Journal of Geography

Journal Homepage: https://mag.iga.ir

Online ISSN: 2717-2996

Evaluation and Comparison of CNN and GMDH Deep Learning Models for Flood Hazard Zonation Using a Fuzzy Weighting Approach (Case Study: the Karganrud Watershed, Talesh)

Leila Ebrahimi Jamnani[1], Maryam Ilanloo[2]

1.Department of Geography, Cha.C.Islamic Azad University, Chalous, Iran Email: Leyla.ebrahimi@iauc.ac.ir
2.Corresponding author, Department of Geography, Mahs.C. Islamic Azad University, Mahshahr, Iran
Email: m.ilanloo6101@iau.ir

Article Info

Article type

Research Article

Article history:

Received

Received in revised

Accepted

Published online

Keywords:

Flood,

Flood Susceptibility Mapping;

Fuzzy-Weight of Evidence,

Korganrud Watershed

ABSTRACT

Flood susceptibility mapping is one of the most effective approaches for flood risk management and reducing damages caused by flood events. The present study aimed to evaluate and compare the performance of the CNN-sim and GMDH models integrated with the Fuzzy-Weight of Evidence (Fuzzy-WofE) approach for flood susceptibility mapping in the Gorganrud watershed. Fourteen environmental factors, including elevation, rainfall, slope, lithology, land use, soil texture, drainage density, distance from rivers, distance from roads, curvature, Topographic Wetness Index (TWI), Stream Power Index (SPI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and Normalized Difference Moisture Index (NDMI), were used as conditioning variables. The Weight of Evidence (WofE) method was employed to determine the initial weights of the factors, and the resulting values were normalized using the Min–Max fuzzy membership function. The weighted variables were then used as inputs for the CNN-sim and GMDH models. The results indicated that elevation, rainfall, and SPI were the most influential factors in flood occurrence, with fuzzy weights of 1.000, 0.8793, and 0.8546, respectively, while soil texture had no significant contribution to flood susceptibility prediction. Model evaluation demonstrated that the CNN-sim model outperformed the GMDH model across all performance metrics. The CNN-sim model achieved an AUC of 0.9274, accuracy of 0.8448, precision of 0.8387, recall of 0.8667, and F1-score of 0.8525, whereas the GMDH model yielded an AUC of 0.8476 and accuracy of 0.6207. Analysis of the flood susceptibility map generated by CNN-sim showed that 51.66% of historical flood locations were situated within the very high susceptibility class and 21.67% within the high susceptibility class, confirming the strong predictive capability of the model.Overall, the findings demonstrate that integrating the Fuzzy-WofE approach with deep learning techniques significantly enhances flood susceptibility prediction accuracy. The CNN-sim model can therefore be considered a reliable and efficient tool for flood risk assessment, watershed management, and spatial planning in flood-prone regions.

http://?

© The Author (s). Publisher: Iranian Geographical Associati This is an open access article under the CC BY NC license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Introduction

Floods are among the most frequent and destructive natural hazards worldwide, causing extensive economic losses, environmental degradation, and threats to human life. In recent decades, the combined effects of climate change, land-use alteration, rapid urbanization, and increasing rainfall extremes have intensified flood occurrence and expanded vulnerable areas. Consequently, accurate identification of flood-prone regions has become a fundamental requirement for sustainable watershed management, disaster-risk reduction, and spatial planning. Flood susceptibility mapping is recognized as an effective non-structural approach for identifying areas exposed to flooding and supporting decision-makers in prioritizing mitigation strategies. Traditional methods for flood susceptibility assessment, including hydrological and hydraulic models, often require extensive field measurements, dense monitoring networks, and substantial computational resources, which may not be available in many watersheds. As a result, data-driven and machine-learning approaches have increasingly been employed to improve prediction accuracy and overcome data limitations.

Recent studies have demonstrated the effectiveness of artificial intelligence and deep learning techniques in flood-related applications. Rahmati et al. (2016), Arabameri et al. (2019), Ali et al. (2020), Azareh et al. (2021), Rahman et al. (2023), and Yaseen (2024) highlighted the importance of integrating geospatial data and advanced modeling techniques for reliable flood susceptibility mapping. Likewise, Rizalihadi et al. (2026) successfully combined GIS, fuzzy AHP, and fuzzy TOPSIS methods to delineate flood-prone zones in Indonesia, achieving an AUC value of 0.921. More recently, Sibandze et al. (2025) demonstrated the capability of convolutional neural networks (CNNs) integrated with remote sensing data to accurately identify flood-prone areas in South Africa, achieving a prediction accuracy of 0.988. Furthermore, reviews conducted by Zhao et al. (2024) emphasized that deep learning models, particularly CNN-based architectures, have superior capabilities for extracting nonlinear spatial patterns from environmental datasets and are increasingly used in hydrological forecasting and flood prediction.

Despite these advances, comparative studies evaluating the performance of deep learning models and polynomial neural-network approaches under fuzzy-weighted environmental conditions remain limited, particularly in northern Iran. Therefore, the present study aims to evaluate and compare the performance of Convolutional Neural Network Simulation (CNN-sim) and Group Method of Data Handling (GMDH) models in flood susceptibility mapping of the Karganroud Watershed, Talesh, Iran. To improve the representation of environmental factors, the Weight of Evidence (WofE) method was integrated with Min–Max fuzzy standardization. The resulting weighted factors were then used as inputs for the CNN-sim and GMDH models. The study seeks to identify the most influential flood-conditioning factors and determine the most reliable model for flood susceptibility assessment in the region.

Method

The study was conducted in the Karganroud Watershed located in Talesh County, northern Iran. The watershed experiences frequent flooding due to its complex topography, intense rainfall events, and diverse land-use characteristics. Fourteen flood-conditioning factors were selected based on previous studies and data availability, including elevation, rainfall, slope, lithology, land use, soil texture, drainage density, distance from rivers, distance from roads, Topographic Wetness Index (TWI), Stream Power Index (SPI), curvature, NDVI, and NDMI.

Initially, the Weight of Evidence (WofE) model was applied to determine the statistical relationship between historical flood locations and environmental variables. The obtained weights were subsequently standardized using the Min–Max fuzzy membership function to generate fuzzy weights ranging from 0 to 1. This procedure enhanced the comparability of variables and minimized the influence of scale differences among datasets.

The fuzzy-weighted variables were then used as inputs for two predictive models: CNN-sim and GMDH. The CNN-sim model was employed due to its ability to automatically extract spatial features and identify complex nonlinear relationships among environmental variables. The GMDH model was selected because of its proven capability in environmental prediction and hydrological modeling. Historical flood occurrence points were divided into training and testing datasets. Model performance was evaluated using Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUC), and confusion matrix analysis.

Finally, the best-performing model was used to generate a flood susceptibility map. The resulting map was classified into five susceptibility classes: very low, low, moderate, high, and very high flood risk. The predictive reliability of the susceptibility map was assessed using independent flood inventory data and spatial validation techniques.

Results

The fuzzy-weighted WofE analysis revealed considerable differences in the influence of environmental variables on flood occurrence. Elevation received the highest fuzzy weight (1.000), indicating that topographic conditions play the most significant role in controlling flood distribution within the watershed. Rainfall (0.8793) and Stream Power Index (SPI) (0.8546) ranked second and third, respectively, highlighting the

importance of hydrological and climatic factors. NDVI, NDMI, slope, distance from roads, and TWI also showed substantial contributions to flood occurrence. In contrast, soil texture received a fuzzy weight of zero, indicating negligible predictive value and automatic exclusion from subsequent analyses.

Performance evaluation demonstrated a clear superiority of the CNN-sim model over the GMDH model. CNN-sim achieved an Accuracy of 0.8448, Precision of 0.8387, Recall of 0.8667, F1-Score of 0.8525, and AUC of 0.9274. In comparison, GMDH produced an Accuracy of 0.6207, Precision of 0.5833, Recall of 0.9333, F1-Score of 0.7179, and AUC of 0.8476. Although GMDH exhibited high sensitivity, its low precision indicated a substantial number of false-positive predictions. The confusion matrix further confirmed these findings, showing that CNN-sim produced a more balanced classification between flooded and non-flooded areas.

Analysis of the ROC curves revealed that the CNN-sim curve consistently remained above that of GMDH across all decision thresholds, indicating superior discrimination capability. The AUC value of 0.9274 suggests excellent predictive performance and strong generalization ability. These results are consistent with previous studies demonstrating the superiority of CNN-based approaches for flood susceptibility assessment.

The final flood susceptibility map generated by CNN-sim showed that 51.66% of historical flood points were located within the very high-risk class, while 21.67% occurred in the high-risk class. Only 3.33% and 6.67% of flood points were located in very low and low-risk zones, respectively. This distribution confirms the strong predictive capability of the model and demonstrates that the generated susceptibility map successfully identified areas vulnerable to flooding.

Conclusions

This study assessed the applicability of CNN-sim and GMDH models for flood susceptibility mapping in the Karganroud Watershed using a fuzzy-weighted WofE framework. The results demonstrated that elevation, rainfall, and Stream Power Index are the most influential factors controlling flood occurrence in the study area. The fuzzy weighting approach effectively improved variable representation and automatically eliminated non-informative factors such as soil texture.

Comparative analysis showed that CNN-sim significantly outperformed GMDH in all major evaluation metrics, achieving an AUC value of 0.9274 and an accuracy of 0.8448. The superior performance of CNN-sim can be attributed to its capability to capture complex nonlinear relationships and spatial patterns among flood-conditioning factors. The resulting flood susceptibility map successfully identified high-risk zones and demonstrated strong agreement with historical flood records.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

The share of the first and second author is 50% and the share of the third and seventh author is 50%.

Conflict of Interest

Author declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

References

1. Riche, A., Drias, A., Guermoui, M., Gherib, T., Boulmaiz, T., Souissi, B., & Melgani, F. (2024). A novel hybrid deep-learning approach for flood-susceptibility mapping. Remote Sensing, 16(19), 3673. https://doi.org/10.3390/rs16193673
2. Rizalihadi, M., Yulianur, A., Away, Y., & Meilianda, E. (2024). Flood susceptibility mapping using GIS based on fuzzy AHP method in Keureuto River Basin, Aceh. In *Proceedings of the 4th International Conference of Science and Information Technology in Smart Administration (ICSINTESA)* (pp. 765-760). IEEE.https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10747983/
3. Rizalihadi, M., Yulianur, A., Away, Y., & Meilianda, E. (2026). GIS based hybrid multi criteria decision making on the fuzzy environment to delineate flood susceptibility region in kr. keureuto catchment area, North Aceh. *Results in Engineering*, 109064. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2026.109064

نشریهٔ جغرافیا

Journal Homepage: https://mag.iga.ir

شاپا الکترونیکی: ۲۹۹۶-۲۷۱۷

دوره۲۳ شمارهٔ ۸۶ ۱۴۰۴

ارزیابی و مقایسه مدل‌های یادگیری عمیق CNN و GMDH در پهنه‌بندی خطر سیلاب با رویکرد وزن‌دهی فازی (مطالعه موردی: حوضه کرگانرود در تالش)

لیلا ابراهیمی جمنانی[۱]، مریم ایلانلو[۲]*

۱. گروه جغرافیا، واحد چالوس، دانشگاه آزاد اسلامی، چالوس ایران E: Leyla.ebrahimi@iauc.ac.ir

۲.گروه جغرافیا، واحد ماهشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، ماهشهر، ایران (نویسنده مسئول) E: m.ilanloo6101@iau.ir

اطلاعات مقاله

کلیدواژه‌ها:
سیلاب، پهنه‌بندی حساسیت سیلاب، وزن شواهد فازی، حوضه آبریز کرگانرود.

مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
تاریخ بازنگری:
تاریخ پذیرش:
تاریخ انتشار:

چکیده

سیلاب یکی از مهم‌ترین و مخرب‌ترین مخاطرات طبیعی است که هر ساله خسارات گسترده‌ای به منابع طبیعی، زیرساخت‌ها و سکونتگاه‌های انسانی وارد می‌کند. شناسایی و پهنه‌بندی مناطق مستعد سیلاب، نقش مهمی در مدیریت ریسک، برنامه‌ریزی کاربری اراضی و کاهش خسارات ناشی از این پدیده دارد. هدف این پژوهش، مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت سیلاب در حوضه آبریز گرگانرود با استفاده از تلفیق روش وزن شواهد فازی (Fuzzy-WofE)و الگوریتم‌های یادگیری عمیق CNN-sim و GMDH است. بدین منظور، ۱۴ عامل مؤثر شامل ارتفاع، شیب، بارش، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، شاخص رطوبت توپوگرافی(TWI) ، شاخص توان آبراهه(SPI) ، شاخص پوشش گیاهی(NDVI) ، شاخص رطوبت(NDMI) ، انحنا، فاصله از جاده، لیتولوژی، کاربری اراضی و بافت خاک مورد بررسی قرار گرفت. پس از محاسبه وزن‌های اولیه به روش وزن شواهد و فازی‌سازی داده‌ها با روشMin-Max ، لایه‌های اطلاعاتی به‌عنوان ورودی مدل‌های CNN-sim و GMDH مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج تحلیل وزن عوامل نشان داد که ارتفاع با وزن فازی ۱، بارش با وزن ۰/۸۷۹۳ و شاخص توان آبراهه با وزن ۰/۸۵۴۶ مهم‌ترین عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب در منطقه هستند، در حالی که بافت خاک با وزن فازی صفر از فرآیند مدل‌سازی حذف شد. ارزیابی عملکرد مدل‌ها نشان داد که مدل CNN-sim با مقادیر دقت ۰/۸۴۴۸، معیار F1 برابر ۰/۸۵۲۵ و سطح زیر منحنی ROC معادل ۰/۹۲۷۴ عملکرد بهتری نسبت به مدل GMDH با دقت ۰/۶۲۰۷ و AUC برابر ۰/۸۴۷۶ دارد. بررسی نقشه حساسیت سیلاب حاصل از مدل CNN-sim نشان داد که ۵۱/۶۶ درصد از نقاط سیلابی تاریخی در کلاس «خیلی خطرناک» و ۲۱/۶۷ درصد در کلاس «خطرناک» قرار گرفته‌اند. همچنین حدود ۷۳/۳۳ درصد از رخدادهای سیلاب ثبت‌شده در دو طبقه خطرناک و خیلی خطرناک متمرکز شده‌اند که بیانگر توان بالای مدل در شناسایی مناطق مستعد سیلاب است. بر اساس نتایج پژوهش، تلفیق روش Fuzzy-WofE با الگوریتم CNN-sim می‌تواند به‌عنوان رویکردی کارآمد و دقیق برای پهنه‌بندی حساسیت سیلاب در حوضه‌های آبریز مورد استفاده قرار گیرد و مبنای مناسبی برای برنامه‌ریزی مدیریت سیلاب، کاهش خسارات و توسعه سامانه‌های هشدار سریع فراهم سازد.

استناد:

ناشر: انجمن جغرافیایی ایران

© نویسندگان

مقدمه

سیلاب یکی از فراگیرترین و مخرب‌ترین مخاطرات طبیعی جهان است که سالانه خسارات گسترده‌ای را در ابعاد اقتصادی، اجتماعی، زیست‌محیطی و انسانی بر جوامع مختلف تحمیل می‌کند. این پدیده در مقایسه با بسیاری از مخاطرات طبیعی دیگر، از جمله زمین‌لرزه و آتش‌فشان، فراوانی وقوع بیشتری داشته و جمعیت وسیع‌تری را تحت تأثیر قرار می‌دهد؛ ازاین‌رو به‌عنوان یکی از مهم‌ترین چالش‌های مدیریت محیطی و توسعه پایدار شناخته می‌شود (Ahmed et al., ؛ de Brito & Evers, 2016: 1019 2023: 1192). گزارش‌های بین‌المللی نشان می‌دهد که تغییرات اقلیمی، افزایش بارش‌های حدی، توسعه بی‌رویه شهرها، تخریب پوشش گیاهی و تغییر کاربری اراضی، فراوانی و شدت رخدادهای سیلابی را در بسیاری از مناطق جهان افزایش داده است(Rizalihadi et al., 2026: 4؛ Yaseen, 2024: 2؛Rahman et al., 2023: 3). در نتیجه، مدیریت خطر سیلاب و کاهش آسیب‌پذیری سکونتگاه‌های انسانی به یکی از مهم‌ترین اولویت‌های برنامه‌ریزی سرزمین تبدیل شده است.

سیلاب علاوه بر خسارات مستقیم ناشی از تخریب زیرساخت‌ها، راه‌های ارتباطی، اراضی کشاورزی و مناطق مسکونی، پیامدهای غیرمستقیم فراوانی همچون اختلال در فعالیت‌های اقتصادی، کاهش امنیت اجتماعی، مهاجرت اجباری جمعیت و تخریب اکوسیستم‌های طبیعی را نیز به همراه دارد (Sun et al., ؛ Talukdar et al., 2021: 394؛Alvarado-Aguilar et al., 2012: 1305 2022: 6841) .به همین دلیل، رویکردهای نوین مدیریت سیلاب بیش از گذشته بر پیشگیری، شناسایی مناطق پرخطر و برنامه‌ریزی مبتنی بر ارزیابی ریسک تأکید دارند (ایلانلو و کرم، ۱۳۹۹: ۲۹۸).

در ایران نیز به دلیل تنوع اقلیمی، وجود رشته‌کوه‌های مرتفع، بارش‌های رگباری، توسعه سکونتگاه‌ها در دشت‌های سیلابی و تغییرات گسترده کاربری اراضی، سیلاب یکی از مهم‌ترین مخاطرات طبیعی محسوب می‌شود (قنواتی و همکاران، ۱۳۹۰: ۲۶۰؛ رضایی مقدم و همکاران، ۱۳۹۰: ۱۶۸؛ حجازی‌زاده و همکاران، ۱۳۹۵: ۳۵؛ ابراهیمی و ایلانلو، ۱۴۰۳: ۱۷). وقوع سیلاب‌های گسترده در دهه‌های اخیر نشان داده است که اقدامات سازه‌ای به‌تنهایی قادر به کنترل کامل این مخاطره نیستند و مدیریت مؤثر سیلاب نیازمند شناخت دقیق مناطق مستعد خطر و عوامل مؤثر بر وقوع آن است (استعلاجی و همکاران، ۱۳۹۸: ۲۳۶؛ پناهی و همکاران، ۱۴۰۲: ۱۱۶؛ ابراهیمی و همکاران، ۱۴۰۴: ۸۳، سلیمانی و همکاران، ۱۴۰۵: ۱۲۲۴).

یکی از مهم‌ترین ابزارهای مدیریت خطر سیلاب، تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی خطر و حساسیت سیلاب است. این نقشه‌ها نقش مهمی در برنامه‌ریزی کاربری اراضی، مدیریت بحران، توسعه زیرساخت‌ها، حفاظت از منابع طبیعی و کاهش خسارات احتمالی دارند (Ahmed et al., 2023: 11922؛ Arabameri et al., 2019: 449؛ Rahmati et al., 2016: 1005) .پهنه‌بندی سیلاب مبتنی بر تحلیل مجموعه‌ای از عوامل محیطی است که در ایجاد و گسترش رواناب و سیلاب نقش دارند. متغیرهایی نظیر بارش، ارتفاع، شیب، جهت شیب، تراکم زهکشی، فاصله از رودخانه، لیتولوژی، نوع خاک، پوشش گیاهی و کاربری اراضی از مهم‌ترین عوامل مؤثر در شکل‌گیری سیلاب به شمار می‌روند (Yaseen, 2024: 5؛ Rahman et al., 2023: 6؛ Saravanan et al., 2022: 15258).

با توسعه سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و فناوری سنجش از دور، امکان استخراج، پردازش و تحلیل داده‌های محیطی با دقت بیشتری فراهم شده است. امروزه داده‌های رقومی ارتفاع، تصاویر ماهواره‌ای و پایگاه‌های اطلاعات مکانی نقش اساسی در مطالعات ارزیابی خطر سیلاب ایفا می‌کنند (Vojtek et al., 2021: 582؛ Yousofi Roshan, 1401: 171؛ BIG, 2018). این فناوری‌ها امکان تهیه لایه‌های اطلاعاتی متنوع و تحلیل روابط مکانی میان عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب را فراهم ساخته‌اند.

در دهه‌های اخیر، استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) در مطالعات پهنه‌بندی مخاطرات طبیعی گسترش چشمگیری یافته است. این روش‌ها به دلیل توانایی در تلفیق معیارهای مختلف و تحلیل هم‌زمان عوامل متعدد محیطی، کاربرد گسترده‌ای در ارزیابی خطر سیلاب پیدا کرده‌اند (de Brito & Evers, 2016:23 ؛ Vaidya & Kumar, 2006: 3؛ Saaty, 2008: 85 1021). از میان این روش‌ها، فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (AHP) یکی از پرکاربردترین تکنیک‌های وزن‌دهی معیارها محسوب می‌شود که در مطالعات مختلف نتایج مطلوبی ارائه کرده است (قنواتی و همکاران، ۱۳۹۰: ۲۶۷؛ Ekmekcioğlu et al., 2021: 621).

با وجود مزایای روش‌های کلاسیک تصمیم‌گیری چندمعیاره، یکی از چالش‌های اصلی در مطالعات محیطی، وجود عدم قطعیت و ابهام در داده‌ها است. بسیاری از پدیده‌های طبیعی دارای مرزهای قطعی نیستند و تأثیر عوامل محیطی بر وقوع سیلاب به‌صورت

تدریجی تغییر می‌کند. در چنین شرایطی، منطق فازی به‌عنوان رویکردی مناسب برای مدل‌سازی عدم قطعیت مطرح شده(Azareh et al., 2021: 2350) .استفاده از توابع عضویت فازی امکان بیان واقع‌بینانه‌تر شرایط محیطی را فراهم می‌کند و موجب افزایش دقت نتایج پهنه‌بندی می‌شود (Bouamrane et al., 2020: 5؛ Kanani-Sadat et al., 2019: 23 ؛ Rizalihadi et al., 2024: 762).

پژوهش‌های متعددی نشان داده‌اند که ترکیب روش‌های فازی با تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌تواند عملکرد مدل‌های ارزیابی خطر سیلاب را بهبود بخشد. در این رویکردها، عدم قطعیت موجود در داده‌های محیطی کاهش یافته و امکان تحلیل بهتر روابط میان عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب فراهم می‌شود (Azareh et al., 2021: 2358؛ Gohil Ekmekcioğlu et al., 2021:45 et al., 2024: 8) .به همین دلیل، استفاده از روش‌های ترکیبی فازی در سال‌های اخیر مورد توجه گسترده پژوهشگران قرار گرفته است.

علاوه بر روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، افق‌های جدیدی را در مطالعات مخاطرات طبیعی گشوده است. این مدل‌ها قادرند روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای محیطی را شناسایی کرده و الگوهای پنهان وقوع سیلاب را با دقت بالایی استخراج کنند (Ali et al., 2020: 10; Khoshkonesh et al., 2024: 175861) .به همین دلیل، استفاده از الگوریتم‌های هوشمند در مطالعات پهنه‌بندی خطر سیلاب به سرعت در حال گسترش است. در میان روش‌های یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) به دلیل توانایی بالا در استخراج ویژگی‌های مکانی و یادگیری الگوهای پیچیده، از موفق‌ترین مدل‌های مورد استفاده در تحلیل داده‌های محیطی محسوب می‌شوند. این مدل‌ها قادرند روابط فضایی میان متغیرها را در سطوح مختلف شناسایی کرده و مناطق مستعد خطر را با دقت مناسبی تعیین نمایند (Mia et al., 2023: 6).

در مقابل، روش گروهی پردازش داده‌ها (GMDH) نیز به‌عنوان یک الگوریتم خودسازمان‌ده مبتنی بر شبکه‌های عصبی، توانایی بالایی در مدل‌سازی روابط پیچیده و انتخاب خودکار متغیرهای مؤثر دارد و در مطالعات مختلف هیدرولوژیکی نتایج قابل قبولی ارائه کرده است.(Dodangeh et al., 2020: 7)

مطالعات اخیر نشان می‌دهد که هیچ الگوریتم واحدی در تمامی مناطق جغرافیایی بهترین عملکرد را ندارد و کارایی مدل‌ها به شرایط محیطی، کیفیت داده‌ها، نوع متغیرها و ویژگی‌های حوضه آبریز وابسته است (Mangkhasium et al., 2024: 12). بنابراین، ارزیابی و مقایسه مدل‌های مختلف در حوضه‌های آبریز متفاوت، یکی از ضروریات مطالعات پهنه‌بندی خطر سیلاب محسوب می‌شود (سلیمانی و ایلانلو، ۱۴۰۴: ۸۳). از سوی دیگر، مطالعات مرتبط با مدیریت منابع آب و تحلیل ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی نیز بر نقش عوامل محیطی در شکل‌گیری مخاطرات هیدرولوژیکی تأکید کرده‌اند. سرور و همکاران (۱۴۰۴: ۴۹) در بررسی چالش‌های مدیریت منابع آبی حوضه دریاچه ارومیه، اهمیت مدیریت پایدار منابع آب را در کاهش آسیب‌پذیری اکوسیستم‌ها نشان دادند. همچنین رضوی مقدم و علمیزاده (۱۴۰۳: ۹۸) و ایلانلو (۱۳۹۹: ۱۷۴) نقش ویژگی‌های مورفولوژیکی و ژئومورفیک را در تحولات محیطی و فرآیندهای هیدرولوژیکی مورد تأکید قرار داده‌اند.

Rizalihadi و همکاران (۲۰۲۶) با بهره‌گیری از سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و تلفیق دو روش تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی شامل فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی (FAHP) و تکنیک فازی تاپسیس (FTOPSIS)، به پهنه‌بندی حساسیت سیلاب در حوضه آبریز کرئوتو (Keureuto) در استان آچه اندونزی پرداختند. نتایج نشان داد که بارش با وزن ۰/۲۲۳، تجمع جریان با وزن ۰/۱۴۰، فاصله از رودخانه با وزن ۰/۱۱۵، شاخص رطوبت توپوگرافی با وزن ۰/۱۱۲ و تراکم زهکشی با وزن ۰/۰۹۴ مهم‌ترین عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب هستند. همچنین حدود ۳۸ درصد از مساحت حوضه در طبقات خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفت. ارزیابی مدل با استفاده از شاخص سطح زیر منحنی ROC مقدار ۰/۹۲۱ را نشان داد که بیانگر دقت بسیار بالای مدل در پیش‌بینی مناطق مستعد سیلاب است. Sibandze وهمکاران(۲۰۲۵) با تلفیق داده‌های سنجش از دور و شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)، به ارزیابی احتمال وقوع سیلاب و خطرپذیری آن در شهر ساحلی پورت سنت جانز در آفریقای جنوبی پرداختند. نتایج نشان داد که عوامل توپوگرافی و هیدرولوژیکی، به‌ویژه شیب، شاخص HAND و ارتفاع، بیشترین تأثیر را بر احتمال وقوع سیلاب دارند. همچنین مدل CNN عملکرد بسیار مطلوبی در پیش‌بینی مناطق سیل‌خیز ارائه داد و با میانگین خطای مطلق ۰/۰۰۷ و دقت ۰/۹۸۸ توانست

مناطق تحت تأثیر و خارج از تأثیر سیلاب را با قابلیت اطمینان بالایی تفکیک کند. نتایج ارزیابی خطر نیز نشان داد که حدود ۲۶ درصد جمعیت و ۳۴ درصد ساختمان‌های منطقه در معرض خطر مستقیم سیلاب قرار دارند.

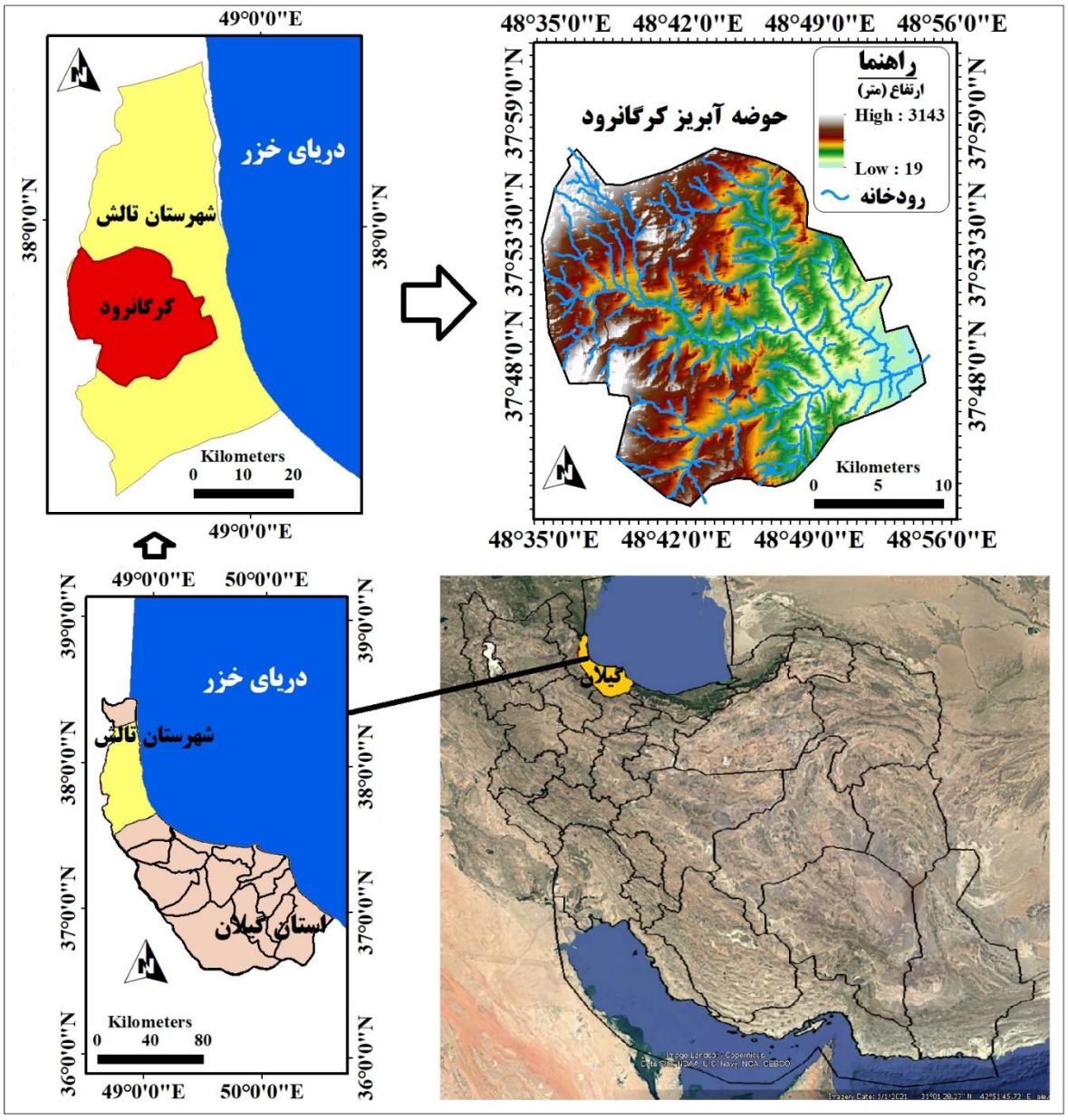
با وجود پژوهش‌های گسترده، همچنان نیاز به ارزیابی و مقایسه مدل‌های نوین یادگیری عمیق در حوضه‌های آبریز مختلف با شرایط محیطی گوناگون احساس می‌شود (Ilanloo, 2011:34). مطالعات اخیر نشان می‌دهد که ترکیب روش‌های وزن‌دهی فازی با مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند دقت پهنه‌بندی را بهبود بخشد و به شناسایی دقیق‌تر مناطق مستعد سیلاب کمک کند. با این حال، تاکنون مطالعه‌ای که به‌طور هم‌زمان به مقایسه عملکرد مدل‌های CNN و GMDH با رویکرد وزن‌دهی فازی در حوضه کرگانرود پرداخته باشد، انجام نشده است.

نوآوری پژوهش حاضر در چندین جنبه قابل توجه است. نخست، این پژوهش با تلفیق روش وزن شواهد فازی (Fuzzy-WofE) و مدل‌های یادگیری عمیق، رویکردی نوین برای پهنه‌بندی خطر سیلاب ارائه می‌دهد. برخلاف اغلب مطالعات پیشین که از روش‌های سنتی وزن‌دهی نظیر AHP یا روش‌های آماری متداول بهره گرفته‌اند، در این پژوهش برای نخستین بار در حوضه کرگانرود از روش وزن شواهد فازی به‌عنوان یک روش داده‌محور و بدون وابستگی به قضاوت کارشناسی استفاده شده است. این رویکرد ضمن تعیین خودکار میزان تأثیر هر عامل، امکان حذف متغیرهای کم‌اثر را فراهم کرده و در نتیجه موجب افزایش دقت و قابلیت اطمینان مدل‌سازی می‌شود. نوآوری دوم، مقایسه هم‌زمان دو مدل یادگیری عمیق با ساختارهای کاملاً متفاوت، یعنی CNN-sim و GMDH، در پهنه‌بندی خطر سیلاب است؛ موضوعی که تاکنون در حوضه کرگانرود مورد بررسی قرار نگرفته است. مدل CNN-sim به‌عنوان یک شبکه عصبی کانولوشنی شبیه‌سازی‌شده، توانایی استخراج ویژگی‌های سلسله‌مراتبی و پیچیده از داده‌های مکانی را دارد، در حالی که مدل GMDH یک الگوریتم خودسازمان‌ده مبتنی بر توابع چندجمله‌ای است که روابط غیرخطی میان متغیرها را به‌صورت خودکار شناسایی و مدل‌سازی می‌کند. مقایسه این دو رویکرد، امکان ارزیابی جامع عملکرد آن‌ها را از منظر دقت، توان پیش‌بینی و قابلیت تعمیم فراهم می‌سازد. همچنین، پژوهش حاضر با ارائه یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر Fuzzy-WofE و CNN-sim، رویکردی کارآمد برای پهنه‌بندی خطر سیلاب معرفی می‌کند.

بر اساس مبانی نظری و پیشینه پژوهش، حوضه آبریز کرگانرود در غرب استان گیلان و شهرستان تالش، یکی از مهم‌ترین حوضه‌های آبریز جنوبی دریای خزر به شمار می‌رود. قرارگیری این حوضه در دامنه‌های شمالی رشته‌کوه تالش، بارش‌های فراوان، شیب‌های نسبتاً تند، تراکم بالای شبکه زهکشی، توسعه سکونتگاه‌های انسانی در دشت‌های سیلابی و تغییرات کاربری اراضی، شرایط مناسبی را برای وقوع سیلاب فراهم کرده است. در سال‌های اخیر، وقوع سیلاب‌های متعدد در این حوضه خسارات قابل توجهی به اراضی کشاورزی، زیرساخت‌های ارتباطی، مناطق مسکونی و منابع طبیعی وارد کرده است. ازاین‌رو، شناسایی مناطق دارای خطر بالا و تهیه نقشه‌های دقیق پهنه‌بندی سیلاب برای مدیریت بحران، برنامه‌ریزی توسعه و کاهش خسارات احتمالی در این منطقه ضرورتی انکارناپذیر محسوب می‌شود. پژوهش حاضر با هدف اصلی ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق CNN-simو GMDH مبتنی بر رویکرد وزن‌دهی فازی (Fuzzy-WofE) در پهنه‌بندی خطر سیلاب حوضه آبریز کرگانرود انجام شده است.

موقعیت منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز کرگانرود یکی از مهم‌ترین حوضه‌های آبریز غرب استان گیلان است که در محدوده شهرستان تالش و در دامنه‌های شمالی رشته‌کوه تالش قرار دارد. این حوضه بین دریای خزر در شرق و ارتفاعات کوهستانی تالش در غرب واقع شده و از نظر هیدرولوژیکی یکی از حوضه‌های مهم سواحل جنوبی دریای خزر به شمار می‌رود. رودخانه کرگانرود به عنوان مهم‌ترین آبراهه این حوضه از ارتفاعات کوهستانی غرب تالش سرچشمه گرفته و پس از عبور از مناطق کوهستانی، میان‌بند و جلگه‌ای، در نهایت به دریای خزر می‌ریزد.



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران و شهرستان گیلان

مساحت حوضه آبریز کرگانرود حدود ۶۹۶/۵۵ کیلومتر مربع برآورد شده و بخش عمده‌ای از شهرستان تالش را دربر می‌گیرد. این حوضه از شمال به حوضه آبریز آستاراچای، از جنوب به حوضه شفارود، از غرب به ارتفاعات مرزی جمهوری آذربایجان و استان اردبیل و از شرق به دریای خزر محدود می‌شود. مرکز جمعیتی اصلی حوضه، شهر هشتپر (تالش) است که در بخش جلگه‌ای و در مجاورت رودخانه کرگانرود قرار دارد. از نظر توپوگرافی، حوضه دارای اختلاف ارتفاع قابل توجهی است؛ به‌گونه‌ای که ارتفاع آن از سطح دریای خزر در بخش‌های شرقی تا بیش از ۳۰۰۰ متر در ارتفاعات غربی تغییر می‌کند. وجود شیب‌های تند در مناطق کوهستانی، شبکه زهکشی متراکم، بارش‌های فراوان و تمرکز رواناب در مسیر رودخانه‌های اصلی، شرایط مناسبی را برای وقوع سیلاب فراهم کرده است. اقلیم منطقه تحت تأثیر دریای خزر و ارتفاعات تالش قرار دارد و از ویژگی‌های آن می‌توان به بارش سالانه نسبتاً زیاد، رطوبت بالا و وقوع بارش‌های شدید کوتاه‌مدت اشاره کرد.

با توجه به شرایط توپوگرافی، اقلیمی و هیدرولوژیکی خاص حوضه کرگانرود، این منطقه یکی از کانون‌های مهم مطالعات مخاطرات هیدرولوژیکی در شمال کشور محسوب می‌شود. وجود بارش‌های سنگین، تمرکز سریع رواناب در آبراهه‌ها، شیب زیاد دامنه‌ها و

توسعه فعالیت‌های انسانی در دشت سیلابی رودخانه، ضرورت شناسایی مناطق مستعد سیلاب و تهیه نقشه‌های دقیق پهنه‌بندی خطر را دوچندان کرده است. از این‌رو، حوضه کرگانرود به عنوان منطقه مورد مطالعه این پژوهش انتخاب شده است تا با بهره‌گیری از مدل‌های یادگیری عمیق CNN و GMDH و رویکرد وزن‌دهی فازی، الگوی پراکنش خطر سیلاب در آن مورد ارزیابی و تحلیل قرار گیرد(حاجی‌کریمی وهمکاران ، ۱۳۹۹).

روش پژوهش:

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از نظر روش، توصیفی–تحلیلی مبتنی بر مدل‌سازی مکانی است. در این تحقیق به‌منظور پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه آبریز کرگانرود، از تلفیق روش شواهد وزنی فازی (Fuzzy-WofE) و مدل‌های یادگیری عمیق CNNو GMDH استفاده شد. فرآیند تحقیق شامل چهار مرحله اصلی: تهیه و آماده‌سازی داده‌ها، وزن‌دهی متغیرهای محیطی با روشFuzzy-WofE ، اجرای مدل‌های یادگیری عمیق و ارزیابی عملکرد مدل‌ها و تولید نقشه نهایی خطر سیلاب بود.

در مرحله نخست، متغیرهای محیطی مؤثر بر وقوع سیلاب شناسایی و تهیه شدند. بر اساس مطالعات پیشین و ویژگی‌های طبیعی منطقه، ۱۵ عامل مؤثر شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، انحنای زمین، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، بارش، لیتولوژی، کاربری اراضی، شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی(NDVI) ، شاخص رطوبت توپوگرافی(TWI) ، شاخص توان آبراهه‌ای(SPI) ، بافت خاک، شاخص تفاضل نرمال‌شده رطوبت (NDMI) و فاصله از جاده انتخاب شدند. لایه‌های توپوگرافی شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، انحنای زمین، TWIو SPI از مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر استخراج‌شده از پایگاه داده سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) تهیه گردید. لایه فاصله از رودخانه با استفاده از ابزار Euclidean Distance و تراکم زهکشی از شبکه آبراهه استخراج‌شده از DEM در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی محاسبه شد.

برای تهیه لایه بارش، داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی منطقه جمع‌آوری و با استفاده از روش درون‌یابی کریجینگ، نقشه توزیع مکانی بارش تولید گردید. اطلاعات لیتولوژی از نقشه‌های زمین‌شناسی سازمان زمین‌شناسی کشور و داده‌های بافت خاک از پایگاه داده خاک ایران استخراج و رقومی‌سازی شد. همچنین نقشه کاربری اراضی و شاخص‌های NDVI و NDMI با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای Landsat 8 مربوط به سال‌های ۱۳۹۵ و ۱۴۰۲ و پس از اعمال تصحیحات هندسی و اتمسفری تهیه گردید. تمامی لایه‌های اطلاعاتی به سیستم مختصات UTM Zone 39N با کد EPSG:32639 منتقل و با اندازه سلول ۳۰ متر استانداردسازی شدند تا امکان تحلیل یکپارچه داده‌ها فراهم شود.

به‌منظور تشکیل پایگاه داده آموزشی و آزمون، از اطلاعات مربوط به رخداد سیلاب ۲۹ شهریور ۱۳۹۹ استفاده شد. در این راستا، تعداد ۱۹۳ نقطه شامل ۱۰۰ نقطه سیلابی و ۹۳ نقطه غیرسیلابی در سطح حوضه تعیین گردید. سپس ۷۰ درصد داده‌ها (۱۳۵ نقطه) برای آموزش مدل‌ها و ۳۰ درصد باقی‌مانده (۵۸ نقطه) برای ارزیابی و آزمون عملکرد مدل‌ها اختصاص یافت. با استفاده از ابزار Extract Multi Values to Points در نرم‌افزارArcGIS ، مقادیر تمامی متغیرهای محیطی برای نقاط سیلابی و غیرسیلابی استخراج و پایگاه داده نهایی پژوهش تشکیل شد.

در مرحله دوم، به‌منظور تعیین اهمیت نسبی متغیرها، از روش شواهد وزنی فازی (Fuzzy-WofE) استفاده شد. این روش به‌عنوان یکی از نوآوری‌های پژوهش حاضر، امکان وزن‌دهی متغیرها را بر اساس داده‌های واقعی و بدون دخالت قضاوت ذهنی کارشناسان فراهم می‌کند. در ابتدا برای هر کلاس از متغیرهای محیطی، وزن مثبت (W^+) و وزن منفی (W^-) با استفاده از روش شواهد وزنی (Weights of Evidence)محاسبه شد. این وزن‌ها بر مبنای احتمال وقوع و عدم وقوع سیلاب در هر کلاس از متغیرهای محیطی تعیین گردیدند و از روابط زیر به دست آمدند:

رابطه (۱)

$$W^+ = \ln\left(\frac{P(F \mid B)}{P(F \mid \bar{B})}\right), W^- = \ln\left(\frac{P(\bar{F} \mid B)}{P(\bar{F} \mid \bar{B})}\right)$$

که در آن Bیک کلاس خاص از متغیر، Fوقوع سیلاب، $P(F \mid B)$احتمال وقوع سیلاب در آن کلاس، $P(\bar{F} \mid B)$احتمال عدم وقوع سیلاب در آن کلاس، $P(F \mid \bar{B})$احتمال وقوع سیلاب در سایر کلاس‌ها و $P(\bar{F} \mid \bar{B})$احتمال عدم وقوع سیلاب در سایر کلاس‌ها است. سپس وزن نهایی هر کلاس به‌صورت $C = W^+ - W^-$محاسبه می‌گردد. وزن نهایی هر متغیر، میانگین وزنی مقادیر Cکلاس‌های آن (با وزن‌دهی بر اساس تعداد نقاط هر کلاس) خواهد بود.

از آنجا که مقادیر Cممکن است منفی باشند، برای تبدیل آن‌ها به ضرایب وزنی قابل‌استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین، از روش نرمال‌سازی کمینه–بیشینه استفاده می‌شود تا وزن‌ها به بازه $[0, 1]$تبدیل گردند:
رابطه (۲)

$$W_{fuzzy} = \frac{C - C_{min}}{C_{max} - C_{min}}$$

در این مرحله، تمامی وزن‌ها به بازه صفر تا یک منتقل شدند. این فرآیند موجب شد متغیرهایی که همبستگی ضعیف یا معکوس با وقوع سیلاب دارند، وزن‌های نزدیک به صفر دریافت کنند و تأثیر آن‌ها در فرآیند مدل‌سازی کاهش یابد. سپس هر یک از لایه‌های محیطی در وزن فازی متناظر خود ضرب شده و لایه‌های وزنی جدید تولید گردید. در نهایت، مقادیر این لایه‌های وزنی برای نقاط سیلابی و غیرسیلابی استخراج و به‌عنوان ورودی مدل‌های یادگیری مورد استفاده قرار گرفت.
در مرحله سوم، دو مدل هوشمند شامل شبکه عصبی کانولوشنی شبیه‌سازی‌شده (CNN-sim) و روش گروهی پردازش داده‌ها (GMDH)برای مدل‌سازی خطر سیلاب به کار گرفته شدند. با توجه به ماهیت جدولی داده‌ها و محدود بودن تعداد نمونه‌های آموزشی، به‌جای استفاده از ساختار کلاسیکCNN ، یک معماری مبتنی بر پرسپترون چندلایه طراحی شد که توانایی استخراج ویژگی‌های سلسله‌مراتبی مشابه شبکه‌های کانولوشنی را داشته باشد. این مدل شامل سه لایه مخفی با ۱۲۸، ۶۴ و ۳۲ نورون بود که در آن از تابع فعال‌سازیReLU ، بهینه‌سازی Adam و نرخ یادگیری ۰۰۱/۰ استفاده شد. همچنین برای جلوگیری از بیش‌برازش، از تکنیک توقف زودهنگام و تنظیم‌کننده L2 با ضریب ۰/۰۰۱ بهره گرفته شد. خروجی مدل احتمال وقوع سیلاب برای هر نمونه بود.
در مدل GMDH نیز ابتدا با استفاده از آزمون تحلیل واریانس(ANOVA) ، مهم‌ترین متغیرهای ورودی انتخاب شدند. بر این اساس، هشت متغیر شامل بافت خاک، شاخصSPI ، شاخصTWI ، انحنای زمین، تراکم زهکشی، ارتفاع، فاصله از جاده و کاربری اراضی به‌عنوان عوامل برتر تعیین شدند. سپس با استفاده از توابع چندجمله‌ای درجه دوم و در نظر گرفتن تعاملات دو به دوی متغیرها، مجموعه‌ای از ویژگی‌های جدید تولید شد. در ادامه، با استفاده از رگرسیون Ridge و انتخاب ویژگی مبتنی بر ضرایب مدل، متغیرهای مؤثرتر انتخاب شدند و ساختار نهایی مدل شکل گرفت. در پایان، خروجی مدل با استفاده از تابع سیگموئید به مقادیر احتمالی بین صفر و یک تبدیل شد.
در مرحله پایانی، عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های آماری شامل دقت کلی(Accuracy) ، صحت پیش‌بینی(Precision) ، حساسیت(Recall) ، معیار F1 و سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (AUC) ارزیابی گردید. همچنین ماتریس درهم‌ریختگی برای بررسی توان تفکیک مدل‌ها در شناسایی نقاط سیلابی و غیرسیلابی محاسبه شد. پس از مقایسه نتایج، مدلی که بیشترین مقدار AUC را کسب نمود به‌عنوان مدل برتر انتخاب شد. در نهایت، با استفاده از مدل منتخب، نقشه پهنه‌بندی خطر سیلاب برای کل حوضه آبریز کرگانرود تولید گردید. به‌منظور تسهیل تفسیر نتایج، نقشه نهایی با استفاده از روش چندک‌ها (Quantile) به پنج طبقه خطر شامل خطر بسیار کم، کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد طبقه‌بندی شد و الگوی توزیع مکانی خطر سیلاب در سطح حوضه مورد تحلیل قرار گرفت.

یافته‌های تحقیق

به‌منظور تعیین میزان تأثیر متغیرهای محیطی در وقوع سیلاب، ابتدا وزن شواهد (WofE) برای هر یک از عوامل مؤثر محاسبه شد و سپس مقادیر حاصل با استفاده از روش فازی Min-Max استانداردسازی و فازی‌سازی گردید. نتایج حاصل از این فرایند در

جدول (۱) ارائه شده است. بررسی مقادیر وزن فازی نشان می‌دهد که متغیرهای مورد مطالعه از نظر میزان تأثیر بر وقوع سیلاب دارای اهمیت متفاوتی هستند. بر این اساس، متغیر ارتفاع با وزن فازی ۱ به‌عنوان مهم‌ترین عامل مؤثر در وقوع سیلاب شناسایی شد. پس از آن، متغیرهای بارش با وزن فازی ۰/۸۷۹۳ و شاخص توان آبراهه (SPI) با وزن فازی ۰/۸۵۴۶ در رتبه‌های دوم و سوم قرار گرفتند. این نتایج بیانگر نقش تعیین‌کننده عوامل توپوگرافی و هیدرواقلیمی در کنترل فرایندهای تولید رواناب، تمرکز جریان و شکل‌گیری سیلاب در حوضه آبریز کرگانرود است.

همچنین شاخص پوشش گیاهی(NDVI) ، شاخص رطوبت(NDMI) ، شیب، فاصله از جاده و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) نیز از وزن‌های فازی نسبتاً بالایی برخوردار بوده و نقش مؤثری در افزایش یا کاهش حساسیت مناطق مختلف نسبت به وقوع سیلاب دارند. در مقابل، متغیرهای کاربری اراضی، لیتولوژی و به‌ویژه بافت خاک کمترین میزان تأثیر را در مدل نشان دادند. متغیر بافت خاک با وزن فازی صفر به‌طور کامل از فرایند مدل‌سازی حذف شد که بیانگر ارتباط ضعیف یا معکوس این عامل با پراکنش مکانی نقاط سیلابی در محدوده مورد مطالعه است. این موضوع یکی از مزیت‌های مهم رویکرد تلفیقی Fuzzy-WofE محسوب می‌شود؛ زیرا امکان حذف خودکار عوامل کم‌اثر یا مزاحم را فراهم کرده و موجب افزایش کارایی مدل در شناسایی عوامل کلیدی مؤثر بر وقوع سیلاب می‌شود. به‌طور کلی، نتایج حاصل نشان می‌دهد که متغیرهای ارتفاع، بارش و شاخص توان آبراهه مهم‌ترین نقش را در شکل‌گیری پهنه‌های مستعد سیلاب در حوضه کرگانرود ایفا می‌کنند و می‌توان از آن‌ها به‌عنوان عوامل اصلی در توسعه مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای تهیه نقشه‌های حساسیت سیلاب استفاده کرد (شکل۲).

جدول ۱ . وزن‌های اولیه و فازی‌شده متغیرهای محیطی (مرتب‌شده بر اساس وزن فازی)

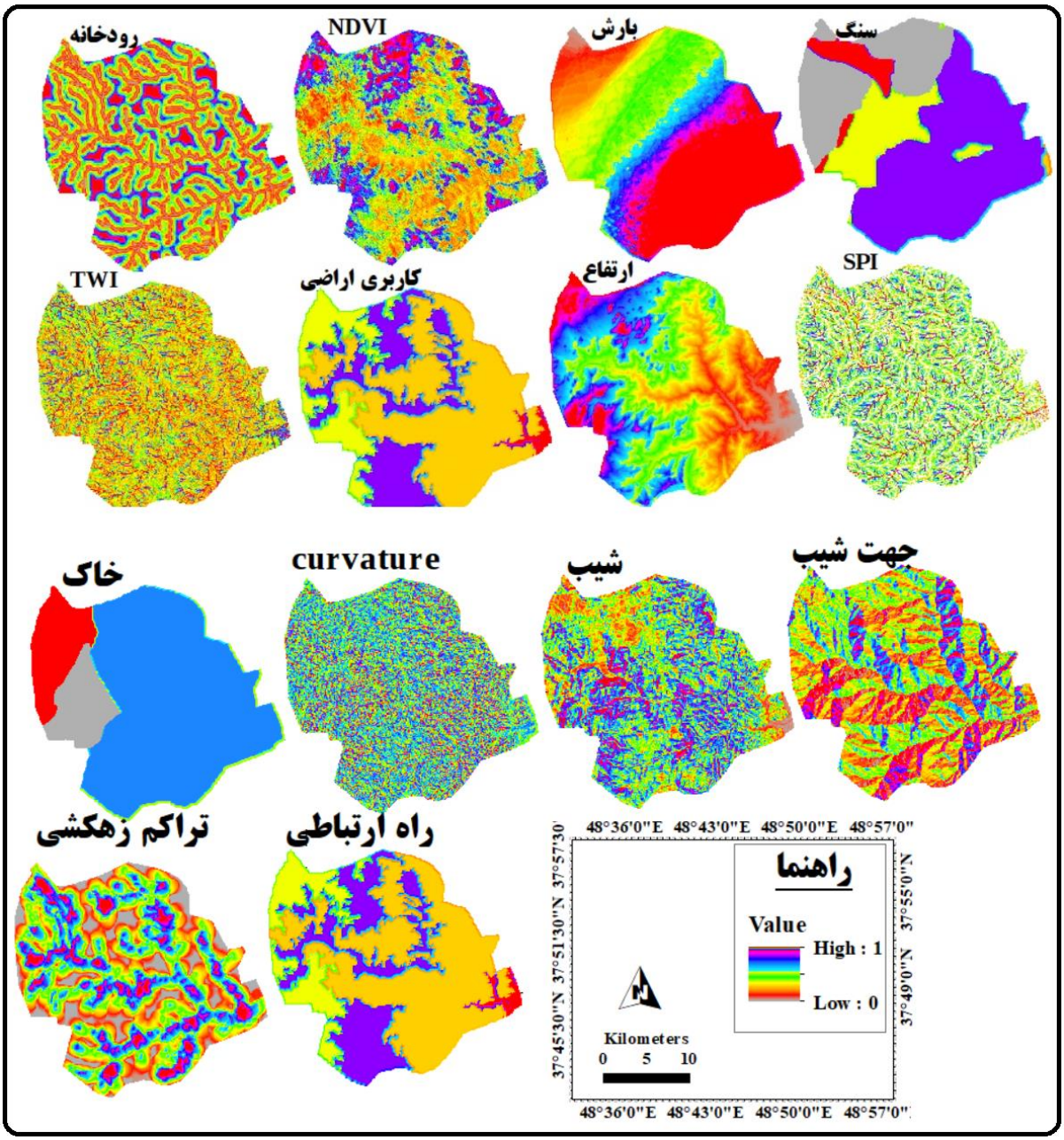
ردیف	متغیر	وزن اولیه(C)	وزن فازی (۰ تا ۱)	رتبه اهمیت
۱	ارتفاع	۰/۱۸۸۷	۱	۱
۲	بارش	۰/۰۷۵۳	۰/۸۷۹۳	۲
۳	شاخص توان آبراهه	۰/۰۵۲۱	۰/۸۵۴۶	۳
۴	شاخص پوشش گیاهی	۰/۰۳۶۴	۰/۸۳۷۹	۴
۵	شساخص رطوبت	۰/۰۱۲۳	۰/۸۱۲۲	۵
۶	شیب	۰/۰۰۹۴	۰/۸۰۹۲	۶
۷	فاصله از جاده	۰/۰۰۲۷	۰/۸۰۲۰	۷
۸	شاخص رطوبت توپوگرافی	۰/۰۰۲۱	۰/۸۰۱۴	۸
۹	انحنا	-۰/۰۰۱۴	۰/۷۹۷۷	۹
۱۰	تراکم زهکشی	-۰/۰۰۲۸	۰/۷۹۶۱	۱۰
۱۱	فاصله از رودخانه	-۰/۰۰۹۶	۰/۷۸۸۹	۱۱
۱۲	کاربری اراضی	-۰/۰۴۹۹	۰/۷۴۶۰	۱۲
۱۳	لیتولوژی	-۰/۰۹۰۹	۰/۷۰۲۴	۱۳
۱۴	بافت خاک	-۰/۷۵۰۸	۰/۰۰۰	۱۴

در ادامه به‌منظور ارزیابی توانایی مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی و پهنه‌بندی خطر سیلاب، عملکرد مدل‌های CNN-sim و GMDHبا استفاده از شاخص‌های دقت(Accuracy) ، دقت پیش‌بینی(Precision) ، حساسیت(Recall) ، معیار F1 و سطح زیر منحنی ROC (AUC) مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل در جدول (۲) ارائه شده است.

بررسی نتایج نشان می‌دهد که مدل CNN-sim در تمامی شاخص‌های اصلی ارزیابی، عملکرد بهتری نسبت به مدل GMDH داشته است. مقدار AUC برابر با ۰/۹۲۷۴ برای مدل CNN-sim بیانگر توان بسیار بالای این مدل در تفکیک مناطق سیلابی و غیرسیلابی است؛ درحالی‌که مقدار AUC مدل GMDH برابر با ۰/۸۴۷۶ بوده که اگرچه نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول مدل است، اما در مقایسه با CNN-sim از قدرت پیش‌بینی پایین‌تری برخوردار است. همچنین دقت کلی مدل CNN-sim برابر با

۰/۸۴۴۸ محاسبه شد، درحالی‌که این مقدار برای مدل GMDH تنها ۰/۶۲۰۷ به دست آمد که بیانگر برتری قابل توجه مدل مبتنی بر یادگیری عمیق در شناسایی صحیح نمونه‌ها است.

از نظر شاخص Precision نیز مدل CNN-sim با مقدار ۰/۸۳۸۷ عملکرد بهتری نسبت به مدل GMDH با مقدار ۰/۵۸۳۳ نشان داد. این موضوع بیانگر آن است که درصد بیشتری از مناطق پیش‌بینی‌شده به‌عنوان پهنه‌های سیلابی توسط مدل CNN-sim واقعاً در طبقه سیلابی قرار دارند. اگرچه مدل GMDH دارای بیشترین مقدار Recall (9333/0) است، اما همراهی این شاخص با مقدار پایین Precision نشان می‌دهد که مدل مذکور تعداد زیادی از مناطق غیرسیلابی را نیز به اشتباه در طبقه سیلابی قرار داده است. در نتیجه، حساسیت بالای این مدل ناشی از افزایش خطاهای مثبت کاذب بوده و نمی‌تواند به‌تنهایی معیار مناسبی برای ارزیابی عملکرد مدل تلقی شود.



شکل۲. فازی‌شده متغیرهای محیطی

همچنین مقادیر معیار F1 که بیانگر تعادل بین Precision و Recall است، برتری مدل CNN-sim را تأیید می‌کند. مقدار F1 برابر با ۰/۸۵۲۵ برای این مدل در مقایسه با مقدار ۰/۷۱۷۹ برای مدل GMDH نشان می‌دهد که CNN-sim توانسته است توازن مناسب‌تری میان شناسایی صحیح مناطق سیلابی و کاهش خطاهای طبقه‌بندی برقرار کند. این نتایج بیانگر آن است که ساختار عمیق شبکه عصبی کانولوشنی در استخراج روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای محیطی و وقوع سیلاب موفق‌تر عمل کرده و قابلیت بیشتری در مدل‌سازی الگوهای مکانی خطر سیلاب دارد(جدول ۲).

به‌طور کلی، نتایج حاصل از ارزیابی شاخص‌های عملکرد نشان می‌دهد که مدل CNN-sim با برخورداری از بیشترین مقدار AUC، دقت و معیار F1، کارآمدترین مدل برای پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه آبریز کرگانرود بوده و نسبت به مدل GMDH از قابلیت اطمینان بالاتری برای کاربردهای مدیریتی، برنامه‌ریزی کاربری اراضی و مدیریت مخاطرات سیلابی برخوردار است.

جدول ۲ . مقایسه شاخص‌های عملکرد مدل‌های CNN-sim و GMDH با رویکردFuzzy-WofE

شاخص	CNN-sim	GMDH
دقت(Accuracy)	۰/۸۴۴۸	۰/۶۲۰۷
دقت پیش‌بینی(Precision)	۰/۸۳۸۷	۰/۵۸۳۳
حساسیت(Recall)	۰/۸۶۶۷	۰/۹۳۳۳
معیارF1	۰/۸۵۲۵	۰/۷۱۷۹
سطح زیر منحنی(AUC)	۰/۹۲۷۴	۰/۸۴۷۶

همچنین مقادیر معیار F1 که بیانگر تعادل بین Precision و Recall است، برتری مدل CNN-sim را تأیید می‌کند. مقدار F1 برابر با ۰/۸۵۲۵ برای این مدل در مقایسه با مقدار ۰/۷۱۷۹ برای مدل GMDH نشان می‌دهد که CNN-sim توانسته است توازن مناسب‌تری میان شناسایی صحیح مناطق سیلابی و کاهش خطاهای طبقه‌بندی برقرار کند. این نتایج بیانگر آن است که ساختار عمیق شبکه عصبی کانولوشنی در استخراج روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای محیطی و وقوع سیلاب موفق‌تر عمل کرده و قابلیت بیشتری در مدل‌سازی الگوهای مکانی خطر سیلاب دارد(جدول ۳).

جدول ۳. مقایسه شاخص‌های عملکرد مدل‌های CNN-sim و GMDH با رویکردFuzzy-WofE

شاخص	CNN-sim	GMDH
دقت(Accuracy)	۰/۸۴۴۸	۰/۶۲۰۷
دقت پیش‌بینی(Precision)	۰/۸۳۸۷	۰/۵۸۳۳
حساسیت(Recall)	۰/۸۶۶۷	۰/۹۳۳۳
معیارF1	۰/۸۵۲۵	۰/۷۱۷۹
سطح زیر منحنی(AUC)	۰/۹۲۷۴	۰/۸۴۷۶

به‌طور کلی، نتایج حاصل از ارزیابی شاخص‌های عملکرد نشان می‌دهد که مدل CNN-sim با برخورداری از بیشترین مقدار AUC، دقت و معیار F1، کارآمدترین مدل برای پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه آبریز کرگانرود بوده و نسبت به مدل GMDH از قابلیت اطمینان بالاتری برای کاربردهای مدیریتی، برنامه‌ریزی کاربری اراضی و مدیریت مخاطرات سیلابی برخوردار است.

به‌منظور بررسی جزئی‌تر عملکرد مدل‌ها در طبقه‌بندی نقاط سیلابی و غیرسیلابی، ماتریس درهم‌ریختگی دو مدل CNN-sim و GMDH بر روی داده‌های آزمون شامل ۵۸ نقطه مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج این ارزیابی در جدول (۳) ارائه شده است. بررسی نتایج جدول (۴) نشان می‌دهد که مدل CNN-sim از مجموع ۳۰ نقطه سیلابی واقعی، ۲۶ نقطه را به‌درستی شناسایی کرده و تنها ۴ نقطه را به‌عنوان خطای منفی کاذب (FN) از دست داده است. همچنین این مدل از ۲۸ نقطه غیرسیلابی واقعی، ۲۳ نقطه را به‌درستی در طبقه غیرسیلابی قرار داده و تنها ۵ نقطه را به اشتباه به‌عنوان مناطق سیلابی پیش‌بینی کرده است. این نتایج بیانگر تعادل مناسب مدل در تشخیص هر دو کلاس سیلابی و غیرسیلابی و توانایی مطلوب آن در کاهش خطاهای طبقه‌بندی است. در مقابل، مدل GMDH اگرچه توانسته است ۲۸ نقطه از ۳۰ نقطه سیلابی را به‌درستی شناسایی کند و تنها ۲ خطای منفی کاذب

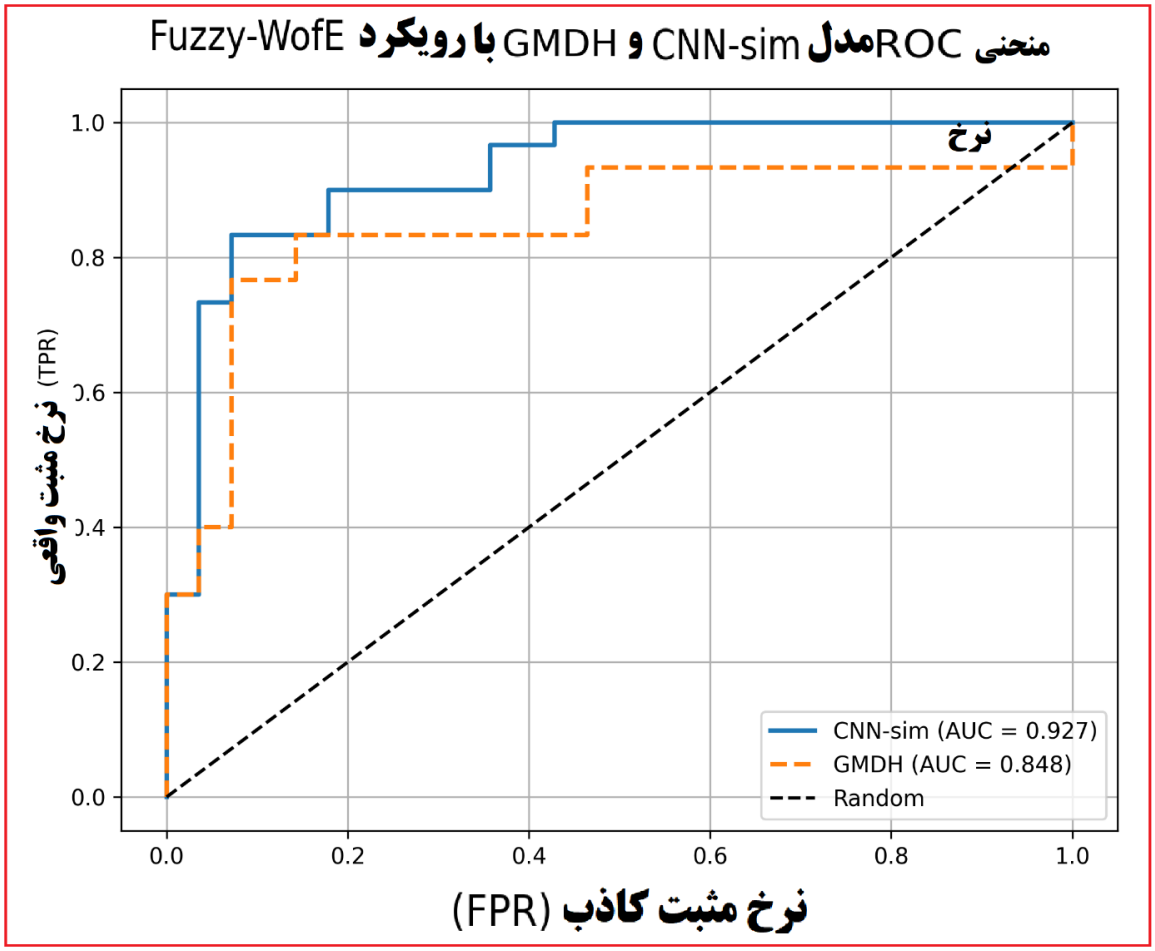
داشته باشد، اما در تشخیص مناطق غیرسیلابی عملکرد ضعیف‌تری نشان داده است. این مدل ۲۰ نقطه از ۲۸ نقطه غیرسیلابی را به اشتباه در طبقه سیلابی قرار داده و تنها ۸ نقطه را به‌درستی طبقه‌بندی کرده است. تعداد بالای خطاهای مثبت کاذب (FP) در این مدل موجب کاهش چشمگیر دقت کلی و دقت پیش‌بینی شده است. به‌طور کلی، نتایج ماتریس درهم‌ریختگی نشان می‌دهد که اگرچه مدل GMDH دارای حساسیت بالاتری در شناسایی مناطق سیلابی است، اما نرخ بالای هشدارهای نادرست، قابلیت کاربرد آن را در برنامه‌ریزی و مدیریت مخاطرات سیلابی محدود می‌کند. در مقابل، مدل CNN-sim با ایجاد توازن مناسب میان شناسایی صحیح مناطق سیلابی و کاهش خطاهای مثبت کاذب، عملکرد مطمئن‌تر و کارآمدتری را در پهنه‌بندی خطر سیلاب حوضه آبریز کرگانرود ارائه داده است.

جدول ۴ - ماتریس درهم‌ریختگی مدل‌های CNN-sim و GMDH بر روی داده‌های آزمون (۵۸ نقطه)

مدل	(FN) منفی کاذب	(FP) مثبت کاذب	(TN) منفی واقعی	(TP) مثبت واقعی
CNN-sim	۴	۵	۲۳	۲۶
GMDH	۲	۲۰	۸	۲۸

بررسی شکل (۳) نشان می‌دهد که منحنی ROC مدل CNN-sim در تمامی آستانه‌های تصمیم‌گیری بالاتر از منحنی مدل GMDHقرار گرفته و فاصله بیشتری از خط تشخیص تصادفی (خط قطر) دارد. این موضوع بیانگر توانایی بیشتر مدل CNN-sim در تفکیک صحیح مناطق مستعد سیلاب از مناطق غیرسیلابی است. مقدار سطح زیر منحنی (AUC) برای مدل CNN-sim برابر با ۰/۹۲۷۴ و برای مدل GMDH برابر با ۰/۸۴۷۶ به دست آمد. بر اساس معیارهای رایج ارزیابی مدل، مقادیر AUC بالاتر از ۰/۹ نشان‌دهنده عملکرد بسیار عالی و مقادیر بین ۰/۸ تا ۰/۹ بیانگر عملکرد خوب مدل هستند؛ بنابراین هر دو مدل از قابلیت پیش‌بینی مناسبی برخوردارند، اما مدل CNN-sim عملکرد برتری نسبت به مدل GMDH ارائه کرده است.برتری مدل CNN-sim را می‌توان به ساختار یادگیری عمیق و توانایی آن در استخراج الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی میان متغیرهای محیطی نسبت داد. این مدل با بهره‌گیری از لایه‌های متعدد پردازشی قادر است ویژگی‌های مکانی و الگوهای پنهان مؤثر بر وقوع سیلاب را با دقت بیشتری شناسایی کند. در مقابل، مدل GMDH اگرچه در مدل‌سازی روابط غیرخطی عملکرد قابل قبولی دارد، اما به دلیل اتکای بیشتر به توابع چندجمله‌ای و ساختار ساده‌تر، توانایی کمتری در بازنمایی پیچیدگی‌های فضایی و محیطی حاکم بر فرآیند وقوع سیلاب دارد. در مجموع، نتایج حاصل از تحلیل منحنی ROC نشان می‌دهد که مدل CNN-sim با برخورداری از بیشترین مقدار AUC و فاصله بیشتر از خط تشخیص تصادفی، توانایی بالاتری در تفکیک مناطق سیلابی و غیرسیلابی داشته و به‌عنوان کارآمدترین مدل برای پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه آبریز کرگانرود معرفی می‌شود.

با توجه به نتایج جدول ۵ و شکل ۲، مدل CNN-sim به‌عنوان مدل برتر با بالاترینAUC ، بیشترین Precision و متعادل‌ترین عملکرد، برای تولید نقشه نهایی پهنه‌بندی خطر سیلاب در کل حوضه کرگانرود انتخاب گردید. نقشه نهایی با روش طبقه‌بندی چندک‌ها (Quantile) به ۵ کلاس خطر (بی خطر، کم خطر، نسبتاً خطرناک، خطرناک و خیلی خطرناک) تقسیم شد که توزیع مساحت هر کلاس در جدول ۵ ارائه شده است. بیش از ۵۴ درصد از مساحت حوضه (۳۷۰ کیلومتر مربع) در کلاس خطر خیلی خطرناک (کلاس ۵) قرار گرفته است که نشان‌دهنده وسعت قابل‌توجه مناطق مستعد سیلاب در حوضه کرگانرود می‌باشد. کلاس‌های خطرناک و نسبتاً خطرناک به‌ترتیب ۱۱/۰۹ و ۱۳/۰۴ درصد از مساحت را به خود اختصاص داده‌اند .تنها حدود ۲۴ درصد از مساحت حوضه (کلاس‌های بی‌خطر و کم‌خطر) در شرایط ایمن از نظر خطر سیلاب قرار دارد.این الگوی توزیع نشان می‌دهد که بخش اعظم حوضه کرگانرود (بیش از ۶۵ درصد) در معرض خطر متوسط تا خیلی زیاد سیلاب قرار دارد که با توجه به شرایط توپوگرافی (شیب زیاد، ارتفاع کم در پایین‌دست) و اقلیمی (بارش‌های فراوان) منطقه، کاملاً قابل‌توجیه است.

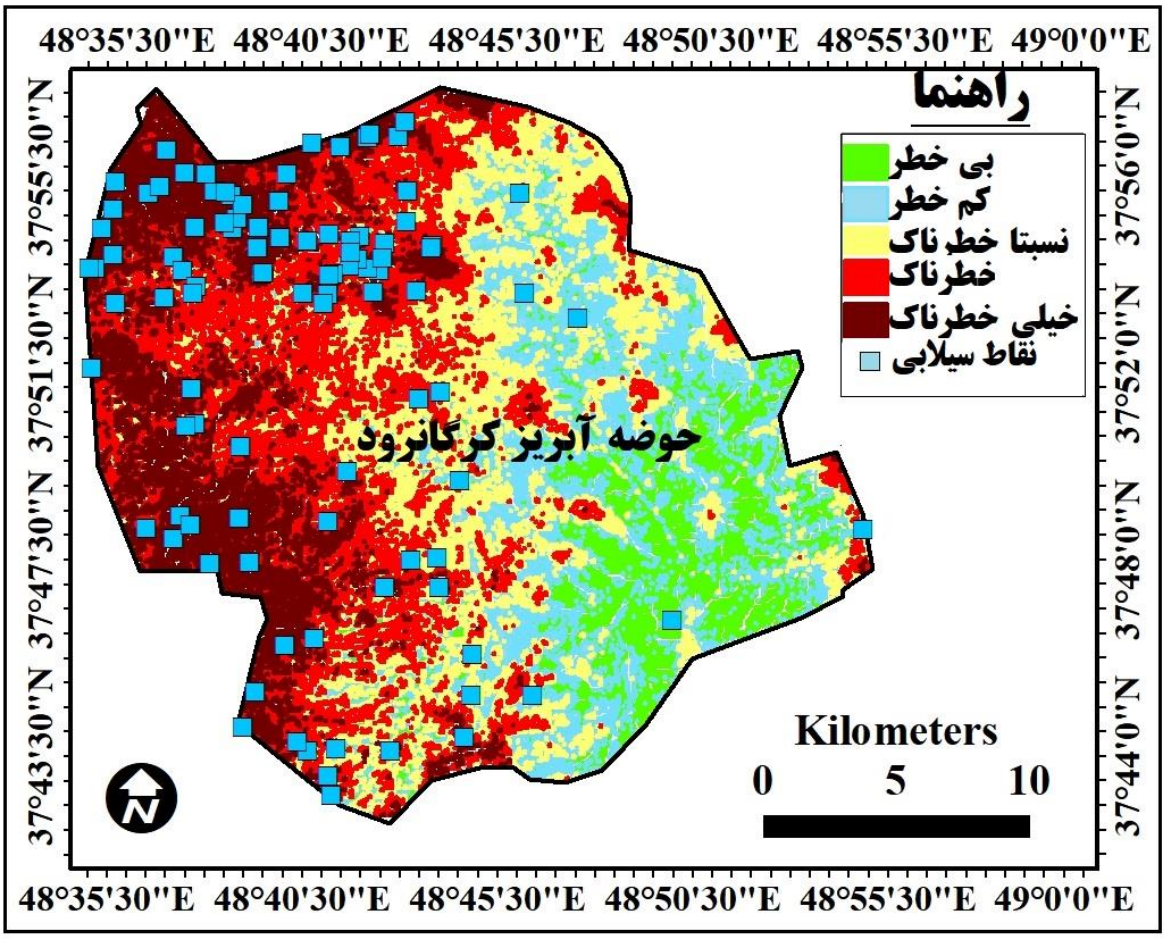


شکل ۳- منحنی ROC مدل‌های CNN-sim و GMDH با رویکرد Fuzzy-WofE

جدول ۵. توزیع مساحت طبقات خطر سیلاب در مدل نهایی (CNN-sim با رویکرد Fuzzy-WofE)

طبقه خطر	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد
بی‌خطر	۷۲/۴۶	۱۰/۶۴
کم‌خطر	۸۹/۳۷	۱۳/۱۲
نسبتاً خطرناک	۸۸/۸۳	۱۳/۰۴
خطرناک	۷۵/۵۴	۱۱/۰۹
خیلی خطرناک	۳۷۰/۳۵	۵۴/۳۷
مجموع	۶۹۶/۵۵	۱۰۰

بررسی الگوی فضایی نقشه(شکل ۴) نشان می‌دهد که بخش‌های غربی و جنوب‌غربی حوضه عمدتاً در کلاس‌های خطرناک و خیلی خطرناک قرار گرفته‌اند، در حالی که نواحی شرقی و شمال‌شرقی بیشتر در کلاس‌های بی‌خطر و کم‌خطر واقع شده‌اند. این الگو با شرایط توپوگرافی منطقه، اختلاف ارتفاع، تمرکز رواناب و شبکه زهکشی حوضه همخوانی دارد.



شکل ۴: پهنه بندی خطر سیلاب در مدل نهایی (CNN-sim با رویکرد Fuzzy-WofE)

به‌منظور ارزیابی دقت فضایی نقشه، ۶۰ نقطه سیلابی تاریخی بر روی نقشه خطر انطباق داده شد. نتایج این بررسی در جدول ۶ ارائه شده است. بر اساس نتایج، تعداد ۳۱ نقطه سیلابی معادل ۵۱/۶۶ درصد از کل نقاط در کلاس خیلی خطرناک و ۱۳ نقطه معادل ۲۱/۶۷ درصد در کلاس خطرناک قرار گرفته‌اند. همچنین ۱۰ نقطه (۱۶/۶۷ درصد) در کلاس نسبتاً خطرناک واقع شده‌اند. در مقابل، تنها ۴ نقطه (۶/۶۷ درصد) در کلاس کم‌خطر و ۲ نقطه (۳/۳۳ درصد) در کلاس بی‌خطر قرار گرفته‌اند.

این نتایج نشان می‌دهد که حدود ۷۳/۳۳ درصد از نقاط سیلابی ثبت‌شده در دو کلاس «خطرناک» و «خیلی خطرناک» قرار گرفته‌اند و بیش از ۹۰ درصد از نقاط سیلابی در سه کلاس «نسبتاً خطرناک»، «خطرناک» و «خیلی خطرناک» متمرکز شده‌اند. بنابراین، مدل CNN-sim توانایی بالایی در شناسایی و تفکیک مناطق مستعد وقوع سیلاب داشته و از انطباق مناسبی با رخدادهای سیلابی تاریخی برخوردار است. این یافته‌ها با نتایج حاصل از شاخص AUC (برابر با ۰/۹۲۷۴) نیز همخوانی داشته و بیانگر قابلیت اعتماد بالای مدل در تهیه نقشه‌های خطر سیلاب برای برنامه‌ریزی و مدیریت مخاطرات طبیعی است.

جدول ۶. توزیع نقاط سیلابی تاریخی در کلاس‌های خطر نقشه CNN-sim (بر اساس ۶۰ نقطه)

کلاس خطر	تعداد نقاط سیلابی	درصد
بی‌خطر	۲	۳/۳۳
کم‌خطر	۴	۶/۶۷
نسبتاً خطرناک	۱۰	۱۶/۶۷
خطرناک	۱۳	۲۱/۶۷
خیلی خطرناک	۳۱	۵۱/۶۶
مجموع	۶۰	۱۰۰

بحث:

نتایج پژوهش حاضر نشان داد که تلفیق روش Fuzzy-WofE با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل CNN-sim ، توانایی بالایی در شناسایی و پهنه‌بندی مناطق مستعد سیلاب در حوضه آبخیز گرگانرود دارد. در مرحله وزن‌دهی عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب، متغیرهای ارتفاع، بارش و شاخص توان آبراهه (SPI) به‌ترتیب بیشترین تأثیر را بر وقوع سیلاب نشان دادند. این نتایج بیانگر نقش تعیین‌کننده عوامل توپوگرافی و هیدرولوژیکی در کنترل فرآیندهای تولید رواناب و تمرکز جریان در حوضه است. یافته‌های حاضر با نتایج پژوهش Rahmati و همکاران(2016) ، Arabameri و همکاران (۲۰۱۹) و Kanani-Sadat و همکاران (۲۰۱۹) همخوانی دارد که ارتفاع، شیب، فاصله از رودخانه و عوامل هیدرولوژیکی را از مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر حساسیت سیلاب معرفی کرده‌اند.

در این پژوهش، متغیر بافت خاک دارای کمترین وزن فازی و مقدار صفر بود و عملاً از فرآیند مدل‌سازی حذف شد. این موضوع نشان می‌دهد که در حوضه گرگانرود، نقش عوامل توپوگرافی و اقلیمی در مقایسه با ویژگی‌های خاک غالب بوده است. این نتیجه با دیدگاه Azareh و همکاران (۲۰۲۱) مبنی بر ضرورت حذف عوامل کم‌اثر و کاهش عدم‌قطعیت در مدل‌های تصمیم‌گیری فازی مطابقت دارد. همچنین توانایی روش Fuzzy-WofE در حذف خودکار متغیرهای مزاحم، یکی از مزیت‌های مهم این رویکرد نسبت به روش‌های سنتی وزن‌دهی محسوب می‌شود.

مقایسه عملکرد مدل‌های CNN-sim و GMDH نشان داد که مدل CNN-sim با مقدار AUC برابر ۰/۹۲۷۴ و دقت ۰/۸۴۴۸ عملکرد بهتری نسبت به مدل GMDH با مقدار AUC برابر ۰/۸۴۷۶ ارائه کرده است. این نتایج نشان می‌دهد که ساختار عمیق شبکه‌های کانولوشنی قادر است روابط پیچیده و غیرخطی میان عوامل محیطی مؤثر بر وقوع سیلاب را بهتر از مدل‌های مبتنی بر توابع چندجمله‌ای استخراج کند. یافته‌های حاضر با نتایج پژوهش Ramayanti و همکاران (۲۰۲۲) در منطقه بیرا موزامبیک مطابقت دارد؛ به‌طوری‌که آنان نیز گزارش کردند مدل CNN با مقدار AUC برابر ۰/۹۰ نسبت به مدل GMDH با AUC برابر ۰/۸۷ عملکرد دقیق‌تری در تهیه نقشه حساسیت سیلاب داشته است. شباهت نتایج دو پژوهش نشان می‌دهد که برتری مدل‌های CNN در محیط‌های جغرافیایی مختلف از پایداری مناسبی برخوردار است.

برتری مدل CNN-sim را می‌توان به قابلیت استخراج خودکار ویژگی‌های مکانی و یادگیری الگوهای پیچیده فضایی نسبت داد. در سال‌های اخیر، استفاده از یادگیری عمیق در مطالعات هیدرولوژی و مخاطرات طبیعی به‌طور چشمگیری افزایش یافته است Zhaoو همکاران (۲۰۲۴) در یک مطالعه مروری جامع بیان کردند که مدل‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه CNN، LSTM و شبکه‌های ترکیبی، نسبت به مدل‌های سنتی توانایی بیشتری در شناسایی روابط غیرخطی و الگوهای پنهان موجود در داده‌های هیدرولوژیکی دارند. نتایج پژوهش حاضر نیز مؤید این موضوع بوده و نشان می‌دهد که مدل CNN-sim می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای تحلیل مخاطرات سیلابی در محیط‌های پیچیده مورد استفاده قرار گیرد.

بررسی ماتریس درهم‌ریختگی نیز نشان داد که مدل CNN-sim علاوه بر دقت بالا، تعادل مناسبی میان شناسایی نقاط سیلابی و غیرسیلابی برقرار کرده است. در مقابل، مدل GMDH اگرچه حساسیت بالایی داشت، اما به دلیل تعداد زیاد مثبت‌های کاذب، دقت کلی کمتری ارائه داد. این موضوع اهمیت استفاده از شاخص‌های چندگانه ارزیابی نظیرAccuracy ، Precision، Recallو AUC را در مطالعات حساسیت سیلاب نشان می‌دهد و صرف اتکا به یک شاخص نمی‌تواند تصویر دقیقی از عملکرد مدل ارائه کند.

تحلیل نقشه نهایی حساسیت سیلاب نیز نشان داد که بیش از ۷۳ درصد نقاط سیلابی تاریخی در کلاس‌های «خطرناک» و «خیلی خطرناک» قرار گرفته‌اند. این میزان انطباق بالا بیانگر توانایی مناسب مدل در شناسایی نواحی بحرانی حوضه است. نتایج مشابهی توسط Rizalihadi و همکاران (۲۰۲۶) در حوضه آبریز Keureuto اندونزی گزارش شد؛ به‌طوری‌که حدود ۳۸ درصد مساحت حوضه در کلاس‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفت و مقدار AUC برابر ۰/۹۲۱ نشان‌دهنده دقت بالای مدل FAHP-FTOPSIS بود. هرچند در پژوهش حاضر از ترکیب Fuzzy-WofE و CNN استفاده شد، اما هر دو مطالعه بر نقش مؤثر رویکردهای ترکیبی فازی و مکانی در افزایش دقت پهنه‌بندی سیلاب تأکید دارند.

از سوی دیگر، نتایج پژوهش Sibandze و همکاران (۲۰۲۵) در آفریقای جنوبی نیز اهمیت عوامل توپوگرافی مانند ارتفاع، شیب و شاخص HAND را در پیش‌بینی سیلاب تأیید می‌کند. در پژوهش حاضر نیز ارتفاع مهم‌ترین عامل مؤثر شناخته شد که نشان‌دهنده

نقش کلیدی ناهمواری‌های زمین در هدایت رواناب و تمرکز جریان‌های سطحی است. همچنین عملکرد بسیار بالای مدل CNN در هر دو مطالعه، بیانگر ظرفیت بالای شبکه‌های عصبی کانولوشنی در تحلیل داده‌های مکانی و استخراج الگوهای پیچیده مرتبط با مخاطرات طبیعی است.

نتیجه گیری:

هدف اصلی این پژوهش، پهنه‌بندی حساسیت سیلاب در حوضه آبخیز گرگانرود با استفاده از رویکرد تلفیقی Fuzzy-WofE و مقایسه عملکرد دو مدل یادگیری ماشین CNN-sim و GMDH بود. نتایج نشان داد که روش Fuzzy-WofE توانست با وزن‌دهی مؤثر به متغیرهای محیطی، نقش عوامل تأثیرگذار بر وقوع سیلاب را به‌خوبی آشکار سازد. بر اساس نتایج، متغیرهای ارتفاع، بارش و شاخص توان آبراهه (SPI) مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده وقوع سیلاب در منطقه شناخته شدند، در حالی که متغیر بافت خاک کمترین تأثیر را داشته و به‌صورت خودکار از فرآیند مدل‌سازی حذف شد.

ارزیابی عملکرد مدل‌ها نشان داد که مدل CNN-sim با مقدار AUC برابر ۰/۹۲۷۴، دقت ۰/۸۴۴۸ و مقدار F1-Score برابر ۰/۸۵۲۵ عملکرد بسیار مطلوب‌تری نسبت به مدل GMDH ارائه کرده است. همچنین نتایج ماتریس درهم‌ریختگی نشان داد که CNN-sim علاوه بر قدرت بالای تشخیص مناطق سیلابی، از توانایی بیشتری در کاهش خطاهای مثبت کاذب برخوردار است و تعادل مناسب‌تری میان شاخص‌های دقت و حساسیت برقرار می‌کند. این موضوع بیانگر توانایی بالای شبکه‌های عصبی کانولوشنی در استخراج روابط غیرخطی و پیچیده میان عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب است.

بررسی نقشه نهایی حساسیت سیلاب نیز نشان داد که بیش از ۷۳ درصد نقاط سیلابی تاریخی در کلاس‌های «خطرناک» و «خیلی خطرناک» قرار گرفته‌اند و بیش از ۹۰ درصد این نقاط در سه کلاس «نسبتاً خطرناک»، «خطرناک» و «خیلی خطرناک» متمرکز هستند. این نتایج بیانگر انطباق مناسب نقشه تولیدشده با رخدادهای واقعی سیلاب و قابلیت بالای مدل در شناسایی مناطق بحرانی حوضه است.

به طور کلی، نتایج پژوهش حاضر نشان داد که تلفیق Fuzzy-WofE با مدل CNN-sim می‌تواند به‌عنوان یک چارچوب کارآمد و دقیق برای پهنه‌بندی حساسیت سیلاب در حوضه‌های آبخیز مورد استفاده قرار گیرد. نقشه‌های حاصل از این پژوهش می‌توانند در مدیریت ریسک سیلاب، برنامه‌ریزی کاربری اراضی، تعیین اولویت‌های اجرایی برای اقدامات آبخیزداری، طراحی سامانه‌های هشدار سریع و کاهش خسارات ناشی از سیلاب کاربرد داشته باشند.

برای پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود از داده‌های با قدرت تفکیک مکانی بالاتر، داده‌های اقلیمی آینده و مدل‌های پیشرفته‌تر یادگیری عمیق مانند LSTM، CNN-LSTM، ResNet و مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی استفاده شود تا دقت پیش‌بینی و تحلیل تغییرات زمانی و مکانی خطر سیلاب بیش از پیش ارتقا یابد.

منابع:

۱. ابراهیمی، لیلا و ایلانلو، مریم (۱۴۰۳). پهنه‌بندی وقوع سیلاب حوضهٔ زهکشی شهرستانک با استفاده از مدل هیدرولوژیکی WMSو تلفیقGIS ، مدیریت مخاطرات محیطی، ۱۱(۱)، ۱۵–۲۹ . https://doi.org/10.22059/jhsci.2024.374472.824

۲. ابراهیمی، لیلا؛ ایلانلو، مریم و حمید، زینب (۱۴۰۴). بررسی تغییرات مورفولوژیکی در دشت آبرفتی و جلگه ساحلی (مطالعه موردی: رودخانه بهمنشیر)، مجله ژئومورفولوژی کمی، ۱۳(۴)، ۸۲–۹۴ . https://doi.org/10.22034/.2025.485368.1528

۳. استعلاجی، فراز؛ عباسی سمنانی، علیرضا و علی‌پوری، احسان (۱۳۹۸). ارزیابی تاب‌آوری ناحیه خوزستان در برابر سیل با رویکرد مدیریت بحران، جغرافیا، ۱۷(۶۳)، ۲۳۱–۲۴۵. https://mag.iga.ir/article_246096.html

۴. ایلانلو، مریم (۱۳۹۹). بررسی تکتونیک فعال حوضه آبریز دالکی با استفاده از شاخص‌های ژئومورفیک و شواهد ژئومورفولوژیکی، جغرافیا، ۱۸(۶۶)، ۱۶۸–۱۸۵. https://doi.org/20.1001.1.27172996.1399.18.3.10.9

۵. ایلانلو، مریم و کرم، امیر (۱۳۹۹). ارزیابی شرایط هیدرومورفولوژیکی رودخانه جاجرود با استفاده از روشMQI ، تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، ۱۶(۲)، ۲۹۶–۳۰۸.

۶.پناهی، عبدالحافظ؛ جانباز قبادی، غلامرضا؛ متولی، صدرالدین و خالدی، شهریار (۱۴۰۲). پیش‌بینی و پهنه‌بندی پتانسیل وقوع سیلاب برحسب الگوریتم‌های تغییر اقلیم (مطالعه موردی: حوضه آبخیز گرگانرود)، جغرافیا، ۲۱(۷۸)، ۱۰۹-۱۳۴.http://dor.net/dor/20.1001.1.27833739.1402.21.78.7.2

۱. حاجی‌کریمی، زهرا؛ شایان، سیاوش؛ و خوش‌رفتار، رضا (۱۳۹۹). ارزیابی تکتونیک فعال حوضه آبریز کرگانرود در دامنه شرقی تالش (بغروداغ) با استفاده از شاخص‌های ژئومورفیک. مجله پژوهش‌های ژئومورفولوژیک، ۹(۱)، ۲۱۷–۲۳۶. https://doi.org/10.22034/gmpj.2020.109989

۷.حجازی‌زاده، زهرا؛ حسینی، علیرضا و شادفر، صمد (۱۳۹۵). مکان‌یابی سطوح مؤثر بر دبی اوج سیل به‌منظور برنامه‌ریزی و مهار سیل، جغرافیا، ۱۴(۵۱)، ۳۱-۴۲. https://mag.iga.ir/article_254350.html .

۸.رضایی مقدم، محمدحسین؛ اصغری سراسکانرود، صیاد و فیض‌اله‌پور، مهدی (۱۳۹۰). مدل‌سازی جریان سیلاب حوضه آبریز رودخانه جاجرود با استفاده از رگرسیون چندمتغیره، جغرافیا، ۹(۳۰)، ۱۶۳-۱۷۶. https://sid.ir/paper/150180/fa

۹.سرور، هوشنگ؛ لاله‌پور، منیژه و کرباسی، پوران (۱۴۰۴). چالش‌های مدیریت منابع آبی و حفظ اکوسیستم در حوضه دریاچه ارومیه، جغرافیا، ۲۳(۸۵)، ۴۱-۵۵.https://mag.iga.ir/article_718616.html

۱۰. سلیمانی، بهناز و ایلانلو، مریم (۱۴۰۴). پهنه‌بندی تغییرات زمانی و مکانی بستر رودخانه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در محیط نرم‌افزار ArcMap (نمونه موردی: رودخانه بهمنشیر)، هیدروژئومورفولوژی، ۱۲(۴۳)، ۸۱-۱۰۳ . https://doi.org/10.22034/hyd.2025.64643.1766

۱۱. سلیمانی، بهناز؛ ایلانلو، مریم و غروبی، مجید (۱۴۰۵). شبیه‌سازی و پهنه‌بندی پتانسیل سیلاب با تلفیق مدل‌های WMSو HEC-RAS (مطالعه موردی: شهرستان سوادکوه)، اکوهیدرولوژی، ۱۳(۱)، ۱۲۲۰-۱۲٤۰ . https://doi.org/10.22059/ije.2026.411871.1908

۱۲. قنواتی، عزت‌اله؛ کرم، امیر و آقاعلیخانی، مرضیه (۱۳۹۰). کارایی روش تحلیل سلسله مراتبی در مطالعات سیل‌خیزی، جغرافیا، ۹(۳۱)، ۲۵۵-۲۷۵ .https://mag.iga.ir/article_728544.html

۱۳. یوسفی روشن، محمدرضا (۱۴۰۱). برآورد پهنه آبی دریاچه ارومیه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و شاخص MNDWI، جغرافیا، ۲۰(۷۴)، ۱۶۵-۱۸۶.http://dor.net/dor/20.1001.1.27833739.1401.20.74.9.9

References

1. Ahmed, A., Al Maliki, A., Hashim, B., Alshamsi, D., Arman, H. & Gad, A. (2023). Flood susceptibility mapping utilizing the integration of geospatial and multivariate statistical analysis, Erbil area in Northern Iraq as a case study, Scientific Reports, 13(1), 11919.https://www.nature.com/articles/s41598-023-39290-4

2. Ali, S. A., Parvin, F., Pham, Q. B., Vojtek, M., Vojteková, J., Costache, R., Linh, N. T. T., Nguyen, H. Q., Ahmad, A. & Ghorbani, M. A. (2020). GIS-based comparative assessment of flood susceptibility mapping using hybrid multi-criteria decision-making approach, naïve Bayes tree, bivariate statistics and logistic regression: A case of Topľa Basin, Slovakia, Ecological Indicators, 117, 106620.https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106620

3. Arabameri, A., Rezaei, K., Cerdà, A., Conoscenti, C. & Kalantari, Z. (2019). A comparison of statistical methods and multi-criteria decision making to map flood hazard susceptibility in Northern Iran, Science of the Total Environment, 660, 443-458.https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.01.021

4. Azareh, A., Rafiei Sardooi, E., Choubin, B., Barkhori, S., Shahdadi, A., Adamowski, J. & Shamshirband, S. (2021). Incorporating multi-criteria decision-making and fuzzy-value functions for flood susceptibility assessment, Geocarto International, 36(20), 2345-2365.https://doi.org/10.1080/10106049.2019.1695958

5. de Brito, M. M. & Evers, M. (2016). Multi-criteria decision-making for flood risk management: A survey of the current state of the art, Natural Hazards and Earth System Sciences, 16(4), 1019-1033.https://nhess.copernicus.org/articles/16/1019/2016/

6. Ekmekcioglu, Ö., Koc, K. & Ozger, M. (2021). District based flood risk assessment in Istanbul using fuzzy analytical hierarchy process, Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 35(3), 617-637.https://link.springer.com/article/10.1007/s00477-020-01924-8

7. Kanani-Sadat, Y., Arabsheibani, R., Karimipour, F. & Nasseri, M. (2019). A new approach to flood susceptibility assessment in data-scarce and ungauged regions based on GIS-based hybrid multi-criteria decision-making method, Journal of Hydrology, 572, 17-31.https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.02.034
8. Ilanloo, M. (2011). A comparative study of fuzzy logic approach for landslide susceptibility mapping using GIS: An experience of Karaj dam basin in Iran. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, *19*, 668-676.https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.05.184
9. Rahman, Z. U., Ullah, W., Bai, S., Ullah, S., Jan, M. A., Khan, M., & Tayyab, M. (2023). GIS-based flood susceptibility mapping using bivariate statistical model in Swat River Basin, Eastern Hindukush Region, Pakistan. Frontiers in Environmental Science, 11, 1-18.https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1178540
10. Rahmati, O., Zeinivand, H. & Besharat, M. (2016). Flood hazard zoning in Yasooj Region, Iran, using GIS and multi-criteria decision analysis, Geoenvironmental Disasters, 3(7), 1000-1017.https://doi.org/10.1080/19475705.2015.1045043
11. Ramayanti, S., Nur, A. S., Syifa, M., Panahi, M., Achmad, A. R., Park, S. & Lee, C. W. (2022). Performance comparison of two deep learning models for flood susceptibility map in Beira area, Mozambique, The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 25(4), 1025-1036. https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2022.11.003
12. Riche, A., Drias, A., Guermoui, M., Gherib, T., Boulmaiz, T., Souissi, B. & Melgani, F. (2024). A novel hybrid deep-learning approach for flood-susceptibility mapping, Remote Sensing, 16(19), 3673. https://doi.org/10.1016/j.scs.2025.106140
13. Rizalihadi, M., Yulianur, A., Away, Y., & Meilianda, E. (2024). Flood susceptibility mapping using GIS based on fuzzy AHP method in Keureuto River Basin, Aceh. In Proceedings of the 4th International Conference of Science and Information Technology in Smart Administration (ICSINTESA) (pp. 765-760). IEEE.https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10747983/
14. Rizalihadi, M., Yulianur, A., Away, Y. & Meilianda, E. (2026). GIS based hybrid multi criteria decision making on the fuzzy environment to delineate flood susceptibility region in Kr. Keureuto catchment area, North Aceh, Results in Engineering, 109064. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2026.109064. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2026.109064
15. Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process, International Journal of Services Sciences, 1(1), 83-98. https://doi.org/10.1504/IJSSCI.2008.017590
16. Saravanan, S. & Abijith, D. (2022). Flood susceptibility mapping of northeast coastal districts of Tamil Nadu, India using multi-source geospatial data and machine learning techniques, Geocarto International, 37(27), 15252-15281.https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2096702
17. Sibandze, P., Kalumba, A. M., Afuye, G. A. & Kganyago, M. (2025). Integrating remote sensing data and fully connected CNN for flood probability and risk assessment in the Port St Johns coastal town, South Africa, Remote Sensing Applications: Society and Environment, 39, 101630. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101630
18. Vaidya, O. S. & Kumar, S. (2006). Analytic hierarchy process: An overview of applications, European Journal of Operational Research, 169(1), 1-29.https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.04.028
19. Wang, G., Liu, Y., Hu, Z., Lyu, Y., Zhang, G., Liu, J., Liu, Y., Gu, Y., Huang, X., Zheng, H., Zhang, Q., Tong, Z., Hong, C. & Liu, L. (2020). Flood risk assessment based on fuzzy synthetic evaluation method in the Beijing–Tianjin–Hebei metropolitan area, China, Sustainability, 12(4), 1-22. https://doi.org/10.3390/su12041451
20. Yaseen, Z. M. (2024). Flood hazards and susceptibility detection for Ganga River, Bihar State, India: Employment of remote sensing and statistical approaches, Results in Engineering, 21, 101-118.https://doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101665
21. Zhao, X., Wang, H., Bai, M., Xu, Y., Dong, S., Rao, H. & Ming, W. (2024). A comprehensive review of methods for hydrological forecasting based on deep learning, Water, 16(10), 1407 .https://doi.org/10.3390/w16101407

Evaluation and Comparison of CNN and GMDH Deep Learning Models for Flood Hazard Zonation Using a Fuzzy Weighting Approach (Case Study: the Karganrud Watershed, Talesh)

Abstract

Flood susceptibility mapping is one of the most effective approaches for flood risk management and reducing damages caused by flood events. The present study aimed to evaluate and compare the performance of the CNN-sim and GMDH models integrated with the Fuzzy-Weight of Evidence (Fuzzy-WofE) approach for flood susceptibility mapping in the Gorganrud watershed. Fourteen environmental factors, including elevation, rainfall, slope, lithology, land use, soil texture, drainage density, distance from rivers, distance from roads, curvature, Topographic Wetness Index (TWI), Stream Power Index (SPI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and Normalized Difference Moisture Index (NDMI), were used as conditioning variables. The Weight of Evidence (WofE) method was employed to determine the initial weights of the factors, and the resulting values were normalized using the Min–Max fuzzy membership function. The weighted variables were then used as inputs for the CNN-sim and GMDH models.

The results indicated that elevation, rainfall, and SPI were the most influential factors in flood occurrence, with fuzzy weights of 1.000, 0.8793, and 0.8546, respectively, while soil texture had no significant contribution to flood susceptibility prediction. Model evaluation demonstrated that the CNN-sim model outperformed the GMDH model across all performance metrics. The CNN-sim model achieved an AUC of 0.9274, accuracy of 0.8448, precision of 0.8387, recall of 0.8667, and F1-score of 0.8525, whereas the GMDH model yielded an AUC of 0.8476 and accuracy of 0.6207. Analysis of the flood susceptibility map generated by CNN-sim showed that 51.66% of historical flood locations were situated within the very high susceptibility class and 21.67% within the high susceptibility class, confirming the strong predictive capability of the model.

Overall, the findings demonstrate that integrating the Fuzzy-WofE approach with deep learning techniques significantly enhances flood susceptibility prediction accuracy. The CNN-sim model can therefore be considered a reliable and efficient tool for flood risk assessment, watershed management, and spatial planning in flood-prone regions.

Keywords: Flood Susceptibility Mapping; Fuzzy-Weight of Evidence (Fuzzy-WofE); Korganrud Watershed