



## Urban flood mapping using SAR intensity images and coherence interference Case study: Flood event of Gonbad-e-Kavus

Somayeh Aslani Katouli<sup>1</sup>, Reza ShahHosseini\*<sup>2</sup>, Hamid Bagheri<sup>3</sup>

1- Ph.D Student in School of surveying and geospatial engineering, College of engineering, University of Tehran. Email: somayaslani111@gmail.com

2- (\*Corresponding author) Assistant professor in School of surveying and geospatial engineering, College of engineering, University of Tehran. Email: rshahosseini@ut.ac.ir

3- Assistant professor, Department of Civil engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran. Email: h-bagheri@tvu.ac.ir

### Article Info

#### Date of receive:

2022/05/09

#### Date of last review:

2022/10/04

#### Date of accept:

2023/02/03

#### Date of online publication:

2023/03/27

### Keywords:

Urban Flood Mapping,  
SAR Multi-Time Images,  
InSAR Coherence,  
Convolution Neural  
Network

### Extended Abstract

#### Introduction

A flood is a widespread and dramatic natural disaster that affects the life, infrastructure, economy, and local ecosystems of the world. In this paper, a method for flood detection in urban (and suburban) environments using the intensity and coherence of SAR based on a convolutional neural network is introduced, and from the time series of SAR intensity and coherence to draw flood without obstruction (e.g. Flooded bare soils and short vegetation) are used. Non-cohesive areas blocked by floods (e.g., flooded vegetation) and cohesive areas with flood-blocked areas (e.g., frequently constructed flooded areas) are distinguished. This method is flexible according to the time period of the data sequences (at least one pair of pre-event and event intensities and one pair of pre-event and in-event coherence are required). The increasing number of SAR missions in orbit that have a fixed viewing scenario with a short retry time increases the chances of seeing a flood event, while also having a good pre-event scene achieved by the same sensor. This makes this method desirable for operational emergency responses.

#### Materials and Methods

CNN algorithm is a multilayer perceptron that is designed to identify two-dimensional information of images and includes: input layer, convolution layer, sample layer, and output layer. The CNN algorithm has two main processes: collection and sampling. ... Page 44

### How to Cite:

Aslani Katouli, S. ShahHosseini, R. Bagheri, H. (2024). Urban flood mapping using SAR intensity images and coherence interference-Case study: Flood event of Gonbad-e-Kavus. Scientific - Research Quarterly Geographical Data (SEPEHR). 33(131), 43-59.

The convolution process involves the use of a trainable  $F_x$  filter, deconvolution of the input image (the first step of image input, input after image convolution, is the feature of each layer called Feature Map), then by adding  $b_x$  can be hand convolution of the  $CX$  layer Found. Sampling process:  $n$  pixels are collected from each neighborhood to form a pixel, then weighted with a scalar weight of  $W_x + 1$  and a  $b_x + 1$  bias is added, then a map of The Narrow  $n$  times feature map properties are generated.

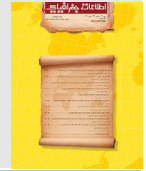
Three images of Sentinel-1A VV polarization, wide width interference (IW), and mode (SLC) data were used in this study. Intensity images were pre-processed with radiometric calibration, noise reduced with a spell-filter (window size 5.5 pixels), and converted from linear units to decibels. Coherent images were obtained with a pair of consecutive images with a window of 7.28 (range \_ azimuth). Validation data set due to the lack of other data in two separate sections of ground data in the urban area of GonbadKavous that have been collected to identify homes damaged by floods and terrestrial reality data from gamma image thresholds for output validation were extracted.

### Results & Discussion

In this section, the results of the study are qualitatively and quantitatively analyzed. Because the simultaneous display of SAR data over time in the form of RGB compounds is widely used in the qualitative interpretation of land cover and surface dynamics, RGB compounds are used to provide evidence of flood magnitude in terms of intensity and coherence. For both cases, the results of combining intensity and coherence and intensity alone and coherence alone are quantitatively analyzed. Overall accuracy (OA), kappa correlation coefficient, false-positive rate (FPR), precision (e.g., correctly predicted positive patterns out of the total predicted patterns in a positive class), recall (e.g., a fraction of properly classified positive patterns), and an F1 score (ie the harmonic mean between precision and recall). Flood reference and ground data are mentioned and reported based on the reference.

### Conclusion

In this paper, a method for mapping floods in urban environments based on SAR intensity and interferometry coherence was introduced. A combination of intensity and coherence extracts flood information in different types of land cover and outlet. This method was tested on the KavousGonbad flood incident obtained by various SAR sensors and the flood maps were confirmed by the flood reference resulting from thresholding and ground harvesting and satisfactory results were shown in this case study. The findings of this experiment show that the shared use of SAR intensity and coherence provides more reliable information than the use of SAR intensity and coherence alone in urban areas with different landscapes. In particular, flood detection in less cohesive / non-cohesive areas (e.g., bare soils, vegetation, vegetated areas) relies heavily on multi-temporality, while multi-temporal coherence provides more comprehensive flood information in areas Create coherence (e.g., mostly built-up areas). However, some flood-specific situations, such as flooded parking lots and flooded dense building blocks, are still challenging in terms of intensity and coherence. Also, since the proposed method is sensor and scene independent, with very frequent and regular observations of SAR missions such as Sentinel-1 and RADARSAT (RCM), there are opportunities to map global floods on a global scale, especially in small countries. Provides income.



## تهیه نقشه سیلاب شهری با استفاده از تصاویر شدت SAR و همدوسی تداخل سنجی مطالعه موردی: سیل گنبد کاووس

سمیه اسلانی کتولی<sup>۱</sup>، رضا شاه‌حسینی<sup>۲\*</sup>، حمید باقری<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران [somayehaslani111@gmail.com](mailto:somayehaslani111@gmail.com)  
 ۲- (\*نویسنده مسئول) استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران [reshahosseini@ut.ac.ir](mailto:reshahosseini@ut.ac.ir)  
 ۳- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران [h-bagheri@tvu.ac.ir](mailto:h-bagheri@tvu.ac.ir)

### چکیده

سیل یکی از مخاطرات طبیعی است که می‌تواند به شدت بر زندگی انسان تأثیر بگذارد، به گونه‌ای که واکنش اضطراری به آن نیاز به ارزیابی دقیق منطقه آسیب‌دیده پس از حادثه دارد. مشاهدات رادار با روزه مجازی (SAR) به‌طور گسترده در تهیه نقشه و نظارت بر سیل استفاده می‌شود. با این حال، خدمات عملیاتی فعلی عمدتاً معطوف به سیل در مناطق روستایی است و مناطق سیل‌زده شهری، کمتر مورد توجه قرار می‌گیرند. در عمل، نقشه‌برداری از سیلاب‌های شهری به دلیل مکانیسم‌های پیچیده برگشت در محیط‌های شهری، چالش‌برانگیز است و علاوه بر شدت SAR، اطلاعات دیگری نیز لازم است. در این مقاله یک روش طبقه‌بندی برای تشخیص سیل در مناطق شهری با تلفیق استفاده از شدت SAR و همدوسی تداخل‌سنجی تحت چارچوب شبکه عصبی کانولوشن CNN معرفی می‌شود، تا اطلاعات سیل از مناظر مختلف را استخراج نماید. به‌منظور تمایز تغییرات حاصل از سیلاب از دیگر تغییرات، از سه سری زمانی همدوسی حاصل از تصاویر (قبل - قبل - بعد و بعد - بعد) استفاده شده است. این روش در رویداد سیل ۲۵ اسفند ۱۳۹۷ گنبد کاووس با داده‌های Sentinel-1 آزمایش می‌شود. نقشه‌های سیلاب حاصل از تلفیق شدت و همدوسی و شدت به تنهایی در مقایسه با داده‌های کنترل زمینی در مناطق شهری و داده‌های حاصل از آستانه‌گذاری تصاویر سنتینل-۱ نشان می‌دهد که دقت کلی ۹۳/۸٪ و ضریب کاپا ۰/۸۱ برای ترکیب شدت و همدوسی و نیز دقت کلی ۹۰/۶٪ و ضریب کاپا ۰/۷۲ برای ترکیب شدت به تنهایی و دقت کلی ۸۶/۸٪ و ضریب کاپا ۰/۵۶ برای ترکیب همدوسی به تنهایی وجود دارد. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که همدوسی علاوه بر شدت در تهیه نقشه از سیلاب شهری، اطلاعات ارزشمندی را فراهم می‌کند و روش پیشنهادی می‌تواند ابزاری مفید برای تهیه نقشه از سیلاب شهری باشد.

\*\*\*\*\*

### اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت:

۱۴۰۱/۰۲/۱۹

تاریخ آخرین بازنگری:

۱۴۰۱/۰۷/۱۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۱/۱۱/۱۴

تاریخ انتشار:

۱۴۰۲/۰۱/۰۷

### واژه‌های کلیدی:

تهیه نقشه سیلاب شهری؛

تصاویر چند زمانه SAR؛

InSAR Coherence

شبکه عصبی کانولوشن

### استناد به این مقاله:

اسلانی کتولی، س؛ شاه‌حسینی، ر؛ باقری، ح (۱۴۰۳). تهیه نقشه سیلاب شهری با استفاده از تصاویر شدت SAR و همدوسی تداخل‌سنجی-مطالعه موردی: سیل گنبد کاووس. فصلنامه علمی پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سپهر) ۳۳ (۱۳۱)، ۴۳-۵۹

## ۱- مقدمه

انسان‌ها و آسیب‌رساندن به زیرساخت‌های اقتصادی باعث می‌شود تهیه نقشه از سیلاب‌های شهری از نظر کاهش مخاطرات بسیار ارزشمند باشد. با این حال، شناسایی سیل در مناطق شهری به دلیل مکانیسم‌های پیچیده برگشتی که با انواع مختلفی از ساختمان و ارتفاعات، مناطق پوشش گیاهی و توپولوژی‌های مختلف جاده ارتباط دارد، SAR را به چالش می‌کشد (Schumann & Moller, 2015). چندین مطالعه (Dong et al., 1997; Ferro et al., 2011; Franceschetti et al., 2002; Thiele et al., 2007; Wegner et al., 2011) منجر به پیشرفت قابل توجهی در درک ویژگی‌های پس پراکنش SAR در محیط شهری شده و پیشرفت چشمگیری در تهیه نقشه از سیل در مناطق شهری داشته است. با این وجود، ادغام دانش در مورد فنولوژی پس پراکنش در الگوریتم‌های تجزیه و تحلیل عمومی آسان نیست و الگوریتم‌های خاص مورد نیاز است.

تعدادی از مطالعات، موفقیت داده‌های SAR با وضوح بالا در تهیه نقشه از سیلاب‌های شهری را نشان داده‌اند. میسون و همکاران (Mason et al., 2010, 2012) یک روش نزدیک به زمان واقعی برای تشخیص سیلاب شهری براساس تصویر TerraSAR-X با وضوح بالا از طغیان Tewkesbury انگلیس در تابستان ۲۰۰۷ ارائه دادند. آن‌ها از یک شبیه‌ساز SAR همراه با مدل سطح دیجیتال با وضوح بسیار بالا (Dsm) برای طبقه‌بندی نادرست به دلیل ایجاد layover و سایه استفاده کردند. تشخیص خودکار تغییر براساس داده‌های TerraSAR-X دو زمانه در همان رویداد سیل توسط جوستارینی و همکاران پیشنهاد شد (Giustarini et al., 2013). میسون و همکاران مدل پراکنندگی GO-GO را برای شناسایی آب سیلاب در مناطق layover با پراکنش double-bounce به کار گرفتند (Mason et al., 2014). اخیراً، تانگوی و همکاران داده‌های Radarsat-2 با وضوح بالا همراه با داده‌های هیدرولیکی (دوره بازگشت سیل) برای شناسایی سیل در مناطق شهری براساس مطالعات موردی سیل رودخانه ریشلیو (۲۰۱۱ کانادا) اعمال کردند و نتایج

سیل یک فاجعه طبیعی گسترده و چشمگیر است که زندگی، زیرساخت‌ها، اقتصاد و اکوسیستم‌های محلی در جهان را تحت تأثیر قرار می‌دهد. گزارش شده است که وقایع سیل، علت اصلی مهاجرت‌های داخلی در سال‌های ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۵ بوده است (N et al., 2022) و پیش‌بینی می‌شود که خسارات اقتصادی جهانی به دلیل سیل در مناطق دارای قدرت اقتصادی و پرجمعیت به ۵۹۷ میلیارد دلار در سال‌های ۲۰۱۶ تا ۲۰۳۵ برسد (Willner et al., 2018). داده‌های سنجش از دور می‌توانند به طور سیستماتیک یک دید جامع در مناطق وسیع داشته باشند و اطلاعات مفیدی در مورد میزان و پویایی سیلاب فراهم کنند. حسگرهای رادار روزنه مجازی<sup>۱</sup> (SAR) به دلیل قابلیت تصویربرداری در شرایط آب و هوایی مختلف و شب و روز، بیشترین استفاده را در منابع EO<sup>۲</sup> در نقشه‌برداری دارند (Cerbaro et al., 2020)

تهیه نقشه از سیلاب مبتنی بر SAR در مناطق روستایی (به عنوان مثال، خاک‌های برهنه و پوشش گیاهی کم) به طور گسترده مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است (Kankaku et al., 2013; Shen et al., 2019; Torres et al., 2012; Werninghaus & Buckreuss, 2010). انعکاس خاص در سطح آب صاف در تن تاریکی در داده‌های SAR رخ می‌دهد، که باعث تمایز آب سیل از سطح خشکی می‌شود (Insom et al., 2015; Matgen et al., 2011; Twele et al., 2016) و چند زمانی (Cao et al., 2018; Martinis et al., 2011; Matgen et al., 2011; Twele et al., 2016) تهیه نقشه از سیل براساس روش‌های تحت نظارت (Insom et al., 2015; Tong et al., 2018) با داده‌های آموزش موجود یا بدون نظارت (Chini et al., 2017; Li et al., 2018; Twele et al., 2016)، بدون هیچ گونه اطلاعات آموزشی استفاده شده است. مناطق شهری با شیب کم و درصد بالایی از سطح غیر قابل نفوذ در برابر سیل آسیب‌پذیر هستند و افزایش خطر از دست دادن جان

1- Synthetic Aperture Radar

2- Earth Observation &amp; Environmental Services

دو تصویر که هر دو قبل از سیل به دست آورده‌اند) کاهش می‌یابد. جزئیات بیشتر از شدت SAR و پاسخ همدوسی آب سیلاب بر انواع مختلف زمین در محیط شهری را می‌توان در پژوهش لی و همکاران یافت (Li et al., 2019).

چینی و همکاران شدت و همدوسی خصوصیات سیل Sendai ژاپن مربوط به سونامی ۲۰۱۱ را با داده‌های Cosmo-SkyMed با وضوح بالا تفسیر کردند و همدوسی کمتری در مناطق سیل‌زده شهری نسبت به مناطق غیرسیل‌زده یافتند (Chini et al., 2012). همچنین، با داده‌های Cosmo-SkyMed با وضوح بالا، در پولویرنتی و همکاران (Pulvirenti et al., 2016)، همدوسی مکمل شدت و میزان قابل توجهی هشدارهای از دست رفته در مناطق سیل‌زده سیل رودخانه سچچیا در سال ۲۰۱۴ ایتالیا بود. لی و همکاران از شدت و همدوسی TerraSARX با وضوح بالای چندمنظوره برای شناسایی سیلاب شهری سیل هوستون ۲۰۱۷ ایالات متحده همراه طوفان هاروی با یک مدل شبکه عصبی کانولوشن خودآموز فعال (CNN) استفاده کرده و پیشنهاد کرده‌اند که هر دو شدت و همدوسی چند زمانی برای تولید یک نقشه دقیق طغیان در مناطق شهری مورد نیاز است (Li et al., 2019). این کار یک چارچوب خودآموزی فعال ارائه می‌دهد که نتایج طبقه‌بندی را با نمونه‌های آموزشی محدود بهبود می‌بخشد. اخیراً، چینی و همکاران اولین بار از شدت و همدوسی Sentinel-1 با وضوح متوسط برای شناسایی سیلاب شهری در مطالعه موردی سیل هوستون ۲۰۱۷ استفاده کردند (Chini et al., 2019). در آن مطالعه، نویسندگان ابتدا مناطق ساخته شده با سری زمانی شدت و پلاریزاسیون (VH و VV) را استخراج کرده و هشدارهای دروغین را با همدوسی سری زمانی VV فیلتر کردند. متعاقباً، یک تشخیص تغییر مبتنی بر آستانه‌ی سازگار (Chini et al., 2017) به ترتیب برای تهیه نقشه از خاک‌های برهنه سیلاب و مناطق ساخته شده با شدت VV و همدوسی به ترتیب ترسیم شد. با این حال، همانطور که توسط نویسندگان ذکر شده است، تأثیر پوشش گیاهی

امیدوارکننده‌ای به دست آوردند (Tanguy et al., 2017). با این وجود، مطالعات فوق فقط از شدت<sup>۱</sup> (SAR) استفاده کرده‌اند که به دلایل زیر اطلاعات محدودی را برای تهیه نقشه از سیل در محیط‌های شهری فراهم می‌کنند. در اصل، آب انباشته شده جلوی ساختمان‌ها توسط double-bounce تقویت شده در داده‌های شدت SAR قابل تشخیص است. با این حال، افزایش double-bounce توسط زاویه دید رخ می‌دهد (به عنوان مثال، زاویه بین جهت دیوار و جهت آزیموت).

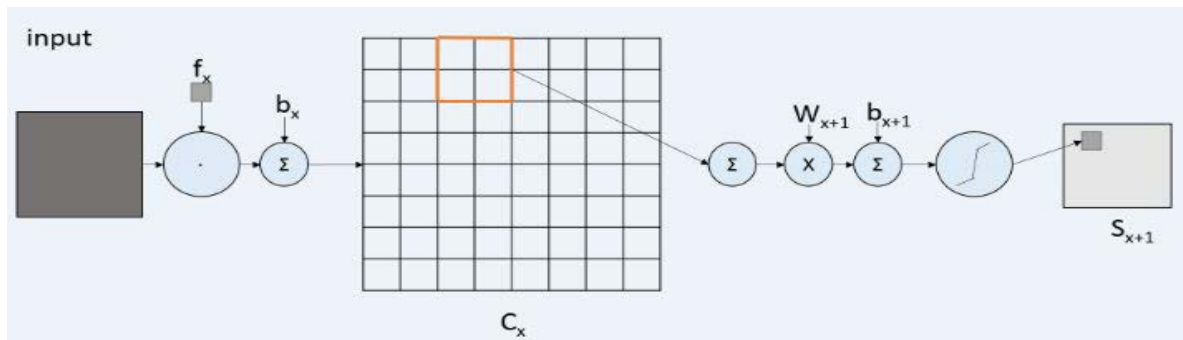
طبق آزمایش‌های شبیه‌سازی توسط پولویرنتی و همکاران، افزایش شدت از ۳/۵ دسی‌بل به ۱۱/۵ دسی‌بل هنگامی که زاویه دید از صفر به بیشتر از ۵ تا ۱۰ درجه افزایش می‌یابد رخ می‌دهد (Pulvirenti et al., 2016). علاوه بر این، سطح آب جاری یکی دیگر از عواملی است که باید در هنگام شناسایی سیلاب از طریق double-bounce مورد توجه قرار گیرد. با افزایش سطح آب نسبت به ارتفاع ساختمان‌های اطراف، این اثر کاهش می‌یابد (Iervolino et al., 2015). چندین مطالعه نشان داده است که همدوسی<sup>۲</sup> تداخل اطلاعات ارزشمندی برای تهیه نقشه از سیلاب شهری است و می‌تواند اشکالات فوق را کاهش دهد (Chini et al., 2012; Pulvirenti et al., 2016).

یک شهرک شهری به طور کلی می‌تواند به عنوان یک هدف پایدار با همدوسی بالا در نظر گرفته شود و تقریباً همدوسی غیرمرتبط با مبنای زمانی دو حصول SAR است در حالی که تحت تأثیر خط مقدماتی فضایی بین مدارهای تکراری ماهواره می‌باشد (Pulvirenti et al., 2016; Zebker & Villasenor, 1992). توقف آب سیلاب بین ساختمان‌ها باعث تغییر در توزیع مکانی پراکنش‌ها در یک سلول می‌شود و در نتیجه یک همدوسی جفت حین رویدادی (یعنی همدوسی تداخل‌سنجی<sup>۳</sup> حاصل از یک تصویر قبل و دیگری در هنگام طغیان به دست آمده) در مقایسه با همدوسی جفت قبل از رویداد (یعنی همدوسی تداخل‌سنجی تولید شده از

1- Intensity

2- Coherence

3- Interferometry



نگاره ۱: فرآیند اصلی CNN

می‌دهد و در عین حال، داشتن یک صحنه مناسب قبل از رویداد که توسط همان سنسور به دست می‌آید، این روش را برای پاسخ‌های اضطراری عملیاتی مطلوب می‌کند.

## ۲- روش پیشنهادی

### ۲-۱- شبکه عصبی کانولوشن

الگوریتم CNN یک پرسپترون چندلایه است که برای شناسایی اطلاعات دو بعدی تصاویر طراحی شده و شامل: لایه ورودی، لایه کانولوشن، لایه نمونه و لایه خروجی است. الگوریتم CNN دارای دو فرآیند اصلی است: جمع‌آوری و نمونه‌برداری.

فرآیند کانولوشن شامل استفاده از یک فیلتر قابل آموزش  $f_x$ ، دی کانولوشن<sup>۱</sup> تصویر ورودی (مرحله اول ورود تصویر، ورودی پس از کانولوشن تصویر، ویژگی لایه است که Feature Map نامیده می‌شود)، سپس با افزودن  $b_x$  می‌توان به کانولوشن لایه  $C_x$  دست یافت.

**فرآیند نمونه‌برداری:**  $n$  پیکسل از هر همسایگی جمع شده و یک پیکسل را می‌سازند، سپس با وزن اسکالر  $W_x + 1$  وزن‌دهی می‌شوند و بایاس  $b_x + 1$  اضافه می‌شود، سپس با استفاده از یک تابع فعال‌ساز، یک نقشه از ویژگی‌های Narrow  $n$  times feature map تولید می‌شود (نگاره ۱).

می‌تواند منجر به کاهش هم‌دوسی مناطق ساخته شده شود. این ممکن است در یک تخمین کم از میزان سیل در مناطق ساخته شده با پوشش گیاهی منجر شود. شدت می‌تواند هم‌دوسی را تکمیل کند، در این مورد، تخمین کمتری را می‌زند زیرا پوشش گیاهی سیلاب باعث پراکندگی قوی double-bounce نیز می‌شود. بنابراین، در تهیه نقشه عملی سیلاب شهری، اطلاعات یکپارچه کاهش شدت، افزایش شدت و کاهش هم‌دوسی برای محاسبه شرایط مختلف سیل در محیط‌های شهری مورد نیاز است.

در این مقاله، روشی برای شناسایی سیل در محیط‌های شهری (و حومه شهری) با استفاده از شدت و هم‌دوسی SAR مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن معرفی می‌شود و از سری زمانی شدت و هم‌دوسی SAR برای ترسیم سیلاب بدون انسداد (به‌عنوان مثال، خاک‌های برهنه سیل‌زده و پوشش گیاهی کوتاه) استفاده می‌شود. مناطق غیرهم‌دوس مسدود شده با سیل (به‌عنوان مثال، پوشش گیاهی سیل‌زده) و مناطق هم‌دوس دارای سیلاب مسدود شده (به‌عنوان مثال، مناطق غالباً ساخته شده سیل‌زده) تفکیک می‌شوند.

این روش با توجه به بازه زمانی توالی‌های داده انعطاف‌پذیر است (حداقل به یک جفت شدت پیش رویداد و در رویداد و به یک جفت هم‌دوسی پیش و در رویداد نیاز است). تعداد روزافزون مأموریت‌های SAR در مدار که دارای یک سناریوی مشاهده ثابت با زمان کوتاه بازدید مجدد هستند، شانس مشاهده یک رویداد سیل را افزایش

حین رویداد آن به ۰/۱۴ کاهش می‌یابد. با این وجود، این افت بسیار کمتر از R#2 و از آنجا که این منطقه از همدوسی ضعیفی برخوردار است، همدوسی برای تشخیص سیل در این منطقه مفید نیست. با این وجود، شدت قبل از رویداد نسبت به حین رویداد، از ۰/۹- دسی بل به ۴/۸- دسی بل افزایش می‌یابد.

فضاهای وسیع بین ساختمان‌ها و فضای نسبتاً کوچک بین جهت‌گیری ساختمان و جهت آزمون SAR احتمالاً باعث افزایش double-bounce در حین رویداد می‌شود. بنابراین، شدت بیشتر از همدوسی در شناسایی سیل در این منطقه تأثیرگذار است. R # 4 یک منطقه سیل‌زده با تعداد کمتر از ساختمان‌های متراکم است که توسط درختان احاطه شده است. در این منطقه، همدوسی پیش از رویداد، از حدود ۰/۶ به ۰/۳۲ در حین رویداد کاهش می‌یابد، در حالی که شدت پیش از رویداد از حدود ۰/۷- دسی بل به ۰/۶- دسی بل در حین رویداد افزایش می‌یابد.

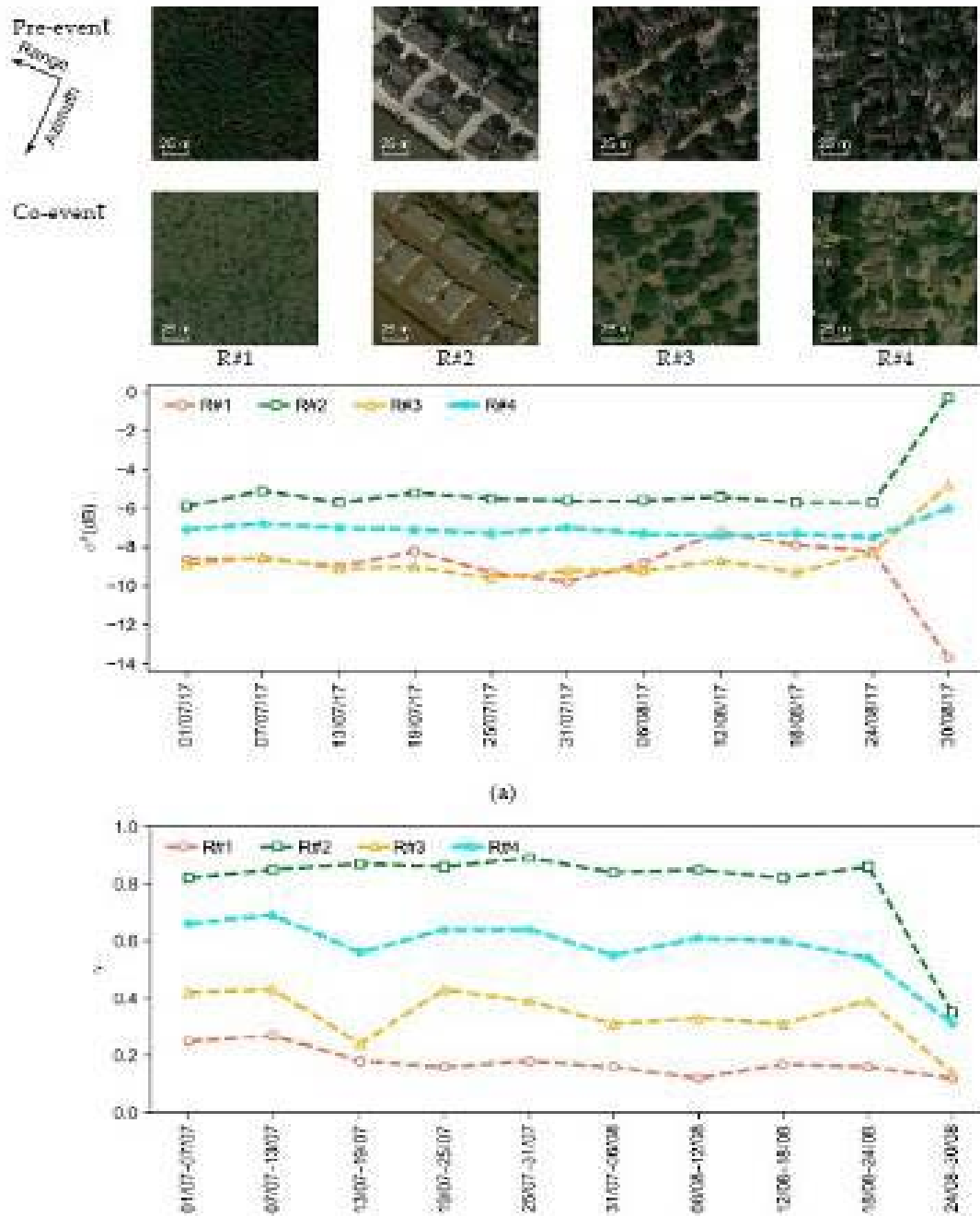
### ۳- پیاده‌سازی و منطقه مورد مطالعه

#### ۳-۱- فلوجارت الگوریتم مورد استفاده

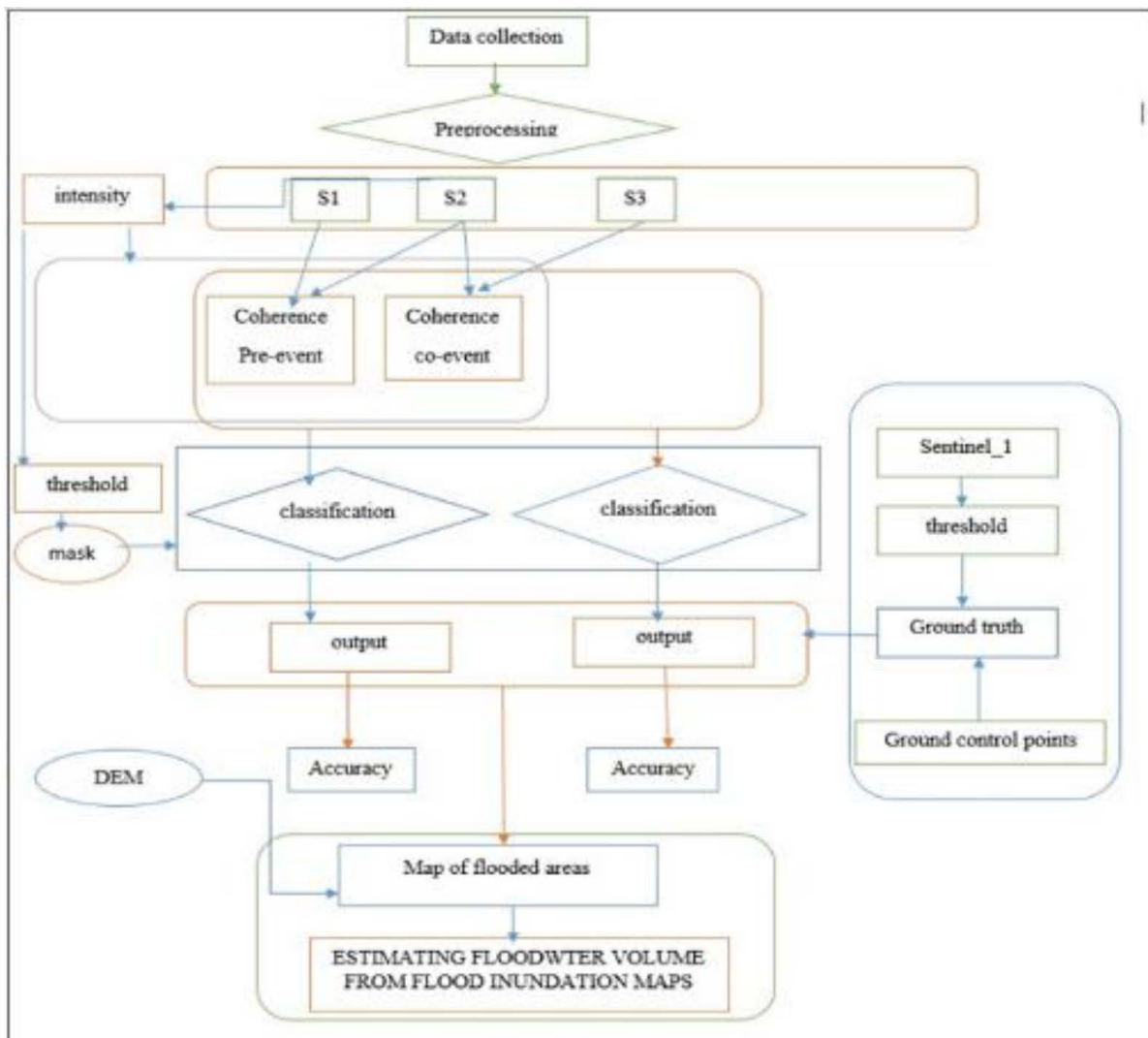
در اینجا با توجه به مکانسیم‌های مختلفی که شدت و همدوسی در تصاویر قبل و بعد از سیلاب دارند و با استفاده از یک روش شبکه عصبی کانولوشن تلفیق تصاویر حاصل به چهار کلاس شهری، مناطق سیلاب شهری، مناطق سیلاب خاک برهنه و خاک طبقه‌بندی شده و در انتها نواحی سیل‌زده شهری و غیر شهری استخراج و تفکیک می‌شوند (نگاره ۳).

### ۲-۲- تغییرات شدت و همدوسی در پیش از رویداد و حین رویداد سیل

ساندو مانتیز در (Chini et al., 2019) برای درک بهتر نقش شدت و همدوسی و تشخیص سیل در محیط‌های شهری، به بررسی تغییرات زمانی مقادیر متوسط مکانی شدت و همدوسی در چهار منطقه پرداختند که نشان می‌دهد انواع مختلف پوشش زمین را تحت تأثیر سیل قرار داده است. همانطور که در نگاره (۲) نشان داده شده است R # 1 یک منطقه پوشیده از گیاهان کم‌ارتفاع و همگن است که به‌صورت کامل در سیل غرق شده است در حالی که پیش از این رویداد در این منطقه همدوسی کم است (به‌عنوان مثال، حداکثر مقدار ۰/۲۷ و مقدار متوسط ۰/۱۸ است). اگر چه ظاهر آب سیلاب منجر به یک همدوسی حین رویداد پایین‌تر (به‌عنوان مثال ۰/۱۲) می‌شود، اما به دلیل مقادیر کم و تنوع زیاد قبل از رویداد، همدوسی اطلاعات قابل اطمینان برای تشخیص سیل در این منطقه نیست. شدت قبل از رویداد حدود ۸/۵- دسی بل مشخص شده است، در حالی که با توجه به نتایج انعکاس خاص از سطح آب سیل، شدت حین رویداد به طور قابل توجهی به ۱۳/۷- دسی بل کاهش می‌یابد. بنابراین، شدت اطلاعات مفیدی برای شناسایی سیل در این زمینه فراهم می‌کند. حوزه R # 2 یک منطقه عمدتاً مسکونی، است. همدوسی قبل از رویداد بالا (به‌عنوان مثال، در حدود ۰/۸۵) برای این منطقه از نظر زمانی ثابت است و ظاهر آب سیل منجر به افت قابل توجهی در همدوسی می‌شود (به‌عنوان مثال، ۰/۳۵). علاوه بر این، شدت حین رویداد نیز به میزان قابل توجهی با افزایش double-bounce از حدود ۵/۵- دسی بل به ۰/۳- دسی بل افزایش می‌یابد. بنابراین، شدت و همدوسی برای تشخیص سیل در این منطقه مفید هستند. R # 3 از بلوک‌های ساختمانی به همراه درختان تشکیل شده است. همدوسی پیش از رویداد این منطقه در حدود ۰/۳۶ است که می‌تواند ناشی از وجود درختان و فعالیت‌های انسانی در خیابان‌های اطراف ساختمان باشد. همدوسی



نگاره ۲: سنتینل-۱ و تنوع زمانی شدت ( $\sigma$ ) و همدوسی ( $\lambda$ ) برای چندین منظره معمولی در (هوستون) منطقه مورد مطالعه (a روند زمانی ( $\sigma$ ) و (b روندهای ( $\lambda$ ) را نشان می‌دهد



نگاره ۳: فلوچارت الگوریتم مورد استفاده

### ۲-۳- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه (نگاره ۴) عمدتاً توسط منازل مسکونی و اراضی کشاورزی اشغال می‌شود. شهرستان گنبد کاووس، در شرق استان گلستان، با حدود ۱۵۱ هزار نفر جمعیت و مساحت ۲۰۵۰ هکتار واقع شده است. مرکز منطقه مورد مطالعه در عرض جغرافیایی ۳۷ درجه و ۱۵ دقیقه شمالی و طول ۵۵ درجه و ۱۰ دقیقه شرقی قرار دارد (Kazemi & Akinci, 2018). میانگین بارندگی آن در حدود ۵۰۰ میلی‌متر و متوسط دما ۱۸/۶ درجه سانتی‌گراد است. بارش شدید باران در استان گلستان در ۲۵ اسفند ۱۳۹۷ (۱۶ مارس سال

۲۰۱۹) باعث طغیان رودخانه‌ها و سرریز سد بوستان (۱۰۷ مترمکعب در ثانیه) و سد گلستان (۵۵۰ مترمکعب در ثانیه) و سد نرماب (۲۳۰ مترمکعب در ثانیه) شد (Kh.Soltanian et al., 2019). همچنین میزان بارندگی در برخی ایستگاه‌ها به ۳۱۵ میلی‌متر رسیده است که به معنای بیش از ۸۸ درصد بارندگی سالانه است (Sheikh et al., 2019). عمق آب در شهر و خارج از مرز به ۱۰ تا ۵۰ سانتی‌متر رسید (نگاره ۵) که باعث زمین‌لغزش و ریزش سنگ از کوه شد و برخی از جاده‌ها را مسدود کرد. نگاره ۶) مقایسه میزان بارندگی در مارس ۲۰۱۹ با بارندگی در سال‌های گذشته در همان زمان است.

### ۳-۳- مجموعه داده‌ها

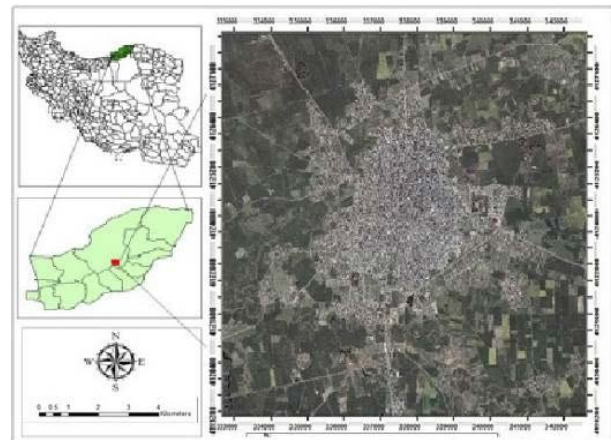
سه تصویر Sentinel-1A پلاریزاسیون VV، داده‌های تداخل گسترده عرض<sup>۱</sup> (IW) و مد (SLC) در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته که اطلاعات مربوط به آن در جدول (۱) نشان داده شده است. تصاویر شدت با کالیبراسیون رادیومتری، کاهش نویز با فیلتر اسپکل لی (اندازه پنجره ۵×۵ پیکسل) پیش‌پردازش شدند و از واحد خطی به دسی‌بل تبدیل شدند. تصاویر همدوسی با جفت تصویرهای پی در پی با پنجره ۷ × ۲۸ (محدوده - آزمون) به دست آمده است. در نگاره (۸) عملیات Multilooking با پنجره ۴×۱ برای به دست آوردن یک مربع برای همه تصاویر انجام شد. پیکسل تمام تصاویر شدت و همدوسی با مدل ارتفاعی رقومی SRTM ۳۰ متری با اندازه پیکسل مربع ۱۵ متری کدگذاری شدند. هر تصویر قبل از پردازش بعدی در دامنه صفر تا ۲۵۵ نرمال‌سازی شد. فیلتر منطقه همدوس ( $t = 0.5 * 0.5$ ) (پیشنهاد شده توسط واتناب و همکاران برای تصاویر همدوسی مقیاس‌پذیر) مورد استفاده قرار گرفت (D'Addabbo et al., 2016; Lu et al., 2018).

جدول ۱: داده‌های راداری مورد استفاده در پژوهش

مدار	قدرت تفکیک مکانی	پلاریزاسیون	تاریخ اخذ
Ascending	۲۰	VV	۲۰۱۹/۰۱/۱۷
Ascending	۲۰	VV	۲۰۱۹/۰۲/۲۲
Ascending	۲۰	VV	۲۰۱۹/۰۳/۱۸

### ۳-۴- داده‌های اعتبارسنجی

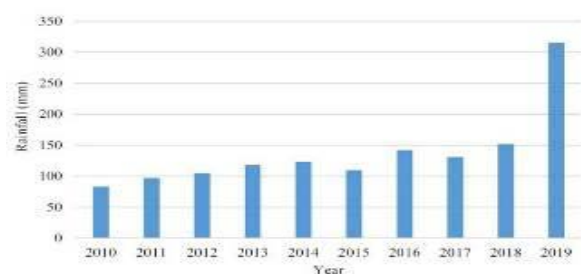
مجموعه داده‌های اعتبارسنجی به دلیل عدم وجود داده‌های دیگر در دو بخش مجزای داده‌های زمینی در منطقه شهری گنبد کاووس که برای شناسایی منازل خسارت‌دیده از جریان سیل جمع‌آوری شده است و داده‌های واقعیت زمینی حاصل از آستانه‌گذاری تصویر گاما برای اعتبارسنجی خروجی‌ها استخراج شدند.



نگاره ۴: موقعیت منطقه مورد مطالعه در تصویر آیکونوس شهر گنبد کاووس



نگاره ۵: سیل سال ۹۸ گنبد کاووس



نگاره ۶: مقایسه میزان بارش در مارس ۲۰۱۹ با میزان بارش در همین زمان در سال‌های پیش

### ۳-۴-۱- آستانه گذاری

میانگین هارمونیک بین Precision و Recall (Valuations, 2015) براساس مرجع سیلاب حاصل از آستانه گذاری و داده های زمینی ذکر و گزارش شده است.

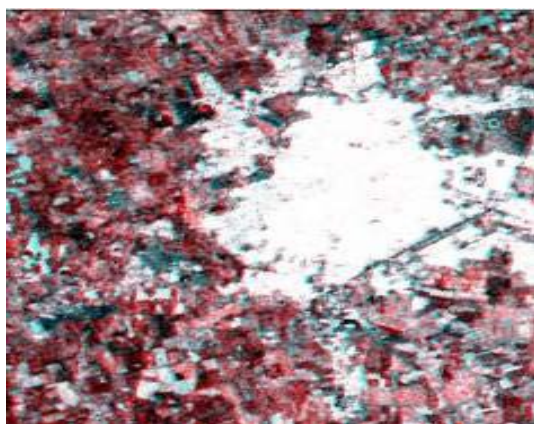
در این مطالعه، از تابع توزیع احتمال گاما تصویر SAR برای انتخاب آستانه استفاده می شود، زیرا مناطق همگن (یعنی منطقه سیل زده) در تصاویر SAR را می توان با تابع توزیع احتمال گاما تعریف کرد (Goodman, 1963). تابع توزیع احتمال گاما دارای دو پارامتر شامل شکل (k) و مقیاس ( $\sigma$ ) است که توسط معادله (۱) تعریف شده اند.

### ۴-۱- تحلیل بصری به کمک ترکیب رنگی در سیل گنبد کاووس

نگاره (۷) ترکیب RGB شدت (پیش از رویداد  $R = \sigma$ ،  $G = B$  حین رویداد  $\sigma$ ) منطقه مورد مطالعه را نشان می دهد. رنگ قرمز نشان دهنده سیل غیرانسدادی است، مانند خاک های برهنه سیل زده یا پوشش گیاهی کوتاه کاملاً زیر آب، بدون اینکه double bounce بین سطح آب و ساختمان ها / تنه درختان رخ دهد. رنگ فیروزه ای، ساختمان های آب گرفته یا پوشش گیاهی نیمه غوطه ور را نشان می دهد که افزایش double bounce بین سطح آب و ساختمان ها / تنه درختان باعث افزایش شدت در رویداد می شود.

$$f(x|k, \sigma) = \frac{x^{(k-1)} e^{-\frac{x}{\sigma}}}{\sigma^k \Gamma(k)} \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن  $\Gamma$  توزیع گاما و  $x$  مقدار شدت است. علی رغم شدت پیکسل های آب در تصویر SAR، مناطق طغیان سیل و سایر اراضی در مرحله آستانه ممکن است همپوشانی داشته باشند. بنابراین به جای یک، دو آستانه برای غلبه بر این چالش انتخاب شده است. از این آستانه ها برای تقسیم تصویر به مناطق سیل زده و مناطق غیر سیل زده یا سایر اراضی استفاده می شود.



نگاره ۷: تصاویر ترکیب رنگی شدت در سیل گنبد کاووس

### ۴- نتایج و بحث

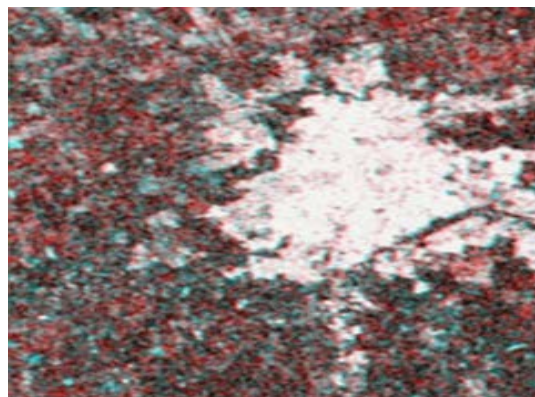
در این قسمت، نتایج مطالعه به لحاظ کیفی و کمی تجزیه و تحلیل می شود. از آنجایی که نمایش هم زمان داده های SAR چند زمانی در قالب ترکیبات RGB، به طور گسترده ای در تفسیر کیفی پوشش زمین و پویایی سطح مورد استفاده قرار می گیرد، ترکیبات RGB برای ایجاد شواهدی از میزان سیلاب از نظر شدت و همدوسی استفاده می شود. برای هر دو مورد، نتایج حاصل از تلفیق شدت و همدوسی و شدت به تنهایی و همدوسی به تنهایی به صورت کمی مورد تجزیه و تحلیل قرار می گیرند.

ترکیب RGB همدوسی (قبل از رویداد  $R = Y$ ،  $G = B$  حین رویداد  $Y$ ) در (نگاره ۸) نشان داده شده است. رنگ سفید مناطق ساخته شده غیرسیلابی را نشان می دهد که با همدوسی بالا در قبل و حین رویداد مشخص می شود. وجود آب سیلاب بین ساختمان ها منجر به افت قابل توجهی در همدوسی حین رویداد می شود که با رنگ قرمز نشان داده شده است.

دقت کلی (OA)، ضریب همبستگی کاپا، نرخ مثبت کاذب (FPR)، Precision (به عنوان مثال، الگوهای مثبت صحیح پیش بینی شده از کل الگوهای پیش بینی شده در یک کلاس مثبت)، Recall (به عنوان مثال، کسر الگوهای مثبت که به درستی طبقه بندی شده اند) و نمره F1 (یعنی

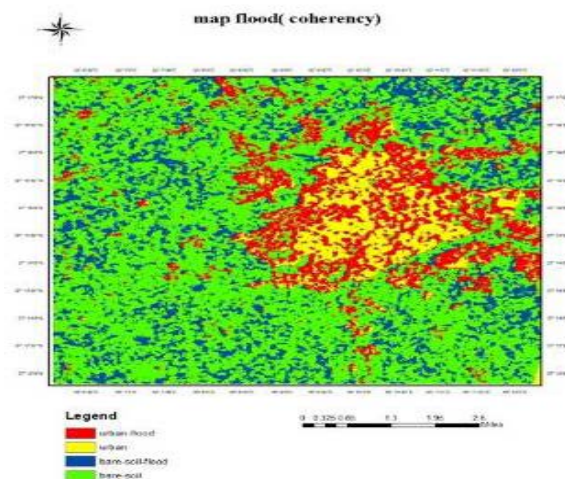
محاصره شده‌اند و پس پراکنش مختلط اشیا می‌تواند در یک پیکسل با وضوح متوسط (به‌عنوان مثال، ۲۰ متر) داده Sentinel-1 ارائه شود، بنابراین اثر double bounce ساختمان‌ها دو برابر می‌شود و کاهش مقادیر شدت و همدوسی این مناطق را می‌توان به رنگ قهوه‌ای مشاهده کرد.

تصاویر RGB تولید شده وارد الگوریتم طبقه‌بندی CNN ذکر شده می‌شوند و نتایج در چهار کلاس (urban, urban-flood, bare-soil, bare-soil-flood) به صورت نگاره‌های (۱۰) تا (۱۲) طبقه‌بندی شدند و در مرحله اعتبارسنجی براساس داده واقعیت زمینی گفته شده (نگاره ۱۳) مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

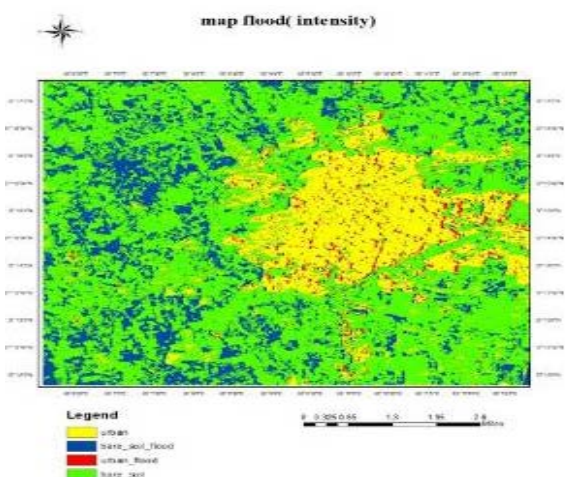


نگاره ۸: تصاویر ترکیب رنگی کوه‌رنسی در سیل گنبد کاووس

با این حال، افت همدوسی نیز می‌تواند به دلیل تغییر تصادفی پوشش گیاهی باشد (رنگ قرمز به‌طور گسترده‌ای پخش شده است)، بنابراین اهداف غیر همدوس زمانی باید هنگام استفاده در شناسایی سیل پوشانده شوند، در نگاره (۹)، ترکیب RGB از شدت و همدوسی در نظر گرفته شده است ( $B = \text{co-event}\sigma$  و  $G = \text{pre-event}\sigma$  و  $R = \text{co-event}\sigma$ ) مناطق مسکونی آب‌گرفته در رنگ بلوطی قابل تشخیص است (به‌عنوان مثال، شدت بالا در حین رویداد، همدوسی بالا در پیش از رویداد و همدوسی پایین حین رویداد). رنگ سبز می‌تواند مربوط به خاک‌های برهنه غرقاب با علفزارهای پراکنده باشد، مناطق ساخته شده غیر سیلابی با رنگ سفید نشان داده شده‌اند.



نگاره ۱۰: نقشه‌های طبقه‌بندی کوه‌رنسی حاصل از الگوریتم CNN



نگاره ۱۱: نقشه‌های طبقه‌بندی شدت حاصل از الگوریتم CNN



نگاره ۹: تصاویر ترکیب رنگی کوه‌رنسی و شدت در سیل گنبد کاووس

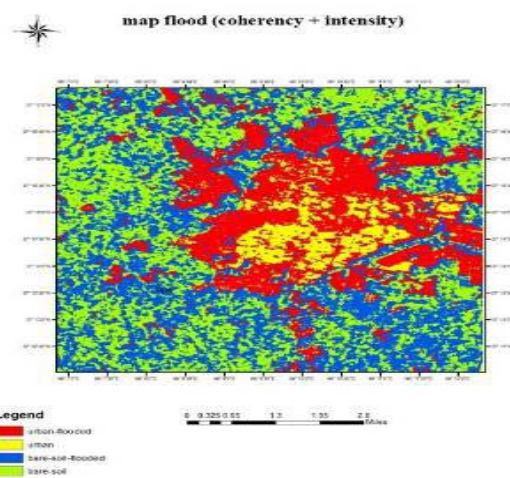
علاوه بر اینکه منطقه مورد مطالعه کاملاً دارای پوشش گیاهی است برخی از خانه‌های کوچک توسط درختان

## فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۵۵)

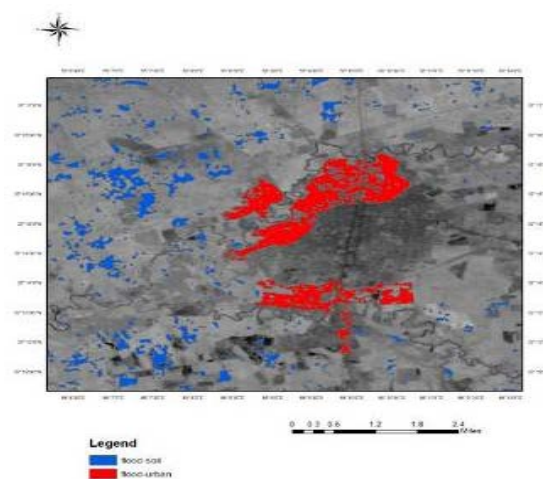
تهیه نقشه سیلاب شهری با استفاده از تصاویر شدت SAR و همدوسی تداخل سنجی ... / ۵۵

### ۴-۲- ارزیابی کمی از میزان سیلاب در منطقه مورد مطالعه

ارزیابی های بصری در دو کلاس نواحی سیلاب شهری و غیر شهری در نگاره های (۱۴) تا (۱۶) و ارزیابی های کمی از میزان سیلاب در منطقه مورد مطالعه در جدول (۲) و (۳) گزارش شده است. اگر چه مقادیر بالای OA برای هر سه سناریو به دست می آیند، برای زمانی که از شدت استفاده می شود OA معیار ارزیابی نامناسبی برای این مورد به دلیل عدم تعادل کلاس ها محسوب می شود (به عنوان مثال، کلاس سیل حدود ۲۰ درصد از کل منطقه را اشغال می کند). وقتی شدت و همدوسی به صورت همزمان استفاده می شوند کاپا در حدود ۰/۸۱ و نمره FI در حدود ۰/۷ هستند. با مقایسه میزان سیل استخراج شده و داده های واقعیت زمینی می توان دریافت که الگوی فضایی مناطق سیل زده با دقت استخراج می شود، با این حال، یک تخمین نسبتاً بزرگ را می توان با  $R_{call} = 0.51$  یافت. برآورد کم مناطق آبگرفته، عمدتاً در مناطق متراکم و دارای پوشش گیاهی سیلاب جاری شده است. انتظار می رود در این مناطق همدوسی قبل از رویداد کم باشد و سایه پراکندگی double-bounce را که بین سطوح آب جاری و دیواره های ساختمان رخ می دهد، کاهش دهد. بنابراین، کشف یک افزایش قابل توجه در شدت یا کاهش همدوسی در قبل و بعد از رویداد، دشوار است. مقادیر کمتر کاپا و FI و تفاوت های جزئی در دقت کلی و FPR، هنگام استفاده از داده های شدت در مقایسه با استفاده همزمان از شدت و همدوسی حاصل می شود که این کاهش به خصوص در مناطق مسکونی بیشتر است.



نگاره ۱۲: نقشه های طبقه بندی کوهرنسی و شدت حاصل از الگوریتم CNN



نگاره ۱۳: داده های مرجع حاصل از برداشت زمینی و آستانه گذاری

جدول ۲: ارزیابی کمی نواحی استخراج شده

F1	Precision	Recall	FPR	کاپا	دقت کلی (OA)	سناریو
۰/۷۱	۰/۸۴	۰/۵۱	۰/۰۳	۰/۸۱	۹۳/۸	شدت + همدوسی
۰/۶۳	۰/۸۱	۰/۴۸	۰/۰۱	۰/۷۲	۹۰/۶	شدت
۰/۶۰	۰/۷۸	۰/۳۷	۰/۰۴	۰/۵۶	۸۶/۸	همدوسی

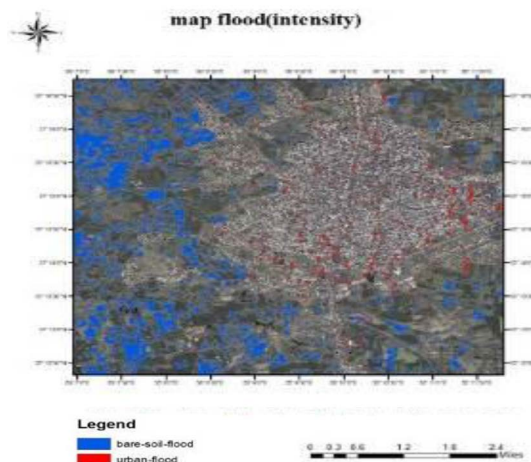
حجم و مساحت سیلابی که وارد حریم شهری شده، با استفاده از DEM دقیق منطقه و همچنین خروجی Shape نواحی سیلاب شهری به صورت جدول (۳) برآورد شده است.

جدول ۳: محاسبه مساحت و حجم سیلاب شهری

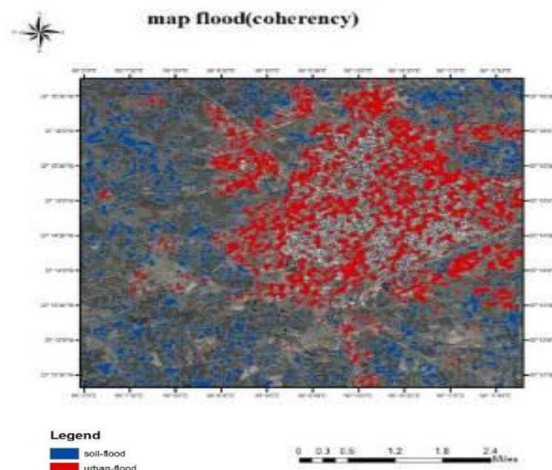
حجم (m <sup>3</sup> )	مساحت (m <sup>2</sup> )	روش
۱۸۷۰۹۰۶۶/۱۴	۹۸۴۸۶۱۳/۴۲	شدت + همدوسی
۱۳۳۳۹۶۷۱/۸۵	۷۱۰۷۷۱۵/۷۸	همدوسی
۲۲۹۲۰۱۸/۷۴	۱۱۴۹۳۶۹	شدت

### ۵- نتیجه گیری

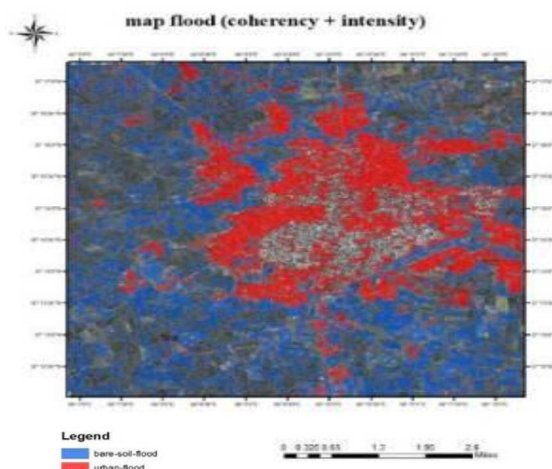
در این مقاله، روشی برای تهیه نقشه از سیل در محیط‌های شهری براساس شدت SAR و همدوسی تداخل‌سنجی معرفی شد. ترکیبی از شدت و همدوسی، اطلاعات مربوط به سیلاب را در انواع مختلف پوشش زمین و خروجی استخراج می‌کند. این روش روی حادثه سیل گنبد کاووس که توسط سنسورهای مختلف SAR به دست آمده‌اند آزمایش شد و نقشه‌های سیل توسط مرجع سیلابی حاصل از آستانه‌گذاری و برداشت زمینی تأیید و نتایج رضایت بخشی در این مطالعه موردی نشان داده شد. یافته‌های موجود در این آزمایش نشان می‌دهد که استفاده مشترک از شدت و همدوسی SAR اطلاعات قابل اطمینان‌تری نسبت به استفاده از شدت و همدوسی به تنهایی در مناطق شهری با مناظر مختلف فراهم می‌کند. به‌طور خاص، تشخیص سیل در مناطق کمتر همدوس/ غیرهمدوس (به‌عنوان مثال، خاک‌های برهنه، پوشش گیاهی، مناطق پوشیده شده از گیاهان) به شدت چند زمانی متکی است، در حالی که همدوسی چند زمانی اطلاعات سیل جامع‌تری در مناطق همدوس (به‌عنوان مثال، مناطق عمدتاً ساخته شده) ایجاد می‌کند. با این وجود، برخی از موقعیت‌های ویژه سیل مانند پارکینگ‌های پر آب و سیل بلوک‌های متراکم ساختمانی هنوز هم از نظر شدت و هم همدوسی چالش برانگیز هستند. همچنین از آنجا که روش



نگاره ۱۴: نواحی سیلاب شهری و غیر شهری در سناریوی شدت



نگاره ۱۵: نواحی سیلاب شهری و غیر شهری در سناریوی همدوسی



نگاره ۱۶: نواحی سیلاب شهری و غیر شهری در سناریوی شدت + همدوسی

<https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2520487>

7- Dong, Y., Forster, B., & Ticehurst, C. (1997). Radar backscatter analysis for urban environments. *International Journal of Remote Sensing*, 18(6), 1351–1364. <https://doi.org/10.1080/014311697218467>

8- F.Covello, Battazza, F., Coletta, A., Lopinto, E., Fiorentino, C., Pietranera, L., Valentini, G., & Zoffoli, S. (2010). COSMO-SkyMed an existing opportunity for observing the Earth. *Journal of Geodynamics*, 49, 171–180. <https://doi.org/10.1016/j.jog.2010.01.001>

9- Ferro, A., Brunner, D., Bruzzone, L., & Lemoine, G. (2011). On the Relationship Between Double Bounce and the Orientation of Buildings in VHR SAR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(4), 612–616. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2010.2097580>

10- Franceschetti, G., Iodice, A., & Riccio, D. (2002). A canonical problem in electromagnetic backscattering from buildings. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(8), 1787–1801. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.802459>

11- Giustarini, L., Hostache, R., Matgen, P., Schumann, G., Bates, P., & Mason, D. (2013). A Change Detection Approach to Flood Mapping in Urban Areas Using TerraSAR-X. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51, 2417–2430. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2210901>

12- Goodman, J. (1963). Statistical Properties of Laser Speckle Patterns. *Laser Speckle and Related Phenomena*, 9, 57. <https://doi.org/10.1007/BFb0111436>

13- Iervolino, P., Guida, R., Iodice, A., & Riccio, D. (2015). Flooding Water Depth Estimation With High-Resolution SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2358501>

14- Insom, P., Cao, C., Boonsrimuang, P., Liu, D., Saokarn, A., Yomwan, P., & Xu, Y. (2015). A Support Vector Machine-Based Particle Filter Method for Improved Flooding Classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(9), 1943–1947. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2439575>

15- Kankaku, Y., Suzuki, S., & Osawa, Y. (2013). ALOS-2 mission and development status. 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium - IGARSS, 2396–2399. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6723302>

16- Kazemi, H., & Akinci, H. (2018). A land use suitability

پیشنهادی از حسگر و صحنه مستقل است، با مشاهدات بسیار مکرر و منظم از مأموریت‌های SAR مانند Sentinel-1 و RADARSAT (RCM)، فرصت‌هایی را برای تهیه نقشه از سیل شهری در مقیاس جهانی و به ویژه در کشورهای کم درآمد فراهم می‌کند.

### تعارض منافع

در این پژوهش، حامی مالی و تعارض منافع وجود ندارد.

### References

1- Cao, W., Twele, A., Plank, S., & Martinis, S. (2018). A three-class change detection methodology for SAR-data based on hypothesis testing and Markov Random field modelling. *International Journal of Remote Sensing*, 39(2), 488–504. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1384590>

2- Cerbaro, M., Morse, S., Murphy, R., Lynch, J., & Griffiths, G. (2020). Information from earth observation for the management of sustainable land use and land cover in Brazil: an analysis of user needs. *Sustainability*, 12(2), 489

3- Chini, M., Hostache, R., Giustarini, L., & Matgen, P. (2017). A Hierarchical Split-Based Approach for Parametric Thresholding of SAR Images: Flood Inundation as a Test Case. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(12), 6975–6988. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2737664>

4- Chini, M., Pelich, R., Pulvirenti, L., Pierdicca, N., Hostache, R., & Matgen, P. (2019). Sentinel-1 InSAR Coherence to Detect Floodwater in Urban Areas: Houston and Hurricane Harvey as A Test Case. *Remote Sensing*, 11(2). <https://doi.org/10.3390/rs11020107>

5- Chini, M., Pulvirenti, L., & Pierdicca, N. (2012). Analysis and Interpretation of the COSMO-SkyMed Observations of the 2011 Japan Tsunami. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters - IEEE GEOSCI REMOTE SENS LETT*, 9, 467–471. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2182495>

6- D'Addabbo, A., Refice, A., Pasquariello, G., Lovergine, F. P., Capolongo, D., & Manfreda, S. (2016). A Bayesian Network for Flood Detection Combining SAR Imagery and Ancillary Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(6), 3612–3625.

doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.12.002

24- Mason, D. C., Speck, R., Devereux, B., Schumann, G. J.-., Neal, J. C., & Bates, P. D. (2010). Flood Detection in Urban Areas Using TerraSAR-X. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(2), 882–894. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2029236>

25- Matgen, P., Hostache, R., Schumann, G., Pfister, L., Hoffmann, L., & Savenije, H. H. G. (2011). Towards an automated SAR-based flood monitoring system: Lessons learned from two case studies. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 36(7), 241–252. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.pce.2010.12.009>

26- Morena, L. C., James, K., & Beck, J. (2004). An introduction to the RADARSAT-2 mission. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30, 221–234.

27- N, W. S., Anders, L., Fang, Z., & Katja, F. (2022). Adaptation required to preserve future high-end river flood risk at present levels. *Science Advances*, 4(1), eaao1914. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aao1914>

28- Pulvirenti, L., Chini, M., Pierdicca, N., & Boni, G. (2016). Use of SAR Data for Detecting Floodwater in Urban and Agricultural Areas: The Role of the Interferometric Coherence. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(3), 1532–1544. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2482001>

29- Pulvirenti, L., Chini, M., Pierdicca, N., Guerriero, L., & Ferrazzoli, P. (2011). Flood monitoring using multi-temporal COSMO-SkyMed data: Image segmentation and signature interpretation. *Remote Sensing of Environment*, 115, 990–1002. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.002>

30- Schumann, G. J.-P., & Moller, D. K. (2015). Microwave remote sensing of flood inundation. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 83–84, 84–95. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.pce.2015.05.002>

31- Sharifi, A. (2018). Estimation of biophysical parameters in wheat crops in Golestan province using ultra-high resolution images. *Remote Sensing Letters*, 9(6), 559–568. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2018.1452058>

32- Sheikh, V., Kornejady, A., & Ownegh, M. (2019). Application of the coupled TOPSIS–Mahalanobis distance for multi-hazard-based management of the target districts of the Golestan Province, Iran. *Natural Hazards*, 96(3), 1335–1365. <https://doi.org/10.1007/s11069-019->

model for rainfed farming by Multi-criteria Decision-making Analysis (MCDA) and Geographic Information System (GIS). *Ecological Engineering*, 116, 1–6. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2018.02.021>

17- Kh.Soltanian, F., Abbasi, M., & riyahi bakhtyari, hamid reza. (2019). FLOOD MONITORING USING NDWI AND MNDWI SPECTRAL INDICES: A CASE STUDY OF AGHQALA FLOOD-2019, GOLESTAN PROVINCE, IRAN. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-4/W18, 605–607. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W18-605-2019>

18- Li, Y., Martinis, S., Plank, S., & Ludwig, R. (2018). An automatic change detection approach for rapid flood mapping in Sentinel-1 SAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73, 123–135. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.023>

19- Li, Y., Martinis, S., & Wieland, M. (2019). Urban flood mapping with an active self-learning convolutional neural network based on TerraSAR-X intensity and interferometric coherence. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152, 178–191. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.04.014>

20- Lu, C.-H., Ni, C.-F., Chang, C.-P., Yen, J.-Y., & Chuang, R. Y. (2018). Coherence Difference Analysis of Sentinel-1 SAR Interferogram to Identify Earthquake-Induced Disasters in Urban Areas. *Remote Sensing*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/rs10081318>

21- Martinis, S., Twele, A., & Voigt, S. (2011). Unsupervised Extraction of Flood-Induced Backscatter Changes in SAR Data Using Markov Image Modeling on Irregular Graphs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(1), 251–263. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2052816>

22- Mason, D. C., Davenport, I. J., Neal, J. C., Schumann, G. J.-., & Bates, P. D. (2012). Near Real-Time Flood Detection in Urban and Rural Areas Using High-Resolution Synthetic Aperture Radar Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(8), 3041–3052. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2178030>

23- Mason, D. C., Giustarini, L., Garcia-Pintado, J., & Cloke, H. L. (2014). Detection of flooded urban areas in high resolution Synthetic Aperture Radar images using double scattering. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 28, 150–159. <https://>

- 40- Watanabe, M., Thapa, R. B., Ohsumi, T., Fujiwara, H., Yonezawa, C., Tomii, N., & Suzuki, S. (2016). Detection of damaged urban areas using interferometric SAR coherence change with PALSAR-2. *Earth, Planets and Space*, 68(1), 131. <https://doi.org/10.1186/s40623-016-0513-2>
- 41- Wegner, J. D., Hänsch, R., Thiele, A., & Soergel, U. (2011). Building Detection From One Orthophoto and High-Resolution InSAR Data Using Conditional Random Fields. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(1), 83–91. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2010.2053521>
- 42- Werninghaus, R., & Buckreuss, S. (2010). The TerraSAR-X Mission and System Design. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(2), 606–614. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2031062>
- 43- Willner, S. N., Otto, C., & Levermann, A. (2018). Global economic response to river floods. *Nature Climate Change*, 8(7), 594–598. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0173-2>
- 44- Zebker, H. A., & Villasenor, J. (1992). Decorrelation in interferometric radar echoes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(5), 950–959. <https://doi.org/10.1109/36.175330>
- 03617-0
- 33- Shen, X., Wang, D., Mao, K., Anagnostou, E., & Hong, Y. (2019). Inundation Extent Mapping by Synthetic Aperture Radar: A Review, *Remote Sens.*, 11, 879.
- 34- Tanguy, M., Chokmani, K., Bernier, M., Poulin, J., & Raymond, S. (2017). River flood mapping in urban areas combining Radarsat-2 data and flood return period data. *Remote Sensing of Environment*, 198, 442–459. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.042>
- 35- Thiele, A., Cadario, E., Schulz, K., Thonnessen, U., & Soergel, U. (2007). Building Recognition From Multi-Aspect High-Resolution InSAR Data in Urban Areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(11), 3583–3593. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.898440>
- 36- Tong, X., Luo, X., Liu, S., Xie, H., Chao, W.-Y., Liu, S., Liu, S., Makhinov, A. N., Makhinova, A. F., & Jiang, Y. (2018). An approach for flood monitoring by the combined use of Landsat 8 optical imagery and COSMO-SkyMed radar imagery. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 136, 144–153.
- 37- Torres, R., Snoeij, P., Geudtner, D., Bibby, D., Davidson, M., Attema, E., Potin, P., Rommen, B., Floury, N., Brown, M., Traver, I. N., Deghaye, P., Duesmann, B., Rosich, B., Miranda, N., Bruno, C., L'Abbate, M., Croci, R., Pietropaolo, A., ... Rostan, F. (2012). GMES Sentinel-1 mission. *Remote Sensing of Environment*, 120, 9–24. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.028>
- 38- Twele, A., Cao, W., Plank, S., & Martinis, S. (2016). Sentinel-1-based flood mapping: a fully automated processing chain. *International Journal of Remote Sensing*, 37(13), 2990–3004. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1192304>
- 39- Valuations, E. (2015). A Review on evaluation metrics for dataclassification evaluation.

---

## COPYRIGHTS

©2024 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 3.0 Unported \(CC BY-ND 3.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/3.0/)

---



