱۵ تا ۵۸ کیلومتر و در ارتفاع ۱۲۷۵ متری از سطح دریا قرار دارد [۴۶]. مساحت حوضه آبریز دریاچه ارومیه حدود ۵۱۷۶۱/۹ کیلومتر مربع است [۴۷] که ۳/۱۹ درصد از مساحت کل کشور را تشکیل می‌دهد. بیشینه مساحت سطحی دریاچه تقریباً ۶۱۰۰ کیلومتر مربع تخمین زده شده که از سال ۱۹۹۵ به طور مداوم کاهش یافته و در اوت ۲۰۱۱ به ۲۳۶۶ کیلومتر مربع رسیده است [۴۸]. مطالعات پیشین نشان می‌دهند که درصد قابل‌توجهی از کاهش سطح آب دریاچه ارومیه (حدود ۵۸/۲۲ درصد) از سال ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۴ رخ داده است. پس از آن، در دوره ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۸ این روند با یک افزایش (حدود ۳۷ درصد) همراه شده است [۴۹]. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی دریاچه ارومیه و حوضه آبریز آن را نشان می‌دهد.

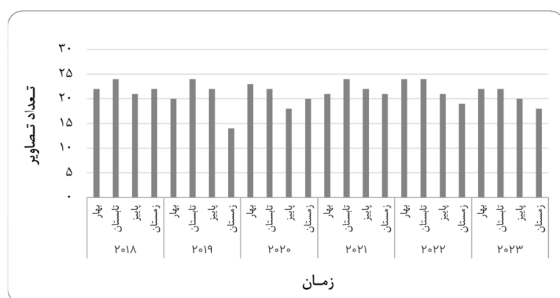


شکل ۱ - موقعیت جغرافیایی دریاچه ارومیه و میانگین تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ از سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴

۲-۲- داده‌ها و پیش‌پردازش

در تحقیق حاضر از تصاویر سنجنش از دوری کالیبره‌شده بالای جو^۱ (TOA) ماهواره لندست-۸ استفاده شده است. لندست-۸ شامل دو سنجنده به نام‌های تصویرگر عملیاتی زمین^۲ (OLI) و سنسور مادون قرمز حرارتی^۳ (TIRS) است. قدرت تفکیک مکانی باندهای سنجنده چندطیفی ۳۰ متر و یک باند پانکروماتیک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ متر دارد. همچنین، قدرت تفکیک مکانی برای سنجنده حرارتی ۱۰۰ متر است. تصاویر لندست-۸ توسط USGS^۴ (سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده آمریکا) تولید می‌شود و برای پژوهش‌های مرتبط با زمین به صورت رایگان برای عموم قابل دسترس است. این ماهواره در هر عبور، نواری به عرض ۱۸۵

کیلومتر را پوشش می‌دهد. علاوه بر این، قدرت تفکیک زمانی این ماهواره ۱۶ روز بوده و روزانه حدوداً ۷۴۰ صحنه را در سیستم مسیر / ردیف جهانی مرجع-۲ (WRS^۵-2) اخذ می‌کند. این سری داده‌ها از ۱۸ آوریل ۲۰۱۳ تا کنون در سامانه GEE ثبت شده و با قطعه کد "LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA" قابل دسترس می‌باشند. در پژوهش حاضر برای تحلیل تغییرات بلندمدت (۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴) مساحت آب سطحی دریاچه ارومیه از تعداد ۵۱۰ صحنه لندست-۸ استفاده شده است. شکل ۲ تعداد تصاویر لندست-۸ مورد استفاده جهت استخراج پهنه آبی دریاچه ارومیه در تحقیق حاضر را نشان می‌دهد.



شکل ۲ - تعداد تصاویر مورد استفاده لندست-۸ در تحقیق حاضر

پیش‌پردازش مجموعه داده لندست-۸ بر اساس محدوده مطالعاتی تعیین شده برای منطقه مورد مطالعه (دریاچه ارومیه) و بازه زمانی (۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴) به تفکیک فصول انجام شده است. علاوه بر این، سامانه GEE تضمین می‌کند که مجموعه داده‌های لندست-۸ به صورت پیش‌فرض تصحیح شده و عاری از خطاهای جوی و هندسی هستند. همچنین، تصحیح رادیومتریکی برای حذف خطاهای اتمسفری و سنجنده از پیش در سامانه GEE انجام شده است [۵۱، ۵۰، ۱۰]. به منظور محدود کردن پیکسل‌های نامطلوب و معیوب، از ماسک‌های بیتی^۶ باند کیفیت لندست-۸ به نام BQA^۷ استفاده شده است. ماسک‌های باند ارزیابی کیفیت به منظور حذف پیکسل‌هایی با کیفیت پایین ناشی از ابر، سایه ابر، برف و یخ به صورت خودکار به کار گرفته شد. برای ایجاد موزائیک تصویر که از داده‌های سری زمانی تشکیل می‌شوند، از کاهنده میانگین^۸ در GEE استفاده شده است.

۵ Worldwide Reference System

۶ Bitmask

۷ Quality Assessment Band

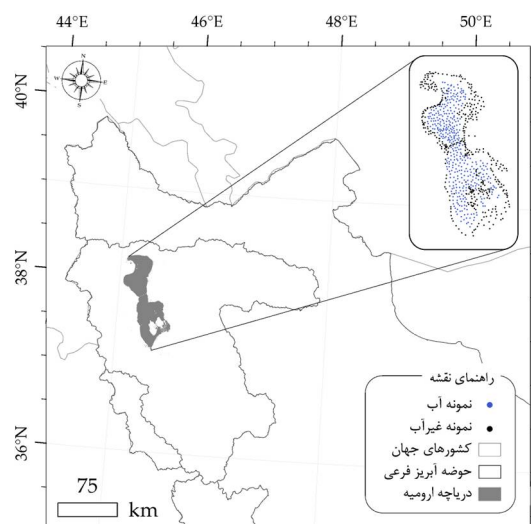
۸ Mean Reducer

۱ Top-of-Atmosphere

۲ Operational Land Imager

۳ Thermal Infrared Sensor

۴ United States Geological Survey



شکل ۳ - نمونه‌های اعتبارسنجی در محدوده دریاچه ارومیه

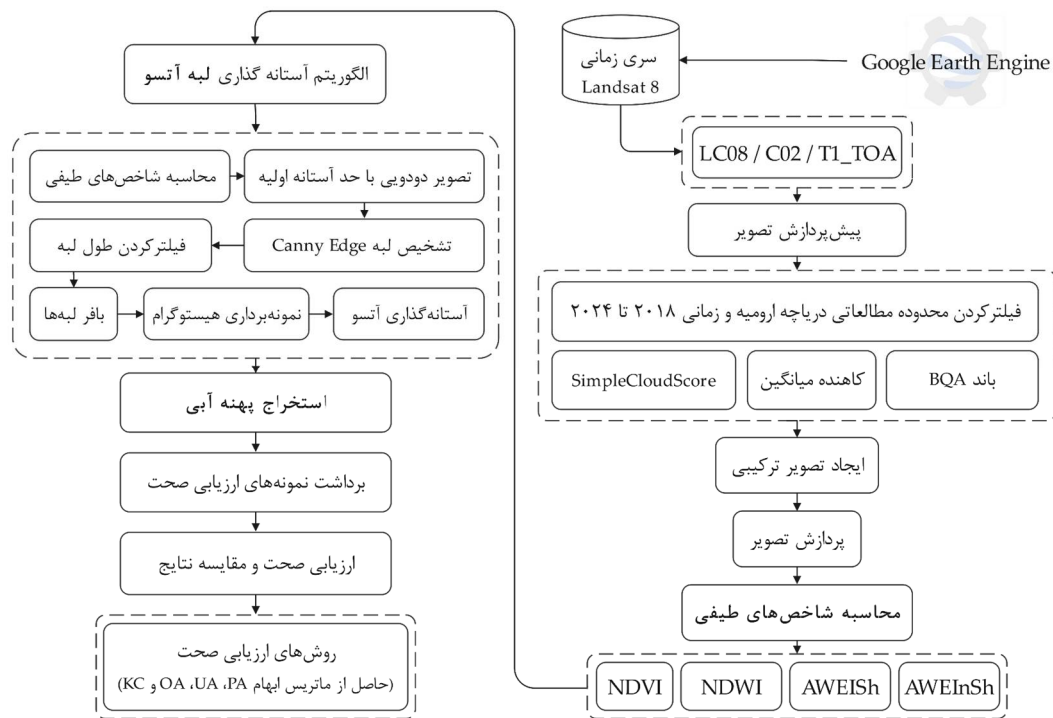
۳- روش تحقیق

جهت استخراج پهنه‌های آبی از تصاویر ماهواره‌ای می‌توان از روش‌های مختلفی مانند شاخص‌های طیفی و طبقه‌بندی استفاده کرد. رویکرد مبتنی بر شاخص‌های طیفی از مرسوم‌ترین و سریع‌ترین روش‌ها برای استخراج پهنه‌های آبی از تصاویر ماهواره‌ای به شمار می‌رود. در پژوهش حاضر از شاخص‌های NDWI [۳۲]، NDVI [۵۴] و AWEI (حاوی سایه و بدون سایه) [۵۵] برای استخراج پهنه آبی دریاچه ارومیه استفاده شده‌است. پژوهش حاضر با استفاده از سامانه گوگل ارث انجین مطابق مراحل روندنمای شکل ۴ انجام شده‌است. داده مورد استفاده در پژوهش حاضر شامل مجموعه تصاویر ماهواره لندست-۸ می‌باشد. پیش‌پردازش این مجموعه داده شامل فیلترکردن مجموعه داده لندست-۸ بر اساس محدوده مورد مطالعه، محدوده زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به تفکیک فصل‌ها، اعمال کاهنده میانگین، حذف پیکسل‌های ابری و سایر پیکسل‌های مخرب با باند BQA می‌باشد. تصاویر مورد نظر بعد از کمینه‌کردن پیکسل ابر با استفاده از الگوریتم Landsat Simple Cloud Score به یک تصویر ترکیبی تبدیل شده و سپس شاخص‌های طیفی مورد نظر (NDVI، NDWI، AWEI_{Sh} و AWEI_{InSh}) محاسبه شدند. در مرحله بعد، حدود آستانه بهینه توسط الگوریتم Edge Otsu محاسبه شدند. سپس، مساحت پهنه آبی دریاچه ارومیه استخراج و در نهایت، نقشه پهنه‌های آبی حاصل از شاخص‌های طیفی مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت.

این کاهنده، مقدار میانگین پیکسل‌های تصاویر سری زمانی را محاسبه کرده و تأثیر مخرب داده‌های اشتباه و نویزهای شدید یا نوسانات موقتی سنجنده در زمان اخذ داده‌ها را کاهش می‌دهد. در نتیجه این کاهنده کیفیت و قابلیت تفسیرپذیری داده‌های سنجنش دوری را بهبود می‌بخشد. جهت به حداقل رساندن پیکسل‌های حاوی پدیده ابر نیز از الگوریتمی به نام Landsat Cloud Score Simple استفاده شد. این الگوریتم برای هر پیکسل در تصاویر ماهواره‌ای، امتیاز ابر (بین ۰ تا ۱۰۰) را محاسبه کرده و سپس پیکسل دارای کمترین امتیاز ابر در میان تمام تصاویر را انتخاب می‌کند [۵۲، ۵۳].

۳-۲- نمونه‌های اعتبارسنجی جهت ارزیابی صحت

نقاط نمونه اعتبارسنجی مناطق آبی و غیرآبی در منطقه مورد مطالعه (دریاچه ارومیه) بر اساس پیچیدگی و وسعت این منطقه به صورت دستی انتخاب شدند. مجموعاً ۸۰۰ نمونه آبی و غیرآبی در محدوده دریاچه ارومیه برداشته شده‌است که ۴۰۰ نمونه مربوط به کلاس آب و ۴۰۰ نمونه مربوط به کلاس غیرآبی می‌باشد. برای رعایت توازن میان طبقات، نمونه‌های برداشت شده آبی و غیرآبی از نسبت یکسانی برخوردارند. از این نمونه‌ها جهت ارزیابی صحت نتایج استخراج پهنه‌های آبی توسط شاخص‌های طیفی مورد مطالعه استفاده شده‌است. تصمیم‌گیری جهت برداشت نقاط آبی و غیرآبی در منطقه مورد مطالعه بر اساس بررسی بصری تصاویر RGB و تصاویر شاخص‌های طیفی آبی مرسوم (مانند NDWI) که از میانگین ۶ ساله داده‌های سنتینل-۲ استخراج شده‌اند، انجام گرفته‌است. علاوه بر این، جهت اطمینان بیشتر در صحت نمونه‌ها، از تصاویر با وضوح بالای گوگل ارث نیز استفاده شده‌است. توزیع این نقاط بر اساس پراکندگی در منطقه مورد مطالعه صورت گرفته است تا نمونه‌ها به‌طور یکنواختی در محدوده دریاچه ارومیه انتخاب شوند. شکل ۳ نقشه نمونه‌های برداشت شده جهت ارزیابی صحت در محدوده دریاچه ارومیه را نشان می‌دهد.



شکل ۴ - روندنمای مراحل انجام پژوهش حاضر

۳-۱- محاسبه شاخص‌های طیفی

برای استخراج پهنه‌های آبی با رویکرد مبتنی بر شاخص‌های طیفی، تاکنون شاخص‌های طیفی متنوعی ارائه شده‌است. هر کدام از این شاخص‌ها، از معادلات، ساختار و تعداد باندهای طیفی متفاوتی تشکیل شده‌اند. در تحقیق حاضر از ۴ شاخص طیفی شامل NDVI، NDWI، AWEI و AWEInSh

(حاوی سایه و بدون سایه) استفاده شده‌است. شاخص‌های طیفی NDVI و NDWI به دلیل ماهیت نرمال‌شده آن‌ها، مقادیری میان ۱- تا ۱+ دارند، درحالی‌که شاخص‌های AWEI حاوی مقادیر کاملاً متفاوتی بوده و مقادیر از پیش تعیین شده‌ای برای تعیین حد آستانه ندارند. در جدول ۱، روابط شاخص‌های طیفی مورد استفاده در استخراج پهنه‌های آبی نشان داده شده‌است.

جدول ۱- روابط شاخص‌های طیفی مورد استفاده برای استخراج پهنه آبی دریاچه ارومیه

مرجع	نام شاخص طیفی	روابط شاخص طیفی
[۵۴]	NDVI	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$
[۳۲]	NDWI	$NDWI = (\rho_G - \rho_{NIR}) / (\rho_G + \rho_{NIR})$
[۵۵]	AWEIsh	$AWEIsh = \rho_B + 2.5 \times \rho_G - 1.5 \times (\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}) - 0.25 \times \rho_{SWIR2}$
[۵۵]	AWEInSh	$AWEInSh = 4 \times (\rho_G - \rho_{SWIR1}) - (0.25 \times \rho_{NIR} + 2.75 \times \rho_{SWIR2})$

در جدول ۱ متغیرهای B، G، R، NIR^۱، SWIR^۲-۱ و SWIR^۲-۲ به ترتیب به باندهای آبی، سبز، قرمز، مادون‌قرمز نزدیک و باندهای مادون‌قرمز کوتاه‌موج ۱ و ۲ از تصاویر لندست-۸ اشاره دارند.

^۱ Near Infrared

^۲ Shortwave Infrared

۳-۱-۱- شاخص تفاضلی نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI)

شاخص NDVI در سال ۱۹۷۴ توسط روس و همکاران [۵۴] ارائه شد و تا کنون به عنوان یک ابزار مهم با هدف تشخیص و بهبود تحلیل پوشش گیاهی با داده‌های سنجش از دوری به کار می‌رود [۵۶]. این شاخص از بازتاب نور در باندهای مادون قرمز نزدیک (NIR) و قرمز (Red) محاسبه می‌شود. باندهای قرمز و NIR به ترتیب معادل با باندهای ۴ و ۵ در ماهواره لندست-۸ هستند. مقادیر NDVI در بازه بین ۱- تا +۱ قرار دارد. در این شاخص، مقادیر مثبت نمایانگر وجود پوشش گیاهی است. مقادیر نزدیک به صفر و منفی در شاخص NDVI، بیانگر نواحی غیرگیاهی مانند بیابان‌ها، مناطق شهری، آب، برف، یخ و ابر می‌باشد [۵۷].

۳-۱-۲- شاخص تفاضلی نرمال‌شده آب (NDWI)

شاخص NDWI در سال ۱۹۹۶ توسط مک‌فیتز [۳۲]، به منظور تعیین پهنه‌های آبی آزاد با استفاده از داده‌های باند سبز و باند NIR ماهواره لندست ارائه شد. باندهای سبز و مادون قرمز نزدیک به ترتیب معادل با باندهای ۳ و ۵ در ماهواره لندست-۸ است. مقادیر این شاخص نیز در بازه ۱- تا +۱ قرار دارد. پیکسل‌های مرتبط با کلاس خاک لخت^۱ و پوشش‌های گیاهی ممکن است مقادیر نزدیک به صفر و یا منفی داشته باشند. بنابراین، پهنه‌های آبی آزاد دارای مقادیر مثبت هستند [۳۲].

۳-۱-۳- شاخص استخراج آب خودکار (AWEI)

شاخص AWEI توسط فیسا و همکاران [۵۵] در سال ۲۰۱۴ ارائه شد. روش‌های موجود برای تشخیص آب از تصاویر سری زمانی ماهواره‌ای که با سایه‌ها یا سطوح تاریک روبرو می‌شدند، اغلب صحت کمی داشتند. برای حل این مشکل، یک شاخص جدید به نام شاخص استخراج آب خودکار (AWEI) معرفی شد. این شاخص صحت تهیه نقشه پهنه آبی را با کاهش نویز ناشی از سایه و سطوح تاریک غیرآبی دیگر افزایش می‌دهد. بنابراین، از شاخص AWEI می‌توان برای استخراج آب با صحت بالا به خصوص در مناطق کوهستانی حاوی سایه‌های عمیق (که یک منبع مهم خطا در

روش‌های کلاسه‌بندی هستند) استفاده کرد. شاخص مذکور شامل دو شاخص مجزا برای شناسایی پهنه‌های آبی در مناطق دارای سایه (AWEIsh) و مناطق بدون سایه (AWEInsh) است.

شاخص AWEInsh برای حذف موثر پیکسل‌های غیرآبی، از جمله سطوح ساختمانی تاریک در مناطق با پس‌زمینه شهری ارائه شده‌است. در واقع، شاخص AWEIsh در اصل برای بهبود صحت شاخص AWEInsh ارائه شده‌است. به طوری که این شاخص پیکسل‌های سایه‌ای که AWEInsh ممکن است به طور موثر حذف نکند را حذف می‌کند. عبارت "nsh"^۲ (بدون سایه) نشان دهنده این است که این شاخص برای مواردی که سایه‌ها مشکل اصلی نیستند، مناسب است. به همین ترتیب، عبارت "sh"^۳ (سایه) نشان‌دهنده این است که این شاخص برای حذف موثر پیکسل‌های سایه‌ای و بهبود صحت استخراج پهنه‌های آبی در مناطق با سایه و یا سطوح تاریک ارائه شده‌است. با این وجود، در مناطق با سطوح بازتابنده بالا مانند یخ، برف و سقف‌های بازتابنده در مناطق شهری، ممکن است شاخص AWEIsh این سطوح را به عنوان پیکسل آبی به اشتباه شناسایی کند [۵۵]. برای محاسبه شاخص AWEIsh از باندهای آبی، سبز، NIR و مادون قرمز کوتاه‌موج ۱ و ۲ استفاده شده‌است. باندهای مذکور به ترتیب معادل با باندهای ۲، ۳، ۵، ۶ و ۷ در ماهواره لندست-۸ هستند. برای محاسبه AWEInsh نیز از باندهای سبز، NIR و مادون قرمز کوتاه‌موج ۱ و ۲ استفاده شده‌است. باندهای مذکور نیز به ترتیب معادل با باندهای ۳، ۵، ۶ و ۷ در ماهواره لندست-۸ می‌باشد.

۳-۲- روش تعیین حد آستانه جهت استخراج پهنه آبی

یکی از پیچیده‌ترین و مهم‌ترین مراحل در پژوهش حاضر، تعیین حدود آستانه بهینه است؛ زیرا تصاویر اخذ شده در فصول و مناطق مختلف، دارای شرایط تصویربرداری و جوی یکسانی نمی‌باشند. حدود آستانه پیش‌فرض شاخص‌های طیفی برای مثال برای شاخص طیفی NDWI، صفر است [۳۳] ولی با متغیر در نظر گرفتن این حدود می‌توان صحت استخراج پهنه‌های آبی را بهبود داد [۵۸]. به دلیل گستردگی

۳ Shadow

۱ Bare Soil

۲ No Shadow

پهنه آبی دریاچه ارومیه، استفاده از یک حد آستانه برای این محدوده وسیع نتیجه صحیح و مناسبی را برای تفکیک پهنه‌های آبی ارائه نمی‌دهد. از دلایل تفاوت حدود آستانه در پهنه‌های آبی در فصول مختلف می‌توان به میزان تغییرات در دما، حضور پوشش برف، تغییرات در شرایط اتمسفری و پوشش ابری مختلف اشاره کرد [۵۹]. به این ترتیب، برای ۴ شاخص طیفی و ۲۴ فصل، تعداد ۹۶ حد آستانه مشخص خواهد شد. روش‌های مختلفی برای تعیین حدود آستانه وجود دارد. برای مثال، جی و همکاران از روش فاصله $J-M^1$ و برش چگالی $[60]^2$ و دانگ و همکاران از الگوریتم Otsu و روش TSLWEM^۳ [۶۱] استفاده کردند. علاوه بر این، انتخاب آستانه به روش دستی و با استفاده از روند آزمون و خطا، خصوصاً برای پژوهش‌های بزرگ مقیاس و طولانی مدت، بسیار پیچیده و زمان‌بر است [۶۲]. آتسو در سال ۱۹۷۹ روشی بدون نظارت و خودکار به نام روش آستانه‌گذاری Otsu برای تعیین حد آستانه و طبقه‌بندی دوتایی تصویر ارائه داد که تاکنون به عنوان یک روش معتبر در سنجش از دور و پردازش تصویر استفاده می‌شود [۶۳]. روش آستانه‌گذاری Otsu بر اساس توزیع مقادیر پیکسل‌ها بوده که بیشینه‌سازی واریانس بین کلاس‌های دوگانه (پس‌زمینه و پیش‌زمینه) را برای به دست آوردن یک آستانه خودکار انجام می‌دهد [۶۳]. در صورتی که هیستوگرام تصویر تک‌قله‌ای^۴ یا نزدیک به تک‌قله‌ای باشد، الگوریتم Otsu شکست خورده و به دنبال آن صحت طبقه‌بندی پایین خواهد آمد [۶۴]. عمدتاً سه الگوریتم خودکار Bmax Otsu [۶۵، ۶۶]، Fuzzy Otsu [۶۷] و Edge Otsu [۶۸] به عنوان موارد بهبودیافته‌ای از الگوریتم Otsu استفاده می‌شوند. در مطالعه‌ای، لی و همکاران نشان دادند که نقشه‌های ماهواره‌ای حاصل از الگوریتم‌های Edge Otsu و Bmax Otsu معمولاً نتایج مطمئن‌تری را نسبت به روش Fuzzy Otsu تولید می‌کنند [۶۸]. تفاوت این دو الگوریتم در انتخاب مناطق نمونه‌برداری از میان مقادیر هیستوگرام تصویر است. در واقع الگوریتم Edge Otsu به نحوی حد آستانه‌گذاری هیستوگرامی را با فیلتر تشخیص لبه^۵ تلفیق می‌کند. الگوریتم Edge Otsu برای اولین بار توسط دانچیتز و همکاران بر روی داده‌های SAR مورد استفاده قرار گرفت [۶۹]. همچنین، مارکرت و همکاران [۷۰] نشان دادند که

برای داده‌های SAR، الگوریتم Edge Otsu حساسیت بیشتری نسبت به الگوریتم Bmax Otsu دارد، به خصوص در مواقعی که نمونه‌برداری از یک هیستوگرام تک قله‌ای انجام شود. هر دو الگوریتم تقریباً اندازه صحت کلی یکسانی داشته و الگوریتم Edge Otsu صحت‌های بالایی را حاصل می‌کند [۶۹]. الگوریتم Edge Otsu از فیلتر Canny Edge به منظور افزایش صحت شناسایی پهنه‌های آبی استفاده می‌کند [۷۱]. عملکرد الگوریتم Edge Otsu با تعریف یک مقدار آستانه اولیه شروع می‌شود. به طور کلی، این پارامتر برای ایجاد یک تصویر دودویی از طبقه‌های آب و غیر آب استفاده می‌شود. سپس لبه‌ها در تصاویر دودویی با استفاده از فیلتر Canny Edge شناسایی می‌شوند. در ادامه، با استفاده از یک فاصله تعریف‌شده توسط کاربر که به عنوان پارامتر طول لبه^۷ شناخته می‌شود، لبه‌های شناسایی‌شده یک فرایند فیلتر کردن بر اساس فاصله را طی می‌کنند که برای حذف لبه‌های کوچک استفاده می‌شود. در واقع با این فرایند، نمونه‌برداری از هیستوگرام محدود به پیکسل‌های موجود در داخل یک بافر انجام می‌شود. بنابراین، تنها عناصر لبه بزرگ‌تر یا مساوی با طول تعریف‌شده توسط کاربر به عنوان لبه‌های معتبر در نظر گرفته می‌شوند. پس از آن، با استفاده از یک فاصله تعریف شده توسط کاربر که به عنوان پارامتر بافر لبه شناخته می‌شود، بافرها دور لبه‌های استخراج‌شده ایجاد می‌شوند. در مرحله بعد، از هیستوگرام ایجاد شده برای محاسبه یک مقدار آستانه با استفاده از Otsu استفاده می‌شود. در نهایت، مقدار آستانه بهینه بر روی تمام شاخص‌ها اعمال شده و مقادیر پیکسل کوچک‌تر از حد آستانه به عنوان غیر آب و مقادیر بزرگ‌تر از حد آستانه به عنوان آب تشخیص داده می‌شوند (به جز شاخص NDVI که به دلیل ماهیت غیرآبی خود شرایط معکوسی دارد) [۶۶]. پارامترهای این الگوریتم برای حد آستانه Canny، ۰/۷ و برای سیگمای ۰/۹۹ تنظیم شده است. حدود آستانه اولیه برای شاخص‌های NDVI، NDWI، AWEInSh و AWEISh به ترتیب ۰/۰۵، ۰/۰۵ و ۰/۱۵ تنظیم شده‌اند. شکل ۵ فرایند استخراج پهنه‌های آبی با استفاده از الگوریتم آتسو لبه و شاخص NDWI در قسمتی از محدوده دریاچه ارومیه را نشان می‌دهد.

۵ Edge Detection

۶ Synthetic Aperture Radar

۷ Edge Length

۱ Jeffries-Matusita

۲ Density Slice

۳ Threshold Self-Learning Water Body Extraction Method

۴ Unimodal

در این معادله TP^A و TN^9 به ترتیب مثبت صحیح و منفی صحیح، FN^{10} و FP^{11} به ترتیب منفی کاذب و مثبت کاذب و n مجموع تعداد کل نمونه‌ها ($FP + TP + TN + FN$) است.

۳-۳-۲- صحت کلی

صحت کلی، نسبت داده‌هایی که صحیح طبقه‌بندی شده اند به تعداد کل نمونه‌ها را نشان می‌دهد. به عبارتی دیگر، این معیار نشان می‌دهد چند درصد از طبقه‌ها نسبت به مجموع طبقات کلی، به درستی طبقه‌بندی شده‌اند [۷۳]. صحت کلی طبق رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$OA \% = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (2)$$

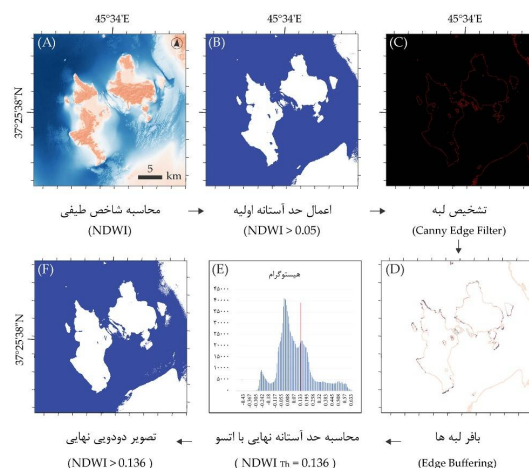
۳-۳-۳- صحت کاربر

این معیار نشان می‌دهد یک طبقه خاص در نقشه چه میزان با واقعیت زمین همخوانی دارد و به چه میزان قابل اعتماد است [۷۳]. برای محاسبه صحت کاربر، تعداد طبقه‌های صحیح تخصیص داده شده به یک طبقه خاص را بر تعداد کل پیشامدهای آن طبقه در داده تقسیم می‌شود [۷۴]. صحت کاربر طبق رابطه (۳) محاسبه می‌شود [۷۵].

$$UA \% = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

۳-۳-۴- صحت تولیدکننده

صحت تولیدکننده نشان‌دهنده دیدگاه تولیدکننده نقشه است و اندازه‌گیری می‌کند که اشیاء و ویژگی‌های واقعی زمین در نقشه طبقه‌بندی شده تا چه حد به درستی نشان‌داده شده‌اند. مطابق رابطه (۴) این معیار از تقسیم تعداد پیکسل‌های مرجعی که به درستی دسته‌بندی شده‌اند بر تعداد کل پیکسل‌های مرجع برای یک طبقه خاص بدست می‌آید [۷۵].



شکل ۵- نمونه‌ای از فرایند استخراج پهنه‌های آبی با استفاده از الگوریتم آتسو لیه: (A) تصویر شاخص طیفی محاسبه شده، (B) تصویر دودویی ایجادشده با اعمال حد آستانه اولیه، (C) تشخیص لبه‌ها با الگوریتم Canny Edge، (D) بافر ایجادشده در اطراف لبه‌ها، (E) محاسبه حد آستانه نهایی با آتسو و (F) تصویر دودویی نهایی

۳-۳-۳- ارزیابی صحت^۱

ارائه نتایج حاصل از یک طبقه‌بندی، بدون ارزیابی صحت آن فاقد ارزش خواهد بود. استخراج آب سطحی توسط هر شاخص طیفی دارای خطاهایی می‌باشد که برای مقایسه آن‌ها می‌بایست ارزیابی صحت انجام شود. برای ارزیابی عملکرد و صحت این طبقه‌بندی‌ها، معیارهای صحت کلی OA^2 ، ضریب کاپا KC^3 ، صحت کاربر UA^4 و صحت تولیدکننده PA^5 به کار گرفته شده‌اند. این معیارها از ماتریس ابهام^۶ حاصل می‌شوند.

۳-۳-۱- ضریب کاپا

ضریب کاپا یک پارامتر آماری اندازه‌گیری است که معمولاً برای ارزیابی درجه توافق بین دو طبقه‌بندی اسمی^۷ یا طبقه‌بندی گروه یکسانی از موضوعات استفاده می‌شود [۷۲]. ضریب کاپا (K) از رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$K = \frac{n(TP+TN) - ((TP+FP)(TP+FN) + (FN+TN)(FP+TN))}{n^2 - ((TP+FP)(TP+FN) + (FN+TN)(FP+TN))} \quad (1)$$

^۷ Nominal

^۸ True Positive

^۹ True Negative

^{۱۰} False Negative

^{۱۱} False Positive

^۱ Accuracy Assessment

^۲ Overall Accuracy

^۳ Kappa Coefficient

^۴ User's Accuracy

^۵ Producers Accuracy

^۶ Confusion Matrix

$$PA\% = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

۳-۵- معیار F1-Score

F1-Score میانگین هارمونیک صحت^۱ و فراخوانی^۲ می‌باشد. این امتیاز از ۰ تا ۱ متغیر بوده به طوری که مقدار ۱ به معنی صحت و فراخوانی کامل و مقدار ۰ به معنی عدم وجود هیچ کدام است. صحت نشان می‌دهد که چه تعداد از موارد مثبت پیش‌بینی شده واقعاً مثبت بودند، در حالی که فراخوانی نشان می‌دهد چه تعداد از موارد مثبت واقعی به درستی پیش‌بینی شده‌اند. معیار F1-Score از رابطه (۵) محاسبه می‌شود [۷۶-۷۸].

$$F1 - Score = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (5)$$

۴- نتایج و بحث

در این بخش نتایج آماری و بصری حاصل از استخراج پهنه آبی دریاچه ارومیه توسط شاخص‌های چهارگانه طیفی با حدود آستانه بهینه Edge Otsu در محدوده زمانی مطالعه (۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴) به تفکیک فصول مورد بررسی قرار گرفته است. در نهایت روند تغییرات ۶ ساله دریاچه ارومیه به صورت بصری و آماری بررسی و عملکرد شاخص‌های طیفی مختلف مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

۴-۱- حدود آستانه

جدول ۲ حدود آستانه استخراج شده توسط الگوریتم خودکار و هوشمند Edge Otsu در محدوده دریاچه ارومیه را نشان می‌دهد.

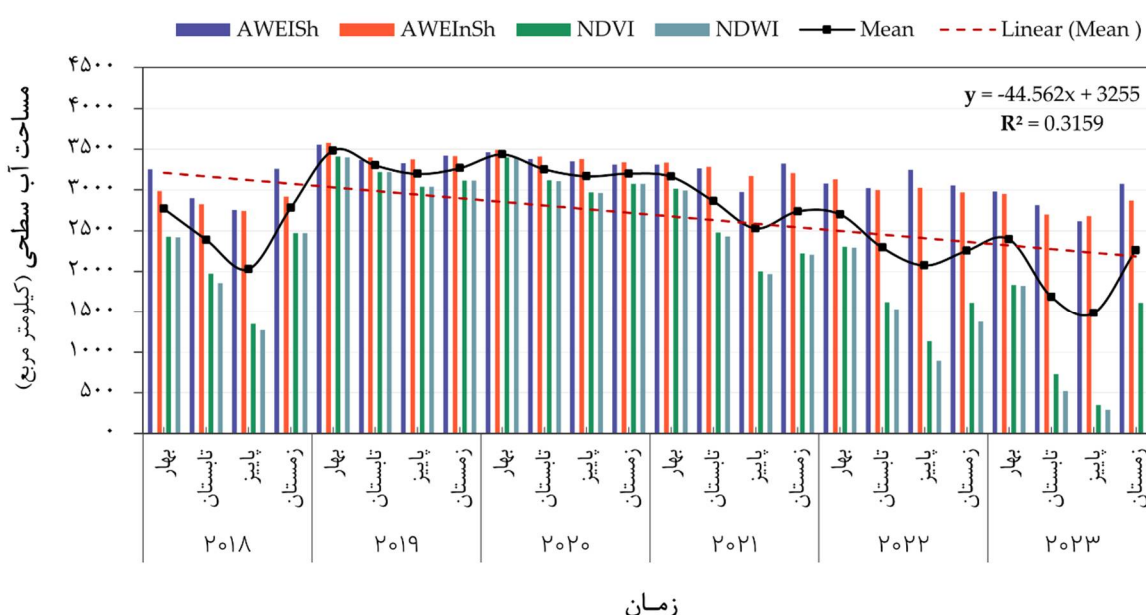
جدول ۲- حدود آستانه استخراج شده توسط الگوریتم خودکار و هوشمند Edge Otsu در محدوده دریاچه ارومیه

محدوده زمانی	شاخص طیفی				محدوده زمانی	شاخص طیفی				
	AWEISh	AWEInSh	NDVI	NDWI		AWEISh	AWEInSh	NDVI	NDWI	
۷۱۰۱	بهار	۰/۱۶۰	۰/۱۵۳	-۰/۱۱۷	-۰/۰۹۸	بهار	۰/۲۲۳	۰/۲۳۸	-۰/۱۶۴	۰/۱۹۹
	تابستان	۰/۱۵۲	۰/۱۶۶	-۰/۱۹۵	۰/۰۹۸	تابستان	۰/۲۰۱	۰/۲۴۸	-۰/۱۸۰	۰/۱۳۷
	پاییز	۰/۲۰۷	۰/۱۹۹	-۰/۱۳۳	۰/۱۲۱	پاییز	۰/۲۶۹	۰/۲۷۸	-۰/۰۸۶	۰/۲۲۳
	زمستان	۰/۱۹۹	۰/۱۸۴	-۰/۰۸۶	۰/۱۵۲	زمستان	۰/۲۳۸	۰/۲۴۶	-۰/۰۷۰	۰/۱۷۶
۷۱۰۲	بهار	۰/۱۳۷	۰/۱۱۳	-۰/۲۲۷	۰/۲۱۵	بهار	۰/۱۹۲	۰/۲۰۹	-۰/۱۶۴	۰/۲۰۷
	تابستان	۰/۲۳۸	۰/۲۳۱	-۰/۱۹۶	۰/۲۴۶	تابستان	۰/۱۵۴	۰/۱۸۲	-۰/۱۷۹	۰/۰۹۰
	پاییز	۰/۲۷۰	۰/۲۸۵	-۰/۱۰۲	۰/۲۱۵	پاییز	۰/۱۲۹	۰/۱۱۵	-۰/۱۴۸	۰/۰۷۴
	زمستان	۰/۲۵۴	۰/۲۴۶	-۰/۱۰۲	۰/۱۹۱	زمستان	۰/۱۶۸	۰/۱۳۷	-۰/۰۲۳	۰/۱۷۶
۷۲۰۰	بهار	۰/۱۹۱	۰/۱۸۴	-۰/۱۷۹	۰/۲۷۰	بهار	۰/۱۶۸	۰/۱۷۰	-۰/۱۳۳	۰/۱۷۶
	تابستان	۰/۲۶۲	۰/۲۶۹	-۰/۱۷۹	۰/۲۴۶	تابستان	۰/۲۰۵	۰/۱۵۸	-۰/۱۷۹	۰/۰۶۶
	پاییز	۰/۲۶۲	۰/۲۸۵	-۰/۰۳۹	۰/۲۱۵	پاییز	۰/۱۵۰	۰/۱۵۰	-۰/۱۰۲	۰/۱۷۶
	زمستان	۰/۲۵۴	۰/۲۵۴	-۰/۰۸۵	۰/۲۱۵	زمستان	۰/۱۶۸	۰/۱۵۲	-۰/۱۶۴	۰/۱۲۱

با توجه به

جدول ۲، در پژوهش حاضر کمینه و بیشینه حدود آستانه شاخص‌های طیفی برای NDWI بین ۰/۱۲۹ و ۰/۲۷۰، NDVI بین ۰/۱۱۳ و ۰/۲۸۵، AWEInSh بین ۰/۲۲۷ و ۰/۰۲۲ و AWEISh بین ۰/۰۹۸ و ۰/۲۶۹ متغیر است. بر اساس نتایج حاصل، مقادیر حدود آستانه شاخص‌های NDWI و NDVI همواره مثبت و بزرگ‌تر از صفر بوده، مقادیر حدود آستانه شاخص AWEInSh همواره منفی و مقادیر حدود آستانه شاخص AWEISh نیز در تمام موارد به جز بهار ۲۰۱۸ مثبت و بزرگ‌تر از صفر می‌باشند.

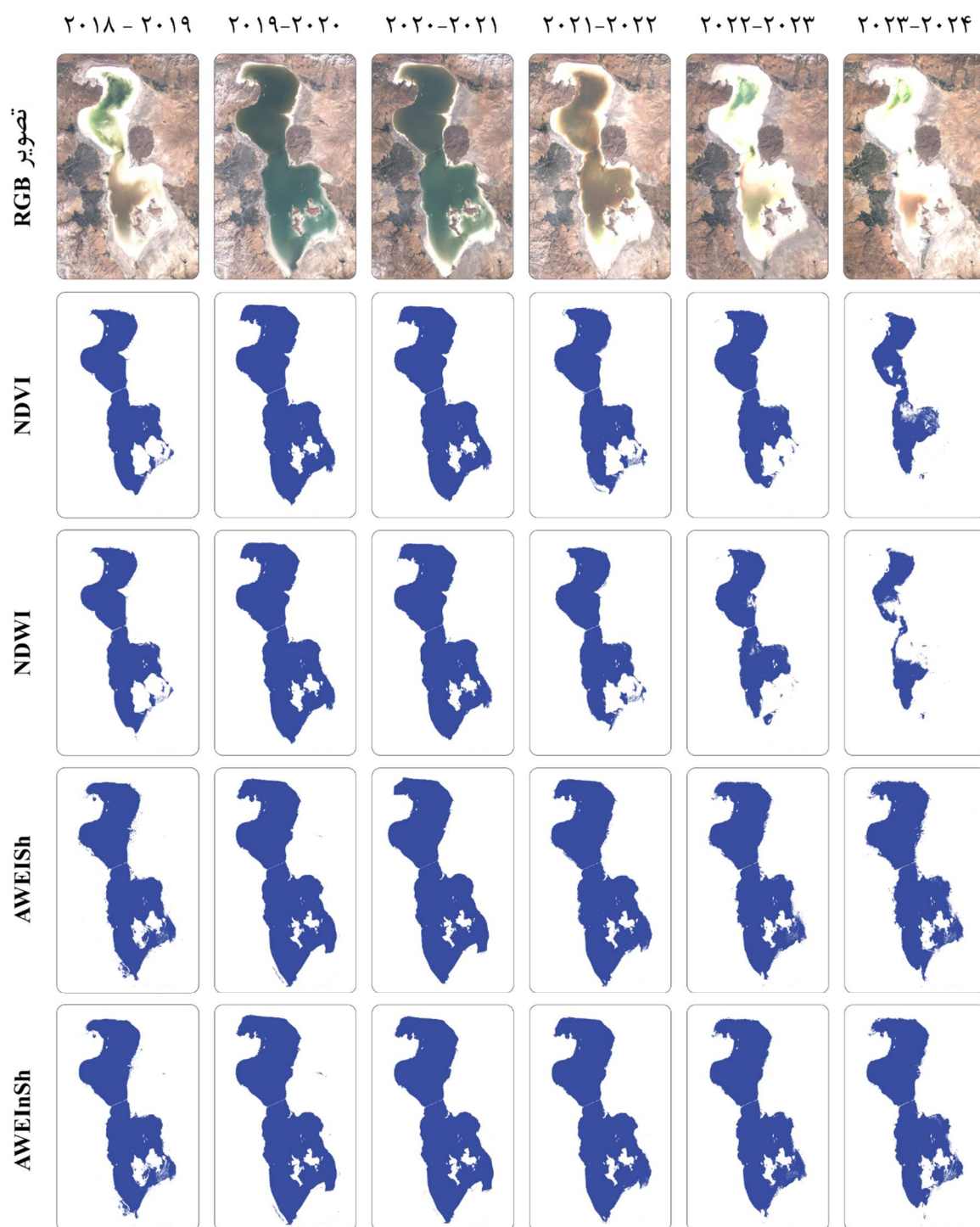
جهت بررسی تغییرات ۶ ساله مساحت پهنه آبی دریاچه ارومیه طبق شکل ۶ از تصاویر میانگین ماهواره لندست-۸ برای سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به تفکیک فصول استفاده شده‌است. علاوه بر این، نمودار شکل ۶ به همراه یک خط روند، معادله خط و ضریب تعیین رگرسیون خطی آن ارائه شده‌است. ضریب تعیین R^2 ، میزان ارتباط خطی میان دو متغیر را اندازه‌گیری می‌کند. نمودار شکل ۶ مساحت آب سطحی دریاچه ارومیه را طی سال‌های مختلف از ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به تفکیک فصل استخراج‌شده توسط شاخص‌های طیفی چهارگانه مطالعاتی و مقادیر میانگین آن‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۶ - مساحت آب سطحی دریاچه ارومیه استخراج‌شده توسط شاخص‌های طیفی چهارگانه، از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به تفکیک فصول، حاصل داده‌های لندست-۸

خط روندنما، روند خطی میانگین مقادیر فصلی را نشان می‌دهد که ضریب منفی این خط (۴۴/۵۶۲-) نشان‌دهنده روند کاهشی مساحت آب سطحی در طول زمان است. بنابراین به وضوح مشاهده می‌شود که مساحت آب سطحی دریاچه ارومیه به طور کلی در طول سال‌های مطالعاتی کاهش یافته است و خط روند نزولی این کاهش را تأیید می‌کند. شاخص‌های NDWI و NDVI بیش‌ترین و شاخص‌های AWEInSh و AWEISh کم‌ترین تغییر مساحت را داشته‌اند. در کل، هر چهار شاخص طیفی کاهش قابل‌توجهی را تجربه کرده‌اند. همچنین برای بررسی بصری تغییرات آب سطحی دریاچه ارومیه در ۶ سال اخیر، نتایج استخراج پهنه‌های آبی موجود در این دریاچه در شکل ۷ ارائه شده‌است. همان‌طور

که در شکل ۷ مشاهده می‌شود، پهنه‌های آبی موجود در منطقه مورد مطالعه، از سال ۲۰۱۹ تا کنون با روند کاهش شدید آب مواجه شده‌اند. پراکندگی مقادیر مساحت آب در سال‌های اخیر به خصوص دو سال اخیر (۲۰۲۲-۲۰۲۳) و ۲۰۲۳-۲۰۲۴ به دلیل کاهش سطح آب و افزایش نواحی نمکی این دریاچه است. با توجه به تصاویر دودویی استخراج‌شده از شاخص‌های طیفی، شاخص‌های AWEI (سایه و بدون سایه) این نواحی نمکی را به عنوان آب تشخیص داده، درحالی‌که شاخص‌های NDVI و NDWI به عنوان دو شاخص غیرحساس به پیکسل‌های نمکی، بهترین شاخص‌ها برای تشخیص صحیح آب در محدوده حاوی نمک به شمار می‌روند.



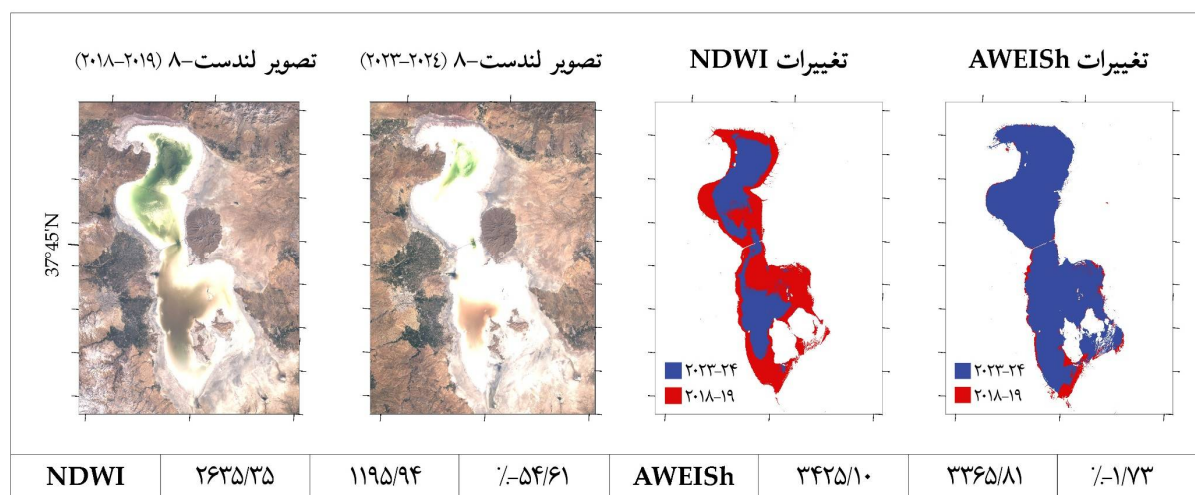
شکل ۷ - نتایج مساحت آب استخراج شده دریاچه ارومیه با استفاده از تصاویر میانگین سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ و شاخص‌های طیفی NDVI، NDWI، AWEISh و AWEInSh و با به کارگیری الگوریتم آستانه‌گذاری خودکار و هوشمند آتسو لبه

تغییرات سالانه‌ای معادل با ۳۲/۸۸٪، ۱/۴۳٪، ۱۳/۴۹٪، ۱۷/۴۴٪ و ۱۵/۹۸٪ را به همراه داشته است. نتایج حاصل از تحلیل مساحت پهنه آبی نشان می‌دهد که بیش‌ترین نرخ افزایش و کاهش مساحت به ترتیب مربوط به سال‌های

بر اساس تحلیل‌های صورت گرفته، میانگین مساحت آب دریاچه ارومیه در سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به ترتیب برابر با ۲۴۹۳/۱۵، ۳۳۱۲/۹۹، ۳۲۶۵/۴۳، ۲۸۲۴/۸۶، ۲۳۳۲/۰۲ و ۱۹۵۹/۳۲ کیلومترمربع بوده که به ترتیب

شاخص‌های طیفی NDWI و AWEISH با روش آستانه‌گذاری هوشمند Edge Otsu نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۸، شاخص NDWI در ۶ سال اخیر کاهشی بالغ بر ۵۴/۶۱٪ و شاخص طیفی AWEISH کاهش ۱/۷۳٪ را نشان می‌دهند. این کاهش قابل توجه در شاخص NDWI به علت عدم حساسیت این شاخص به نمک است.

۲۰۱۸ تا ۲۰۱۹ و ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۳ می‌باشد. با توجه به نتایج شکل ۶، فصل پاییز سال ۲۰۲۳، کم‌ترین میزان آب سطحی برای این دریاچه را ثبت کرده است. بیش‌ترین مقدار آب سطحی نیز مربوط به بهار سال ۲۰۱۹ می‌باشد. شکل ۸ نقشه تغییرات آب سطحی دریاچه ارومیه حاصل از تصاویر میانگین سال‌های ۲۰۱۸-۲۰۱۹ و ۲۰۲۳-۲۰۲۴ را برای



شکل ۸ - نقشه تغییرات آب سطحی دریاچه ارومیه میانگین سال‌های ۲۰۱۸ و ۲۰۲۳ استخراج شده از شاخص‌های NDWI و AWEISH با روش آستانه‌گذاری هوشمند Edge Otsu

۲-۴- نتایج ارزیابی صحت

به منظور ارزیابی صحت نتایج استخراج آب سطحی دریاچه ارومیه توسط شاخص‌های طیفی مورد مطالعه از تصاویر میانگین محدوده زمانی ۶ ساله (۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴) استفاده شد. نتایج عددی حاصل از معیارهای ارزیابی صحت در جدول ۳ ارائه شده و مقادیر بیشینه و کمینه صحت کلی و ضریب کاپا با فرمت بارز نشان داده شده‌اند.

با توجه به جدول ۳، در محدوده دریاچه ارومیه، شاخص طیفی NDWI با صحت کلی ۹۹ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۷ بیشترین و شاخص طیفی AWEISH با صحت کلی ۷۸ درصد و ضریب کاپا ۰/۵۷ کمترین صحت را کسب کرده‌اند. بر اساس نتایج، از منظر مقادیر معیارهای ارزیابی صحت، شاخص NDVI عملکرد مشابهی نسبت به شاخص NDWI ارائه کرده است.

جدول ۳- نتایج ارزیابی صحت استخراج آب سطحی برای شاخص‌های طیفی چهارگانه در دریاچه ارومیه

دریاچه ارومیه	AWEInSh		AWEISH		NDWI		NDVI	
	آب	غیرآب	آب	غیرآب	آب	غیرآب	آب	غیرآب
PA	۰/۹۹	۰/۶۱	۰/۹۹	۰/۵۷	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۹۲
UA	۰/۷۲	۰/۹۹	۰/۷	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۹۳	۰/۹۹
F1-Score	۰/۸۴	۰/۷۶	۰/۸۲	۰/۷۲	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۶	۰/۹۶
OA	۰/۸۰		۰/۷۸		۰/۹۹		۰/۹۶	
KC	۰/۶۱		۰/۵۷		۰/۹۷		۰/۹۲	

AWEI به دلیل عدم توانایی در تمایز بین پیکسل‌های نمک و آب، شاخص‌های طیفی مناسبی برای استخراج صحیح آب

همچنین، شاخص AWEInSh عملکرد نزدیک‌تری به شاخص AWEISH نشان می‌دهد. علاوه بر این، شاخص‌های

در مناطق نمکی به خصوص در محدوده دریاچه ارومیه نبوده و مساحت‌های اضافی را به صورت کاذب ارائه می‌کنند.

۵- نتیجه‌گیری

به دلیل کاهش مساحت آب دریاچه ارومیه در سال‌های اخیر و با توجه به ماهیت نمکی این دریاچه، ارزیابی صحت نتایج استخراج آب در این منطقه بسیار پیچیده‌تر و چالش‌برانگیزتر از مناطقی مانند سدها و دریاچه‌های غیرنمکی است. علاوه بر این، برخی از این شاخص‌ها قادر به تفکیک دقیق بین پیکسل‌های نمکی و آبی نیستند. این مسئله به‌ویژه برای شاخص‌های طیفی مانند AWEInSh و AWEIsh یک محدودیت چالش‌برانگیز محسوب می‌شود؛ بنابراین، ضروری است شاخصی انتخاب شود که کم‌ترین میزان نمک را شناسایی کند تا مساحت‌های اضافی و کاذب در ارزیابی صحت تأثیر کمتری داشته باشند؛ لذا، هدف اصلی تحقیق حاضر پایش سری زمانی تغییرات پهنه آبی دریاچه ارومیه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنجنش از دوری لندست-۸ در سامانه گوگل ارث انجین می‌باشد. در این راستا در پژوهش حاضر، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۸ در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ و به تفکیک فصل، رویکرد مبتنی بر شاخص‌های طیفی در محدوده دریاچه ارومیه مورد استفاده قرار گرفت. علاوه بر این، آستانه‌گذاری شاخص‌های طیفی کاربردی با استفاده از الگوریتم آستانه‌گذاری خودکار Edge Otsu نیز انجام گرفت. در این روش از آستانه‌گذاری، ابتدا تصاویر لندست-۸ پیش‌پردازش شده و پیکسل‌های نامطلوب مانند پیکسل‌های برفی و ابری حذف یا به حداقل رسانده شدند. سپس، شاخص‌های طیفی بر اساس میانگین فصلی هر سال از ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ محاسبه و برای هر شاخص یک تصویر دودویی با استفاده از حد آستانه اولیه و تجربی استخراج شد. در مرحله بعد، با بهره‌گیری از الگوریتم لبه Canny، لبه‌ها شناسایی شده و اطراف آن‌ها بافر ایجاد شد. سپس، یک هیستوگرام از محدوده درون بافر ایجاد و الگوریتم Otsu بر روی آن اعمال شد تا حدود آستانه نهایی بهینه تعیین گردد. در نهایت، با استفاده از ۸۰۰ نمونه ارزیابی صحت، نتایج ارزیابی صحت با معیارهای صحت کلی، ضریب کاپا، صحت کاربر، صحت تولیدکننده و F1-Score محاسبه و مورد تحلیل قرار گرفت. با توجه به نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی صحت، شاخص طیفی NDWI با صحت کلی ۰/۹۹

و ضریب کاپای ۰/۹۷ بیشترین صحت و شاخص طیفی AWEIsh با صحت کلی ۰/۷۸ و ضریب کاپای ۰/۵۷ کمترین صحت را کسب کردند. همچنین، بر اساس تصاویر دودویی و نمودار مساحت استخراج‌شده حاصل از شاخص‌های طیفی چهارگانه مشخص می‌شود که شاخص‌های AWEIsh و AWEInSh برای این منطقه نامناسب می‌باشند. این دو شاخص مساحت کاذب بالایی را نشان‌داده و از صحت پایین‌تری برخوردارند. بررسی بزرگ‌مقیاس سری زمانی طولانی‌مدت با استفاده از چند شاخص طیفی، بررسی تأثیر پیکسل‌های مناطق حاوی نمک در استخراج آب سطحی و استفاده از سامانه گوگل ارث انجین از مهم‌ترین مشارکت‌های پژوهش حاضر می‌باشند. نتایج پایش مساحت آب سطحی در محدوده مطالعاتی دریاچه ارومیه نشان داد که نرخ تغییرات از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ از الگوی کاهشی پیروی می‌کند و این کاهش در دو سال اخیر بسیار شدیدتر از سال‌های سپری دیگر است. میانگین مساحت آب دریاچه ارومیه در سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ به ترتیب برابر با ۲۴۹۳/۱۵، ۳۳۱۲/۹۹، ۳۲۶۵/۴۳، ۲۸۲۴/۸۶، ۲۳۳۲/۰۲ و ۱۹۵۹/۳۲ کیلومتر مربع بوده که به ترتیب تغییرات سالانه‌ای معادل ۳۲/۸۸٪، ۱۴۳٪، ۱۳/۴۹٪، ۱۷/۴۴٪ و ۱۵/۹۸٪ را به همراه داشته است. به طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که شاخص‌های طیفی NDWI و NDVI به ترتیب بهترین نتایج صحت را حاصل کرده‌اند. در حالی که شاخص‌های AWEIsh و AWEInSh به دلیل حساسیت به نمک، مساحت کاذب بالاتر و صحت کمتری داشتند. بررسی‌های بصری نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم Edge Otsu، اعمال ماسک ابر و حذف پیکسل‌های نامطلوب نیز باعث افزایش صحت نتایج شده‌است. با توجه به ویژگی‌های خاص مناطق نمکی در کشور ایران، از جمله دریاچه‌های بختگان، ارومیه و شوره‌زارهای کویر مرکزی، ضروری است که در مطالعات آینده به توسعه شاخص‌های مؤثر بر شناسایی صحیح پیکسل‌های آبی در این مناطق پرداخته شود. این شاخص‌ها در آینده می‌بایست قادر به تشخیص صحیح پیکسل‌های آبی و جلوگیری از تداخل آن‌ها با پیکسل‌های نمکی باشند. علاوه بر این، با توجه به محدودیت‌های قدرت تفکیک مکانی سنجنده لندست-۸ (۳۰ متر) برای پایش پهنه‌های آبی کوچک و باریک، پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آتی از سنجنده‌های با قدرت تفکیک مکانی بالاتر، مانند سنجنده سنتینل-۲ استفاده گردد.

- [1] Y. Chen, Y. Xu, and K. Zhou, "The spatial stress of urban land expansion on the water environment of the Yangtze River Delta in China," *Scientific Reports*, vol. 12, no. 1, p. 17011, 2022/10/11 2022, doi: 10.1038/s41598-022-21037-2.
- [2] H. Jin, S. Fang, and C. Chen, "Mapping of the Spatial Scope and Water Quality of Surface Water Based on the Google Earth Engine Cloud Platform and Landsat Time Series," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 20, p. 4986, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/20/4986>.
- [3] T. Guo *et al.*, "The Divergent Changes in Surface Water Area after the South-to-North Water Diversion Project in China," *Remote Sensing*, vol. 16, no. 2, p. 378, 2024. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/2/378>.
- [4] W. Wang, H. Teng, L. Zhao, and L. Han, "Long-Term Changes in Water Body Area Dynamic and Driving Factors in the Middle-Lower Yangtze Plain Based on Multi-Source Remote Sensing Data," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 7, p. 1816, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/7/1816>.
- [5] M. Saatsaz, "A historical investigation on water resources management in Iran," *Environment, Development and Sustainability*, vol. 22, no. 3, pp. 1749-1785, 2020/03/01 2020, doi: 10.1007/s10668-018-00307-y.
- [6] R. Noori *et al.*, "Decline in Iran's groundwater recharge," *Nature Communications*, vol. 14, no. 1, p. 6674, 2023/10/21 2023, doi: 10.1038/s41467-023-42411-2.
- [7] B. Zhang, "The Climate Change, Water Crisis and Forest Ecosystem Services in Beijing, China," in *Climate Change*, B. Juan and K. Houshang Eds. Rijeka: IntechOpen, 2011, p. Ch. 7.
- [8] A. Asoka, T. Gleeson, Y. Wada, and V. Mishra, "Relative contribution of monsoon precipitation and pumping to changes in groundwater storage in India," *Nature Geoscience*, vol. 10, no. 2, pp. 109-117, 2017/02/01 2017, doi: 10.1038/ngeo2869.
- [9] L. Kumar and O. Mutanga, "Google Earth Engine Applications Since Inception: Usage, Trends, and Potential," *Remote Sensing*, vol. 10, no. 10, doi: 10.3390/rs10101509.
- [10] M. Amani *et al.*, "Google Earth Engine Cloud Computing Platform for Remote Sensing Big Data Applications: A Comprehensive Review," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 13, pp. 5326-5350, 2020, doi: 10.1109/JSTARS.2020.3021052.
- [11] H. Farhadi, A. Esmaeily, and M. Najafzadeh, "Flood monitoring by integration of Remote Sensing technique and Multi-Criteria Decision Making method," *Computers & Geosciences*, vol. 160, p. 105045, 2022/03/01/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2022.105045>.
- [12] H. Farhadi and M. Najafzadeh, "Flood Risk Mapping by Remote Sensing Data and Random Forest Technique," *Water*, vol. 13, no. 21, doi: 10.3390/w13213115.
- [13] H. Farhadi, H. Ebadi, and A. Kiani, *BADI: A NOVEL BURNED AREA DETECTION INDEX FOR SENTINEL-2 IMAGERY USING GOOGLE EARTH ENGINE PLATFORM*. 2023, pp. 179-186.
- [14] H. Farhadi, M. Mokhtarzade, H. Ebadi, and B. A. Beirami, "Rapid and automatic burned area detection using sentinel-2 time-series images in google earth engine cloud platform: a case study over the Andika and Behbahan Regions, Iran," (in eng), *Environ Monit Assess*, vol. 194, no. 5, p. 369, Apr 16 2022, doi: 10.1007/s10661-022-10045-4.
- [15] O. D. Mofokeng, S. A. Adelabu, and C. M. Jackson, "An Integrated Grassland Fire-Danger-Assessment System for a Mountainous National Park Using Geospatial Modelling Techniques," *Fire*, vol. 7, no. 2, doi: 10.3390/fire7020061.
- [16] R. Farzanmanesh, K. Khoshelham, L. Volkova, S. Thomas, J. Ravelonjatovo, and C. J. Weston, "Temporal Analysis of Mangrove Forest Extent in Restoration Initiatives: A Remote Sensing Approach Using Sentinel-2 Imagery," *Forests*, vol. 15, no. 3, doi: 10.3390/f15030399.
- [17] D. Huang *et al.*, "Mapping Paddy Rice in Rice-Wetland Coexistence Zone by Integrating Sentinel-1 and Sentinel-2 Data," *Agriculture*, vol. 14, no. 3, doi: 10.3390/agriculture14030345.
- [18] H. Farhadi, H. Ebadi, and A. Kiani, "F2BFE: development of feature-based building footprint extraction by remote sensing data and GEE," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 44, no. 19, pp. 5845-5875, 2023/10/02 2023, doi: 10.1080/01431161.2023.2255351.
- [19] J. Liang, Y. Xie, Z. Sha, and A. Zhou, "Modeling urban growth sustainability in the cloud by augmenting Google Earth Engine (GEE)," *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 84, p. 101542, 2020/11/01/ 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101542>.
- [20] H. Farhadi, T. Managhebi, and H. Ebadi, "Buildings extraction in urban areas based on the radar and optical time series data using Google Earth Engine," (in en), *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, vol. 30, no. 120, pp. 43-63, 2022, doi: 10.22131/sepehr.2022.251053.

- [21] H. Farhadi, H. Ebadi, A. Kiani, and A. Asgary, "A novel flood/water extraction index (FWEI) for identifying water and flooded areas using sentinel-2 visible and near-infrared spectral bands," *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, vol. 38, no. 5, pp. 1873-1895, 2024/05/01 2024, doi: 10.1007/s00477-024-02660-z.
- [22] Y. Pang *et al.*, "Remote Sensing Extraction of Lakes on the Tibetan Plateau Based on the Google Earth Engine and Deep Learning," *Remote Sensing*, vol. 16, no. 3, doi: 10.3390/rs16030583.
- [23] J. Zhou, L. Ke, X. Ding, R. Wang, and F. Zeng, "Monitoring Spatial-Temporal Variations in River Width in the Aral Sea Basin with Sentinel-2 Imagery," *Remote Sensing*, vol. 16, no. 5, doi: 10.3390/rs16050822.
- [24] J. Li, B. Peng, Y. Wei, and H. Ye, "Accurate extraction of surface water in complex environment based on Google Earth Engine and Sentinel-2," *PLOS ONE*, vol. 16, p. e0253209, 06/18 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0253209.
- [25] C. Xie, X. Huang, W. Zeng, and X. Fang, "A novel water index for urban high-resolution eight-band WorldView-2 imagery," *International Journal of Digital Earth*, vol. 9, no. 10, pp. 925-941, 2016/10/02 2016, doi: 10.1080/17538947.2016.1170215.
- [26] J. Li *et al.*, "Satellite Detection of Surface Water Extent: A Review of Methodology," *Water*, vol. 14, no. 7, doi: 10.3390/w14071148.
- [27] X. Wang *et al.*, "A robust Multi-Band Water Index (MBWI) for automated extraction of surface water from Landsat 8 OLI imagery," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 68, pp. 73-91, 2018/06/01/ 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.01.018>.
- [28] H. Liu, H. Hu, X. Liu, H. Jiang, W. Liu, and X. Yin, "A Comparison of Different Water Indices and Band Downscaling Methods for Water Bodies Mapping from Sentinel-2 Imagery at 10-M Resolution," *Water*, vol. 14, no. 17, doi: 10.3390/w14172696.
- [29] H. Tang, S. Lu, M. H. Ali Baig, M. Li, C. Fang, and Y. Wang, "Large-Scale Surface Water Mapping Based on Landsat and Sentinel-1 Images," *Water*, vol. 14, no. 9, doi: 10.3390/w14091454.
- [30] L. Wentao, Y. Qiuze, and Y. Wenxian, "Water extraction in SAR images using GLCM and Support Vector Machine," in *IEEE 10th INTERNATIONAL CONFERENCE ON SIGNAL PROCESSING PROCEEDINGS*, 24-28 Oct. 2010 2010, pp. 740-743, doi: 10.1109/ICOSP.2010.5655766.
- [31] J. Guo, X. Wang, B. Liu, K. Liu, Y. Zhang, and C. Wang, "Remote-Sensing Extraction of Small Water Bodies on the Loess Plateau," *Water*, vol. 15, no. 5, p. 866, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2073-4441/15/5/866>.
- [32] S. K. McFeeters, "The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, no. 7, pp. 1425-1432, 1996/05/01 1996, doi: 10.1080/01431169608948714.
- [33] H. Xu, "Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 27, no. 14, pp. 3025-3033, 2006/07/20 2006, doi: 10.1080/01431160600589179.
- [34] C. A. O. Rong-Long, C. J. Li, L. Y. Liu, J. H. Wang, and G. J. Yan, "Extracting Miyun Reservoir's Water Area and Monitoring Its Change Based on a Revised Normalized Different Water Index," *Science of Surveying and Mapping*, vol. 59, 2008.
- [35] Y. Pei, "A Study on Information Extraction of Water System in Semi-arid Regions with the Enhanced Water Index(EWI) and GIS Based Noise Remove Techniques," *Remote Sensing Information*, 2007.
- [36] A. Fisher, N. Flood, and T. Danaher, "Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia," *Remote Sensing of Environment*, vol. 175, pp. 167-182, 2016/03/15/ 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.055>.
- [37] L. Shen and C. Li, "Water body extraction from Landsat ETM+ imagery using adaboost algorithm," in *2010 18th International Conference on Geoinformatics*, 18-20 June 2010 2010, pp. 1-4, doi: 10.1109/GEOINFORMATICS.2010.5567762.
- [38] J. Chen, T. Kang, S. Yang, J. Bu, K. Cao, and Y. Gao, "Open-Surface Water Bodies Dynamics Analysis in the Tarim River Basin (North-Western China), Based on Google Earth Engine Cloud Platform," *Water*, vol. 12, no. 10, p. 2822, 2020. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2073-4441/12/10/2822>.
- [39] X. Yang, Y. Li, Y. Wei, Z. Chen, and P. Xie, "Water Body Extraction from Sentinel-3 Image with Multiscale Spatiotemporal Super-Resolution Mapping," *Water*, vol. 12, no. 9, doi: 10.3390/w12092605.
- [40] P. Rao, W. Jiang, Y. Hou, Z. Chen, and K. Jia, "Dynamic Change Analysis of Surface Water in the Yangtze River Basin Based on MODIS Products," *Remote Sensing*, vol. 10, no. 7, doi: 10.3390/rs10071025.
- [41] J. Chen *et al.*, "The Performance of Landsat-8 and Landsat-9 Data for Water Body Extraction Based on Various Water Indices: A Comparative Analysis," *Remote Sensing*, vol. 16, no. 11, doi: 10.3390/rs16111984.
- [42] N. Huda, T. Terao, A. Nonomura, and Y. Suenaga, "Time-Series Remote Sensing Study to Detect Surface Water Seasonality and Local Water Management at Upper Reaches of Southwestern Bengal Delta from 1972 to 2020," *Sustainability*, vol. 13, no. 17, doi: 10.3390/su13179798.

- [43] L. Liuzzo, V. Puleo, S. Nizza, and G. Freni, "Parameterization of a Bayesian Normalized Difference Water Index for Surface Water Detection," *Geosciences*, vol. 10, no. 7, doi: 10.3390/geosciences10070260.
- [44] S. L. K. Reddy, C. V. Rao, P. R. Kumar, R. V. G. Anjaneyulu, and B. G. Krishna, "A NOVEL METHOD FOR WATER AND WATER CANAL EXTRACTION FROM LANDSAT-8 OLI IMAGERY," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, vol. XLII-5, pp. 323-328, 2018, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-5-323-2018.
- [45] S. Liu, Y. Wu, G. Zhang, N. Lin, and Z. Liu, "Comparing Water Indices for Landsat Data for Automated Surface Water Body Extraction under Complex Ground Background: A Case Study in Jilin Province," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 6, doi: 10.3390/rs15061678.
- [46] M. Ghaheri, M. H. Baghal-Vayjooee, and J. Naziri, "Lake Urmia, Iran: A summary review," *International Journal of Salt Lake Research*, vol. 8, no. 1, pp. 19-22, 1999/03/01 1999, doi: 10.1007/BF02442134.
- [47] E. Ministry of, "Guide Lines and Criteria for Classification and Coding Basin and Study Areas in Iran," 310, 2012.
- [48] S. Sima, A. Ahmadi, and M. Tajrishy, "Mapping surface temperature in a hyper-saline lake and investigating the effect of temperature distribution on the lake evaporation," *Remote Sensing of Environment*, vol. 136, pp. 374-385, 2013/09/01/ 2013, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.05.014>.
- [49] H. Emami and A. Zarei, "Modelling lake water's surface changes using environmental and remote sensing data: A case study of lake urmia," *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 23, p. 100594, 2021/08/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100594>.
- [50] M. A. Wulder *et al.*, "Current status of Landsat program, science, and applications," *Remote Sensing of Environment*, vol. 225, pp. 127-147, 2019/05/01/ 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.015>.
- [51] L. Yang, J. Driscoll, S. Sarigai, Q. Wu, H. Chen, and C. D. Lippitt, "Google Earth Engine and Artificial Intelligence (AI): A Comprehensive Review," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 14, doi: 10.3390/rs14143253.
- [52] J. Wang, L. Wang, M. Li, L. Zhu, and X. Li, "Lake volume variation in the endorheic basin of the Tibetan Plateau from 1989 to 2019," *Scientific Data*, vol. 9, no. 1, p. 611, 2022/10/08 2022, doi: 10.1038/s41597-022-01711-w.
- [53] A. Dervisoglu, "Investigation of Long and Short-Term Water Surface Area Changes in Coastal Ramsar Sites in Turkey with Google Earth Engine," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 11, no. 1, doi: 10.3390/ijgi11010046.
- [54] J. W. Rouse, Jr., R. H. Haas, J. A. Schell, and D. W. Deering, "Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS," in *NASA Special Publication*, vol. 351, 1974, p. 309.
- [55] G. L. Feyisa, H. Meilby, R. Fensholt, and S. Proud, "Automated Water Extraction Index: A New Technique for Surface Water Mapping Using Landsat Imagery," *Remote Sensing of Environment*, vol. 140, pp. 23-35, 01/31 2014, doi: 10.1016/j.rse.2013.08.029.
- [56] S. Huang, L. Tang, J. P. Hupy, Y. Wang, and G. Shao, "A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing," *Journal of Forestry Research*, vol. 32, no. 1, pp. 1-6, 2021/02/01 2021, doi: 10.1007/s11676-020-01155-1.
- [57] M. Schnur, H. Xie, and X. Wang, "Estimating root zone soil moisture at distant sites using MODIS NDVI and EVI in a semi-arid region of southwestern USA," *Ecological Informatics*, vol. 5, pp. 400-409, 09/01 2010, doi: 10.1016/j.ecoinf.2010.05.001.
- [58] T. D. Acharya, A. Subedi, and D. H. Lee, "Evaluation of Water Indices for Surface Water Extraction in a Landsat 8 Scene of Nepal," (in eng), *Sensors (Basel)*, vol. 18, no. 8, Aug 7 2018, doi: 10.3390/s18082580.
- [59] J. Li *et al.*, "Accurate water extraction using remote sensing imagery based on normalized difference water index and unsupervised deep learning," *Journal of Hydrology*, vol. 612, p. 128202, 2022/09/01/ 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128202>.
- [60] R. P. Ji, W. Y. Yu, R. Feng, J. W. Wu, and Y. S. Zhang, "The threshold determination methods of water body information extraction using GF-1 satellite image," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 592, no. 1, p. 012088, 2019/08/01 2019, doi: 10.1088/1757-899X/592/1/012088.
- [61] X. Dong, C. Hu, and Y. Zhao, "Novel Threshold Self-Regulating Water Extraction Method," *Journal of Hydrologic Engineering*, vol. 28, no. 8, p. 04023020, 2023/08/01 2023, doi: 10.1061/JHYEFF.HEENG-5891.
- [62] M. K. Kolli, C. Opp, D. Karthe, and B. Pradhan, "Automatic extraction of large-scale aquaculture encroachment areas using Canny Edge Otsu algorithm in Google earth engine – the case study of Kolleru Lake, South India," *Geocarto International*, vol. 37, no. 26, pp. 11173-11189, 2022/12/13 2022, doi: 10.1080/10106049.2022.2046872.
- [63] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979, doi: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [64] J. Tan *et al.*, "A Self-Adaptive Thresholding Approach for Automatic Water Extraction Using Sentinel-1 SAR Imagery Based on OTSU Algorithm and Distance Block," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 10, doi: 10.3390/rs15102690.
- [65] H. Cao, H. Zhang, C. Wang, and B. Zhang, "Operational flood detection using Sentinel-1 SAR data over large areas," *Water*, vol. 11, no. 4, p. 786, 2019.

- [66] K. N. Markert *et al.*, "Comparing Sentinel-1 Surface Water Mapping Algorithms and Radiometric Terrain Correction Processing in Southeast Asia Utilizing Google Earth Engine," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 15, doi: 10.3390/rs12152469.
- [67] P. Rambabu and C. Nagaraju, "The optimal thresholding technique for image segmentation using fuzzy ostu method," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 10, no. 13, pp. 33842-33846, 2015.
- [68] W. Li, D. Li, and Z. N. Fang, "Intercomparison of Automated Near-Real-Time Flood Mapping Algorithms Using Satellite Data and DEM-Based Methods: A Case Study of 2022 Madagascar Flood," *Hydrology*, vol. 10, no. 1, doi: 10.3390/hydrology10010017.
- [69] G. Donchyts, J. Schellekens, H. Winsemius, E. Eisemann, and N. Van de Giesen, "A 30 m Resolution Surface Water Mask Including Estimation of Positional and Thematic Differences Using Landsat 8, SRTM and OpenStreetMap: A Case Study in the Murray-Darling Basin, Australia," *Remote Sensing*, vol. 8, no. 5, doi: 10.3390/rs8050386.
- [70] T. Gargula, "Adjustment of an Integrated Geodetic Network Composed of GNSS Vectors and Classical Terrestrial Linear Pseudo-Observations," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 10, doi: 10.3390/app11104352.
- [71] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, 1986, doi: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
- [72] G. H. Rosenfield and K. Fitzpatrick-Lins, "A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 52, no. 2, pp. 223-227, 1986. [Online]. Available: <https://pubs.usgs.gov/publication/70014667>.
- [73] R. G. Congalton, "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 37, no. 1, pp. 35-46, 1991/07/01/ 1991, doi: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B).
- [74] M. Story and R. G. Congalton, "Accuracy assessment: a user's perspective," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 52, pp. 397-399, 1986.
- [75] A. Barsi, Z. Kugler, I. László, G. Szabó, and H. Abdulmuttalib, "ACCURACY DIMENSIONS IN REMOTE SENSING," *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLII-3, pp. 61-67, 04/30 2018, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-61-2018.
- [76] C. Goutte and E. Gaussier, "A Probabilistic Interpretation of Precision, Recall and F-Score, with Implication for Evaluation," in *Advances in Information Retrieval*, Berlin, Heidelberg, D. E. Losada and J. M. Fernández-Luna, Eds., 2005// 2005: Springer Berlin Heidelberg, pp. 345-359.
- [77] C. J. Van Rijsbergen, *Information Retrieval*. Butterworths, 1979.
- [78] M. Heydarian, T. Doyle, and R. Samavi, "MLCM: Multi-Label Confusion Matrix," *IEEE Access*, vol. 10, 02/01 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3151048.