

ارائه روشی جهت شناسایی محدوده سیل‌زده مبتنی بر روش‌های تشخیص تغییرات و پردازش ابری GEE از تصاویر راداری و نوری

رضا سعید^{۱*}، علی محمدزاده^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور – دانشکده مهندسی نقشه‌برداری – دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی
reza.saeed.k@email.kntu.ac.ir

^۲ استاد گروه فتوگرامتری و سنجش از دور – دانشکده مهندسی نقشه‌برداری – دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی
a_mohammadzadeh@kntu.ac.ir

(دریافت: اسفند ۱۴۰۳، تصویب: اردیبهشت ۱۴۰۴)

چکیده

سیلاب یکی از مخرب‌ترین و پرتکرارترین بلایای طبیعی است که به دلیل بارش‌های شدید، افزایش سطح رودخانه‌ها و عوامل ترکیبی مختلف رخ می‌دهد. این مطالعه یک رویکرد جدید چندمنبعی در سنجش از دور را ارائه می‌دهد که با ترکیب تصاویر نوری چندطیفی و داده‌های راداری مستقل از شرایط جوی (SAR)، فرآیند نقشه‌برداری خودکار و دقیق وسعت سیلاب را تسهیل می‌کند. با بهره‌گیری از قابلیت‌های پردازشی ابری و نزدیک به زمان واقعی (GEE) Google Earth Engine، این روش امکان پایش سریع و گسترده سیلاب‌ها را فراهم می‌سازد. در این پژوهش، با بهره‌گیری از داده‌های ماهواره‌ای Sentinel-1 و Sentinel-2، دو منطقه منتخب در اسپانیا و مکزیک، یک چارچوب تشخیص تغییرات چندزمانه و آستانه‌گذاری پویا برای داده‌های SAR طراحی شد و دقت آن با نقشه‌های وسعت سیلاب استخراج‌شده از تصاویر نوری سنیتل ۲ ارزیابی گردید. نتایج نشان داد که آستانه‌گذاری ثابت برای استخراج سیلاب از داده‌های SAR در تمامی مناطق جغرافیایی قابل تعمیم نیست، بنابراین از یک تحلیل حساسیت خودکار برای تعیین آستانه‌های بهینه متناسب با هر منطقه استفاده شد. ارزیابی دقت این روش نشان داد که میزان تطابق بین داده‌های SAR و تصاویر نوری برای اسپانیا بین ۸۲٪ تا ۸۵٪ و برای مکزیک بین ۶۷٪ تا ۷۴٪ است، با این مزیت که SAR قادر به شناسایی مناطق سیلابی حتی در شرایط پوشش ابری است. علاوه بر این، بررسی‌ها نشان داد که CVA (Change Vector Analysis) در شرایط اقلیمی، کاربری‌های مختلف زمین و ویژگی‌های متنوع توپوگرافی عملکرد بهتری دارد. این مطالعه نشان می‌دهد که ترکیب تصاویر SAR و نوری در یک چارچوب چندمنبعی و چندزمانه‌ای، رویکردی دقیق، سریع و مؤثر برای پایش سیلاب‌های گسترده ارائه می‌دهد. نتایج این تحقیق می‌تواند اطلاعات معتبر و به‌موقع را برای سیاست‌گذاران، نهادهای امداد‌رسان و مدیران بحران فراهم کند و نقش مهمی در مدیریت بلایا و کاهش اثرات سیلاب‌های مخرب ایفا نماید.

واژگان کلیدی: شناسایی سیلاب، مدیریت بحران، GEE، تشخیص تغییرات.

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

سیلاب‌ها از جمله شایع‌ترین و مخرب‌ترین بلایای طبیعی به شمار می‌روند و اثرات گسترده‌ای بر محیط‌زیست و جوامع انسانی بر جای می‌گذارند. امروزه، تقریباً ۲۳ درصد از جمعیت جهان مستقیماً در معرض خطر وقوع سیلاب‌هایی قرار دارند که به طور متوسط هر صد سال یک‌بار رخ می‌دهند [۱]. سیلاب‌ها ۴۳.۴٪ از تمام بلایای طبیعی ثبت‌شده در جهان را تشکیل می‌دهند که منجر به مرگ ۱۴۲,۰۸۸ نفر شده‌اند و خسارات اقتصادی مستقیم به ارزش ۶۵۶ میلیارد دلار بین سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۷ گزارش شده است [۲]. در مکزیک، مناطق مختلف، به ویژه بخش جنوبی کشور، به طور مداوم با چالش‌های مربوط به سیلاب دست و پنجه نرم می‌کنند [۳]. خلیج مکزیک یکی از آسیب‌پذیرترین سواحل جهان است و از سال ۲۰۰۴ به طور فزاینده‌ای توسط طوفان‌های دریایی مورد حمله قرار گرفته است [۴]. سیلاب‌های خطرناک اخیر و مکرر نیاز فوری به روش‌های پیشرفته برای تعیین محدوده سیلاب‌ها در مناطق آسیب‌دیده را نشان می‌دهند [۵]. اقداماتی که به نجات جان انسان‌ها کمک می‌کنند و مناطق شهری مستعد آسیب‌های زیرساختی را شناسایی می‌کنند، بسیار حیاتی هستند. داده‌های ماهواره‌ای زمین‌نگر^۱ به عنوان یکی از مفیدترین و کاربردی‌ترین ابزارها شناخته می‌شوند که امکان دسترسی زمین‌شناسان به داده‌های دقیق و نزدیک به زمان واقعی با وضوح‌های مکانی و زمانی بالا را فراهم می‌کنند. ماهواره‌های سنجش از دور^۲ زمین ابزارهایی قدرتمند برای انجام مطالعات گسترده، از جمله تشخیص سیلاب، تحلیل خاک، و نظارت بر خسارات طبیعی ارائه می‌دهند. این فناوری‌ها با بهره‌گیری از پیشرفت‌های علمی و فنی، داده‌هایی با ویژگی‌های متنوع تولید می‌کنند که شامل وضوح مکانی (مساحت سطح زمین که هر پیکسل تصویر آن را پوشش می‌دهد)، وضوح طیفی (بازه‌های طیف الکترومغناطیسی ثبت‌شده توسط حسگرها)، وضوح زمانی (فاصله زمانی میان ثبت داده‌ها از یک مکان مشخص توسط همان ماهواره) و وضوح رادیومتریکی است [۶]. ماهواره‌های نوری، اسپات^۳، مادیس^۴، لندست^۵ و ... طی چندین دهه

داده‌های تصویری ارزشمندی جمع‌آوری کرده‌اند. علاوه بر این، روش‌های مختلفی برای بهره‌برداری از تصاویر چندطیفی در استخراج ویژگی‌های آبی و غیرآبی ارائه شده است؛ مانند طبقه‌بندی تصویر چندطیفی^۶، تفسیر بصری، طبقه‌بندی با استفاده از قوانین تصمیم‌گیری^۷، نسبت‌بندی^۸ و طبقه‌بندی مبتنی بر شیء^۹ [۱۰، ۹، ۸، ۷]. نقشه‌برداری بدون نظارت از سیلاب با استفاده از تصاویر دوزمانه Sentinel-1، یک روش نوین مبتنی بر سنجش از دور راداری (SAR) را برای تشخیص خودکار و دقیق مناطق سیل‌زده ارائه می‌دهد [۱۱]. علاوه بر این، شاخص‌هایی نظیر NDVI^{۱۰}، NDWI^{۱۱}، MNDWI^{۱۲} و NDPI^{۱۳} به طور گسترده برای شناسایی آب‌های سطحی در تصاویر نوری استفاده شده‌اند [۱۵، ۱۴، ۱۳، ۱۲]. ترکیب داده‌های راداری و اپتیکال می‌تواند دقت نقشه‌برداری از مناطق آسیب‌دیده را به طور قابل توجهی بهبود بخشد. این رویکرد با بهره‌گیری از مزایای مکمل هر دو نوع داده، امکان تشخیص دقیق تر و جامع تر را فراهم می‌کند [۱۶]. با وجود اینکه ماهواره‌های اپتیکال از دهه ۱۹۷۰ تصاویر مهمی را ارائه می‌دهند، اما داده‌های آنها به شدت تحت تأثیر چرخه‌های جوی و روزانه هستند، زیرا برای ثبت ویژگی‌های زمین و آب به انعکاس نور خورشید از سطح زمین وابسته‌اند. در حالی که تصاویر نوری به دلیل تغییرات ناشی از پوشش ابر و اختلال در نفوذ از طریق لایه‌های ابر در هنگام بارش محدودیت‌هایی دارند، تصاویر رادار با دهانه مصنوعی^{۱۴} به انعکاس انرژی وابسته هستند و قابلیت تصویربرداری در روز و شب را فراهم می‌کنند. این ویژگی باعث می‌شود که تصاویر رادار با دهانه مصنوعی تحت تأثیر شرایط جوی قرار نگیرند و به همین دلیل برای نقشه‌برداری سیلاب و پایش محیطی بسیار مناسب باشند. مطالعات مختلف روش‌های متنوعی برای شناسایی و نظارت بر منابع آبی پیشنهاد کرده‌اند، از جمله استفاده از تصاویر نوری چندطیفی و داده‌های رادار با دهانه

۴ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

۵ Land Remote-Sensing Satellite (Landsat)

۶ Multispectral image classification

۷ Decision rule classification

۸ Band rationing

۹ Object based classification

۱۰ Normalized difference vegetation index

۱۱ Normalized difference water index

۱۲ Modified NDWI

۱۳ Normalized differential pond index

۱۴ Synthetic aperture radar

۱ Earth-observing satellite

۲ Remote sensing

۳ SPOT

مصنوعی با بهره‌گیری از الگوریتم‌های نظارت‌شده و نظارت‌نشده. تکنیک‌های آستانه‌گذاری، مانند روش اوتسو، به طور گسترده برای شناسایی سیلاب مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱۷]. با این حال، چالش‌هایی به وجود می‌آید زمانی که عوامل اختلالی بر بازتاب تصاویر رادار با دهانه مصنوعی تأثیر می‌گذارند، که ممکن است کارایی را کاهش دهد [۱۸]. علاوه بر این، تصویربرداری نوری ممکن است به دلیل حساسیت انعکاس^{۱۵} NIR با مشکلاتی در شاخص‌های طیفی آستانه‌ای مواجه شود. در مقابل، در سال‌های اخیر تکنیک‌های مختلفی به وجود آمده‌اند که رویکردهای جایگزینی برای غلبه بر این چالش‌ها ارائه می‌دهند. استفاده از تصاویر رادار با دهانه مصنوعی منجر به ظهور روش‌های نوآورانه‌ای شده است که به اهداف مختلفی از جمله طبقه‌بندی پوشش زمین^{۱۶} [۱۹] و استخراج آبراهه‌پاسخ می‌دهند. روش تشخیص تغییرات^{۱۷} یک تکنیک قابل اعتماد و ساده برای تعیین مناطق سیلابی است. این روش در چندین مطالعه برای پردازش سریع و پاسخ به رویدادهای حساس به زمان استفاده شده است [۲۰، ۲۱، ۲۲، ۲۳]. تشخیص تغییرات یک روش تحلیل تصویر است که به طور معمول استفاده می‌شود و از تصاویر تاریخ‌های مختلف برای شناسایی تغییرات در یک منظره استفاده می‌کند [۲۴]. این روش برای طیف گسترده‌ای از کاربردها، از جمله بررسی منابع طبیعی [۲۵]، برنامه‌ریزی شهری [۲۶]، [۲۷]، نظارت بر ترافیک بار [۲۸]، نقشه‌برداری از سیلاب [۲۹]، [۳۰]، نظارت بر کشاورزی [۳۱] و ارزیابی خسارات زلزله استفاده شده است [۳۲]. اخیراً، با بهره‌گیری از معماری‌های محاسبات ابری و قابلیت‌های محاسبات با کارایی بالا، زمین‌شناسان و مهندسان به طیف گسترده‌ای از داده‌های مشاهده زمین دسترسی پیدا کرده‌اند. این پیشرفت انقلابی امکان پردازش حجم عظیمی از داده‌ها در پلتفرم‌های ابری را فراهم کرده و تولید سریع‌تر محصولات نقشه را تسهیل نموده است. علاوه بر این، این ابزارها نیاز به دانلود داده‌ها و ایجاد فضای کاری مجهز به سخت‌افزارها و نرم‌افزارهای تخصصی و پرهزینه برای جابجایی و پردازش داده‌های جهانی را به‌طور چشمگیری کاهش داده‌اند [۳۳، ۳۴].

GEE^{۱۸} نقش پیشگامانه‌ای در ارائه یک پلتفرم محاسبات ابری و نگهداری یک آرشیو جامع و به‌روز از داده‌های سنجنش از دور ایفا کرده است که امکان توسعه تحلیل‌ها و تفسیرهای داده‌های ماهواره‌ای در مقیاس محلی و جهانی را فراهم می‌کند [۲۹، ۳۴]. مطالعاتی متعددی در زمینه پایش سیلاب با استفاده از سنجنش از دور انجام شده است که به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود.

دی وریس و همکاران [۳۵] الگوریتمی مبتنی بر GEE ارائه کردند که از داده‌های سنتینل^{۱۹} و لندست برای شناسایی سیلاب‌های جدید بهره می‌برد. این روش با استفاده از تصاویر چند زمانی رادار با دهانه مصنوعی و امتیازات Z^{۲۰}، تغییرات سطح آب را شناسایی می‌کند. بررسی‌ها نشان داد که این الگوریتم توانست صحت کلی ۸۹.۸٪ ± ۲.۸٪ را برای سیلاب ناشی از طوفان هاروی در تگزاس ارائه دهد و عملکرد بهتری نسبت به آستانه‌های ساده بازتاب سیگنال^{۲۱} نشان دهد. در مطالعه‌ای دیگر، این الگوریتم بر سیلاب‌های ناشی از طوفان آوا در ماداگاسکار اعمال شد و توافق کلی ۹۸.۵٪ بین نقشه‌های تولیدشده و داده‌های عملیاتی سرویس مدیریت اضطراری کوپرنیکوس^{۲۲} مشاهده شد. نتایج نشان داد که این روش قابلیت تولید سریع نقشه‌های سیلاب در چند دقیقه را دارد و می‌تواند به‌طور موثری برای پایش سیلاب‌های گسترده به کار رود.

اسلام و منگ [۳۶] الگوریتمی برای نقشه‌برداری سریع سیلاب‌های شهری با استفاده از تصاویر سنتینل و پلتفرم GEE توسعه دادند. این تحقیق از ترکیب قطبش‌های VH^{۲۳} و VV برای شناسایی مساحت‌های سیلاب‌زده در هوستون، تگزاس، پس از طوفان بهره برد. برای شناسایی مساحت‌های سیلابی، چهار روش مختلف شامل آستانه‌گذاری، تشخیص تغییرات، طبقه‌بندی بدون نظارت و نظارت‌شده به کار رفت. همچنین، روش جدیدی برای تخمین عمق سیلاب معرفی شد که توانست مناطق سیلابی بیش‌برآورد شده در سطوح صاف مانند جاده‌ها را تصحیح کند. نتایج نشان داد که ترکیب قطبش‌ها دقت بالاتری نسبت به سایر ترکیبات داشتند. روش طبقه‌بندی نظارت‌شده با ترکیب (* VH

^{۱۸} Google Earth Engine

^{۱۹} Sentinel-1

^{۲۰} Zscore

^{۲۱} Simple redispersion thresholds

^{۲۲} Copernicus Emergency Management Service

^{۲۳} Polarization

^{۱۵} Near infrared

^{۱۶} Land cover classification

^{۱۷} Change detection method

(۷۷) بالاترین دقت کلی را با ۸۲.۶٪ ارائه داد، در حالی که روش‌های دیگر مانند تشخیص تغییرات و آستانه‌گذاری نیز با بهبود میانگین دقت ۷٪ پس از حذف مناطق بدون عمق سیلاب، عملکرد قابل‌توجهی نشان دادند. این مطالعه نشان داد که استفاده از ترکیبات قطبش‌های رادار با دهانه مصنوعی می‌تواند به بهبود قابل توجهی در نقشه‌برداری سیلاب‌های شهری منجر شود و ابزار مفیدی برای مدیریت بلایا و پاسخ اضطراری فراهم آورد.

هالدر و بوس [۳۷] در این مطالعه به بررسی کارایی پلتفرم Google Earth Engine (GEE) در نقشه‌برداری و ارزیابی سیلاب‌های ناشی از شکست دریاچه یخچالی پرداختند. این پژوهش بر روی سیلاب ناشی از بارش شدید و طغیان دریاچه یخچالی South Lhonak در حوزه رودخانه تیستا در سیکیم هیمالیا متمرکز شده است. در این تحقیق، تصاویر سنتینل ۱ برای تهیه نقشه‌های سیلاب در بازه‌های زمانی پنج‌روزه از ۵ اکتبر ۲۰۲۳ تا ۵ نوامبر ۲۰۲۳ مورد استفاده قرار گرفتند. علاوه بر این، با ترکیب این داده‌ها با تصاویر لندست ۹، نقشه پوشش و کاربری زمین^{۲۴} تولید شد تا اثرات سیلاب بر اراضی مختلف بررسی شود. نتایج نشان داد که جنگل‌های متراکم و متوسط به ترتیب ۳۰٪ و ۲۰٪ آسیب دیده‌اند، در حالی که صخره‌های بایر حدود ۱۴٪ تخریب را تجربه کرده‌اند. همچنین، زمین‌های کشاورزی (۱۳٪)، مناطق ساخته‌شده (۷٪)، پوشش برف (۱۱٪) و منابع آبی (۵٪) تحت تأثیر این سیلاب قرار گرفتند. این پژوهش تأکید می‌کند که ترکیب داده‌های راداری سنتینل ۱ با تصاویر لندست ۹ در محیط GEE رویکردی دقیق و سریع برای پایش سیلاب و ارزیابی تأثیرات آن بر کاربری زمین ارائه می‌دهد که می‌تواند برای مدیریت بلایا و کاهش خسارات مناطق حساس بسیار کاربردی باشد. رحمان و شرمین [۳۸] به بررسی تأثیر سیلاب‌های موسمی بر پوشش گیاهی و دمای سطح زمین در شمال شرق بنگلادش، یکی از مناطق مستعد سیل، پرداخته‌اند. در این مطالعه، از داده‌های سنتینل ۱ و لندست ۸ در پلتفرم Google Earth Engine (GEE) برای تجزیه و تحلیل تغییرات پوشش گیاهی و دمای سطح زمین^{۲۵} در دوره ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۰ استفاده شده است. نتایج اولیه نشان داد که مناطق سیلابی

هرساله دچار افزایش و کاهش متناوب شده‌اند، به‌طوری‌که در سال ۲۰۱۹ بالاترین میزان افزایش سیلاب ۵۷.۳٪ ثبت شد. همچنین، بررسی رابطه بین شاخص^{۲۶} EVI و تغییرات دمای سطح زمین نشان داد که مناطق سیلابی به‌طور میانگین ۵۰٪ کاهش در مقدار EVI نسبت به مناطق غیرسیلابی دارند که در نهایت منجر به افزایش دمای سطحی در این مناطق شده است. تحلیل ۱۰,۰۲۴ شبکه ۱×۱ کیلومتری با استفاده از همبستگی و رگرسیون خطی نشان داد که همبستگی منفی (کمتر از ۰.۵۶) در تمامی سال‌ها) بین EVI و مناطق سیلابی وجود دارد و بالاترین مقدار R² (۰.۴۳۲۵) در سال ۲۰۱۷ مشاهده شد. این تحقیق اهمیت استفاده از پلتفرم GEE را در پایش سریع و کارآمد سیلاب و تأثیرات آن بر پوشش گیاهی و دمای سطحی نشان داده و قابلیت این رویکرد را برای مدیریت بلایا و برنامه‌ریزی محیطی در مناطق آسیب‌پذیر تأیید می‌کند.

سینگ و راوات [۳۹] روشی برای نقشه‌برداری سریع مناطق سیلابی با استفاده از داده‌های سنتینل ۱ و پلتفرم GEE توسعه دادند. این تحقیق به بررسی تأثیر بارش‌های شدید موسمی در منطقه کانگرا، هیمالچال پرادش، هند، در جولای ۲۰۲۳ پرداخت که منجر به سیلاب‌های گسترده و خسارات قابل‌توجهی شد. برای شناسایی مناطق سیلابی، تصاویر سنتینل ۱ با قطبش VH در بازه‌های پیش و پس از سیلاب تحلیل شدند. فرآیند پردازش شامل حذف نویز اسپکل^{۲۷} با استفاده از الگوریتم Refined Lee و اعمال آستانه‌گذاری تجربی برای تشخیص تفاوت‌های سطحی ناشی از سیلاب بود. همچنین، برای تفکیک منابع آبی دائمی از سیلاب، از داده‌های JRC^{۲۸} استفاده شد. نتایج نشان داد که مساحتی حدود ۷۵ کیلومتر مربع از منطقه کانگرا به‌عنوان مناطق سیلابی شناسایی شد. این مطالعه تأکید کرد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ با قابلیت نفوذ از ابرها و پردازش سریع GEE می‌تواند ابزار قدرتمندی برای مدیریت بلایا باشد. همچنین، استفاده از این روش امکان ارائه نقشه‌های دقیق را فراهم کرد، که می‌تواند برای کاهش خسارات و پاسخ سریع در شرایط بحرانی مؤثر باشد. این مطالعه نشان داد که داده‌های رادار با دهانه مصنوعی، به

^{۲۶} Enhanced Vegetation Index (EVI)

^{۲۷} Speckle (noise reduction)

^{۲۸} JRC- Global Surface Water

^{۲۴} Land Use and Land Cover (LULC)

^{۲۵} land surface temperature (LST)

دلیل توانایی جمع‌آوری اطلاعات در هر شرایط آب‌وهوایی، همراه با ابزارهای پردازش ابری مانند GEE، پتانسیل بالایی برای پایش و مدیریت سیلاب دارند. محققان پیشنهاد کردند که در تحقیقات آینده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و ترکیب داده‌های برای بهبود دقت نقشه‌برداری استفاده شود. محمود و همکاران [۴۰] الگوریتمی برای نقشه‌برداری سیلاب‌های تاریخی با استفاده از تصاویر لندست و GEE توسعه دادند. این مطالعه از داده‌های لندست ۵، ۷ و ۸ برای شناسایی مناطق دائمی و موقتی آب در مقیاس جهانی استفاده کرد و هدف آن ارائه راه‌حلی سریع و کم‌هزینه برای نقشه‌برداری سیلاب و تولید داده‌های آموزشی برای مدل‌های یادگیری ماشین بود. برای شناسایی مناطق سیلابی، الگوریتم FMA^{۲۹} از یک مکعب داده شامل تصاویر هم‌پوشان لندست در بازه‌های زمانی قبل، حین، و بعد از سیلاب بهره برد. این الگوریتم با استفاده از شاخص MNDWI برای شناسایی مناطق آبی و داده‌های HAND^{۳۰} برای تفکیک آب‌های دائمی از موقتی عمل کرد. همچنین، ماسک NDVI برای حذف مناطق با پوشش گیاهی متراکم و تصحیح داده‌ها در مناطق ناهموار اعمال شد. نتایج نشان داد که الگوریتم FMA دقت کلی بین ۷۴٪ تا ۸۹٪ را برای ۹ رویداد سیلاب جهانی ارائه داد. در سیلاب Red River (۲۰۱۹)، الگوریتم هم‌پوشانی بالایی با نقشه‌های مرجع داشت و توانست مناطق سیلابی را با دقت قابل‌توجهی شناسایی کند. عملکرد الگوریتم در مناطق همگن مانند زمین‌های کشاورزی و دشت‌ها بالاترین دقت را نشان داد، اما در مناطق شهری به دلیل وجود سازه‌های پیچیده و سایه‌ها، دقت کاهش یافت. این مطالعه نشان داد که استفاده از FMA در GEE می‌تواند به‌طور مؤثری هزینه‌ها و زمان لازم برای نقشه‌برداری سیلاب را کاهش دهد. همچنین، پیشنهاد شد که برای بهبود دقت و گسترش کاربرد این الگوریتم، داده‌های سنتینل ۲ و اطلاعات جمعیتی به روش اضافه شوند.

دیمسی و همکاران [۴۱] الگوریتمی برای نقشه‌برداری سیلاب‌های شهری با استفاده از داده‌های سنتینل ۱ و پلتفرم گوگل ارث توسعه دادند. این مطالعه بر روی منطقه دارالسلام، تانزانیا، که به دلیل بارش‌های شدید فصلی به‌طور

مکرر دچار سیلاب می‌شود، متمرکز بود. برای شناسایی مناطق سیلابی، داده‌های سنتینل ۱ با قطبش VV از سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۱ جمع‌آوری و پردازش شدند. فرآیند شامل حذف نویز اسپیکل با استفاده از الگوریتم Refined Lee و اعمال روش آستانه‌گذاری Otsu برای طبقه‌بندی آب و غیر آب بود. مناطق سیلابی با استفاده از داده‌های مرجع با وضوح بالا ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که دقت کلی الگوریتم ۹۵٪ و ضریب کاپا ۰.۹۰ بود. به‌طور میانگین، مساحتی حدود ۵۰ کیلومتر مربع در هر رویداد سیلاب (مارس ۲۰۱۹ و ۲۰۲۱) به‌عنوان مناطق سیلابی شناسایی شد. بیشترین میزان سیلاب در مناطق نزدیک به آب‌های داخلی و سواحل اقیانوس هند مشاهده شد، در حالی که دقت شناسایی در مناطق شهری متراکم به دلیل بازتاب‌های پیچیده و وضوح محدود سنتینل ۱ کاهش یافت. این مطالعه نشان داد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ با پلتفرم گوگل ارث ابزاری قدرتمند برای نقشه‌برداری و پایش سیلاب در مناطق شهری فراهم می‌کند. همچنین، پیشنهاد شد که تحقیقات آینده از داده‌های با وضوح بالاتر و روش‌های یادگیری ماشین برای بهبود شناسایی در مناطق پیچیده شهری استفاده کنند.

محارمی و همکاران [۴۲] الگوریتمی برای نقشه‌برداری سیلاب با استفاده از داده‌های سنتینل ۱ و پلتفرم GEE توسعه دادند. این مطالعه بر سیلاب شدید مارس ۲۰۱۹ در آق‌قلا، استان گلستان، ایران تمرکز داشت که به دلیل بارش‌های سنگین، مناطق وسیعی از این منطقه را تحت تأثیر قرار داد. برای شناسایی مناطق سیلابی، داده‌های سنتینل ۱ با قطبش VV در بازه‌های قبل، حین، و پس از سیلاب پردازش شدند. روش آستانه‌گذاری Otsu برای تفکیک مناطق سیلابی از سایر کلاس‌های پوشش زمین به کار رفت. علاوه بر این، از مدل ارتفاع رقومی برای بررسی توزیع مکانی سیلاب در شیب‌ها سطحی استفاده شد. نتایج نشان داد که مساحت مناطق سیلابی از ۳۰ کیلومتر مربع در ۱۱ مارس ۲۰۱۹ به ۱۶۲.۵ کیلومتر مربع در ۲۳ مارس افزایش یافت و در ۱۶ آوریل به حداکثر وسعت ۲۵۰ کیلومتر مربع رسید. حدود ۸۲٪ از مناطق سیلابی در شیب کمتر از ۳ درجه و ۶۲٪ در فرورفتگی‌های سطحی قرار داشتند. دقت کلی الگوریتم بیش از ۹۰٪ و ضریب کاپا برابر ۰.۹۵ بود. این مطالعه نشان داد که ترکیب داده‌های سنتینل ۱ با قابلیت نفوذ از ابرها و ابزارهای پردازش سریع،

^{۲۹} Flood Mapping Algorithm

^{۳۰} Site-specific HAND data

روشی مؤثر و کارآمد برای نقشه‌برداری سریع سیلاب ارائه می‌دهد. همچنین، پیشنهاد شد که در تحقیقات آینده از روش‌های پیشرفته و تجزیه قطبش برای بهبود دقت و پوشش بهتر استفاده شود.

ریانتو و همکاران [۴۳] الگوریتمی برای نقشه‌برداری پتانسیل سیلاب‌های شهری با استفاده از داده‌های چندزمانی سنتینل ۱ و شبکه عصبی پیچشی سه‌بعدی^{۳۱} ارائه دادند. این تحقیق بر منطقه جاکارتا و مناطق ساحلی تمرکز داشت، جایی که سیلاب‌های مکرر ناشی از بارش‌های شدید فصلی اتفاق می‌افتد. برای شناسایی مناطق سیلابی، تصاویر چندزمانی با قطبش‌های VH و VV از ماه نوامبر ۲۰۱۹ تا اکتبر ۲۰۲۰ پردازش شدند. این تصاویر به سه دسته قبل‌رویداد، هم‌زمان با رویداد (۲ ژانویه ۲۰۲۰)، و پس از رویداد تقسیم شدند. مدل شبکه عصبی پیچشی سه‌بعدی داده‌ها را به‌صورت سه‌بعدی پردازش کرده و مناطق سیلابی را بر اساس تغییرات بازپراکندگی و تغییرات زمانی در پیکسل‌ها شناسایی کرد. فرآیند شامل پیش‌پردازش تصاویر به فرمت خاکستری و جداسازی نمونه‌های سیلاب و غیرسیلاب برای آموزش مدل بود. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی پیچشی سه‌بعدی با تنظیمات بهینه ۱۵۰ ایپوک و تقسیم داده‌ها به نسبت ۲۰/۸۰، دقت کلی ۰.۷۱ را در مدت زمان پردازش ۲۸۳ دقیقه به دست آورد. این مدل توانست مناطق سیلابی را با دقت بالاتری نسبت به روش‌های قبلی شناسایی کند و مناطق غیرسیلابی مانند خلیج جاکارتا را حذف کند. با این حال، برخی از مناطق شناسایی‌شده با نقشه‌های رسمی دولت هم‌خوانی نداشتند، زیرا نقشه‌های دولتی مناطق سیلابی را به صورت کل بخش‌ها دسته‌بندی می‌کنند. این مطالعه نشان داد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند مدل شبکه عصبی پیچشی سه‌بعدی همراه با داده‌های سنتینل ۱ و قدرت پردازش GEE ابزار مؤثری برای پایش سیلاب و مدیریت بلایا در مناطق شهری ارائه می‌دهد. همچنین پیشنهاد شد که در تحقیقات آینده از داده‌های چندحسی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیشرفته‌تر برای بهبود دقت و شناسایی در محیط‌های پیچیده استفاده شود.

حمیدی و همکاران [۴۴] به بررسی یک رویکرد چندمنبعی برای پایش سریع گستره سیلاب با استفاده از

تشخیص تغییرات در داده‌های SAR در پلتفرم Google Earth Engine (GEE) پرداخته‌اند. این پژوهش با استفاده از تصاویر سنتینل ۱، سنتینل ۲ و لندست ۸، دو رخداد سیلابی بزرگ ناشی از طوفان‌های هاروی ۲۰۱۷ و آیدا ۲۰۲۱ در سواحل خلیج ایالات متحده را مورد بررسی قرار داده است. در این روش، الگوریتم تشخیص تغییرات و آستانه‌گذاری برای استخراج مناطق سیلابی از تصاویر چندزمانه SAR توسعه داده شد و نتایج با داده‌های ایتیکال برای ارزیابی دقت اعتبارسنجی شدند. برای تشخیص سیلاب، سه شاخص راداری NDFI^{۳۲} (شاخص نرمال‌شده تشخیص سیلاب)، RI^{۳۳} (شاخص نسبت تغییرات SAR) و DII^{۳۴} (شاخص تفاضل شدت) مورد استفاده قرار گرفتند که امکان جداسازی مناطق سیلابی را با دقت بالا فراهم می‌کنند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش پیشنهادی، دقتی بین ۷۷٪ تا ۸۰٪ در مقایسه با تصاویر ایتیکال دارد، درحالی‌که داده‌های SAR به دلیل قابلیت تصویربرداری در شرایط ابری، امکان شناسایی سیلاب‌های پنهان در زیر ابرها را نیز فراهم می‌کند. همچنین، یک تحلیل حساسیت خودکار برای تنظیم مقادیر آستانه‌گذاری در مناطق مختلف انجام شد که نشان داد مقدار آستانه ثابت برای استخراج سیلاب از داده‌های SAR در همه مناطق مناسب نیست و نیاز به تنظیمات خاص مکانی دارد. این پژوهش به مقیاس‌پذیری روش‌های SAR برای تولید اطلاعات سریع و دقیق جهت تصمیم‌گیری در مواقع بحران و کمک به مدیریت سیلاب تأکید دارد و استفاده از پلتفرم GEE را به عنوان ابزاری کارآمد برای پردازش داده‌های سنجش‌ازدور و پایش گسترده و سریع سیلاب معرفی می‌کند.

مطالعات مختلف در پایش سیلاب با GEE و داده‌های سنتینل ۱ و لندست با چالش‌هایی مانند نویز اسپیکل، محدودیت وضوح مکانی، و وابستگی به آستانه‌گذاری تجربی مواجه‌اند. همچنین، شاخص‌های SAR مانند NDFI، RI، و DII برای شناسایی سیلاب به کار رفتند، اما دقت آن‌ها در مناطق مختلف متغیر بود و نیاز به مطالعات بیشتری دارد. با توجه به اهمیت پایش دقیق و به‌موقع سیلاب‌ها به منظور مدیریت بحران، ارزیابی خسارات و برنامه‌ریزی‌های آینده، توسعه روش‌هایی که بتوانند در شرایط محیطی و توپوگرافی

^{۳۲} Normalized Difference Flood Index (NDFI)

^{۳۳} Ratio Index (RI)

^{۳۴} Difference Intensity Index (DII)

^{۳۱} Three-Dimensional Convolutional Neural Networks

متنوع عملکرد مناسبی داشته باشند، ضروری به نظر می‌رسد. یکی از چالش‌های اساسی در شناسایی مناطق سیلابی با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور، کاهش دقت شاخص‌های رایج در مواجهه با تغییرات کاربری اراضی، تنوع پوشش سطح زمین و تفاوت‌های هندسی سطوح است. در بسیاری از مناطق، وجود انواع کاربری‌های متفاوت مانند اراضی کشاورزی، مناطق شهری، تالاب‌ها، جنگل‌ها و همچنین تغییرات توپوگرافی نظیر ناهمواری‌های طبیعی یا ساختارهای مصنوعی، باعث بروز پیچیدگی‌هایی در تشخیص دقیق آب‌گرفتگی می‌شود.

در پاسخ به این چالش، هدف این مطالعه ارائه یک رویکرد یا شاخص بهینه برای تشخیص سیلاب است که قابلیت تعمیم‌پذیری بالایی داشته و بتواند در گستره وسیعی از شرایط اقلیمی، کاربری‌های مختلف زمین و ویژگی‌های متنوع توپوگرافی، دقت بالایی از خود نشان دهد. در این راستا، دو منطقه مطالعاتی با ویژگی‌های اقلیمی، کاربری و هندسه‌ی سطح زمین متفاوت انتخاب شده‌اند تا تأثیر این شرایط بر کارایی روش پیشنهادی مورد بررسی دقیق قرار گیرد. علاوه بر این، در این تحقیق تلاش شده است تا به این سؤال پاسخ داده شود که تفاوت‌های محیطی، از جمله شرایط آب‌وهوایی و نوع پوشش زمین، چگونه می‌توانند بر کارایی شاخص‌های مختلف در شناسایی مناطق سیلاب‌زده تأثیرگذار باشند. تحلیل نتایج به‌دست‌آمده از این مناطق، امکان ارزیابی جامع‌تری از میزان پایداری و اثربخشی روش پیشنهادی در شرایط واقعی را فراهم خواهد کرد و می‌تواند به توسعه شاخص‌های مقاوم‌تر و کارآمدتر برای پایش سیلاب در مقیاس‌های مختلف مکانی و زمانی کمک نماید.

۲- روش انجام

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

بارش شدید در شرق اسپانیا سیلاب‌های مرگبار و ویرانگری در استان والنسیا به وجود آورد. در تاریخ ۲۹ اکتبر ۲۰۲۴، بیش از ۳۰۰ میلی‌متر (۱۲ اینچ) باران در برخی از مناطق استان بارید، طبق گزارش آژانس هواشناسی اسپانیا، در شهر چیوا، نزدیک به ۵۰۰ میلی‌متر (۲۰ اینچ) باران در عرض ۸ ساعت بارید [۴۵]. همچنین پس از باران‌های شدید ناشی از یک موج استوایی، رودخانه پاپالوپان طغیانی

شد و باعث سیلابی شدن چندین خیابان در شهرداری تلاکتالپان، وراروز شد. کمیسیون ملی آب گزارش داد که سطح رودخانه پاپالوپان در ارتفاع مرکز شهرداری تلاکتالپان به ۲.۱۲ متر رسید، یعنی ۲۲ سانتی‌متر بالاتر از حداکثر سطح آب عادی آن که ۱.۹۰ متر است. بر اساس گزارش سازمان حوضه آبریز خلیج مرکزی کوناگوا، رودخانه پاپالوپان از ۲۷ تا ۲۹ اکتبر در تلاکتالپان حداکثر سطح‌های بین ۲.۶۰ تا ۲.۸۰ متر را ثبت کرد و کاهش تدریجی آن پیش‌بینی می‌شود [۴۶]. منطقه مطالعه ما شامل شهر والنسیا در اسپانیا و میناتیتلان در مکزیک است. انتخاب دو مکان به دلیل شرایط آب و هوایی متفاوت آنها بود که محور اصلی این مطالعه است. این انتخاب امکان تحلیل دقیقی از چگونگی تأثیر محیط‌های مختلف بر نتایج مطالعه را فراهم می‌کند (شکل ۱).

۲-۲- داده‌های مورد استفاده

سنتینل ۱ یک مأموریت تصویربرداری راداری آژانس فضایی اروپا است^{۳۵} که از اکتبر ۲۰۱۴ آغاز شده و داده‌های رادار با دو قطبش^{۳۶} مداوم باند C با وضوح زمانی^{۳۷} شش یا ۱۲ روزه (یعنی هر ماهواره دارای نرخ بازدید ۱۲ روزه است که با ترکیب هر دو ماهواره، وضوح زمانی شش روزه حاصل می‌شود)، سه وضوح فضایی (۱۰، ۲۵ و ۴۰ متر) و چهار ترکیب باند VV یا HH و باند دوگانه VV + VH و HH + VH را فراهم می‌کند. همچنین، چهار حالت از تصاویر راداری در مجموعه داده‌های سنتینل موجود است:^{۳۸} SM،^{۳۹} IW،^{۴۰} EW،^{۴۱} WV [۴۷]. تصاویر سنتینل ۱ سطح ۱ (GRD) در GEE قابل دسترسی هستند و از قبل پردازش شده‌اند [۴۸].

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه برای نقشه‌برداری سیلاب (جدول ۱)، از تصاویر پلاریزاسیون VH و VV که در حالت IW به دست آمده‌اند استفاده می‌کنیم که وضوح مکانی ۱۰ متری را ارائه می‌دهند.

^{۳۵} European Space Agency (ESA)

^{۳۶} Dual-polarization

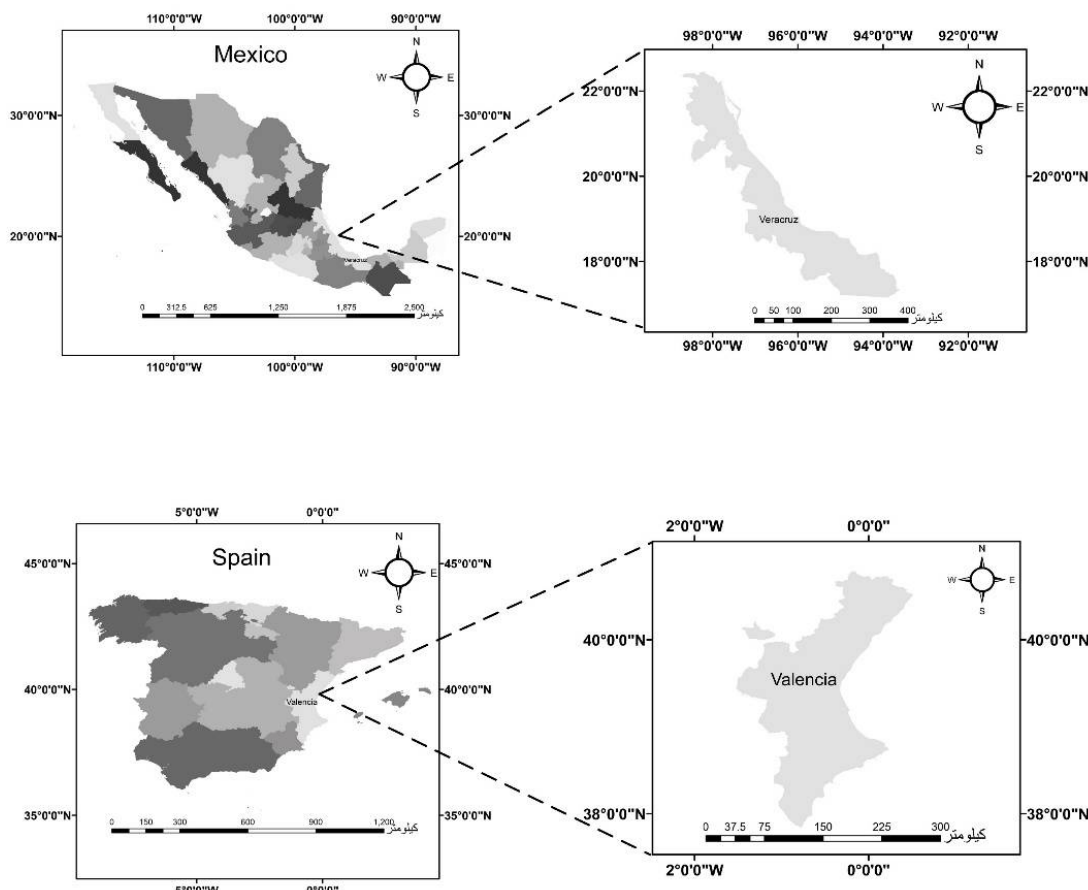
^{۳۷} Temporal resolution

^{۳۸} Stripmap

^{۳۹} Interferometric wide

^{۴۰} Swath, extra wide

^{۴۱} Swath, wave



شکل ۱- مناطق مورد مطالعه

۲-۳- نقشه‌برداری چندمنبعی و چند زمانی سیلاب

در این بخش، روشی ارائه می‌شود که با ترکیب داده‌های سنجش از دور چندمنبعی و چندزمانه، استخراج مناطق سیلابی را با دقت و کارایی بالا امکان‌پذیر می‌سازد. ابتدا، تصاویر چندزمانه رادار با دهانه مصنوعی (SAR) برای اعمال تکنیک تشخیص تغییرات استفاده می‌شوند تا شاخص‌هایی مانند RI، NDFI، DII و CVA محاسبه شده و مناطق سیلابی شناسایی شوند. سپس، تصاویر نوری، حتی با وجود تأثیرات ابرها، سایه‌ها به‌منظور ارزیابی دقت و انجام تحلیل حساسیت خودکار برای تعیین مقادیر آستانه بهینه شاخص‌ها جهت استخراج سیلاب به کار گرفته می‌شوند. در نهایت، با بهره‌گیری از آستانه‌های بهینه، نقشه‌های نهایی سیلاب از تصاویر شاخص SAR استخراج می‌شوند. شکل ۲، فلوچارت مفهومی این روش را که مراحل انجام‌شده را به‌تصویر می‌کشد، نمایش می‌دهد. روش تشخیص تغییرات

برای بهبود تحلیل، نواحی با شیب بیش از ۵ درجه با استفاده از مدل ارتفاعی مأموریت راداری شاتل ناسا (SRTM) که داده‌های ارتفاعی با وضوح ۳۰ متر را ارائه می‌دهد، فیلتر می‌شوند.

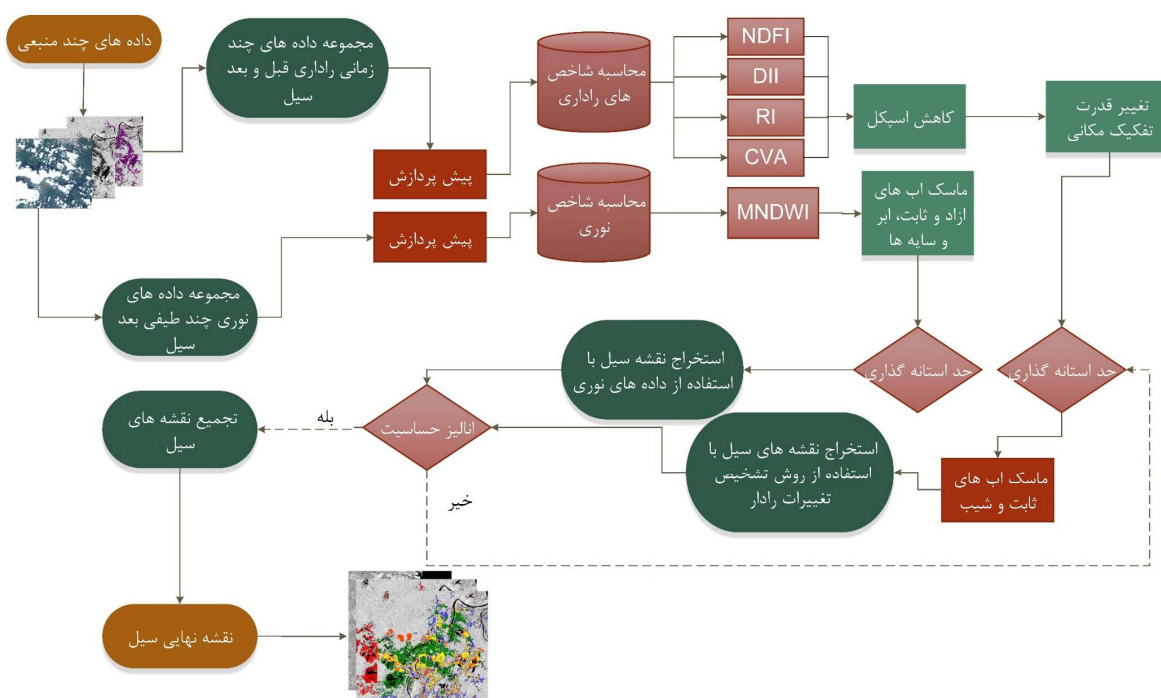
علاوه بر این، لایه‌های نقشه‌برداری آب‌های سطحی جهانی برای حذف آب‌های دائمی و تمرکز بر مناطق مستعد سیلاب استفاده می‌شوند. سنیتل ۲ یک ماهواره دیگر آژانس فضایی اروپا است که تصاویر چندطیفی با ۱۳ باند طیفی و عرض نوار وسیع ۲۹۰ کیلومتر ارائه می‌دهد. این ماهواره پوشش جهانی با وضوح مکانی بالا (یعنی ۱۰-۶۰ متر بسته به باندها) ارائه می‌دهد که می‌تواند برای نظارت بر سیلاب و پاسخ به وضعیت اضطراری استفاده شود. مجموعه تصاویر سنیتل ۲ که در بازه زمانی این مطالعه در GEE در دسترس است، استفاده می‌کنیم. در این مطالعه، از تصاویر نوری سنیتل ۲ برای تحلیل حساسیت روش تشخیص تغییرات رادار با دهانه مصنوعی به مقادیر آستانه مختلف استفاده می‌کنیم.

یک تکنیک قابل اعتماد و ساده برای تعیین مناطق سیلابی است. این روش در چندین مطالعه برای پردازش سریع و پاسخ به رویدادهای حساس به زمان استفاده شده است [۳۹، ۱۲]. همان طور که در شکل ۲ آمده است در این مطالعه مجموعه‌ای از تصاویر راداری را که شرایط پیش از سیلاب و پس از سیلاب را ثبت کرده‌اند، بازیابی می‌کنیم و از آنها به عنوان مجموعه‌های مرجع و سیلاب استفاده می‌کنیم. برای این کار، ابتدا یک بیس لاین تعیین می‌کنیم با محاسبه میانگین سیگنال‌های برگشتی از تصاویر مرجع تا مشخص کنیم که کجا/کی سیلابی رخ نداده است. سپس، با محاسبه حداقل سیگنال‌های بازتابی از تصاویر سیلاب، تصاویر پس از سیلاب را ایجاد می‌کنیم. با در نظر گرفتن حداقل سیگنال‌های بازتابی تصاویر راداری پس از یک رویداد سیلابی، می‌توان حداکثر وسعت سیلاب را در منطقه مطالعه ثبت کرد [۴۸]. در نهایت، با استفاده از تصاویر مرجع و سیلاب، شاخص‌های زیر را که از داده‌های رادار مشتق شده‌اند، محاسبه می‌کنیم:

(۱) NDFI: NDFI مناطق سیلابی را برجسته می‌کند [۴۸، ۱۲] و با استفاده از معادله ۱ محاسبه می‌شود:

$$NDFI = \frac{|mean(\sigma_{o|BF}) - min(\sigma_{o|AF})|}{|mean(\sigma_{o|BF}) + min(\sigma_{o|AF})|} \quad (1)$$

مکان رویداد	سنجنده	تاریخ	رویداد	قدرت تفکیک مکانی
والنسیا	سنتینل ۱	۱۵ سپتامبر ۲۰۲۴	قبل سیل	۱۰ متر
		۱۵ اکتبر ۲۰۲۴		
		۱۹ اکتبر ۲۰۲۴	بعد سیل	
		۱ نوامبر ۲۰۲۴		
میناتیتلان	سنتینل ۲	۵ ژوئن ۲۰۲۴	قبل سیل	۲۰ متر
		۲۵ ژوئن ۲۰۲۴		
		۱۹ اکتبر ۲۰۲۴	بعد سیل	
		۵ نوامبر ۲۰۲۴		



شکل ۲- روند کلی تحقیق

جایی که $\sigma_0|BF|$ و $\sigma_0|AF|$ به ترتیب ضریب پراکنش^{۴۲} تصاویر SAR قبل و بعد از سیلاب هستند.

(۲) DII: تفاوت مطلق بین تصاویر قبل از سیلاب و بعد از سیلاب است که توسط لانگ و همکاران [۴۹] پیشنهاد شده است که در معادله ۲ نشان داده شده است:

$$DII = \left| \min(\sigma_{0|AF|}) - \text{mean}(\sigma_{0|BF|}) \right| \quad (۲)$$

(۳) RI: RI به طور گسترده‌ای برای ترسیم سیلاب استفاده می‌شود [۵۰، ۱۰]. برای محاسبه RI، حداقل مقادیر پراکندگی برگشتی مطلق پس از سیلاب بر میانگین مقادیر پراکندگی برگشتی مطلق تصاویر قبل از سیلاب تقسیم می‌شود، همانطور که در معادله ۳ نشان داده شده است:

$$RI = \frac{\left| \min(\sigma_{0|AF|}) \right|}{\left| \text{mean}(\sigma_{0|BF|}) \right|} \quad (۳)$$

(۴) تحلیل تغییر بردار (CVA) یک تکنیک برای شناسایی تغییرات در تصاویر سنجش از دور است که با تحلیل تفاوت بین پیکسل‌های مربوط به دو دوره زمانی مختلف انجام می‌شود. این روش بر ایجاد یک بردار تغییر چندبعدی تمرکز دارد که نمایانگر شدت و جهت تغییر در مقادیر پیکسل‌ها است [۵۱]. همانطور که در معادله ۴ نشان داده شده است (B1 قطبش VV و B2 قطبش VH):

$$A = B1_{\min(\sigma_{0|AF|})} - B1_{\text{mean}(\sigma_{0|BF|})} \quad (۴)$$

$$B = B2_{\min(\sigma_{0|AF|})} - B2_{\text{mean}(\sigma_{0|BF|})}$$

$$CVA = \sqrt{(A)^2 + (B)^2}$$

پس در این مطالعه ۳ مرحله اصلی وجود دارد (شکل ۲) ابتدا از تصاویر راداری چندزمانه (SAR) که در زمان‌های مختلف، قبل و بعد از وقوع سیل، جمع‌آوری شده‌اند استفاده می‌شود. در این مرحله، از تکنیک‌های تشخیص تغییرات برای شناسایی نواحی سیلابی استفاده می‌شود. در مرحله بعد، از تصاویر نوری برای ارزیابی دقت استخراج مناطق سیلابی استفاده می‌شود. در این مرحله، با استفاده از تحلیل حساسیت، مقادیر آستانه بهینه برای شاخص‌ها تعیین

می‌شود. این آستانه‌ها به‌طور خاص برای تفکیک دقیق‌تر مناطق سیلابی از سایر مناطق استفاده می‌شوند. پس از تعیین آستانه‌های بهینه از تصاویر، مرحله نهایی شامل استخراج نقشه‌های سیلاب از داده‌های SAR است. با استفاده از این آستانه‌ها، می‌توان نقشه‌های دقیقی از مناطق سیلابی تولید کرد که وضعیت واقعی سیلاب‌ها را به‌طور دقیق نمایش می‌دهند.

مقدار آستانه: مقادیر پیکسل‌های شاخص SAR محاسبه شده که با تغییر همراه نیستند (یعنی غیرسیلابی) مقادیر بسیار متفاوتی از پیکسل‌های تغییر یافته (یعنی سیلابی) نشان می‌دهند؛ بنابراین، تحلیل توزیع مقادیر به دست آمده از شاخص SAR که مقایسه قبل و بعد از سیلاب را انجام می‌دهد، امکان شناسایی و استخراج پیکسل‌های سیلابی را فراهم می‌کند. یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای انتخاب مقادیر آستانه بر اساس این فرض است که تابع چگالی (یعنی توزیع یا هیستوگرام) تفاوت معناداری از نظر ریاضی در مورد پیکسل‌های سیلابی و غیرسیلابی را معلوم می‌کند [۵۲]. معادله ای که برای تعیین این آستانه استفاده می‌شود، بر اساس تعداد انحراف معیارها از میانگین تصویر شاخص رادار است و مقدار آستانه می‌تواند با استفاده از معادله ۵ تعیین شود [۵۳، ۴۹، ۱۲]:

$$Thr = \text{mean}(SAR \text{ Index Image}) \pm k_f \times \text{stdev}(SAR \text{ Index Image}) \quad (۵)$$

با این حال، دریافتیم که این مقدار آستانه ثابت همیشه مناسب نیست و در استخراج پیکسل‌های سیلابی برای شاخص‌ها و مناطق مختلف ناکام خواهد بود [۲۲]. بنابراین، یک تحلیل حساسیت از ضریب k_f انجام دادیم تا مقدار آستانه‌ای را تخمین بزنیم که منجر به بالاترین دقت در استخراج پیکسل‌های سیلابی از تصاویر شاخص رادار شود. هیستوگرام‌های هر تصویر شاخص رادار مورد بررسی قرار گرفتند و مقادیر k_f به‌طور تکراری از ۰.۰ تا ۲.۰ با افزایش ۰.۱ آزمایش شدند. مساحت سیلابی استخراج‌شده از هر مقدار k_f با وسعت سیلاب استخراج‌شده از تصاویر چندطیفی با استفاده از MNDWI تأیید شد. نتایج تحلیل حساسیت بر روی نقشه‌های وسعت سیلاب رادار و نوری، مقادیر بهینه k_f را به ما ارائه می‌دهند که در نهایت برای تولید نقشه نهایی وسعت سیلاب برای هر شاخص و هر جغرافیا استفاده شدند. نقشه‌های وسعت سیلاب که از

^{۴۴} Backscatter coefficient

رویکرد چندمنبعی و چندزمانی فوق‌الذکر به دست آمده‌اند، نیاز به برخی اصلاحات پس‌پردازش دارند. اولاً، پوشش زمین آب دائمی با استفاده از لایه‌های نقشه‌برداری آب سطحی جهانی JRC ماسک‌گذاری می‌شود. سپس، از مدل ارتفاع رقومی برای حذف مناطقی که شیب آنها بیشتر از ۵ درجه است و احتمال وقوع سیلاب در آنها کم است، استفاده شد. در نهایت، ما با اعمال یک فیلتر نرم‌کننده برای کاهش اثر اسپکل تصاویر راداری، نویز را از تصاویر حاصل کاهش دادیم. MNDWI به عنوان بخشی از رویکرد داده‌های چندمنبعی، از تصاویر چندطیفی موجود ماهواره سنتینل ۲ برای نقشه‌برداری سیلاب استفاده می‌کنیم. برای استخراج پیکسل‌های سیلابی، ما MNDWI را محاسبه می‌کنیم که برای شناسایی آب‌های سطحی در تصاویر اپتیک به طور معمول استفاده می‌شود [۵۵،۵۴].

۲-۴- روش ارزیابی نتایج و تحلیل حساسیت

به منظور ارزیابی عملکرد نقشه‌های سیلاب تصاویر رادار، معادله ۶ درصد توافقی^{۴۳} شاخص‌های رادار را نسبت به نتایج تصاویر نوری برآورد می‌کند [۴۴]. تمرکز این معیار بر نسبت تشخیص مناطق سیلاب که توسط تصاویر نوری و راداری مطابقت دارد، تمرکز دارد و مناطقی که فقط توسط تصاویر راداری شناسایی شده است نادیده گرفته می‌شود.

$$Agr\% = c/o \times 100 \quad (۶)$$

در معادله ۶ متغیر c ناحیه همپوشانی تشخیص منطقه سیلاب با تصاویر سنتینل ۲ و سنتینل ۱ است، O ناحیه تشخیص سیلاب با سنتینل ۲ است. این معادله به طور مؤثر درصد تشخیص سیلاب تصاویر رادار را که با تشخیص آب نوری تداخل دارد نشان می‌دهد. از سوی دیگر، معادله ۷ درصد توافقی کلی را بر اساس وسعت سیلاب تخمین‌زده‌شده توسط تصاویر رادار و نوری را محاسبه می‌کند. این معادله برای انجام یک تحلیل حساسیت از نقشه‌های وسعت سیلاب ناشی از شاخص‌های مبتنی بر راداری و نوری پیشنهاد می‌شود [۴۴].

$$Total Agr\% = c/(o + src - c) \times 100 \quad (۷)$$

^{۴۸} Agreement

در معادله ۷ متغیر SRC ناحیه سیل زده که توسط تصاویر رادار پس از حذف نواحی پوشیده از ابر در تصاویر نوری شناسایی شده است. هدف معیار توافقی کلی این است که اطمینان حاصل می‌کند که نواحی سیلابی شناسایی شده توسط تصاویر رادار، به طور مناسب با شناسایی‌های تصاویر نوری مقایسه شوند و نواحی پوشیده از ابر در داده‌های نوری در نظر گرفته می‌شوند. با حذف نواحی ابری سهم رادار را در مناطقی که تصاویر اپتیک ممکن است محدود یا ناقص باشند، نشان می‌دهد.

برای برجسته کردن توانایی رادار در تشخیص سیلاب لایه ابر که تصاویر اپتیک قادر به مشاهده آن نیستند، معادله ۸ درصد سیلاب زیر ابر را تخمین می‌زند [۴۴]. متغیر s مساحت تشخیص سیلاب توسط تصاویر رادار بدون حذف ابرها است.

$$undclfdld\% = (s - src) / s \times 100 \quad (۸)$$

۳- نتایج پژوهش

برای تشخیص پیکسل‌های سیلابی در تصاویر شاخص‌های رادار، از معادله ۵ استفاده می‌کنیم و معیارهای آستانه‌گذاری را بر روی تصاویر شاخص‌های رادار اعمال می‌کنیم تا پیکسل‌های سیلابی استخراج شوند. برای محاسبه مقادیر آستانه، ضریب kf را برابر با ۱.۵ در معادله ۵ در نظر می‌گیریم و پیکسل‌های سیلابی را استخراج می‌کنیم؛ این ضریب در چندین مطالعه قبلی [۵۶،۵۳،۱۲] به کار رفته است. برای استخراج پیکسل‌های سیلابی در اسپانیا و مکزیک، مقدار $kf = 1.5$ در نظر می‌گیریم و نتایج وسعت سیلاب را بررسی می‌کنیم. دریافتیم که این مقدار برای استخراج پیکسل‌های سیلاب در این منطقه صحیح نیست. همچنین، نقشه‌های سیلاب استخراج شده با استفاده از شاخص‌ها تطابق بصری کمی داشت و مشخص شد که یک آستانه از پیش تعیین شده ممکن است تضمینی برای استخراج قابل اعتماد وسعت سیلاب برای شاخص‌های مختلف رادار نباشد. علاوه بر این، آستانه‌های تعیین‌شده از هر مطالعه خاص ممکن است قابل تعمیم به جغرافیای دیگر نباشند؛ بنابراین، تصمیم گرفتیم آستانه‌های جایگزینی بسازیم که برای اسپانیا و مکزیک مؤثرتر بودند. برای کالیبراسیون مقادیر آستانه، از تصاویر اپتیک استفاده می‌کنیم و نتایج وسعت سیلاب مبتنی بر تصاویر رادار را با

وسعت سیلاب مبتنی بر تصاویر اپتیک سنتینل ۲ مقایسه می‌کنیم. از معادله ۹ برای محاسبه MNDWI به منظور شناسایی آب‌ها و استخراج سیلاب‌ها از تصاویر چندطیفی استفاده می‌کنیم. سپس، با استفاده از داده JRC، آب‌های دائمی را حذف کردیم.

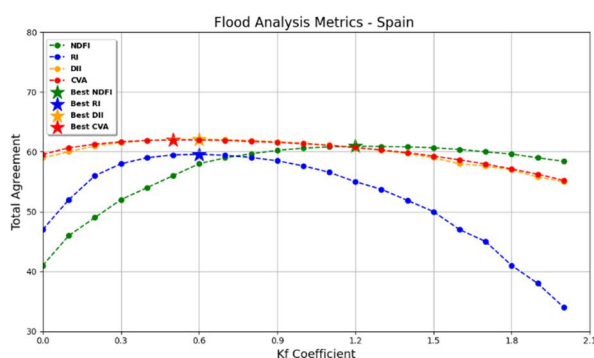
$$MNDI = \frac{Green\ Band - SWIR\ Band}{Green\ Band + SWIR\ Band} \quad (9)$$

مقدار آستانه ۰.۴ با پیکسل‌های سیلابی از لایه‌های محاسبه شده MNDWI برای مکزیک و اسپانیا به ترتیب مطابقت دارند. این استفاده، یعنی انتخاب یک آستانه از MNDWI برای شناسایی آب، با سایر مطالعات سازگار است. بایگ و همکاران [۱۳] دریافتند که آستانه ۰.۴۱ برای شناسایی آب در حوضه پایین‌دست رود ایندوس کار می‌کند، و فرال و همکاران [۵۷] آستانه‌هایی برای اشکال مختلف آب/آب مخلوط در یک تالاب آرژانتینی شناسایی کردند. لایه‌های وسعت سیلاب MNDWI مبتنی بر تصاویر نوری برای انجام یک روش تحلیل حساسیت و کالیبره کردن مقادیر آستانه برای روش تشخیص تغییر رادار استفاده شدند. اگرچه تصاویر نوری نتوانستند سیلاب را در مناطقی که تصاویر تحت پوشش ابرها بودند مشخص کنند، اما هنوز هم برای برآورد وسعت سیلاب در منطقه و ارتباط MNDWI با تصاویر رادار مفید هستند.

۳-۱- تحلیل حساسیت و روش کالیبراسیون آستانه

یافتن یک مقدار آستانه برای روش تشخیص تغییرات فرآیندی ساده نیست و می‌تواند چالش‌برانگیز باشد [۴۱]. در ابتدا $kf = 1.5$ را برای محاسبه مقادیر آستانه در نظر گرفتیم و نقشه‌های سیلاب را همانطور که در مطالعات مشابه پیشنهاد شده بود، استخراج کردیم [۵۳، ۱۲]. اگرچه نتایج برای قابل قبول بودند، $kf = 1.5$ نتوانست پیکسل‌های سیلابی را استخراج کند. تنظیم دقیق مقادیر آستانه برای شاخص‌های رادار با استفاده از وسعت سیلاب نوری و تفسیر بصری نشان می‌دهد که مقادیر پایین‌تر برای kf می‌توانند وسعت سیلاب را در این مطالعه به طور بهتری نقشه‌برداری کنند. سپس، با استفاده از مطالعات مونا سینگه و همکاران [۵۸] و وینگ و همکاران [۵۹]، که معیارهای مفیدی برای روش‌های اعتبارسنجی پیشنهاد کرده‌اند، معادله ۶ و ۷ را

بررسی می‌کنیم تا پاسخگویی وسعت سیلاب با تصاویر رادار را با kf متغیر ارزیابی کنیم. در نهایت، آستانه‌های استخراج سیلاب از شاخص‌های رادار را با ارتباط دادن آن‌ها به وسعت سیلاب نوری کالیبره می‌کنیم. سپس مقادیر میانگین و انحراف معیار محاسبه گردیدند. با استفاده از معادله ۵ پیکسل‌های سیلابی مشخص شدند. ضریب kf به طور تکراری بین ۰.۰ و ۲.۰ با افزایش ۰.۱ تغییر یافت. مقادیر آستانه محاسبه شده در هر تکرار برای بررسی حساسیت پیکسل‌های سیلابی استخراج شده از تصاویر شاخص‌های رادار با استفاده از نقشه وسعت سیلاب مبتنی بر اپتیکال با استفاده از معادله ۷ محاسبه می‌شود. نتایج این روش در شکل ۳ برای اسپانیا و شکل ۴ برای مکزیک شهر میناتیتلان ارائه شده‌اند. این شکل نشان می‌دهد که درصد توافق کلی به مقادیر ضریب kf حساس است، جایی که مقادیر پایین و بالا kf می‌توانند به توافقات نامطلوب منجر شوند.

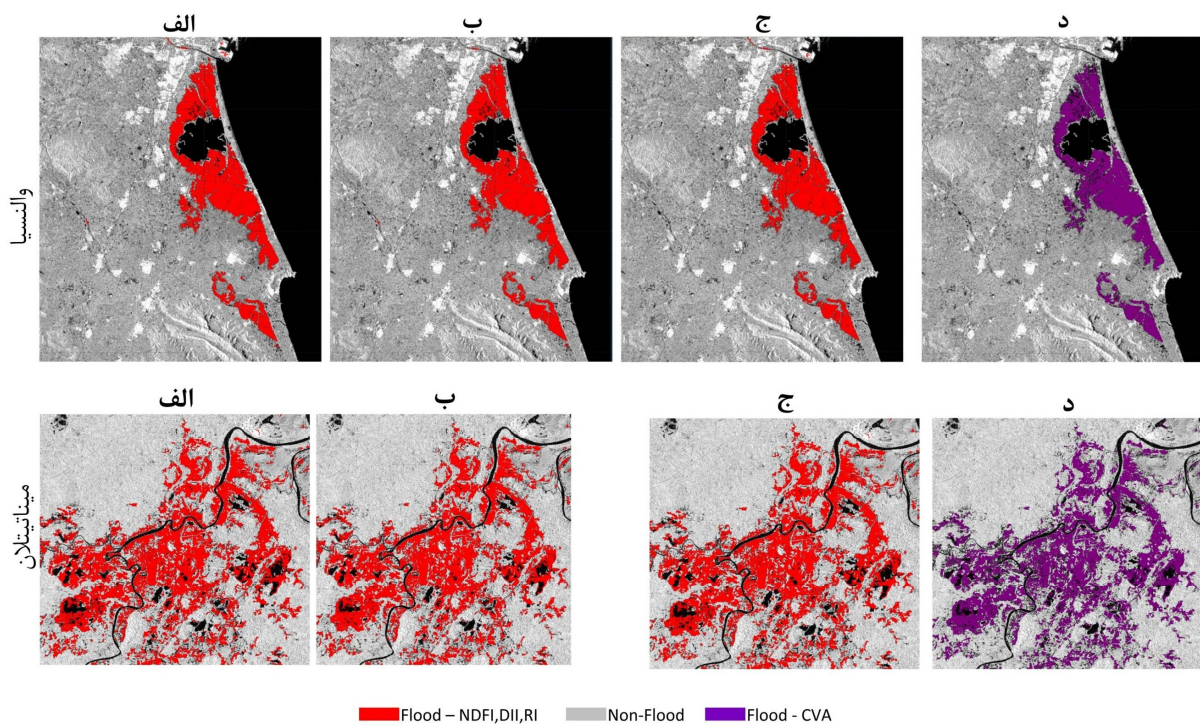


شکل ۳- بررسی ضرایب مختلف kf برای شهر والنسیا و ارزیابی درصد توافق کلی برای کالیبره کردن ضریب kf و یافتن مقادیر بهینه آستانه‌گذاری سیلاب برای تصاویر NDFI، RI، DII و CVA آستانه انتخاب شده kf با ستاره نشان داده شده است.

برای استخراج وسعت سیلاب والنسیا، شکل ۳ نشان می‌دهد که $kf=1.2$ برای تصویر NDFI بهترین درصد توافق کلی را دارد. که منجر به یک مقدار آستانه برابر با ۰.۵۹۷ می‌شود که بر روی تصویر NDFI برای استخراج ناحیه سیلابی استفاده شده است.

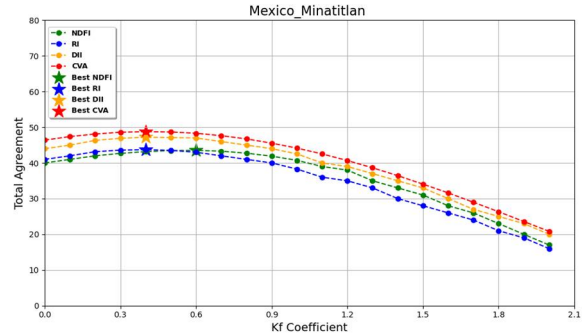
$kf=0.6$ یک مقدار آستانه برابر با ۰.۰۰۹ برای ترسیم پیکسل‌های سیلابی از تصویر RI استفاده شد. در نهایت، $kf=0.6$ و $kf=0.5$ یک مقدار آستانه برابر با ۰.۳۴۶ و ۰.۲۰۸ برای نقشه‌برداری از سیلاب از تصویر DII و CVA استفاده شد. علاوه بر این شهر میناتیتلان در مکزیک برای تصاویر NDFI، RI، DII و CVA برای شهر میناتیتلان به ترتیب $kf=0.6$ ، $kf=0.4$ ، $kf=0.4$ و $kf=0.4$ بود.

شکل ۵ وسعت تخمینی سیلاب برای شهر والنسیا با اعمال (الف) آستانه ۰.۵۹۷ بر روی NDFI، (ب) آستانه ۰.۳۴۶ بر روی DII، (ج) آستانه ۰.۰۰۹ بر روی RI و (د) آستانه ۰.۲۰۸ بر روی CVA را نشان میدهد. همچنین شکل ۵ وسعت تخمینی سیلاب برای شهر میناتیتلان با اعمال (الف) آستانه ۰.۴۱ بر روی NDFI، (ب) آستانه ۰.۵ بر روی DII، (ج) آستانه ۰.۰۴۴ بر روی RI و (د) آستانه ۰.۲۳۹ بر روی CVA را نشان میدهد. وسعت سیلاب با MNDWI و شاخص‌های تشخیص تغییرات را در شکل ۶ برای والنسیا و میناتیتلان مقایسه شد.



شکل ۵- وسعت تخمینی سیلاب برای والنسیا و میناتیتلان

۷ مساحت سیلابی استخراج‌شده برای والنسیا را بر اساس شاخص‌های NDFI، RI، DII، و CVA خلاصه می‌کند. در این تحلیل، پیکسل‌های زیر پوشش ابر از تصویر شاخص‌های SAR حذف شده‌اند تا مقایسه دقیق‌تری با نتایج حاصل از شاخص MNDWI صورت گیرد. نتایج نشان می‌دهند که نواحی سیلابی استخراج‌شده توسط NDFI دارای ۸۳٪ همپوشانی با حوزه سیلابی شناسایی‌شده توسط MNDWI هستند. همچنین، درصد‌های توافق برای شاخص‌های RI، DII، و CVA با سیلاب استخراج‌شده از MNDWI به ترتیب ۸۲٪، ۸۴٪ و ۸۵٪ محاسبه شده است. از آنجایی که تصویر نوری مورد



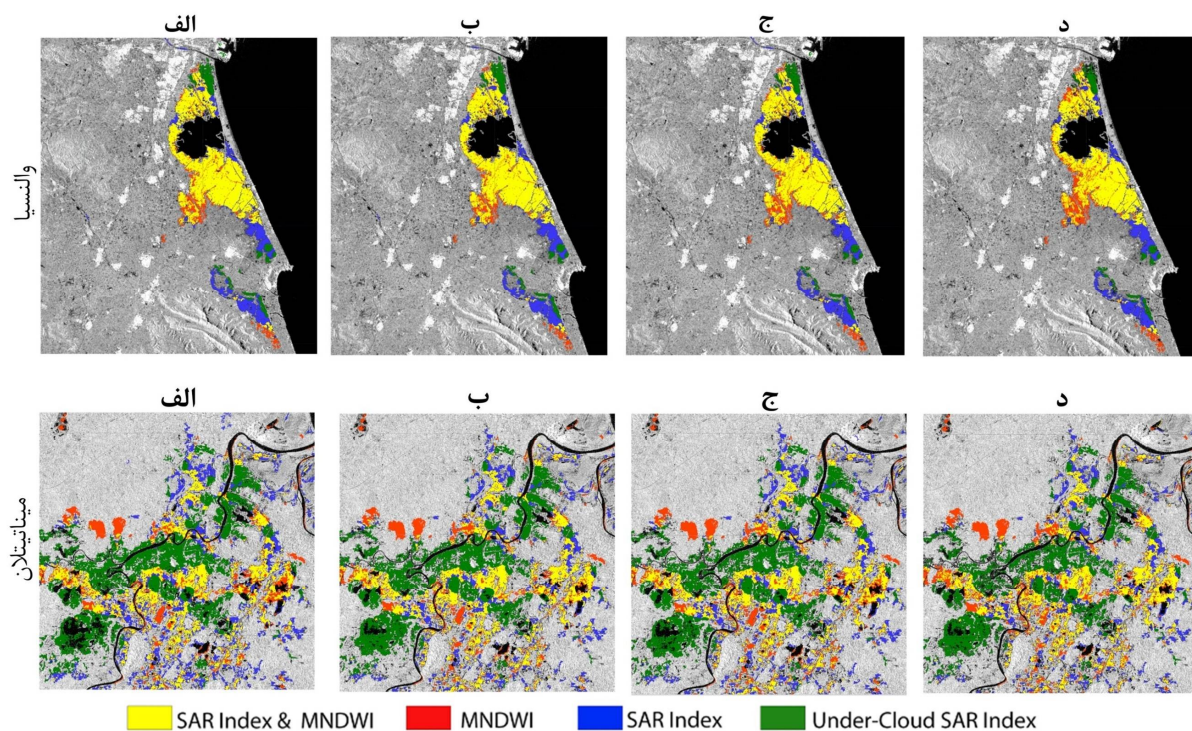
شکل ۴- بررسی ضرایب مختلف kf برای شهر میناتیتلان و ارزیابی درصد توافق کلی برای کالیبره کردن ضریب kf و یافتن مقادیر بهینه آستانه‌گذاری سیلاب برای تصاویر NDFI، RI، DII، و CVA آستانه انتخاب شده kf با ستاره نشان داده شده است.

این تصاویر به‌طور بصری تأیید می‌کنند که نقشه‌های وسعت سیلاب با استفاده از شاخص‌های SAR و شاخص نوری هم برای اسپانیا و هم برای مکزیک توافق خوبی دارند و وسعت سیلاب مشابهی دارند جایی که تصاویر نوری توسط ابرها پوشیده نشده‌اند. علاوه بر این، شکل ۵ نشان می‌دهد که چهار شاخص SAR پس از کالیبراسیون آستانه، وسعت سیلاب تقریباً یکسانی تولید می‌کنند.

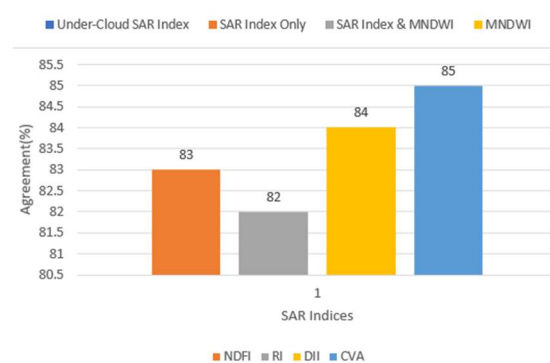
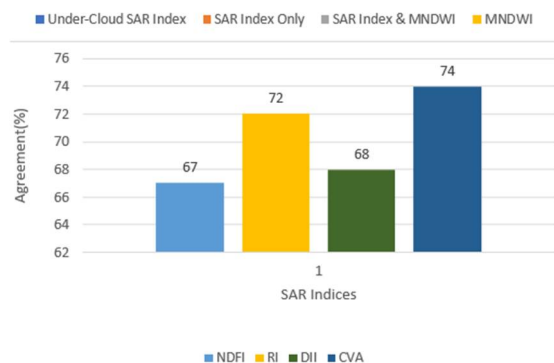
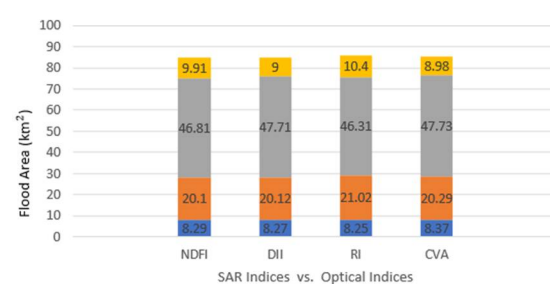
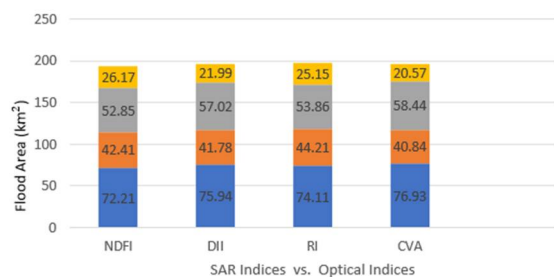
تصاویر نوری که در اینجا برای کالیبراسیون استفاده شده است تحت تأثیر تداخل ابرها قرار دارد و درصد ناحیه سیلابی را که داده‌های SAR می‌توانند تحت پوشش ابرها مشخص کنند، با استفاده از معادله ۸ برآورد می‌شود. شکل

استفاده در این تحلیل دارای پوشش ابری بوده است، بخش‌های ابری از تصاویر SAR حذف شده‌اند و سپس وسعت سیلاب تخمین زده شده از تصاویر نوری و SAR با یکدیگر مقایسه شده است. این درصد‌های توافق نشان می‌دهند که روش‌های تشخیص تغییرات SAR و

آستانه‌گذاری تطابق خوبی با نتایج حاصل از داده‌های نوری داشته و از همبستگی بالایی برخوردارند. این موضوع تأیید می‌کند که استفاده از داده‌های SAR می‌تواند جایگزین مناسبی برای داده‌های نوری در شرایط پوشش ابری باشد.

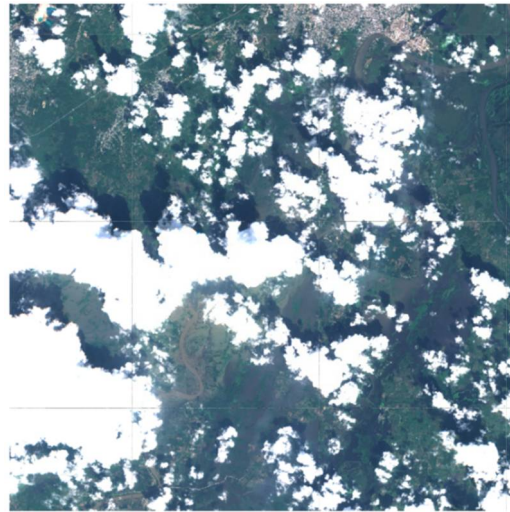


شکل ۶- مقایسه متقابل وسعت سیلاب مبتنی بر MNDWI و (الف) DII، (ب) RI، (ج) NDFI و (د) CVA برای والنسیا و میناتیتلان



شکل ۸- مساحت توافق بین وسعت سیلاب مبتنی بر MNDWI و وسعت سیلاب‌های مبتنی بر NDFI، RI، DII و CVA برای میناتیتلان

شکل ۷- مساحت توافق بین وسعت سیلاب مبتنی بر MNDWI و وسعت سیلاب‌های مبتنی بر NDFI، RI، DII و CVA برای والنسیا



شکل ۹- داده نوری میناتیتلان

۴- بحث و بررسی

سیلاب‌ها یکی از بلایای طبیعی اصلی هستند که جان و دارایی‌های انسان را تهدید می‌کنند. اثرات ویرانگر سیلاب‌ها باعث شده است که مقامات مسئول در دهه‌های اخیر توجه ویژه‌ای به این خطر داشته باشند. تهیه نقشه‌های وسعت سیلاب در طول و پس از وقوع سیلاب‌ها نقش مهمی در کاهش پیامدهای فاجعه‌بار سیلاب‌ها ایفا خواهد کرد. برآورد وسعت سیلاب می‌تواند با داده‌های دیگری مانند جمعیت، کشاورزی و کاربری و پوشش زمین ترکیب شود تا تأثیرات سیلاب‌ها بر انسان‌ها و محیط زیست را ارزیابی کرده و برای کمک‌های پس از سیلاب آماده شود.

این مطالعه وسعت سیلاب‌ها را با استفاده از داده‌های چندمنبعی و چندزمانی از طریق تکنیک‌های تشخیص تغییر و آستانه‌گذاری در GEE بررسی می‌کند. تمام مراحل روش تعیین محدوده سیل (به شکل ۲ مراجعه کنید) در عرض چند دقیقه با استفاده از ابزارهای پردازش جغرافیایی و قابلیت‌های محاسبات ابری GEE بدون نیاز به دانلود داده‌ها انجام شد. ما از شاخص‌های NDFI، RI، DII و CVA تصاویر رادار برای ترسیم سیلاب استفاده کردیم و نتایج را با تصاویر نوری موجود اعتبارسنجی کردیم. مقادیر مختلفی برای ضریب k_f را بررسی کردیم و درصد توافق کلی را ارزیابی کردیم. بنابراین، بزرگ‌ترین درصد توافق کلی را برای استخراج مقادیر آستانه مناسب و شناسایی پیکسل‌های سیلابی با استفاده از تصاویر شاخص‌های SAR در نظر گرفتیم. به نظر می‌رسد که یک تکنیک آستانه‌گذاری جهانی برای شناسایی تغییرات در نقشه‌برداری

سیلاب نیاز به تحقیقات بیشتر و تحلیل‌های آماری قوی‌تری داشته باشد؛ با این حال، ممکن است آستانه‌گذاری نسبت به جغرافیایها و داده‌های مورد استفاده اغلب رویکرد برتری باشد. یک عامل اصلی در زمان لازم برای تولید نقشه‌های سیلاب، پیش‌پردازش و پس‌پردازش تصاویر بر روی رایانه‌های شخصی است. برای برجسته کردن سرعت این روش، اسکرپت تعیین آستانه برای والنسیا تنها در ۱ دقیقه و ۱۷ ثانیه تکمیل شد و اسکرپت وسعت سیلاب پس از ۲ دقیقه و ۲۰ ثانیه به پایان رسید؛ با این حال، زمان‌های اجرا بسته به اندازه منطقه مطالعه، تعداد تصاویر، وضوح مکانی و زمانی داده‌ها متفاوت خواهد بود. روش‌های سنتی نقشه‌برداری سیلاب اغلب زمان‌بر هستند و نیاز به دانش تخصصی نرم‌افزار دارند. GEE تمامی مراحل پیش‌پردازش و پس‌پردازش را تسریع می‌کند. علاوه بر این، تغییر ناحیه مطالعه تنها نیاز به ترسیم یک چندضلعی جدید در رابط کدنویسی وب دارد.

نتایج نشان می‌دهند که شاخص‌های NDFI و DII گزینه‌های قابل اعتمادی برای نقشه‌برداری سیلاب در والنسیا هستند، هم قبل و هم بعد از کالیبراسیون. این مطالعه بر سادگی و قابلیت تعمیم‌پذیری NDFI برای نقشه‌برداری اضطراری سیلاب تأکید می‌کند، همان‌طور که در مطالعات پیشین [۵۳، ۱۲] نیز تأیید شده است. با این حال، تنوع پوشش سطح زمین و تفاوت‌های هندسی سطوح، عملکرد NDFI کاهش می‌یابد. همان‌طور که در شکل ۸ نشان داده شده است، در چنین شرایطی RI و CVA عملکرد بهتری دارند، و CVA حتی از RI بهتر عمل کرده است. به این دلیل که CVA از هر دو باند VV و VH استفاده می‌کند و به‌عنوان یک بردار تغییرات عمل کرده، تغییرات جزئی را به‌عنوان سیلاب شناسایی نمی‌کند. در نتیجه، در شرایطی که تنوع پوشش سطح زمین و تفاوت‌های هندسی سطوح وجود دارد عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. محدودیت در دسترسی به تصاویر نوری بدون ابر در طول و بعد از سیلاب‌ها می‌تواند با استفاده از داده‌های راداری برای تعیین مرز سیلاب‌ها برطرف شود. جایی که ۷۲.۲۱ کیلومتر مربع از مناطق سیلابی در تصویر نوری از دست رفته‌اند (NDFI در مقابل MNDWI). این موضوع قدرت داده‌های SAR را نشان می‌دهد که می‌توانند سیلاب‌ها را در هر نوع آب و هوایی و در هر زمان از روز یا شب استخراج کنند.

اگرچه داده‌های مرجع کاملاً دقیقی در دسترس نیست، جمع‌آوری اطلاعات مرجع بسیار قابل اعتماد برای ارزیابی نتایج هر مطالعه تحقیقاتی از اهمیت بالایی برخوردار است [۵۳، ۵۸]. کمبود داده‌های واقعی یک چالش شناخته شده در استخراج آب سیلاب از داده‌های سنجش از دور است و روش اعتبارسنجی که در اینجا اتخاذ کرده‌ایم محدودیت‌هایی دارد. تصاویر نوری مستعد خطاهایی مانند طبقه‌بندی سایه‌های ابر به عنوان آب و ناتوانی در نقشه‌برداری از سیلاب زیر پوشش گیاهی، سایبان‌ها و تجمع زباله‌ها هستند [۵۸]. علاوه بر این، برای تعیین مرز آب سیلاب بر اساس MNDWI، یک مقدار آستانه تعیین می‌کنیم تا آب سیلاب را از مناطق غیرسیلابی تفکیک کنیم؛ این تکنیک ممکن است منجر به برآورد کمتر یا بیشتر از حد وسعت آب سیلاب شود، همان‌طور که ممکن است در هر تکنیک آستانه‌گذاری دیگر نیز اتفاق بیفتد. در مورد SAR، مسائلی وجود دارد که با سطوح آسفالت (مانند فرودگاه‌ها و جاده‌ها) که به اشتباه به عنوان آب طبقه‌بندی می‌شوند، آب‌گرفتگی که در طول باد و باران شدید (که سطح آب را ناهموار می‌کند) از دست می‌رود [۵۳]. با استفاده از تصاویر نوری و شاخص‌های متعدد SAR، می‌توانیم برخی از مشکلات مرتبط با خطاهای حذف را برطرف کنیم. مانجوشری و همکاران [۵۸] نشان دادند که قطبش HH برای شناسایی آب‌های سطحی عملکرد خوبی دارد. علاوه بر این، مطالعه آن‌ها نشان داد که پلاریزاسیون VV نسبت به پلاریزاسیون VH برای تعیین مرز سیلاب کمی برتری دارد؛ با این حال، ناهمواری سطح آب که توسط باران‌ها یا بادها ایجاد می‌شود می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر پلاریزاسیون VV داشته باشد. مطابق با این مطالعات، از داده‌های قطبش VH و VV باند C سنجنده سنتینل ۱ برای برآورد آب سیلاب استفاده کردیم.

۵- نتیجه‌گیری

این مطالعه یک کاربرد چندمنبعی و چندزمانه از تصاویر ماهواره‌ای را برای نقشه‌برداری سریع از وسعت سیلاب با بهره‌گیری از قابلیت‌های GEE ارائه می‌دهد. ما سیلاب‌های والنسیا و میناتیتلان را بررسی کردیم که هر دو از شدیدترین بلایای طبیعی در سال‌های اخیر محسوب می‌شوند. نقشه‌های وسعت سیلاب حاصل از این روش تطابق بسیار

خوبی با نقشه‌های استخراج‌شده از تصاویر نوری سنتینل ۲ نشان دادند، به‌طوری‌که میزان توافق برای والنسیا بیش از ۸۲٪ و برای میناتیتلان بیش از ۶۷٪ بود. همچنین دریافتیم که CVA در شرایطی که تنوع پوشش سطح زمین و تفاوت‌های هندسی سطوح وجود دارد عملکرد بهتری دارد. به‌ویژه در نواحی جنوبی شهر میناتیتلان که کاربری‌های متنوعی مانند اراضی کشاورزی، مناطق باتلاقی و تالابی و... وجود داشت. این نقشه‌های سیلاب نزدیک به زمان واقعی می‌توانند به سیاست‌گذاران و نهادهای دولتی در کاهش خطرات ناشی از بلایای طبیعی کمک کنند و امکان ارزیابی دقیق ریسک‌ها و واکنش سریع و مؤثر به تهدیدات بالقوه سیلاب را برای برنامه‌ریزان و نهادهای امدادفرسان فراهم نمایند. این مطالعه از تکنیکی مبتنی بر تشخیص تغییرات چندزمانه SAR و شاخص‌های آستانه‌ای، همراه با شاخص‌های تصاویر نوری، برای تعیین دقیق مرز سیلاب استفاده کرد و سپس طبقه‌بندی پیکسل‌های حاصل را تحلیل نمود. همچنین یک مقدار آستانه ثابت در برخی شرایط ممکن است کارایی لازم را نداشته باشد، بنابراین رویکرد چندمنبعی و چندزمانه‌ای را برای خودکارسازی فرآیند شناسایی پیکسل‌های سیلابی با استفاده از شاخص‌های SAR و نوری تطبیق دادیم. علاوه بر این، این مطالعه قابلیت‌های چشمگیر GEE را در تولید خودکار، سریع و کارآمد نقشه‌های سیلابی برجسته می‌کند و همچنین اطلاعات چندرشته‌ای مفیدی برای ارزیابی داده‌های تقاطعی مکمل مانند جمعیت‌های در معرض خطر و مناطق کشاورزی و شهری آسیب‌دیده فراهم می‌آورد. تحقیقات بیشتر در این زمینه برای طیف وسیعی از مقامات مسئول ضروری است. از آنجا که دسترسی به تصاویر نوری بدون پوشش ابری در تاریخ‌های هم‌زمان با داده‌های SAR چالش‌برانگیز است، شبیه‌سازی وسعت سیلاب با استفاده از یک مدل هیدرودینامیکی می‌تواند به‌عنوان گزینه‌ای مناسب برای اعتبارسنجی نقشه‌های وسعت سیلاب مبتنی بر SAR مورد استفاده قرار گیرد.

تقدیر و تشکر

از آزمایشگاه پوششگرهای لیزری مستقر در دانشکده مهندسی نقشه برداری دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی (<https://geomatics.kntu.ac.ir/lidar>) به سرپرستی

مراجع

- [۱] J. Rentschler, M. Salhab, and B. A. Jafino, 2022, "Flood exposure and poverty in 188 countries," *Nature Communications*, vol. 13, no. 1, pp. 3527, doi: 10.1038/s41467-022-30727-4. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9240081/>.
- [۲] Wallemacq, P., and R. House, 2018, "Economic Losses, Poverty & Disasters 1997-2017," *UNISDR*, vol. 1, pp. 6–20, doi: 10.13140/RG.2.2.35610.08643.
- [۳] J. Paz, F. Jimenez, and B. Sánchez, 2018, "Urge un manejo sustentable del agua en Tabasco," Technical report, Universidad Nacional Autónoma de México y Asociación Mexicana de Ciencias para el Desarrollo Regional A.C., Ciudad de México.
- [۴] B. D. Keim and R. A. Müller, 2009, *Hurricanes of the Gulf of Mexico*, Baton Rouge, LA, USA: Louisiana State University Press.
- [۵] K. Jafarzadegan, D. F. Muñoz, H. Moftakhari, J. L. Gutenson, G. Savant, and H. Moradkhani, 2022, "Real-time coastal flood hazard assessment using DEM-based hydrogeomorphic classifiers," *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 22, no. 4, pp. 1419–1435, Apr., doi: 10.5194/nhess-22-1419-2022.
- [۶] M. Labrador-García, J. Evora Brondo, and M. Arbelo, 2012, *Satélites de teledetección para la gestión del territorio. Proyecto SATELMAC.*, [Online].
- [۷] Dana Saeedi, Ehsan Khankeshizadeh, Tayebe Managhebi, Mohammad Karimi, and Ali Mohammadzadeh, 2023, "Land cover classification based on machine learning and deep learning methods using Sentinel-2 satellite images: A case study of the urban area in West Tehran," *Journal of Geomatics Science and Technology*, vol. 14, no. 2, pp. xx–xx, doi: 10.61186/jgst.14.2.55.
- [۸] C. Cleve, M. Kelly, F. R. Kearns, and M. Moritz, 2008, "Classification of the wildland–urban interface: A comparison of pixel- and object-based classifications using high-resolution aerial photography," *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 32, no. 4, pp. 317–326, Jul., doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2007.10.001.
- [۹] M. Gianinetto, P. Villa, and G. Lechi, 2006, "Postflood damage evaluation using Landsat TM and ETM+ data integrated with DEM," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 1, pp. 236–243, Jan., doi: 10.1109/TGRS.2005.859952.
- [۱۰] V. S. K. Vanama, Y. S. Rao, and C. M. Bhatt, 2021, "Change detection based flood mapping using multi-temporal Earth observation satellite images: 2018 flood event of Kerala, India," *European Journal of Remote Sensing*, vol. 54, no. 1, pp. 42–58, Jan., doi: 10.1080/22797254.2020.1867901.
- [۱۱] A. Mohsenifar, A. Mohammadzadeh, and S. Jamali, 2025, "Unsupervised Rural Flood Mapping from Bi-Temporal Sentinel-1 Images Using an Improved Wavelet-Fusion Flood-Change Index (IWFCI) and an Uncertainty-Sensitive Markov Random Field (USMRF) Model," *Remote Sensing*, vol. 17, no. 6, p. 1024, Mar., doi: 10.3390/rs17061024.
- [۱۲] M. Singha et al., 2020, "Identifying floods and flood-affected paddy rice fields in Bangladesh based on Sentinel-1 imagery and Google Earth Engine," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 166, pp. 278–293, Aug., doi: 10.1016/j.isprsjprs.2020.06.011.
- [۱۳] M. H. A. Baig, L. Zhang, S. Wang, G. Jiang, S. Lu, and Q. Tong, 2013, "Comparison of MNDWI and DFI for water mapping in flooding season," in *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Jul., pp. 2876–2879, doi: 10.1109/IGARSS.2013.6723425.
- [۱۴] A. S. Islam, S. K. Bala, and M. A. Haque, 2010, "Flood inundation map of Bangladesh using MODIS time-series images," *Journal of Flood Risk Management*, vol. 3, no. 3, pp. 210–222, Sep., doi: 10.1111/j.1753-318X.2010.01074.x.
- [۱۵] L. Ji, L. Zhang, and B. Wylie, 2009, "Analysis of dynamic thresholds for the normalized difference water index," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 75, no. 11, pp. 1307–1317, doi: 10.14358/PERS.75.11.1307.
- [۱۶] E. Khankeshizadeh, S. Tahermanesh, A. Mohsenifar, A. Moghimi, and A. Mohammadzadeh, "FBA-DPAttResU-Net: Forest burned area detection using a novel end-to-end dual-path attention residual-based U-Net from post-fire Sentinel-1 and Sentinel-2 images, <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.112589>"
- [۱۷] M. Ohki, K. Yamamoto, T. Tadono, and K. Yoshimura, 2020, "Automated processing for flood area detection using ALOS-2 and hydrodynamic simulation data," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 17, doi: 10.3390/rs12172709.

- [۱۸] S. U. Lee, S. Yoon Chung, and R. Hong Park, 1990, "A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 52, no. 2, pp. 171–190, doi: 10.1016/0734-189X(90)90053-X.
- [۱۹] C. Sirirattanapol, N. Tamkuan, M. Nagai, and M. Ito, 2020, "Apply deep learning techniques on classification of single band SAR satellite images," in *Geoinformatics for Sustainable Development in Asian Cities*, Springer International Publishing, pp. 1–11, doi: 10.1007/978-3-030-33900-5_1.
- [۲۰] A. Y. A. Gharbia, M. Amin, A. E. Mousa, N. Aboualy, G. M. El Banby, and F. E. A. El-Samie, 2020, "Registration-based change detection for SAR images," *NRIAG Journal of Astronomy and Geophysics*, vol. 9, no. 1, pp. 106–115, Jan., doi: 10.1080/20909977.2020.1723199.
- [۲۱] Y. Bazi, L. Bruzzone, and F. Melgani, 2005, "An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 4, pp. 874–887, Apr., doi: 10.1109/TGRS.2004.842441.
- [۲۲] L. Landuyt, A. Van Wesemael, G. J.-P. Schumann, R. Hostache, N. E. C. Verhoest, and F. M. B. Van Coillie, "Flood mapping based on synthetic aperture radar: An assessment of established approaches," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 57, no. 2, pp. 722–739, Feb. 2019, doi: 10.1109/TGRS.2018.2860054.
- [۲۳] Y. Liu, L. Liu, H. Sun, B. Chen, X. Ma, Y. Ning, and S. Qi, "Flood risk assessment combining machine learning with multi-criteria decision analysis in Jiangxi Province, China," *International Journal of Disaster Risk Science*, vol. 16, no. 5, pp. 858–869, Oct. 2025, doi: 10.1007/s13753-025-00669-8
- [۲۴] F. Bovolo and L. Bruzzone, 2005, "A detail-preserving scale-driven approach to change detection in multitemporal SAR images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 12, pp. 2963–2972, Nov., doi: 10.1109/TGRS.2005.857987.
- [۲۵] T. Hame, I. Heiler, and J. S. Miguel-Ayaz, 1998, "An unsupervised change detection and recognition system for forestry," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 19, no. 6, pp. 1079–1099, doi: 10.1080/014311698215612.
- [۲۶] M. K. Ridd and J. Liu, 1998, "A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment," *Remote Sensing of Environment*, vol. 63, no. 2, pp. 95–100, doi: 10.1016/S0034-4257(97)00112-0.
- [۲۷] H. Hu and Y. Ban, 2014, "Unsupervised change detection in multitemporal SAR images over large urban areas," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, no. 8, pp. 3248–3261, Aug., doi: 10.1109/JSTARS.2014.2344017.
- [۲۸] F. Bovolo, C. Marin, and L. Bruzzone, 2013, "A hierarchical approach to change detection in very high resolution SAR images for surveillance applications," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 51, no. 4, pp. 2042–2054, Apr., doi: 10.1109/TGRS.2012.2223219.
- [۲۹] Z. Li and I. Demir, "U-net-based semantic classification for flood extent extraction using SAR imagery and GEE platform: A case study for 2019 central US flooding," *Science of the Total Environment*, vol. 857, Art. no. 161757, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.161757.
- [۳۰] X. Zhang, C. E. Jones, T. Oliver-Cabrera, M. Simard, and S. Fagherazzi, 2022, "Using rapid repeat SAR interferometry to improve hydrodynamic models of flood propagation in coastal wetlands," *Advances in Water Resources*, vol. 159, Jan., Art. no. 104088, doi: 10.1016/j.advwatres.2021.104088.
- [۳۱] L. Bruzzone and S. B. Serpico, 1997, "An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 35, no. 4, pp. 858–867, Jul., doi: 10.1109/36.602528.
- [۳۲] D. Brunner, G. Lemoine, and L. Bruzzone, 2010, "Earthquake damage assessment of buildings using VHR optical and SAR imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48, no. 5, pp. 2403–2420, May, doi: 10.1109/TGRS.2009.2038274.
- [۳۳] N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, 2017, "Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone," *Remote Sensing of Environment*, vol. 202, pp. 18–27, Dec., doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
- [۳۴] R. Khan and H. Gilani, "Global drought monitoring with big geospatial datasets using Google Earth Engine," *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 28, no. 14, pp. 17244–17264, Apr. 2021, doi: 10.1007/s11356-020-12023-0.

- [۳۵] B. DeVries, C. Huang, J. Armston, W. Huang, J. W. Jones, and M. W. Lang, 2020, "Rapid and robust monitoring of flood events using Sentinel-1 and Landsat data on the Google Earth Engine," *Remote Sensing of Environment*, vol. 240, Apr., Art. no. 111664, doi: 10.1016/j.rse.2020.111664.
- [۳۶] Md Tazmul Islam and Qingmin Meng, "An exploratory study of Sentinel-1 SAR for rapid urban flood mapping on Google Earth Engine," *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, vol. 113, Art. no. 103002, pp. 1–13, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.jag.2022.103002.
- [۳۷] S. Halder and S. Bose, 2024, "Sustainable flood hazard mapping with GLOF: A Google Earth Engine approach," *Natural Hazards Research*, vol. xx, no. xx, pp. xxx–xxx, doi: 10.1016/j.nhres.2024.01.002.
- [۳۸] Rahaman, S. N., & Shermin, N. (2022). "Identifying the effect of monsoon floods on vegetation and land surface temperature by using Google Earth Engine," *Urban Climate*, vol. 43, Art. no. 101162, doi: 10.1016/j.uclim.2022.101162.
- [۳۹] G. Singh and K. S. Rawat, 2024, "Mapping flooded areas utilizing Google Earth Engine and open SAR data: A comprehensive approach for disaster response," *Discover Geoscience*, vol. 2, Art. no. 5, doi: 10.1007/s44288-024-00006-4.
- [۴۰] H. Mehmood, C. Conway, and D. Perera, "Mapping of flood areas using Landsat with Google Earth Engine cloud platform," *Atmosphere*, vol. 12, no. 7, Art. no. 866, Jul. 2021, doi: 10.3390/atmos12070866.
- [۴۱] B. Demissie, S. Vanhuyse, T. Grippa, C. Flasse, and E. Wolff, "Using Sentinel-1 and Google Earth Engine cloud computing for detecting historical flood hazards in tropical urban regions: A case of Dar es Salaam," *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, vol. 14, no. 1, pp. 1–23, Apr. 2023, doi: 10.1080/19475705.2023.2202296.
- [۴۲] M. Moharrami, M. Javanbakht, and S. Attarchi, "Automatic flood detection using Sentinel-1 images on the Google Earth Engine," *Environmental Monitoring and Assessment*, vol. 193, Art. no. 248, Apr. 2021, doi: 10.1007/s10661-021-09037-7.
- [۴۳] Riyanto, I., Rizkinia, M., Arief, R., and Sudiana, D., "Three-Dimensional Convolutional Neural Network on Multi-Temporal Synthetic Aperture Radar Images for Urban Flood Potential Mapping in Jakarta," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 3, Art. no. 1679, pp. 1-19, Feb. 2022, doi: 10.3390/app12031679.
- [۴۴] Hamidi, E., Peter, B. G., Munoz, D. F., Moftakhari, H., & Moradkhani, H. (2023). Fast Flood Extent Monitoring With SAR Change Detection Using Google Earth Engine. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, 4201419. DOI: 10.1109/TGRS.2023.3240097
- [۴۵] NASA Earth Observatory, "Valencia floods," [Online]. Available: <https://earthobservatory.nasa.gov/images/153533/valencia-floods>.
- [۴۶] ArcGIS StoryMaps, "Flood mapping and analysis," [Online]. Available: <https://storymaps.arcgis.com/stories/f30e3147d12b456e8c9a654861671743>.
- [۴۷] Z. Malenovsky et al., "Sentinels for science: Potential of Sentinel-1, -2 and -3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land," *Remote Sens. Environ.*, vol. 120, pp. 91–101, May 2012, doi: 10.1016/j.rse.2011.09.026.
- [۴۸] F. Cian, M. Marconcini, and P. Ceccato, 2018, "Normalized difference flood index for rapid flood mapping: Taking advantage of EO big data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 209, pp. 712–730, Oct., doi: 10.1016/j.rse.2018.03.006.
- [۴۹] F. Lang, Y. Zhu, J. Zhao, X. Hu, H. Shi, N. Zheng, and J. Zha, "Flood mapping of synthetic aperture radar (SAR) imagery based on semi-automatic thresholding and change detection," *Remote Sensing*, vol. 16, no. 15, p. 2763, Jul. 2024, doi: 10.3390/rs16152763.
- [۵۰] UN-SPIDER, "United Nations Platform for Space-Based Information for Disaster Management and Emergency Response," United Nations Office for Outer Space Affairs, Vienna, Austria. [Online]. Available: <https://www.un-spider.org/advisory-support/recommended-practices/recommended-practice-google-earth-engine-flood-mapping/in-detail>.
- [۵۱] S. Xiaolu and C. Bo, 2011, "Change Detection Using Change Vector Analysis from Landsat TM Images in Wuhan," *Procedia Environmental Sciences*, vol. 11, pp. 238–244, doi: 10.1016/j.proenv.2011.12.037.
- [۵۲] L. Bruzzone and D. F. Prieto, 2000, "Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, no. 3, pp. 1171–1182, May, doi: 10.1109/36.843009.

- [۵۳] M. A. Clement, C. G. Kilsby, and P. Moore, 2018, "Multi-temporal synthetic aperture radar flood mapping using change detection," *Journal of Flood Risk Management*, vol. 11, no. 2, pp. 152–168, Jun., doi: 10.1111/jfr3.12303.
- [۵۴] R. Sivanpillai, K. M. Jacobs, C. M. Mattilio, and E. V. Piskorski, 2021, "Rapid flood inundation mapping by differencing water indices from pre- and post-flood Landsat images," *Frontiers in Earth Science*, vol. 15, no. 1, pp. 1–11, Mar., doi: 10.1007/s11707-020-0818-0.
- [۵۵] K. N. Markert, F. Chishtie, E. R. Anderson, D. Saah, and R. E. Griffin, 2018, "On the merging of optical and SAR satellite imagery for surface water mapping applications," *Results in Physics*, vol. 9, pp. 275–277, Jun., doi: 10.1016/j.rinp.2018.02.054.
- [۵۶] S. Long, T. E. Fatoyinbo, and F. Policelli, 2014, "Flood extent mapping for Namibia using change detection and thresholding with SAR," *Environmental Research Letters*, vol. 9, no. 3, Mar., Art. no. 035002, doi: 10.1088/1748-9326/9/3/035002.
- [۵۷] A. Ferral, E. Luccini, A. Aleksinkó, and C. M. Scavuzzo, 2019, "Flooded area satellite monitoring within a Ramsar wetland nature reserve in Argentina," *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 15, Aug., Art. no. 100230, doi: 10.1016/j.rsase.2019.04.003.
- [۵۸] D. Munasinghe, S. Cohen, Y.-F. Huang, Y.-P. Tsang, J. Zhang, and Z. Fang, 2018, "Intercomparison of satellite remote sensing-based flood inundation mapping techniques," *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, vol. 54, no. 4, pp. 834–846, Aug., doi: 10.1111/1752-1688.12626.
- [۵۹] O. E. J. Wing, P. D. Bates, C. C. Sampson, A. M. Smith, K. A. Johnson, and T. A. Erickson, 2017, "Validation of a 30 m resolution flood hazard model of the conterminous United States," *Water Resources Research*, vol. 53, no. 9, pp. 7968–7986, Sep., doi: 10.1002/2017WR020917.
- [۶۰] P. Manjusree, L. P. Kumar, C. M. Bhatt, G. S. Rao, and V. Bhanumurthy, "Optimization of threshold ranges for rapid flood inundation mapping by evaluating backscatter profiles of high incidence angle SAR images," *Int. J. Disaster Risk Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 113–122, Jun. 2012, doi: 10.1007/s13753-012-0011-5.