

آشکارسازی تغییرات ناشی از سیل با تأکید بر سطح اتوماسیون بالای تفسیر تصاویر و مبتنی بر تولید خودکار داده آموزشی

پریسا دودانگه^۱، حمید عبادی^۲ و عباس کیانی^{۳*}

چکیده

سیل یکی از اصلی‌ترین بلایای طبیعی در دنیاست که به علت‌های مختلفی مانند تجاوز انسان‌ها به حریم رودخانه‌ها و تخریب پوشش گیاهی رخ می‌دهد. هدف این پژوهش، ارائه روشی خودکار برای تهیه داده‌های آموزشی برای کلاسه‌بندی نظارت‌شده تصاویر و استفاده از قابلیت‌های شاخص‌های ترکیبی برای شناسایی پهنه‌های سیل‌زده است. به این منظور، چندین رویکرد بر سیل استان گلستان در سال ۱۳۹۸ با داده‌های لندست-۸ پیاده‌سازی و نتایج هر یک بررسی شد. بدین‌سبب، الگوریتم خوشه‌بندی Kmeans، حدآستانه‌گذاری‌های Otsu، Multi و Adaptive برای تهیه داده‌های آموزشی خودکار به کار رفت که هر یک مبتنی بر شاخص‌های مختلف آب اجرا شد؛ پس از آن، به اجرای طبقه‌بندی‌های ANN، SVM، ML، MD و BE، برای پایش تغییرات سیل اقدام شد. نتایج در مقایسه با روش طبقه‌بندی مبتنی بر کاربر، نشان‌یاد که رویکرد مورد مطالعه علاوه بر تأمین سطح اتوماسیون بالا در پایش تغییرات، کارایی و دقت زیادی نیز داشت. در رویکرد توسعه‌ی دیگری، به ترکیب شاخص‌های مختلف آب و شاخص رطوبت با هدف بهبود روند تولید داده‌های آموزشی خودکار اقدام شد که در میان ۸۵ آزمایش انجام‌شده، رویکردهای ترکیبی، بیشترین دقت را داشت. به‌علت ماهیت شاخص‌های مختلف آب، انتخاب و ترکیب مناسب آنها علاوه بر کاهش نویزهای موجود در تصویر شاخص آب، در افزایش قابلیت شناسایی پهنه‌های آبی ناخالص نیز مؤثر واقع بود. درنهایت، تحلیل قیاسی جامعی از روش‌های خودکار و شاخص‌های ترکیبی انجام شده که در مدیریت بحران سیل کارآمد بوده و به سهولت و تسریع روند آن کمک می‌کند.

واژه‌های کلیدی: داده آموزشی خودکار، سیل، شاخص ترکیبی، طبقه‌بندی نظارت‌شده، مدیریت بحران.

ارجاع: دودانگه پ. عبادی ح. کیانی ع. ۱۴۰۰. آشکارسازی تغییرات ناشی از سیل با تأکید بر سطح اتوماسیون بالای تفسیر تصاویر و مبتنی بر تولید خودکار داده آموزشی. مجله پژوهش آب ایران. ۴۱: ۱۲۹-۱۴۲.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه‌نصیرالدین طوسی.

۲- استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، عضو قطب علمی فناوری اطلاعات مکانی، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی.

۳- استادیار دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل.

* نویسنده مسئول: a.kiani@nit.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۲/۲۹

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۱/۰۵

مقدمه

ایران یکی از کشورهای است که در معرض سوانح طبیعی بسیاری قرار دارد که پدیده سیل، یکی از جدی‌ترین آنهاست. براساس آمارهای رسمی، بیشتر از پنجاه درصد تلفات ناشی از بلایای طبیعی در ایران به پدیده سیل اختصاص دارد (میراحسنی و سلمان ماهینی، ۱۳۹۷). برای برنامه‌ریزی هرگونه اقدامات مدیریت سیل، اطلاعات دقیق و به‌موقع لازم است. در حال حاضر، پژوهشگران بسیاری، روش‌های به دست آوردن اطلاعات پهنه‌های آبی را بررسی کرده‌اند (شن و لی، ۲۰۱۰). در میان این روش‌ها، روش‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی و تحلیل‌های تغییرات از مهم‌ترین کاربردهای تکنیک‌های سنجش از دور است. یکی از پرکاربردترین نوع طبقه‌بندی‌ها، تفکیک کلاس آب از سطوح دیگر است. همچنین، تصاویر لندست، یکی از رایج‌ترین منابع داده در این زمینه است (فیزا و همکاران، ۲۰۱۴). بر این اساس، پژوهش‌های زیادی درباره شناسایی مناطق آبی به‌علت اهمیت زیاد این موضوع در مدیریت بحران سیل با پیشرفت فناوری ماهواره‌ها در سنجش از دور انجام شده است؛ برای مثال، ژو (۲۰۰۶) به بهبود شاخص NDWI^۱ برای شناسایی خودکار پهنه‌های آبی اقدام کرد که در برخی مناطق مانند نواحی ساخته‌شده و پوشش گیاهی دچار نوزهایی می‌شود. این پژوهش با استفاده از باندهای فرورسرخ نزدیک و فرورسرخ میانی تصاویر ماهواره‌ای انجام شد و تا حد زیادی، چالش‌های مربوط به شاخص NDWI را رفع کرد. از شاخص توسعه‌یافته با نام MNDWI^۲ یاد می‌شود (ژو، ۲۰۰۶). علاوه بر آن، فیزا و همکاران (۲۰۱۴) به توسعه شاخص اتوماتیک با نام AWEI^۳ اقدام کردند که دقت شناسایی مناطق آبی را در حضور سایه افزایش می‌داد. آنها با استفاده از داده‌های لندست ۵ به تهیه نقشه‌های سیل در چند منطقه متفاوت اقدام کردند و درنهایت، روش پیشنهادی خود را با سایر روش‌ها مانند شاخص MNDWI و طبقه‌بندی‌کننده بیشترین شباهت مقایسه کردند. نتایج نشان‌دهنده پیشرفت این شاخص در دقت و کاهش خطا در شناسایی نسبت به رویکردهای قیاسی بود. مشابه پژوهش‌های یادشده در زمینه استخراج مناطق آبی، لی و

همکاران (۲۰۱۴)، پژوهشی را برای یافتن بهترین باندها برای مدل شاخص NDWI انجام دادند. آنها ۱۱ مدل NDWI را آزمایش کردند که در میان آنها شاخص آب با استفاده از باندهای فرورسرخ کوتاه^۴ و سبز، بهترین نتیجه را داشت (لی و همکاران، ۲۰۱۳). دو و همکارانش (۲۰۱۴) نقشه مناطق آبی را با استفاده از داده‌های لندست ۸ تهیه کردند. روش پیشنهادی آنها ارائه ۳ مدل مختلف از شاخص NDWI بود که در آنها از باندهای متنوعی استفاده شده بود. نتایج این پژوهش نیز همانند پژوهش پیشین، نشان‌دهنده مناسب‌بودن دو باند فرورسرخ کوتاه و سبز و دقت زیاد آنها در شناسایی خودکار پهنه‌های آبی بود (دو و همکاران، ۲۰۱۴). در ادامه، به‌علت اهمیت زیاد موضوع شناسایی پهنه‌های آبی به‌صورت خودکار با دقت زیاد، رکنی و همکارانش (۲۰۱۴) تغییرات سطح آب دریاچه ارومیه را در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۳ با استفاده از داده‌های لندست بررسی کردند. آنها استخراج پهنه‌های آبی را با استفاده از شاخص‌های متعدد آب مانند NDWI، MNDWI^۵، NDMI^۶ انجام دادند و شاخص NDWI-PC^۶ را ارائه کردند. آنها دریافتند این دریاچه در سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۳ کاهش شدید آب داشته است و شاخص ارائه‌شده در تشخیص این موضوع مؤثر واقع شده است (رکنی و همکاران، ۲۰۱۴). گائو و همکاران (۲۰۱۶) با استفاده از روشی ترکیبی با شاخص آب و الگوریتم طبقه‌بندی نظارت‌شده، دقت ماسک آب و نقشه پهنه آبی نهایی را افزایش دادند. آنها از شاخص NDWI و روش تبدیل Tasseled cap برای تهیه تصاویر باینری از داده‌های لندست استفاده کردند و سپس، نقشه پهنه آبی را با استفاده از روش طبقه‌بندی بیشترین شباهت بهبود دادند (گائو و همکاران، ۲۰۱۶). سلیمانی و درویشی (۱۳۹۹)، به پهنه‌بندی و پایش خطر سیل ۱۳۹۸ خوزستان با داده‌های لندست ۸ اقدام کردند. آنها با استفاده از شاخص‌های MNDWI و NDWI، مناطق متأثر از سیلاب را شناسایی و بر اهمیت نقش سنجش از دور در زمینه مدیریت بحران تأکید کردند (سلیمانی و همکاران، ۱۳۹۹).

بدین ترتیب، به‌علت اهمیت سرعت واکنش در برابر بحران سیل، نیاز به توسعه روش‌های سریع، بیش از پیش

4- Short-wave infrared

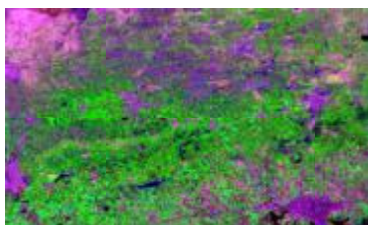
5- Normalized difference moisture index

6- Principal components of multitemporal NDWI

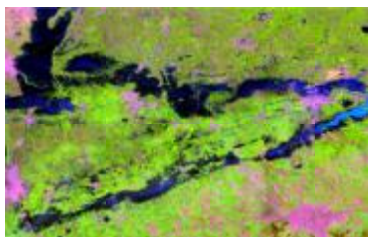
1- Normalized difference water index

2- Modified Normalized difference water index

3- Automated extraction water index



الف



ب

شکل ۱- محدوده مورد مطالعه: (الف) تصویر پیش از سیل، (ب) تصویر پس از سیل.

داده‌های تهیه‌شده برای این پژوهش، تصاویر ماهواره‌ای Landsat 8 OLI با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متری و قدرت تفکیک زمانی ۱۶ روزه است که از سایت earthexplorer.usgs.gov اخذ و شرح جزئیات هر یک در جدول ۱ ارائه شده است. گفتنی است در این پژوهش از تصاویر راداری بهره گرفته نشد؛ زیرا علاوه بر کاربردها و مزایای این منبع داده، کار با این نوع تصاویر، نیازمند پردازش‌های خاصی برای تصحیح و استخراج اطلاعات است و پیچیدگی‌هایی را در اجرای پژوهش ایجاد می‌کند. در ادامه، به علت نبود داده‌های سنتینل ۲ در وسعت مورد مطالعه در این پژوهش بدون حضور پوشش ابری، از کاربرد این منبع داده نیز صرف نظر شد.

جدول ۱- مشخصات تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده

ماهواره	سنجنده	تاریخ	وضعیت
لندست ۸	OLI/TIRS	۱۳۹۷/۱۲/۱۱	پیش از سیل
لندست ۸	OLI/TIRS	۱۳۹۸/۱/۱۴	پس از سیل

روش‌ها

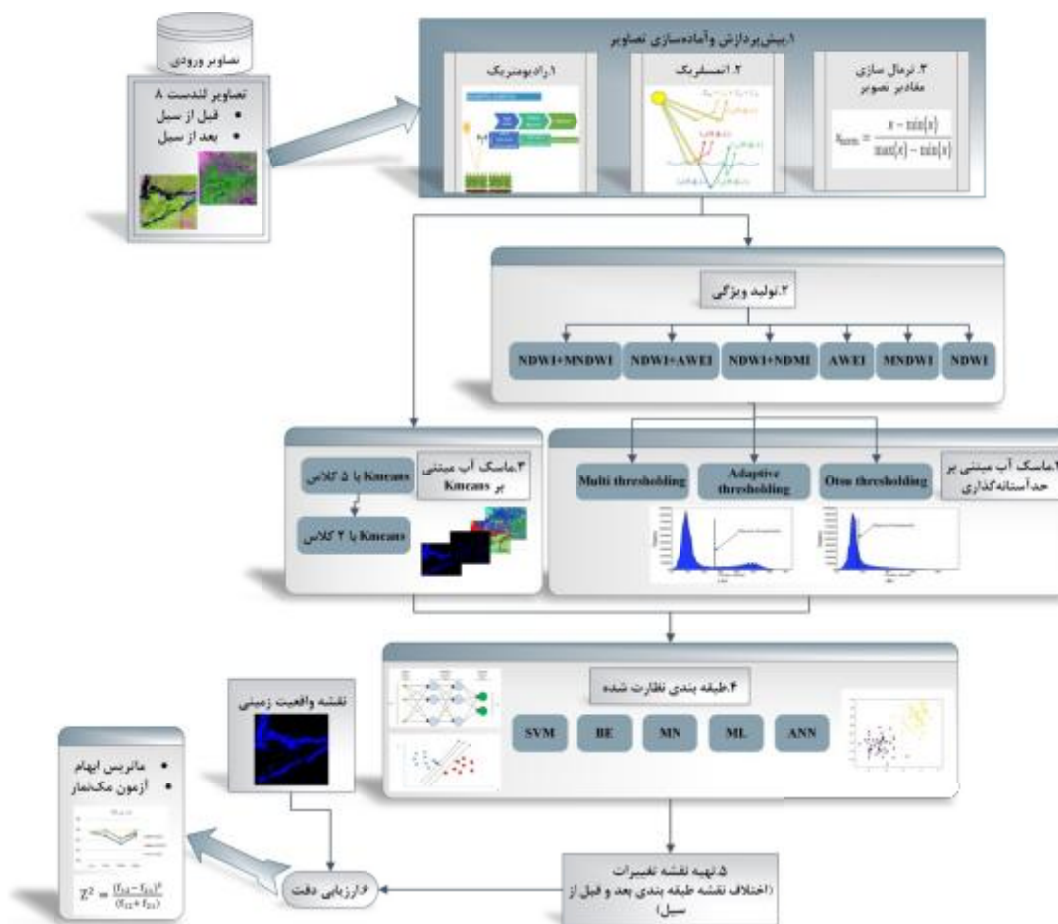
رویکرد پیشنهادی شامل شش فاز اصلی (آماده‌سازی داده‌ها، تولید ویژگی، ماسک آب، طبقه‌بندی تصاویر، آشکارسازی تغییرات و ارزیابی دقت) مطابق شکل ۲ است. در ادامه، هر یک از مراحل نامبرده بیان می‌شود.

احساس می‌شود؛ بنابراین، برای دستیابی به این هدف و تسهیل روند شناسایی مناطق سیل‌زده، در این پژوهش به توسعه روشی خودکار برای تهیه نقشه تغییرات سیل و استفاده از قابلیت‌های مختلف شاخص‌های متفاوت آب و رطوبت برای تهیه داده‌های آموزشی خودکار اقدام. این موضوع می‌تواند چالش نیاز به اپراتور را به حداقل رساند. علاوه بر این، کارایی سطح اتوماسیون بالای استخراج مناطق سیل‌زده در تسریع و سهولت مدیریت این بحران، چشم‌پوشیدنی نیست؛ بنابراین، هنگامی که داده‌های آموزشی مشاهده‌ای در دسترس نیست، اعمال رویکردی کاملاً خودکار، اهمیت زیادی دارد. همچنین، ترکیب شاخص‌های مرتبط نیز در بهبود دقت شاخص‌های آب موجود مؤثر است؛ بنابراین، در این پژوهش برای تولید نقشه تغییرات سیل نهایی از داده‌های آموزشی خودکار، طبقه‌بندی‌های نظارت‌شده مختلف مانند روش‌های ماشین بردار پشتیبان، بیشترین شباهت، کمترین فاصله و شبکه عصبی مصنوعی و Binary encoding استفاده شد تا بررسی و قیاس جامعی انجام شود. به‌طور کلی، پژوهش حاضر، شامل پیاده‌سازی ۸۰ رویکرد مختلف تولید نقشه سیل به‌صورت کاملاً خودکار است. در عین حال، پنج رویکرد با داده آموزشی مشاهده‌ای نیز برای قیاس نتایج پیاده‌سازی شده است. در نهایت، برای اعتبارسنجی نتایج، آزمون مک‌نمار نیز با هدف بررسی وابستگی نتایج به یکدیگر اجرا شد.

مواد و روش‌ها

داده‌ها

منطقه مد نظر در این پژوهش، بخشی از استان گلستان در پی رخداد سیل سال ۱۳۹۸ شامل شهرهای آق‌قلا، بندر ترکمن و حومه است. مختصات منطقه به‌صورت قطری در طول جغرافیایی $54^{\circ} 19' 25'' E$ تا $54^{\circ} 36' 27'' E$ و عرض جغرافیایی $36^{\circ} 06' 21'' N$ تا $36^{\circ} 55' 23'' N$ است و مساحت منطقه به‌صورت تقریبی، 340 km^2 برآورد شد. شکل ۱ شامل تصاویر لندست-۸ مورد استفاده در پژوهش به‌صورت باند کاذب است. ترتیب باندها در این شکل به‌صورت b4، b5، b6، در سنجنده نامبرده بوده است که این باندها معادل با فرورسرخ کوتاه، فرورسرخ نزدیک و قرمز است.



شکل ۲- روند نمایشی پژوهش

استفاده از چند باند تصویر برای رسیدن به یک باند است که برای هدف خاص طراحی می‌شود. استفاده از شاخص‌ها به علت کاهش ویژگی‌ها، مهم است (برزگر و همکاران، ۲۰۱۵).

فاز سوم: تهیه ماسک آب

برای هر تصویر شاخص آب، سه حد آستانه خودکار Otsu، Adaptive، Multi انجام می‌شود که خروجی نهایی آنها به عنوان ماسک آب در نظر گرفته می‌شود و به عنوان داده آموزشی خودکار تهیه شده وارد مرحله طبقه‌بندی می‌شود. در کنار این روند پیشنهادی، رویکرد دیگری نیز برای تهیه داده‌های آموزشی به صورت خودکار آزمایش شد. در این رویکرد، روی تصاویر پیش‌پردازش شده، طبقه‌بندی نظارت‌نشده kmeans با ۵ کلاس، اعمال و تصویر حاصل به عنوان داده آموزشی وارد طبقه‌بندی‌های نظارت‌شده برای تهیه نقشه تخریب سیل می‌شود.

فاز اول: آماده‌سازی داده‌ها

در مرحله اول هر پژوهش، بنا بر نوع ماهیت سنجنده مورد استفاده باید اقداماتی برای تصحیح تصاویر مد نظر انجام شود؛ بنابراین، برای پیاده‌سازی رویکرد پیشنهادی، ابتدا تصحیح رادیومتریک و سپس تصحیح اتمسفریک در نرم‌افزار Envi 5.3 روی شش باند چندطیفی تصاویر لندست (باندهای ۲ تا ۷) انجام شد. در ادامه، مقادیر نرمال‌شده تصاویر بین ۰ تا ۲۵۵ به عنوان ورودی فاز دوم استفاده شد.

فاز دوم: تولید ویژگی

در فاز دوم، تصاویر شاخص‌های آب و رطوبت به همراه شاخص‌های ترکیبی براساس نظریه ارائه شده در ذیل، محاسبه و تهیه شد. این شاخص‌های پایه شامل NDWI، MNDWI، AWEI، NDMI است که شاخص‌های ترکیبی نیز از آنها استخراج می‌شود. شاخص‌ها ابزارهایی برای

پایه‌سازی شد. ارزیابی نتایج حاصل از این طبقه‌بندی‌کننده‌ها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی با داده آموزشی Kmeans

طبقه‌بندی	دقت کلی	ضریب کاپا	F1_score
ANN	۹۵/۵۴	۸۳/۳۷	۹۶/۹۸
SVM	۹۵/۹۰	۸۵/۳۱	۹۷/۴۹
Max-likelihood	۹۵/۵۵	۸۲/۵۶	۹۶/۶۹
Min-distance	۹۵/۴۶	۸۲/۶۵	۹۶/۷۷
Binary Encoding	۹۴/۹۲	۸۱/۱۴	۹۶/۰۵

همانگونه که از نتایج برمی‌آید، بیشترین دقت در طبقه‌بندی با داده آموزشی kmeans با اختلاف کمی نسبت به سایر رویکردهای مربوط به طبقه‌بندی linear SVM و کمترین آن مربوط به BE است. داده‌های آموزشی kmeans، تراکم و پراکندگی زیادی داشته است؛ بنابراین، با توجه به این موضوع، عامل تراکم و پراکندگی در طبقه‌بندی در روش‌های مورد بررسی می‌تواند عامل مؤثر در تعیین تابع بهینه تصمیم باشد و دقت طبقه‌بندی را در همه موارد، زیاد و نزدیک به یکدیگر نگه دارد.

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری خودکار مبتنی بر شاخص NDWI

در این رویکرد، براساس توضیحات داده‌شده، درابتدا، تصاویر شاخص NDWI برای تصاویر پیش و پس از سیل تهیه شد؛ سپس، در نرم‌افزار متلب، حدآستانه‌های خودکار Otsu، Multi و Adaptive به‌عنوان ماسک آب باینری اعمال شد؛ پس از آن، هر یک از طبقه‌بندی‌های نامبرده، پایه‌سازی و سپس، نقشه‌های تغییرات حاصل شد. ارزیابی حاصل از طبقه‌بندی‌های این بخش برای هر یک از حدآستانه‌ها به‌علاوه رویکرد داده آموزشی دستی در جدول ۳ نمایش داده شده است.

در طبقه‌بندی ANN با توجه به نتایج ارائه‌شده در جدول مذکور، می‌توان دریافت حدآستانه‌گذاری‌های Otsu و Adaptive مبتنی بر این شاخص به‌علت تهیه ماسک آب مناسب و نزدیک به واقعیت، دقت زیادی دارد. مقایسه این نتایج با رویکرد طبقه‌بندی با داده‌های آموزشی دستی نیز نشان‌دهنده عملکرد مناسب این زنجیره پردازش اتوماتیک است. روش طبقه‌بندی SVM نسبت به سایر روش‌های ارائه‌شده، کمی ضعیف‌تر بوده که این موضوع می‌تواند

فاز چهارم و پنجم: طبقه‌بندی و آشکارسازی تغییرات^۱

روش‌های مختلفی برای تشخیص تغییرات براساس مقایسه داده‌های سنجنش از دور چندطیفی در پژوهش‌ها ارائه شده است. ارزیابی نتایج نشان می‌دهد روش‌های مختلف تشخیص تغییر، نقشه‌های مختلفی از تغییرات را حتی در یک محیط یکسان ایجاد می‌کند (سی‌نگ، ۱۹۸۹). در این پژوهش، برای آشکارسازی تغییرات و تهیه نقشه تخریب سیل از پنج طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان^۲، شبکه عصبی مصنوعی^۳ با رویکرد feed forward، بیشترین شباهت^۴، کمترین فاصله^۵ و Binary encoding استفاده و نتایج با یکدیگر مقایسه شد؛ بنابراین، تصاویر پیش و پس از سیل با الگوریتم‌های نامبرده، طبقه‌بندی و درنهایت، نقشه اختلاف آنها تهیه شد.

فاز ششم: ارزیابی دقت

برای ارزیابی نتایج، نقشه‌های تولیدشده با داده واقعیت زمینی مربوط ارزیابی می‌شود. برای ارزیابی، ماتریس ابهام را با استفاده از داده‌های واقعیت زمینی می‌توان تشکیل داد؛ سپس، متغیرهای F1_score، دقت کلی و ضریب کاپا محاسبه می‌شود. گفتنی است نقشه واقعیت زمینی را فرد خبره به‌صورت سنتی و با کمک تصاویر Google Earth تهیه کرد.

یافته‌ها

در این بخش، به تشریح و ارائه نتایج هر رویکرد پژوهش به‌صورت مفصل اقدام می‌شود.

داده آموزشی خودکار مبتنی بر kmeans

براساس توضیحات ارائه‌شده در بخش پیش، پس از آنکه تصاویر در فاز اول تصحیح شد، به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی نظارت‌نشده kmeans به کار رفت. طبقه‌بندی kmeans با ۵ کلاس اولیه، پایه‌سازی و سپس، از آن یک ماسک باینری آب به‌عنوان داده آموزشی تهیه شد. پس از این مرحله، طبقه‌بندی‌های شبکه عصبی مصنوعی، بیشترین شباهت، کمترین فاصله، SVM (خطی) و Binary encoding

1- Change detection

2- Support vector machine (SVM)

3- Artificial neural network (ANN)

4- Maximum likelihood (ML)

5- Minimum distance (MN)

براساس نوع ماهیت هر الگوریتم طبقه‌بندی می‌تواند متفاوت باشد؛ ولی حدآستانه‌گذاری‌های Adaptive و Otsu نسبت به Multi در بیشتر حالات‌ها بهتر عمل کرد.

جدول ۳- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی مبتنی بر شاخص NDWI

نتیجه طبقه‌بندی	داده آموزشی	روش	روش	FI_score
ANN	دستی	۹۶/۷۴	۸۷/۸۷	۹۸/۰۸
	Otsu	۹۶/۴۸	۸۷/۴۲	۹۷/۸۹
	Multi	۹۴/۵۶	۸۲/۱۰	۹۶/۶۵
	Adapt	۹۶/۲۲	۸۵/۶۸	۹۷/۷۷
SVM	دستی	۹۶/۹۱	۸۸/۸۸	۹۸/۱۷
	Otsu	۹۱/۶۶	۵۸/۲۰	۹۴/۷۷
	Multi	۹۴/۰۸	۸۰/۶۳	۹۶/۳۶
	Adapt	۹۲/۴۱	۶۴/۰۹	۹۵/۳۲
ML	دستی	۹۵/۸۵	۸۲/۵۳	۹۷/۵۲
	Otsu	۹۲/۶۳	۶۵/۴۵	۹۵/۴۶
	Multi	۹۴/۸۹	۸۲/۲۵	۹۶/۹۱
	Adapt	۹۴/۷۷	۷۷/۹۸	۹۵/۸۳
MD	دستی	۹۶/۴۲	۸۷/۰۱	۹۷/۷۳
	Otsu	۹۵/۵۴	۸۲/۲۸	۹۷/۳۴
	Multi	۹۴/۱۲	۸۰/۱۳	۹۶/۴۱
	Adapt	۹۶/۳۲	۸۶/۸۲	۹۷/۸۰
BE	دستی	۹۵/۳۹	۸۲/۱۶	۹۷/۲۹
	Otsu	۹۴/۸۰	۷۸/۹۲	۹۶/۹۰
	Multi	۹۳/۲۴	۷۵/۰۸	۹۵/۹۷
	adapt	۹۴/۸۰	۷۸/۹۲	۹۶/۹۰

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری خودکار مبتنی بر شاخص MNDWI

روند پیاده‌سازی این رویکرد، دقیقاً مشابه رویکرد قبلی است. تنها تفاوت موجود در این رویکرد این است که حدآستانه‌ها بر مبنای تصویر شاخص MNDWI اعمال و ماسک آب تهیه شده است؛ به این علت، نتایج حاصل از این رویکرد نیز برای تهیه نقشه سیل در جدول ۴ ارائه شده است.

در طبقه‌بندی ANN مبتنی بر تصویر شاخص MNDWI بیشترین دقت رویکرد خودکار مربوط به داده‌های آموزشی حاصل از رویکرد Otsu بود. روش داده آموزشی دستی، نتایج بسیار مشابهی با این روش داشته که نشان‌دهنده امکان جایگزینی این رویکرد خودکار به جای رویکرد سنتی است. جدول مذکور در مقایسه با جدول ۳، که

به‌علت تأثیر تراکم و تعداد و مکان نمونه‌های آموزشی خودکار ایجادشده و در تابع تصمیم‌گیری آن باشد؛ زیرا نتایج نشان می‌دهد علت این دقت‌های کمتر، کمبود تعداد پیکسل‌های سیل در مناطق با طیف‌های مختلف در ماسک آب اولیه و درنهایت، تأثیرگذاری بر نقشه تغییرات بوده است. با دقت در نتایج می‌توان دریافت روش سنتی، دقت‌های بسیار بیشتری نسبت به رویکردهای اجراشده در طبقه‌بندی SVM داشت و روش‌های Adaptive و Otsu نسبت به آن، عملکرد ضعیف‌تری داشته که می‌تواند ناشی از علل ذکرشده باشد. طبقه‌بندی بیشترین شباهت در حدآستانه‌های گوناگون، عملکردی کاملاً مشابه با روش SVM داشته است؛ زیرا دقت روش سنتی از سایر رویکردها بیشتر بوده است؛ سپس، روش حدآستانه Multi، عملکرد مناسبی داشته است. دو رویکرد دیگر همانند روش قبل، دقت کمتری در شناسایی مناطق آبی در این بخش داشت. از مقایسه نتایج رویکرد طبقه‌بندی MD با روش سنتی می‌توان دریافت این روش نیز دقت زیادی در شناسایی خودکار مناطق سیل‌زده داشته و به‌صورت مناسبی، پاسخگوی نیاز و هدف پژوهش حاضر است. در این رویکرد، روش حدآستانه‌گذاری خودکار Adaptive و پس از آن، Otsu به‌علت شناسایی تعداد زیادی پیکسل و ماهیت طبقه‌بندی کمترین فاصله، که براساس میانگین طیفی نزدیک‌ترین همسایه‌ها عمل می‌کند، بهترین دقت را داشت.

نتایج طبقه‌بندی خودکار Binary encoding همانند روش SVM، نتایج نسبتاً ضعیف‌تری در مقابل سایر روش‌های مبتنی بر شاخص NDWI داشته است. نکته این طبقه‌بندی این است که با کمترین داده آموزشی یا بیشترین آن در هر روش حدآستانه‌گذاری، که به تهیه ماسک آب منجر می‌شود، به نتایج تقریباً مشابهی دست یافته است. این امر به‌علت ماهیت کدگذاری طبقه‌بندی‌کننده و استفاده از یک تابع کدگذاری بود.

نتیجه‌گیری کلی حاصل از جدول ۳، این است که در بین نقشه‌های سیل تولیدشده توسط پنج رویکرد طبقه‌بندی، رویکرد شبکه عصبی مصنوعی، دقت بیشتری نسبت به سایر حالت‌ها کسب کرد بنابراین، در تهیه نقشه تغییرات سیل توسط داده آموزشی‌های خودکار مبتنی بر تصویر شاخص NDWI، بهترین پاسخ را داشت. انتخاب نوع حدآستانه‌گذاری برای دستیابی به بهترین پاسخ‌ها نیز

برای شناسایی تغییرات منطقه به صورت خودکار برآورد شده است؛ ولی از نظر کمی، نتایج آن مشابه رویکردهای پیشین است. نتیجه‌گیری حاصل از طبقه‌بندی BE نیز همانند شاخص و رویکردهای پیشین، نشان‌دهنده دقت‌های زیاد روش پیشنهادی نسبت به روش سنتی بوده و داده‌های آموزشی خودکار، دقت‌های مشابهی کسب کرد. به صورت کلی، نتایج این بخش در تهیه نقشه تغییرات، مشابه یکدیگر بود؛ اما در صورت مقایسه دقیق آنها از نظر هر سه متغیر ارزیابی، گفتنی است روش ANN در تمامی حالات خودکار، پاسخ بهتری ارائه کرد. نتیجه‌گیری دیگری که از جدول ۴ حاصل می‌شود، نشان‌دهنده بهبود نقشه سیل حاصل از داده‌های آموزشی خودکار مبتنی بر تصویر شاخص MNDWI نسبت به شاخص NDWI است. این اتفاق، به‌ویژه درباره رویکرد SVM بسیار درست است.

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری خودکار مبتنی بر

شاخص AWEI

این رویکرد نیز مشابه دو روش پیشین، برای مقایسه چگونگی عملکرد شاخص AWEI در تهیه نقشه سیل انجام شد. در این بخش، شاخص آب AWEI روی تصاویر تصحیح‌شده، اعمال و سپس، مراحل توضیح داده‌شده در بخش قبل اجرا شد. نتایج ارزیابی طبقه‌بندی‌های مبتنی بر این شاخص نیز در جدول ۵ آمده است.

در رویکرد طبقه‌بندی ANN همانند بخش قبل، نتایج، تشابه زیادی دارد و با توجه به مقادیر به‌دست‌آمده از ارزیابی، گفتنی است ماسک‌های آب به‌دست‌آمده، نقش مؤثری در ایجاد نقشه نهایی داشت. حدآستانه Adaptive با اختلافی چشم‌پوشیدنی، بهترین نتیجه را داشته که ناشی از نوع شناسایی پهنه‌های آبی در آن است.

در رویکرد SVM، همانند روش قبل، نتایج حاصل از حدآستانه‌گذاری Adaptive، دقت بیشتر و حدآستانه‌گذاری Multi، دقت کمتری داشت. روش سنتی نیز در این رویکرد، دقت بسیار خوبی داشت. به‌طور کلی، رویکرد ML، در بیشتر بخش‌ها نتایجی همانند رویکرد SVM کسب کرده است که در اینجا نیز با توجه به جدول ۵، نتایج حاصل از حدآستانه‌گذاری Adaptive، دقت بیشتر و حدآستانه‌گذاری Multi، دقت کمتری داشته است. به‌طور کلی، نتایج، بسیار به یکدیگر شباهت دارد و رفتار هر یک در تولید نقشه سیل نزدیک به یکدیگر بود. نتایج حاصل از

مربوط به همین رویکرد طبقه‌بندی مبتنی بر تصویر شاخص NDWI است، نشان‌دهنده بهبود نتایج و عملکرد بهتر شاخص آب MNDWI در شرایط مختلف نسبت به شاخص پیشین بود.

جدول ۴- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی مبتنی بر شاخص MNDWI

نم طبقه‌بندی	روش آموزش	دقت	ف.ا	FI_score
ANN	دستی	۹۶/۷۴	۸۷/۸۷	۹۸/۰۸
	Otsu	۹۶/۵۹	۸۷/۲۴	۹۷/۹۹
	Multi	۹۵/۰۳	۸۳/۶۱	۹۶/۹۵
	adapt	۹۵/۸۱	۸۴/۴۸	۹۷/۲۱
SVM	دستی	۹۶/۹۱	۸۸/۸۸	۹۸/۱۷
	Otsu	۹۳/۶۰	۷۱/۸۶	۹۶/۱۱
	Multi	۹۵/۰۲	۸۲/۸۹	۹۶/۹۸
	adapt	۹۶/۶۲	۸۷/۹۱	۹۷/۹۵
ML	دستی	۹۵/۸۵	۸۳/۵۳	۹۷/۵۲
	Otsu	۹۵/۸۹	۸۳/۸۷	۹۷/۵۵
	Multi	۹۵/۱۶	۸۳/۶۰	۹۷/۰۵
	adapt	۹۶/۲۱	۸۶/۴۳	۹۷/۶۹
MD	دستی	۹۶/۴۲	۸۷/۰۱	۹۷/۷۳
	Otsu	۹۶/۳۹	۸۷/۰۸	۹۷/۸۰
	Multi	۹۴/۳۳	۸۱/۴۷	۹۶/۵۰
	adapt	۹۳/۳۸	۷۵/۷۶	۹۶/۲۰
BE	دستی	۹۵/۳۹	۸۲/۱۶	۹۷/۲۹
	Otsu	۹۵/۸۰	۸۳/۹۹	۹۷/۵۳
	Multi	۹۴/۲۵	۷۹/۰۲	۹۶/۴۸
	adapt	۹۵/۱۸	۸۱/۰۳	۹۷/۱۵

در روش طبقه‌بندی SVM، حدآستانه‌گذاری Adaptive، بهترین دقت را نسبت به سایر روش‌های خودکار داشته است. علاوه بر این نتیجه‌گیری، گفتنی است روش‌های دیگر نیز در تهیه نقشه سیل موفق عمل کرده و نتایج تقریباً مشابهی نسبت به یکدیگر داشت. رویکرد ML نیز در تهیه نقشه سیل، نتایجی مشابه رویکرد SVM اخذ کرده که در آن، حدآستانه‌گذاری Adaptive، بهترین دقت را نسبت به سایر روش‌ها در تشخیص مناطق آبی داشت. نتایج دلگرم‌کننده از این رویکرد نیز همانند سایر روش‌ها، نشان‌دهنده قدرت زیاد پردازش و نظارت خودکار بر مناطق سیل‌زده بود. رویکرد MD نیز نسبت به ماهیت آن، نتایج خوبی شبیه به رویکرد قبل داشت؛ با این تفاوت که در آن، بیشترین دقت متعلق به حدآستانه‌گذاری Otsu

بیشترین دقت را نسبت به سایر طبقه‌بندی‌کننده‌ها کسب کرد. از دقت در نتایج جدول ۵ مشاهده می‌شود حدآستانه‌گذاری‌های Otsu و Adaptive در تقریباً تمامی حالت‌های بررسی‌شده، بیشترین دقت‌ها را داشت؛ بنابراین، در رویکردهای پیشنهادی پیش‌رو، از این حدآستانه‌گذاری‌های خودکار استفاده می‌شود. علاوه بر این، با توجه به مرسوم و پایه‌ای بودن شاخص NDWI در شناسایی پهنه‌های آبی، اساس ترکیب شاخص‌ها قرار گرفته است و بررسی‌ها روی آن انجام شد.

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری Otsu مبتنی بر

ادغام شاخص‌های NDWI و NDMI

همانگونه که از جدول ۳ مرتبط با حدآستانه‌گذاری Otsu بر مبنای تصویر شاخص NDWI مشاهده می‌شود، این نتایج، کمترین دقت را در کل این پژوهش کسب کرد؛ بنابراین، با توجه به اهمیت و مرسوم‌بودن این شاخص در شناسایی پهنه‌های آبی، به ترکیب آن با دیگر شاخص‌های مرسوم برای ارزیابی نتایج اقدام شد؛ بنابراین، رویکرد پیش‌رو، متفاوت با سه رویکرد پیشین انجام شد. شاخص NDWI برای شناسایی آب در مناطقی با حضور سایه و نویز و سایر مشکلاتی از این قبیل، دچار مشکل می‌شود. همانگونه در شکل ۱ قسمت ب مشاهده می‌شود، بخش بزرگی از منطقه سیل‌زده به رنگ آبی روشن نمایش داده شده است که هم‌رنگ مناطق شهری است. این قسمت در تصویر رنگی حقیقی^۱ به رنگ قهوه‌ای دیده می‌شود که نشان‌دهنده ناخالص بودن آب در آن مناطق است؛ بنابراین، شاخص NDWI در شناسایی آب در این مناطق دچار مشکل بوده که نتیجه آن در بررسی‌های انجام‌شده مشهود است؛ به این علت، در این رویکرد از شاخص رطوبت NDMI کمک گرفته شد که شناسایی خوبی در مناطق سیل‌زده ناخالص دارد. تصویر شاخص NDWI و NDMI پس از سیل در شکل ۳ الف و ب نمایش داده شده است. نتیجه حاصل از ادغام این دو شاخص نیز به‌عنوان نمونه در شکل ۳ ج ارائه شده است.

همانگونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، تصویر حاصل از ادغام شاخص‌های NDWI و NDMI، شناسایی بهتری برای استفاده در تهیه ماسک‌های آب نسبت به شاخص NDWI دارد.

رویکرد MD غالباً در تمامی بخش‌ها، بسیار نزدیک به یکدیگر بوده و اختلاف زیادی در بین متغیرهای ارزیابی نداشت. در ادامه، نتایج حاصل از طبقه‌بندی BE نیز همانند طبقه‌بندی MD در تمامی حالت‌ها و شاخص‌ها، دقت‌هایی شبیه به یکدیگر داشت. این موضوع، به‌ویژه در حدآستانه‌گذاری Otsu و Adaptive مشخص می‌شود.

جدول ۵- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی مبتنی بر شاخص AWEI

نام طبقه‌بندی	داده آموزشی	دقت	فیل‌اسکور
ANN	دستی	۹۶/۷۴	۹۸/۰۸
	Otsu	۹۶/۸۹	۹۸/۱۷
	Multi	۹۴/۷۹	۹۶/۱۲
	adapt	۹۶/۹۳	۹۸/۱۴
SVM	دستی	۹۶/۹۱	۹۸/۱۷
	Otsu	۹۴/۲۴	۹۶/۵۲
	Multi	۹۴/۲۰	۹۶/۴۰
	adapt	۹۵/۷۵	۹۷/۴۷
ML	دستی	۹۵/۸۵	۹۷/۵۲
	Otsu	۹۶/۳۳	۹۷/۸۳
	Multi	۹۴/۲۸	۹۶/۴۴
	adapt	۹۶/۶۲	۹۸/۰۳
MD	دستی	۹۶/۴۲	۹۷/۷۳
	Otsu	۹۶/۴۳	۹۷/۸۱
	Multi	۹۴/۳۵	۹۶/۵۱
	adapt	۹۶/۱۶	۹۷/۶۴
BE	دستی	۹۵/۳۹	۹۷/۲۹
	Otsu	۹۵/۸۰	۹۷/۵۳
	Multi	۹۴/۱۸	۹۶/۴۴
	adapt	۹۵/۸۰	۹۷/۵۳

در این بخش، که داده‌های آموزشی و حدآستانه‌های خودکار بر مبنای تصویر شاخص AWEI بود- همانگونه که از جدول ارائه‌شده، برداشت می‌شود- نتایج، بهبود زیادی نسبت به تصویر شاخص NDWI داشت. در مقایسه با شاخص دیگر، یعنی MNDWI، تفاوت زیادی بین متغیرهای ذکرشده مشاهده نمی‌شود. در واقع، در برخی موارد، دقت برخی حالت‌ها در یک شاخص، کمی بیشتر از دیگری بوده است؛ ولی به‌صورت کلی، هر دو تصویر شاخص، پایه مناسبی برای تهیه داده‌های آموزشی خودکار بود. گفتنی است همانند رویکردهای توسعه‌ای پیشین، در این رویکرد نیز طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی مصنوعی،

MNDWI نیز نتایج بهتری را کسب کرد. به صورت کلی نیز روش ANN، نتایج بسیار خوبی برای تهیه نقشه سیل خودکار داشت.

جدول ۶- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها با ادغام

شاخص‌های NDWI و NDMI			
FI_score	ضرب کاپا	دقت کلی	طبقه‌بندی
۹۸/۳۳	۸۸/۷۷	۹۶/۹۶	ANN
۹۷/۱۶	۸۰/۷۱	۹۵/۲۹	SVM
۹۷/۴۷	۸۳/۱۲	۹۵/۷۷	Max_likelihood
۹۷/۷۸	۸۶/۹۷	۹۶/۳۶	Min_distance
۹۷/۵۳	۸۳/۹۹	۹۵/۸۰	Binary Encoding

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری Otsu مبتنی بر ادغام شاخص‌های NDWI و MNDWI

برای انجام دادن بررسی‌های بیشتر مبنی بر تأثیر ترکیب شاخص‌های آب در نتیجه حاصل از حدآستانه‌گذاری Otsu، شاخص NDWI و MNDWI نیز با یکدیگر ترکیب شد و مطابق رویکرد بخش قبل، طبقه‌بندی‌کننده‌های ذکر شده اعمال شد. نتایج نقشه‌های سیل تهیه‌شده از این رویکرد در جدول ۷ ارائه شده است.

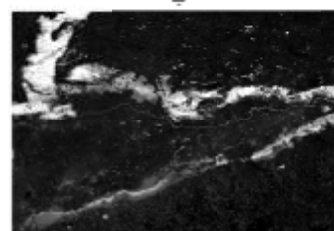
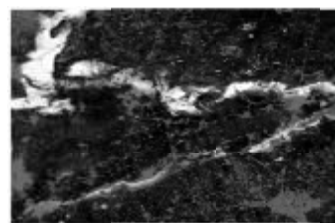
جدول ۷- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر ادغام

شاخص‌های NDWI و MNDWI			
FI_score	ضرب کاپا	دقت کلی	طبقه‌بندی
۹۷/۸۰	۸۷/۰۹	۹۶/۴۰	ANN
۹۵/۹۴	۷۰/۰۸	۹۳/۳۸	SVM
۹۷/۳۶	۸۰/۳۵	۹۵/۶۱	Max_likelihood
۹۷/۷۹	۸۵/۷۷	۹۶/۲۷	Min_distance
۹۶/۹۰	۷۸/۹۲	۹۴/۸۰	Binary Encoding

در این رویکرد، طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی مصنوعی، بهترین پاسخ را داشت. به صورت کلی، نتایج به‌دست‌آمده در مقایسه با نتایج حاصل از شاخص‌های دیگر آب، دقت مشابهی داشته و در برخی موارد، به‌ویژه رویکردهای مرتبط با شاخص NDWI نیز با اختلاف زیادی، دقت‌های بهتری را کسب کرد.

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری Otsu مبتنی بر ادغام شاخص‌های NDWI و AWEI

همانند رویکرد پیشین، این بخش نیز با هدف بهبود حدآستانه‌گذاری Otsu مبتنی بر شاخص NDWI آزمایش شد؛ بنابراین، در این قسمت، تصاویر شاخص‌های آب



شکل ۳- تصاویر شاخص‌های آب پس از سیل؛ الف) شاخص NDWI. ب) شاخص NDWI و ادغام شاخص‌های NDWI و NDMI. ج) ادغام شاخص‌های NDWI و NDMI

براساس فرمول‌های اصلی، طول موج سبز در ماهواره‌های اپتیک، بازتاب آب را به بیشترین حد می‌رساند. همچنین، استفاده از باند فرورسرخ، بازتابندگی کم NIR با ویژگی‌های آب را به حداقل می‌رساند؛ بنابراین از این نظر، تفاوت زیادی بین منطقه خشک و آبی پدیدار می‌شود. همانگونه که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، قسمت زیاد منطقه مورد مطالعه شامل پوشش گیاهی و مناطق زراعی است که در آن براساس انتظار، حجم وسیعی از خاک و گیاه وجود دارد. قسمتی از تصویر پس از سیل به علت گل‌آلود بودن منطقه و ترکیب آن با آب و گیاه، با شاخص NDWI به درستی شناسایی نشده است که ترکیب آن با شاخص رطوبت، کمک زیادی به بهبود نتایج کرد.

از تصویر ترکیبی نیز همانند رویکردهای قبلی، ماسک آب توسط حدآستانه‌ها تهیه و سپس، طبقه‌بندی‌ها اعمال شد. نتایج این رویکرد در جدول ۶ ارائه شد.

از داده‌های جدول مذکور مشاهده می‌شود، دقت‌های ادغام دو تصویر شاخص آب نسبت به دقت‌های حاصل از استفاده از تصویر شاخص NDWI، بهبود زیادی داشته؛ به‌گونه‌ای که در برخی موارد حتی این نتایج با اختلاف کمی از شاخص‌های بهبودیافته دیگر همچون AWEI و

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری Adaptive مبتنی

بر ادغام شاخص‌های NDWI و MNDWI

نتایج حاصل از ادغام دو شاخص یادشده و تهیه داده آموزشی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Adaptive در جدول ۱۰ ارائه شده است.

در این رویکرد نیز همانند رویکرد ترکیبی پیشین، طبقه‌بندی‌کننده ANN، عملکرد بهتری را به نمایش گذاشت.

جدول ۱۰- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر ادغام

شاخص‌های NDWI و MNDWI

طبقه‌بندی	دقت کلی	ضریب کاپا	FI_score
ANN	۹۶/۸۳	۸۸/۶۸	۹۸/۰۹
SVM	۹۶/۰۴	۸۴/۶۶	۹۷/۶۵
Max_likelihood	۹۶/۶۳	۸۷/۷۰	۹۸/۰۲
Min_distance	۹۵/۵۱	۸۳/۹۴	۹۷/۳۰
Binary Encoding	۹۵/۸۰	۸۳/۹۹	۹۷/۵۳

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری Adaptive مبتنی

بر ادغام شاخص‌های NDWI و AWEI

در این بخش از بررسی‌ها، شاخص‌های NDWI و AWEI ادغام و بر مبنای تصویر ادغام‌شده، حدآستانه Adaptive اجرا و داده‌های آموزشی تهیه شد. نتایج این بخش، مطابق جدول ۱۱ است.

در این بخش نیز همانند قبل، طبقه‌بندی ANN، بیشترین دقت را داشت. این بررسی‌ها نشان‌دهنده ثبات این رویکرد طبقه‌بندی در رویکرد پیشنهادی پژوهش است.

نتایج و بررسی‌های انجام‌شده، که به تهیه ۸۵ نقشه تغییرات پس از سیل منجر شده است، در بخش بعدی بررسی و ارزیابی می‌شود.

جدول ۱۱- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر ادغام

شاخص‌های NDWI و AWEI

طبقه‌بندی	دقت کلی	ضریب کاپا	FI_score
ANN	۹۶/۹۸	۸۹/۰۷	۹۸/۲۲
SVM	۹۵/۳۱	۸۰/۶۳	۹۷/۱۶
Max_likelihood	۹۶/۲۶	۸۵/۳۸	۹۷/۷۶
Min_distance	۹۴/۷۳	۸۰/۸۶	۹۶/۹۳
Binary Encoding	۹۵/۸۰	۸۳/۹۹	۹۷/۵۳

تحلیل نتایج

در این بخش به تحلیل نقشه‌های تغییرات سیل اقدام شده است که در هر قسمت برای ارزیابی دقیق‌تر نتایج،

NDWI و AWEI با یکدیگر ترکیب و تمامی مراحل پیش تکرار شده است. نتایج حاصل از این قسمت نیز در جدول ۸ دیده می‌شود.

در این رویکرد نیز همانند رویکرد پیش، طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی مصنوعی، بیشترین دقت را داشته که می‌تواند به علت نوع عملکرد این طبقه‌بندی‌کننده با داده‌های آموزشی تولیدی باشد؛ زیرا حدآستانه‌گذاری Otsu با ادغام شاخص‌های NDWI و MNDWI یا با ادغام شاخص‌های NDWI و AWEI، قابلیت شناسایی همه یا قسمت بزرگی از منطقه سیل‌زده را به‌عنوان داده آموزشی ندارد. این رویکرد در بخش زیادی از نتایج، دقت‌هایی بیشتر از رویکرد بر مبنای تصویر شاخص NDWI داشته است؛ ولی دقت‌های آن نسبت به شاخص AWEI و MNDWI بسیار کم بود.

جدول ۸- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر ادغام

شاخص‌های NDWI و AWEI

طبقه‌بندی	دقت کلی	ضریب کاپا	FI_score
ANN	۹۶/۵۳	۸۷/۵۵	۹۷/۹۴
SVM	۹۴/۳۲	۷۵/۵۴	۹۶/۵۴
Max_likelihood	۹۴/۵۶	۷۶/۸۹	۹۶/۷۰
Min_distance	۹۶/۰۹	۸۴/۷۶	۹۷/۶۷
Binary Encoding	۹۴/۸۰	۷۸/۹۲	۹۶/۹۰

داده آموزشی با حدآستانه‌گذاری Adaptive مبتنی

بر ادغام شاخص‌های NDWI و NDMI

در این رویکرد نیز دقیقاً مطابق رویکرد پیش، بررسی‌ها انجام و نتایج ارائه شده است. تنها تفاوت سه رویکرد پیش رو با سه رویکرد پیشین در نوع حدآستانه‌گذاری استفاده شد. نتایج حاصل از این بخش نیز در جدول ۹ ارائه شده است. در این رویکرد، طبقه‌بندی‌کننده ANN با اختلاف نسبتاً زیادی، عملکرد بهتری نسبت به سایر طبقه‌بندی‌کننده‌ها داشت.

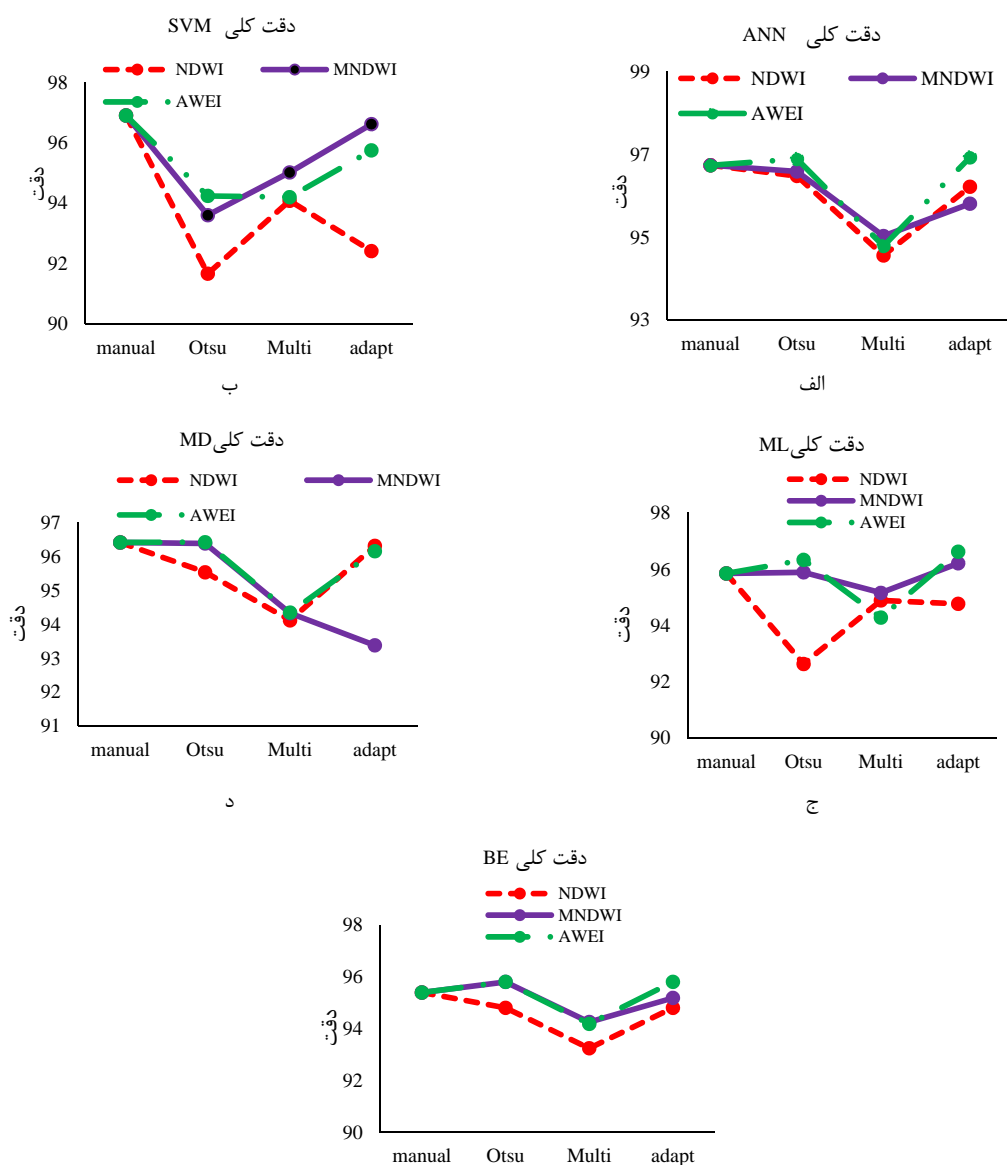
جدول ۹- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌های مبتنی بر ادغام

شاخص‌های NDWI و NDMI

طبقه‌بندی	دقت کلی	ضریب کاپا	FI_score
ANN	۹۶/۵۴	۸۷/۴۳	۹۷/۸۰
SVM	۹۵/۳۱	۸۲/۳۴	۹۷/۲۶
Max_likelihood	۹۵/۳۱	۸۰/۹۶	۹۷/۱۹
Min_distance	۹۴/۹۷	۸۰/۶۸	۹۷/۰۶
Binary Encoding	۹۴/۸۲	۷۸/۸۷	۹۶/۹۱

غیرترکیبی و حدآستانه‌گذاری‌های مختلف و روش‌های سنتی اقدام شد.

نمودارهایی نیز ارائه شده است. درابتدا، به بررسی دقت‌های کلی نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی‌کننده‌های یادشده با داده‌های آموزشی مبتنی بر شاخص‌های



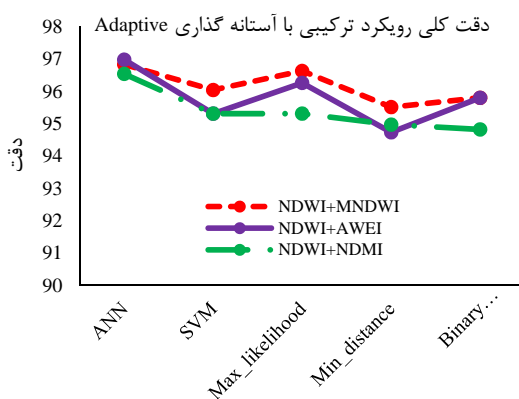
شکل ۴- بررسی دقت طبقه‌بندی‌کننده‌ها در رویکردهای غیرترکیبی: الف) ANN، ب) SVM، ج) ML، د) MD، ه) BE

حالت‌های گوناگون نسبت به سایر رویکردها دارد. در میان شاخص‌های غیرترکیبی ارائه‌شده نیز در بیشتر حالت‌ها، الگوریتم حدآستانه‌گذاری Adaptive، دقت‌های بهتری کسب کرد که پس از آن، الگوریتم Otsu قرار دارد. نتیجه دیگر نمودارهای مذکور، آن است که طبقه‌بندی‌کننده‌ها با داده آموزشی مبتنی بر شاخص NDWI، کمترین دقت‌ها را داشت. این ضعف در شاخص‌های MNDWI و AWEI

از شکل‌های مذکور، نتایج گوناگونی به دست می‌آید که در این قسمت به اصلی‌ترین آنها توجه می‌شود. از میان رویکردهای طبقه‌بندی، الگوریتم ANN در تمامی موارد و حالت‌ها، بیشترین دقت کلی را داشت. علاوه بر این، با توجه به عدم تغییر زیاد دقت‌ها، زمانی که شاخص و الگوریتم حدآستانه‌گذاری تغییر می‌کند، می‌توان نتیجه گرفت، این رویکرد طبقه‌بندی، پایداری بیشتری در

ANN، نتایج بسیار خوبی داشت؛ ضمن اینکه ترکیب این شاخص‌ها موجب بهبود زیاد دقت رویکرد SVM خطی شده است که علت آن، شناسایی بهتر حدآستانه‌گذاری‌ها و تهیه داده‌های آموزشی خودکار بهتر برای ارائه به این رویکرد طبقه‌بندی است. گفتنی است تمامی دقت‌های این رویکرد از دقت‌های حاصل از شاخص NDWI نیز بیشتر بود.

در شکل ۶، نتایج رویکرد ترکیبی بر مبنای حدآستانه‌گذاری Adaptive مقایسه و تحلیل‌ها براساس این نمودار انجام شد.

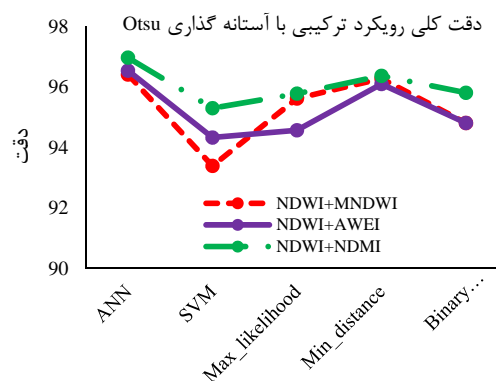


شکل ۶- دقت کلی رویکرد ترکیبی با آستانه‌گذاری Adaptive

در اجرای این رویکرد ترکیبی با حدآستانه‌گذاری Adaptive، نتایج، نشان‌دهنده نزدیکی تقریبی دقت هر سه نوع ترکیب شاخص است. در این میان، به‌صورت انفرادی، بیشترین دقت مربوط به نقشه تهیه‌شده با طبقه‌بندی‌کننده ANN مبتنی بر رویکرد ترکیب شاخص‌های NDWI و AWEI بود که دقتی تقریباً برابر با حالت شاخص ترکیبی حاصل از MNDWI و NDWI داشته و اختلاف دقت این روش با سایر روش‌های ترکیبی به‌صورت کلی زیاد نبوده و در بیشتر روش‌های طبقه‌بندی، چشم‌پوشیدنی است.

در شکل ۷، بهترین نتیجه هر رویکرد با یکدیگر مقایسه شده است؛ برای نمونه، در میان رویکردهای غیرترکیبی، همانگونه که پیش‌تر بررسی شد، نقشه تغییرات حاصل از طبقه‌بندی ANN با آستانه‌گذاری Adaptive مبتنی بر شاخص AWEI، بهترین نقشه تهیه‌شده از نظر دقت است. در بین روش‌های ترکیبی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Adaptive، نقشه تهیه‌شده توسط طبقه‌بندی ANN مبتنی

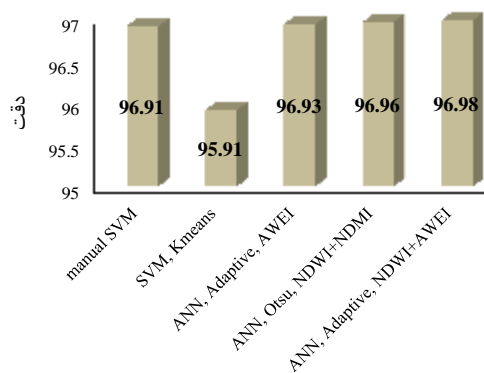
به‌علت استفاده از باندهایی مانند MIR به جای NIR رفع شد. در بیشتر حالت‌های موجود، شاخص‌های MNDWI و AWEI نتایج مشابهی تولید کرده؛ ولی به‌صورت دقیق‌تر، شاخص AWEI در موارد بیشتری، دقت کلی بیشتری ارائه کرد؛ بنابراین، از میان این رویکردها، دقت‌ها بسیار به یکدیگر نزدیک بوده؛ ولی طبقه‌بندی ANN و الگوریتم حدآستانه‌گذاری Adaptive و شاخص آب AWEI، بیشترین نتایج را ارائه کرد؛ در حالی که از نظر زمان اجرا و تهیه نقشه تغییرات، رویکرد ML به‌علت سرعت زیاد و دقت‌های مناسب نیز می‌تواند استفاده شود. در ادامه، در شکل ۵، رویکردهای ترکیبی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Otsu مقایسه شده است.



شکل ۵- دقت کلی رویکرد ترکیبی با آستانه‌گذاری Otsu

در این رویکرد، همانگونه که از شکل ۵ دریافت می‌شود، ترکیب شاخص NDWI با شاخص NDMI، بیشترین دقت را داشته است. همانگونه که در جدول‌های نتایج نیز مشاهده و بحث شد، در برخی موارد، شاخص ترکیبی NDWI و NDMI، عملکرد بهتری نسبت به شاخص‌های غیرترکیبی بهبودیافته مانند AWEI و MNDWI داشت. در مقایسه دو شاخص ترکیبی دیگر، اختلاف شاخص ترکیبی حاصل از ادغام NDWI و MNDWI با شاخص ترکیبی حاصل از ادغام NDWI و AWEI در بیشتر موارد زیاد نیست؛ ولی به‌صورت سخت‌گیرانه در این رویکرد مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Otsu با شاخص ترکیبی MNDWI و NDWI، دقت‌های بیشتری داشته و ترکیب شاخص‌های NDWI و AWEI، نتایج بسیار ضعیف‌تری نسبت به شاخص‌های ترکیبی و غیرترکیبی بهبودیافته داشت که می‌تواند نتیجه تجمیع روابط دو شاخص و باندهای مربوط باشد. در این رویکرد نیز طبقه‌بندی‌کننده

پژوهش هنگامی که دقت مد نظر باشد، روش‌هایی با عملکرد خوب است؛ در حالی که اگر سرعت و دقت اجرایی به‌صورت هم‌زمان در پروژه‌ای مد نظر قرار گیرد، روش‌های خودکار غیر ترکیبی، پاسخگوی نیاز پروژه است.



شکل ۷- مقایسه بهترین نقشه‌های تغییرات تهیه‌شده با رویکردهای مختلف

جدول ۱۲- نتایج آزمون مک‌نمار

متغیر	رویکرد مقایسه‌شده
Z_Score	
۷/۶۱	طبقه‌بندی SVM با داده آموزشی Kmeans
۶۷/۸	طبقه‌بندی ANN با داده آموزشی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Adaptive و شاخص AWEI
۹۹/۸۳	طبقه‌بندی ANN با داده آموزشی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Otsu و ادغام شاخص‌های NDWI و NDMI
۳۰/۰۸	طبقه‌بندی ANN با داده آموزشی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Adaptive و ادغام شاخص‌های NDWI و AWEI

نتیجه‌گیری

درنهایت، گفتنی است با پیشرفت فناوری و ظهور تصاویر مختلف هوایی/ ماهواره‌ای، فرصت‌ها و امکانات فراوانی در مدیریت مؤثر و پایدار ایجاد شد. یکی از بهترین راه‌ها برای استخراج اطلاعات از تصاویر راقومی، طبقه‌بندی تصویر است. یکی از چالش‌های موجود در طبقه‌بندی تصاویر، به حداقل رساندن کار تحلیلی با استفاده از الگوریتم‌هایی است که سطح بالایی از اتوماسیون دارد. این موضوع، به‌ویژه در زمینه مدیریت بحران سیل با توجه به حساسیت و رخداد ناگهانی آن، بسیار مهم است؛ بنابراین، برای ارتقای این چالش، در این پژوهش، رویکردی خودکار و کارا برای استفاده در کلاسه‌بندی‌های نظارت‌شده با تأکید

بر این حدآستانه و شاخص ترکیبی AWEI و NDWI بهترین شناخته شده و در رویکردهای ترکیبی مبتنی بر حدآستانه‌گذاری Otsu، نقشه تغییرات حاصل از ANN با شاخص ترکیبی NDWI و NDMI، بیشترین دقت را داشت؛ بنابراین، در نمودار ذیل، این سه نتیجه به همراه دقیق‌ترین نقشه تغییرات حاصل از داده آموزشی خودکار مبتنی بر رویکرد طبقه‌بندی نظارت‌نشده Kmeans و دقیق‌ترین نقشه سنتی تهیه‌شده، ارزیابی و تحلیل شد. بدین ترتیب، بهترین نقشه‌های تهیه‌شده از میان ۸۵ نقشه تغییرات نیز بررسی شد.

در میان بهترین نتایج این پژوهش، نقشه تغییرات تهیه‌شده با طبقه‌بندی ANN با داده آموزشی خودکار حاصل از حدآستانه‌گذاری Adaptive مبتنی بر شاخص ترکیبی AWEI و NDWI، بهترین دقت را داشت. پس از آن نیز با اختلاف بسیار کمی، طبقه‌بندی ANN با داده آموزشی خودکار حاصل از حدآستانه‌گذاری Otsu مبتنی بر شاخص ترکیبی NDWI و NDMI بسیار موفق عمل کرد. در جایگاه بعدی، رویکرد طبقه‌بندی ANN با داده آموزشی خودکار حاصل از حدآستانه‌گذاری Adaptive مبتنی بر شاخص غیرترکیبی AWEI قرار دارد. روش داده آموزشی دستی و داده آموزشی خودکار تهیه‌شده از طبقه‌بندی Kmeans، دقت‌های کمتری دارد. برای انجام دادن بررسی‌های بیشتر میان این نتایج، از آزمون مک‌نمار به‌عنوان یکی از روش‌های ارزیابی دقیق بهره گرفته شد؛ در حالی که آزمون مک‌نمار، برتری و کارآمدی روش پیشنهادی را نسبت به سایر روش‌های مرسوم مقایسه می‌کند؛ بدین‌منظور که امکان وجود اختلاف معنی‌دار روش پیشنهادی را از نظر دقت با سایر روش‌ها ارزیابی می‌کند. این آزمون میان روش SVM دستی و سایر روش‌های ذکرشده در شکل ۷ انجام شد. مقادیر حاصل از آن به‌عنوان Z-score در جدول ۱۲ دیده می‌شود.

براساس آزمون مک‌نمار، زمانی که مقادیر Z_score بزرگ‌تر از ۱/۹۶ باشد، اختلاف معناداری میان دو روش وجود دارد. از دقت در جدول ۱۲ مشاهده می‌شود تمامی نتایج، بالای ۱/۹۶ است؛ بنابراین، اختلاف معناداری میان رویکردهای توسعه‌ای با رویکرد سنتی وجود دارد؛ پس نتایج نشان می‌داد رویکردهای اتوماتیک ارائه‌شده در این

- for very high-resolution images, specific case UltraCam-D imagery. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 40
4. Du Z. Li W. Zhou D. Tian L. Ling F. Wang H. Gui Y. and Sun B. 2014. Analysis of Landsat-8 OLI imagery for land surface water mapping. Remote sensing letters. 5(7): 672-681.
 5. Feyisa G. L. Meilby H. Fensholt R. and Proud S. R. 2014. Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. Remote Sensing of Environment. 140: 23-35.
 6. Gao H. Wang L. Jing L. and Xu J. 2016. An effective modified water extraction method for Landsat-8 OLI imagery of mountainous plateau regions. IOP conference series: earth and environmental science. 2016: IOP Publishing Volume 34, 9th Symposium of the International Society for Digital Earth (ISDE) 5-9 October 2015, Halifax, Canada.
 7. Li W. Du Z. Ling F. Zhou D. Wang H. Gui Y. Sun B. and Zhang X. 2013. A comparison of land surface water mapping using the normalized difference water index from TM, ETM+ and ALI. Remote Sensing. 5(11): 5530-5549.
 8. Rokni K. Ahmad A. Selamat A. and Hazini S. 2014. Water feature extraction and change detection using multitemporal Landsat imagery. Remote sensing. 6(5): 4173-4189.
 9. Shen L. and Li C. 2010. Water body extraction from Landsat ETM+ imagery using adaboost algorithm. 2010 18th International Conference on Geoinformatics; IEEE. p: 1-4.
 10. Singh A. 1989. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. International journal of remote sensing. 10(6): 989-1003.
 11. Xu H. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. International journal of remote sensing. 27(14): 3025-3033.

بر تولید اتوماتیک داده‌های آموزشی برای تهیه نقشه تغییرات سیل ارائه شد. به صورت کلی، ۸۵ بررسی مختلف روی نقشه تغییرات سیل، با استفاده از روش‌های خودکار ترکیبی و غیرترکیبی برای تهیه داده آموزشی‌های خودکار برای طبقه‌بندی‌های نظارت‌شده انجام شد. نتایج، دقت مطلوبی برای تأمین هدف استخراج اطلاعات از منطقه سیل‌زده دارد؛ برای مثال، در تمامی رویکردهای بررسی شده، طبقه‌بندی ANN، دقت‌های زیادی داشته که این موضوع از نمودارهای ارائه‌شده نیز مشاهده می‌شود. علاوه بر این، با توجه به تغییرنداشتن زیاد دقت نقشه‌های حاصل از این طبقه‌بندی با شاخص‌ها و حد آستانه‌گذاری‌های مختلف، گفتنی است این طبقه‌بندی، استحکام زیادی نیز دارد. نتایج نشان می‌دهد طبقه‌بندی ANN در رویکردهای ترکیبی با حدآستانه‌گذاری‌های Otsu و Adaptive، بیشترین دقت و بیشترین استحکام را داشته است. در مقایسه روش‌ها در ارتباط با سرعت اجرا نیز طبقه‌بندی‌های ML و MD عملکرد مناسبی ارائه کرد؛ در حالی که اختلاف دقت طبقه‌بندی‌های یادشده در مقایسه با طبقه‌بندی ANN در برخی موارد، زیاد نیست و امکان جایگزینی با توجه به سرعت اجرایی بیشتر را دارد. درنهایت، از بحث و تحلیل در نتایج، گفتنی است رویکردهای خودکار پیشنهادی این پژوهش، امکان جایگزینی با روش‌های سنتی طبقه‌بندی را داشت؛ بنابراین، رویکرد اجراشده در تسریع عملیات مدیریت بحران، کارایی زیادی دارد. در پژوهش‌های بعدی، بهتر است از نقشه واقعیت زمینی تهیه‌شده توسط سازمان‌های مربوط استفاده شود که به صورت میدانی و دقیق‌تر جمع‌آوری می‌شود.

منابع

1. سلیمانی ک. و درویشی ش. 1399. پهنه‌بندی و پایش خطر سیل بهار 1398 خوزستان با استفاده از داده‌های لندست-8. اکوهیدرولوژی. 7(3): 647-622.
2. میراحسنی م. و سلمان ماهینی ع. 1397. نقش سنجش از دور و داده‌های آن در چرخه مدیریت بحرانی طبیعی و بحران‌ها. دانش پیشگیری و مدیریت بحران. 8(3): 240-225.
3. Barzegar M. Ebadi H. and Kiani A. 2015. Comparison of different vegetation indices