Water and Wastewater, Vol. 36, No. 3, pp: 1-18

Optimization of Mobile Emergency Team Deployment in Water Crises Using Neural Networks (Case Study: Pakdasht, Varamin, Pishva and Qarchak Counties)

Malihe Moazezi Farhadifar [1], Iman Tavakoli [2*]

1. Master Graduated Expert of Energy, Wastewater Development and Operation Part, Southeastern Tehran Province Water and Wastewater Company, Varamin, Iran
2. Master Graduated Expert of Geographic Information System, Water Development and Operation Part, Southeastern Tehran Province Water and Wastewater Company, Varamin, Iran
(Corresponding Author) i.tavakoli82@tpww.ir

https://doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513 **Original Paper**

Abstract

The water scarcity crisis in Tehran Province and the Varamin Plain, coupled with frequent water and power outages, has led to air entrainment in pipelines, increased pressure, and pipe bursts, highlighting the need for intelligent water management in the deployment of emergency response teams. The innovation of this study lies in applying artificial intelligence–based methods for spatial analysis of incidents and identifying optimal locations for the deployment of mobile emergency teams. The main focus is on reducing response time and improving service coverage through the determination of optimal points using the Self-Organizing Map algorithm. This innovative approach contributes to the development of integrated software for incident management and faster decision-making under emergency conditions. The study area covers four counties: Varamin, Pishva, Qarchak, and Pakdasht. Using the Self-Organizing Feature Mapneural network algorithm, 16 optimal points for the deployment of mobile emergency teams were identified to enhance coverage and reduce response time, thereby minimizing losses caused by water and power disruptions. A total of 3,603 incident points recorded in the GIS system with UTM coordinates (Zone 39N) were used for spatial analysis and clustering in MATLAB. The research process included spatial data collection and preprocessing, SOM execution, and output map generation in the GIS environment. Among the 16 optimal locations, 9 are situated in high-incident-density areas (more than 8 incidents per square kilometer), and 6 are located in zones with high customer density (over 1,666 customers per square kilometer). The distribution of other points across lower-density zones ensures adequate coverage of rural and sparsely populated areas. The results indicate that the SOM algorithm successfully identified spatial patterns of incidents and population density, achieving balanced and efficient site selection for mobile emergency teams. The main advantage of SOM lies in its ability to analyze two-dimensional spatial data precisely, preserve topological structure, and adapt to data variability-making it superior to other clustering and metaheuristic methods. The findings confirm that the SOM algorithm is an effective approach for urban crisis management and optimal deployment of emergency resources, with potential for further development using more complex datasets to enhance rapid response systems.

Keywords:
Optimal Management, Water Resources, Neural Network, SOFM, Mobile Emergency Services, Crisis Management.

Received: Mar. 18, 2025
Revised: May 29, 2025
Accepted: June 20, 2025

To cite this article:
Moazezi Farhadifar, M., Tavakoli, I., 2025. Optimization of mobile emergency team deployment in water crises using neural networks (case study: Pakdasht, Varamin, Pishva and Qarchak Counties). *Water and Wastewater*, 36(3), 1-18.
https://doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513.

Use your device to scan and read the article online

© The Author(s).
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

1. Introduction

In recent years, Tehran Province has faced serious challenges in the supply, maintenance, and distribution of drinking water. The four southern counties-Varamin, Qarchak, Pishva and Pakdasht-with a population of over 5.8 million people and an annual growth rate of 2%, are highly dependent on groundwater resources. Population growth, urban and industrial development, and high summer temperatures have led to increased water consumption and additional pressure on water supply networks. The structure of the network and the region's geographical conditions, especially during power outages or water rationing, result in problems such as water hammer, pipe breakages, and an increase in incidents across the distribution network.

Due to the wide dispersion of urban and rural areas and the existence of underserved locations, there is a need for targeted deployment of mobile emergency crews to minimise response time and prevent crisis escalation. In this study, the Kohonen Self-Organizing Map[1] neural network algorithm-first introduced by (Kohonen, 2001) was used to determine 16 optimal locations for deploying these crews in the four counties under study. SOM is considered an effective tool for spatial data clustering and pattern recognition, making it highly useful for spatial decision-making in critical situations (Cottrell and Verleysen, 2006; Sokhansefat et al., 2011).

A review of domestic and international studies shows that SOM has been successfully applied in various fields such as urban risk assessment, landslide hazard zoning, water quality classification, and flood risk analysis. Examples include the work of (Sokhansefat et al., 2011) in identifying high-risk areas, (Ahmed and Forte, 2016; Huang et al., 2017) in landslide hazard analysis, (Nikoo and Mahjori, 2013) in classifying water quality, and (Wu et al., 2022) in assessing urban flood risk-demonstrating the high accuracy and efficiency of this algorithm.

In Iran, research has also been conducted on the location of emergency service centres, such as (Davoudi et al., 2014) linear model for maximising emergency vehicle coverage and (Bozorgmehr, 2021) GIS[2]-based location selection for natural gas emergency service centres. Internationally, (Gong et al., 2022) have proposed hierarchical optimisation methods for locating fire stations. The overall conclusion of these studies highlights that combining machine learning algorithms such as SOM with GIS can lead to optimal site selection and improved efficiency of emergency service centres in critical situations.

This guideline serves as a template for Microsoft Word. Please carefully follow the instructions provided in this format to ensure legibility and uniformity.

2. Methods

This study is an applied and descriptive–analytical research conducted with the aim of optimally locating mobile emergency and incident response teams in critical situations, such as water and power outages, in the four counties of Varamin, Pishva, Qarchak and Pakdasht. The research data consist of 3,603 incident points recorded in a GIS, with coordinates stored in UTM Zone 39 North. These points represent the locations of various events that have occurred in the water distribution network and urban infrastructure in recent years.

To analyse and cluster the data, the Kohonen SOM algorithm was used. SOM is a type of artificial neural network based on unsupervised learning, capable of classifying multidimensional data into distinct clusters, reducing dimensionality, and identifying hidden spatial patterns. In the scientific literature, this method is referred to as the Kohonen Self-Organizing Feature Map[3] and is widely applied in spatial data analysis.

The main assumption of the study is the deployment of 16 fully equipped mobile emergency teams to ensure rapid and effective response to incidents across the study area. The SOM algorithm was trained using the 3,603 incident points, and the model identified 16 central locations as optimal clusters for team deployment. These locations represent proposed positions for mobile emergency bases, offering the shortest distances and widest spatial coverage relative to the recorded incidents.

The research process was designed in five stages. The algorithm was executed on the cleaned data in MATLAB, and the results were presented as a map of proposed locations for the 16 emergency bases across the four counties. The findings can be used to optimise emergency response, allocate resources efficiently, and enhance the resilience of the water distribution network in the face of crises (Fig. 1).

2.1. Kohonen algorithm

The Kohonen neural network is an unsupervised

[1] Self-Organizing Map (SOM)

[2] Geographic Information System (GIS)

[3] Self-Organizing Feature Map (SOFM)

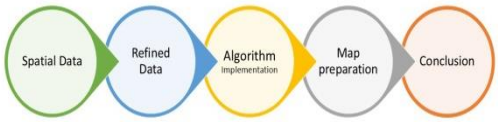

Fig. 1. Research process

learning method designed for dimensionality reduction and revealing hidden structures in data through two-dimensional or multi-dimensional maps. This network consists of two layers: an input layer containing feature vectors and an output layer with neurons arranged in a grid, each associated with weight vectors. During the learning process, input vectors are compared with weight vectors, and the winning neuron-along with its neighbors-is updated to form a topographic map that clusters similar data together.

The origins of the Kohonen learning rule date back to the 1960s and have evolved over time through contributions from researchers such as Von der Malsburg, Grossberg, and DeSieno. The rule operates based on finding the closest weight vector to the input data and has been optimized for uniform probability density functions. As shown in Fig. 2, The Kohonen network can be implemented in one-dimensional, two-dimensional, or multi-dimensional configurations, using various similarity measures such as Euclidean distance or angular distance.

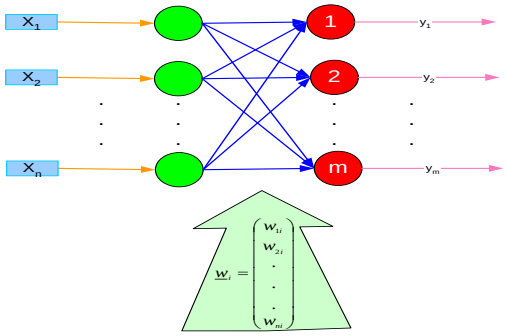

Fig. 2. Structural model of the two-dimensional Kohonen network

According to equation 1 and 2, The Kohonen algorithm begins by initializing weight values and learning parameters. In each iteration, the distance between an input vector and each neuron's weights is calculated, and the winning neuron is selected. The weights of the winning neuron and its neighbors are then updated. The learning rate and neighborhood radius gradually decrease to stabilize the final map. This method is particularly effective for spatial data analysis, as it identifies hidden patterns without requiring labeled data

$$W_i^{new} = w_i^{old} + \alpha\,(X - w_i^{old})\,z_i,\ 0 \le \alpha \le 1 \quad (1)$$

$$\underline{w}_i^{new} = \begin{cases} (1-\alpha)\underline{w}_i^{old} + \alpha \underline{x} & for\ \ winner \\ \underline{w}_i^{old} & other\ \ Unites \end{cases} \quad (2)$$

In this study, data on water distribution network incidents were collected from the South East Tehran Water and Wastewater Company. The dataset included geographic coordinates of events, which were converted to the UTM system and corrected for spatial errors before being processed by the Kohonen algorithm. Ultimately, 3,603 incident points were analyzed to determine optimal locations for emergency response teams.

The key advantage of the Kohonen algorithm in this research is its ability to efficiently cluster spatial data without supervision. Not only does it uncover spatial patterns, but it also suggests optimal deployment locations for emergency teams while accounting for geographic constraints. The algorithm's simple and interpretable output makes it a practical tool for enhancing crisis management and incident response strategies.

3. Results and discussion

This research has utilized Kohonen's SOM algorithm to determine optimal locations for emergency response teams in four counties: Pakdasht, Varamin, Pishva and Qarchak. As shown in Fig. 3, the model was implemented in MATLAB environment, analyzing 3,603 geospatial incident points obtained from South East Tehran Water and Wastewater Company, identifying 16 optimal locations in a 4×4 grid structure. The input data in UTM Zone 39 coordinate system, after correcting GPS errors and validation in GIS environment, enabled precise determination of deployment locations while considering urban and rural constraints. Fig. 3 clearly demonstrates the distribution of clusters resulting from the Kohonen algorithm and the proposed locations for team deployment. Also, the matrix inserted in equations 3 and 4 is the output of the algorithm in the MATLAB environment

$$\begin{bmatrix} 5.5165 & 5.5462 & 5.5945 & 5.6319 \\ 5.5181 & 5.5463 & 5.6169 & 5.6649 \\ 5.5611 & 5.5845 & 5.6162 & 5.7403 \\ 5.6405 & 5.5926 & 5.6529 & 5.7256 \end{bmatrix} \times 10^5 = W\,(1و:و:) \quad (3)$$

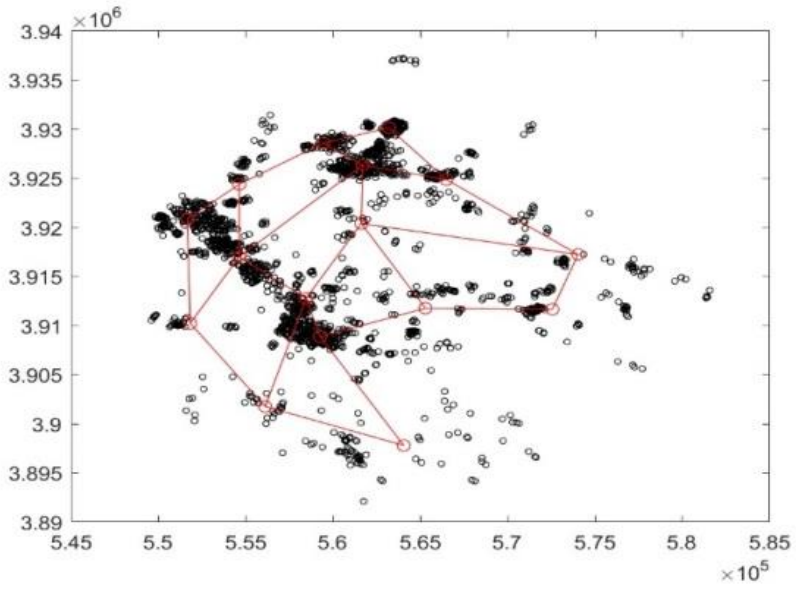

Fig. 3. SOM output in MATLAB environment

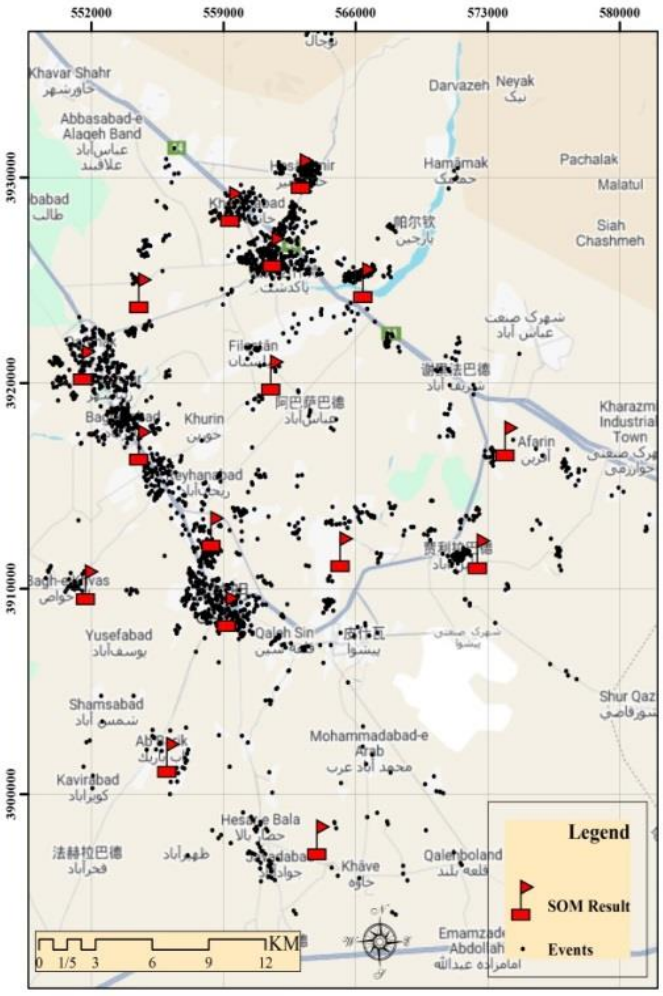

Fig. 4. Incident points are shown in black and selected points for deployment are shown with flags

$$\begin{bmatrix} 3.9209 & 3.9244 & 3.9286 & 3.9302 \\ 3.9102 & 3.9170 & 3.9264 & 3.9249 \\ 3.9018 & 3.9128 & 3.9204 & 3.9172 \\ 3.8978 & 3.9089 & 3.9118 & 3.9117 \end{bmatrix} \times 10^6 = W\left(2_{\text{و}}:_{\text{و}}\right) \quad (4)$$

4. Conclusion

The research results demonstrated that the SOM algorithm, despite its simple structure, is capable of effectively analyzing spatial data and uncovering hidden spatial patterns. One of the key advantages of this algorithm is its ability to process two-dimensional spatial data alongside descriptive data, enabling more precise weighting of incident-prone locations. Additionally, SOM's preservation of topological structure and adaptability to new data make it a suitable choice for responsive crisis management systems in dynamic urban environments. In other words, this algorithm can not only identify current patterns but also propose new optimal locations in case of changes in incident distribution.

Compared to other methods, the advantages of the SOM algorithm are more pronounced. Methods such as DBSCAN and Hierarchical Clustering are primarily designed for data clustering and do not directly provide specific locations for optimal deployment. While DBSCAN is effective in preprocessing, including noise detection and automatic determination of cluster numbers, its output requires supplementation with other algorithms for location optimization. Similarly, Hierarchical Clustering, despite its ability to analyze hierarchical information with descriptive data, suffers from high computational complexity, resulting in slower performance with large datasets.

In contrast to metaheuristic algorithms like Genetic Algorithms[1], SOM exhibits faster and more accurate performance in problems with simple and low-dimensional data. While GA is more suited for multi-criteria analysis and complex datasets, SOM's interpretable, fast, and accurate outputs made it superior in this study. These characteristics position SOM as an efficient tool for optimal location identification.

[1] Genetic Algorithms (GA)

آب و فاضلاب، دوره ۳۶، شماره ۳، صفحه: ۱۸-۱

بهینه‌سازی استقرار اکیپ‌های سیار امداد در بحران‌های آب با بهره‌گیری از شبکه عصبی (مطالعه موردی: شهرستان‌های پاکدشت، ورامین، پیشوا و قرچک)

ملیحه معززی فرهادی‌فر [۱]، ایمان توکلی [۲*]

۱- کارشناس ارشد بخش انرژی، معاونت توسعه و بهره‌برداری فاضلاب، شرکت آب و فاضلاب جنوب شرقی استان تهران، ورامین، ایران
۲- کارشناس ارشد و مسئول سیستم اطلاعات مکانی، شرکت آب و فاضلاب جنوب شرقی استان تهران، ورامین، ایران
(نویسنده مسئول) i.tavakoli82@tpww.ir

مقاله پژوهشی
https://doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513

چکیده

بحران کم‌آبی در استان تهران و دشت ورامین، همراه با قطعی‌های مکرر آب و برق، موجب هواگیری شبکه، افزایش فشار و شکستگی خطوط شده که ضرورت مدیریت هوشمند آب در استقرار اکیپ‌های امدادی را پررنگ می‌کند. نوآوری در این پژوهش، استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای تحلیل مکانی حوادث و شناسایی موقعیت بهینه استقرار اکیپ‌های امداد بود. تمرکز اصلی بر کاهش زمان واکنش و بهبود پوشش امدادی از طریق تعیین نقاط بهینه با بهره‌گیری از الگوریتم SOM بود. این رویکرد نوآورانه می‌تواند به توسعه نرم‌افزارهای جامع مدیریت حوادث و تصمیم‌گیری سریع‌تر در شرایط اضطراری کمک کند. محدوده مطالعاتی این طرح در چهار شهرستان ورامین، پیشوا، قرچک و پاکدشت بود. در این پژوهش، با بهره‌گیری از الگوریتم شبکه عصبی نگاشت خودسازمانده کوهونن، ۱۶ نقطه بهینه برای استقرار اکیپ‌های سیار شناسایی شد تا با بهبود پوشش و کاهش زمان پاسخ‌گویی، سرعت رسیدگی به حوادث بحرانی افزایش یابد و خسارات ناشی از قطع آب و برق به حداقل برسد. داده‌های ۳۶۰۳ نقطه حادثه ثبت شده در سیستم GIS با مختصات UTM زون ۳۹ شمالی برای تحلیل و خوشه‌بندی در محیط MATLAB استفاده شد. فرایند پژوهش شامل جمع‌آوری و تصفیه داده‌های مکانی، اجرای الگوریتم SOM و تهیه نقشه خروجی در محیط GIS بود. از میان ۱۶ نقطه بهینه، ۹ نقطه در محدوده‌های با تراکم بالای حوادث (بیش از ۸ حادثه در هر کیلومترمربع) و ۶ نقطه در نواحی با تراکم بالای مشترکین (بیش از ۱۶۶۶ مشترک در هر کیلومترمربع) قرار دارند. توزیع سایر نقاط در بازه‌های تراکم کمتر، پوشش مناطق روستایی و کم‌جمعیت را تضمین می‌کند. نتایج نشان داد الگوریتم SOM توانسته با شناسایی الگوهای مکانی حوادث و تراکم جمعیتی، مکان‌یابی اکیپ‌های امداد سیار را به‌صورت بهینه و متوازن انجام دهد. مزیت اصلی الگوریتم SOM در تحلیل دقیق داده‌های دوبعدی مکانی به همراه وزن‌دهی بهتر، حفظ ساختار توپولوژیکی و توانایی انطباق با تغییرات داده‌ها است که آن را نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی و فرا ابتکاری متمایز می‌کند. یافته‌های این پژوهش نشان‌دهنده آن بود که الگوریتم SOM، راهکاری کارآمد برای مدیریت بحران‌های شهری و استقرار بهینه تجهیزات امدادی است که ظرفیت توسعه با داده‌های پیچیده‌تر را به‌منظور ارتقای سامانه‌های پاسخ فوری دارد.

واژه‌های کلیدی:
مدیریت بهینه، شبکه توزیع آب، شبکه عصبی، SOFM، امداد سیار، مدیریت بحران

دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۸
اصلاح: ۱۴۰۴/۳/۸
پذیرش: ۱۴۰۴/۳/۳۰

برای ارجاع به این مقاله به صورت زیر اقدام بفرمایید:
معززی فرهادی‌فر، م.، توکلی، ا.، ۱۴۰۴، بهینه‌سازی استقرار اکیپ‌های سیار امداد در بحران‌های آب با بهره‌گیری از شبکه عصبی (مطالعه موردی: شهرستان‌های پاکدشت، ورامین، پیشوا و قرچک). *آب و فاضلاب*. ۳۶(۳)، ۱-۱۸.
https://doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513

از دستگاه خود برای اسکن و خواندن مقاله به صورت آنلاین استفاده کنید

© The Author(s).
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

۱- مقدمه

استان تهران در سال‌های اخیر با چالش‌های فزاینده‌ای در حوزه تأمین، نگهداری و توزیع آب شرب مواجه بوده است. چهار شهرستان جنوبی این استان شامل ورامین، قرچک، پیشوا و پاکدشت، با جمعیتی بالغ بر ۵.۸۰۰.۰۰۰ نفر در حال حاضر، ازجمله نواحی پرجمعیت و راهبردی هستند که بیشترین وابستگی را به منابع آب زیرزمینی دارند. طبق برآوردها، جمعیت این شهرستان‌ها سالانه با نرخ ۲ درصد افزایش می‌یابد. این روند رو به رشد، همراه با توسعه گسترده شهری و صنعتی، باعث افزایش مستمر مصرف آب، به‌ویژه در فصل گرم سال شده و فشار مضاعفی بر شبکه‌های آب‌رسانی و خدمات اضطراری وارد کرده است.

در فصول گرم، افزایش دمای هوا به‌طور طبیعی منجر به افزایش مصرف آب در بخش‌های خانگی، کشاورزی و خدماتی می‌شود. از سوی دیگر، به دلیل کاهش سطح منابع آب و محدودیت ظرفیت تأمین، شرایطی پیش می‌آید که شرکت‌های آب و فاضلاب ناچار به اعمال جیره‌بندی و قطع مقطعی آب می‌شوند. این وضعیت به دلیل ساختار فنی شبکه و توپوگرافی مسطح منطقه دشت ورامین، عوارض جانبی خطرناکی به همراه دارد. تخلیه کامل خطوط انتقال آب و عدم امکان پمپاژ از چاه‌ها در زمان قطع برق، موجب ایجاد هوا در شبکه، ضربه‌های هیدرولیکی و شکستگی در لوله‌ها و تأسیسات می‌شود. این موضوع در کنار افزایش فشار مصرف، به بروز تعداد قابل‌توجهی از حوادث در شبکه توزیع آب منجر می‌شود.

الگوریتم نقشه‌های خودسازمانده[1] نخستین بار توسط کوهونن معرفی شد. این الگوریتم که مبتنی بر یادگیری بدون ناظر است، برای تحلیل الگوهای پنهان در داده‌های چندبعدی، خوشه‌بندی و کاهش ابعاد بسیار مؤثر شناخته شده است. کوهونن در ساختار شبکه، فرایند یادگیری و کاربردهای مختلف این مدل را در حوزه‌هایی چون مهندسی، علوم شناختی و تحلیل داده‌های پیچیده تشریح کرده است (Kohonen, 2001).

در پژوهش دیگری، Cottrell و Verleysen کاربردهای پیشرفته‌تر SOM را در زمینه‌هایی نظیر داده‌کاوی، پزشکی، هواشناسی و تحلیل مکانی بررسی کردند و نشان دادند که SOM ابزاری منعطف برای مسائل تصمیم‌سازی داده‌محور محسوب می‌شود(Cottrell and Verleysen, 2006).

در راستای کاربرد عملی، پژوهشی توسط سخن‌صفت و همکاران با استفاده از SOM برای ارزیابی ریسک در برنامه‌ریزی شهری انجام شد. آن‌ها با ترکیب داده‌های مکانی و شبکه عصبی کوهونن، موفق به شناسایی مناطق پرریسک در برابر بحران‌های طبیعی شدند (Sokhansefat et al., 2011).

همچنین Ahmed و Forte نیز با استفاده از SOM در تحلیل زون بندی خطرپذیری زمین‌لغزش در یکی از مناطق کشور بنگلادش پرداختند(Ahmed and Forte, 2016).

همچنین، Huang و همکاران الگوریتم SOM را برای منطقه‌بندی خطر زمین‌لغزش به‌کار گرفتند. آن‌ها با استفاده از داده‌هایی مانند شیب، پوشش خاک و بارندگی توانستند مناطق پرخطر را شناسایی کرده و سودمندی این الگوریتم را در تحلیل‌های توپوگرافی نشان دهند (Huang et al, 2017).

در پژوهشی دیگر، نیکو و مهجوری کیفیت آب‌های زیرزمینی و سطحی را به روش فازی و SOM کلاسه‌بندی و این دو روش را مقایسه کردند (Nikoo and Mahjori, 2013).

در پژوهشی دیگر توسط Wu و همکاران، روشی ترکیبی برای ارزیابی ریسک سیلاب شهری ارائه شده که از دو تکنیک استفاده می‌کند: روش تحلیل سلسله مراتبی بهبودیافته با عدد (D-AHP) برای تعیین وزن شاخص‌ها و الگوریتم خوشه‌بندی SOM برای تعیین سطح ریسک سیلاب به‌صورت داده‌محور بدون نظارت استفاده شده است. پژوهش در شهر ژنگژو چین انجام شد و ریسک به پنج سطح تقسیم شد. نتایج نشان داد که مناطق دارای ریسک بسیار بالا (۹/۸۶ درصد) عمدتاً در مناطق کم‌ارتفاع و دچار آب‌گرفتگی مکرر قرار دارند. مقایسه با روش‌های سنتی نشان داد که این رویکرد، دقیق‌تر و منطقی‌تر است و می‌تواند به مدیریت بهتر سیلاب شهری کمک کند (Wu et al., 2022).

در حوزه پایش و کنترل سیستم‌های قدرت، از این شبکه‌ها برای شناسایی ناپایداری ولتاژ و پیش‌بینی خاموشی‌ها استفاده شده است. این شبکه‌ها پس از آموزش می‌توانند به‌صورت آنلاین وضعیت سیستم را پایش کرده و هشدارهای زودهنگام نسبت به فروپاشی احتمالی ارائه دهند (Panasetsky and Tomin, 2010, Negnevitsky et al., 2013).

[1] Self-Organizing Map (SOM)

در بحران‌های سلامت عمومی مانند همه‌گیری کووید-۱۹، این شبکه‌ها با پردازش نرخ ابتلا، تراکم جمعیت و داده‌های اپیدمیولوژیک، برای شناسایی مناطق پرخطر و ارائه بینش‌های تصمیم‌محور استفاده شدند (Yu et al., 2022).

همچنین در سامانه‌های پاسخ به تصادفات جاده‌ای، شبکه‌های کوهونن در کاهش زمان واکنش و بهینه‌سازی استفاده از منابع مؤثر واقع شده‌اند؛ زیرا قادرند داده‌هایی مانند شدت تصادف، وضعیت ترافیکی و منابع امدادی را به‌صورت بلادرنگ تحلیل کنند (Smirnov et al., 2009).

مرور این مطالعات نشان می‌دهد که الگوریتم کوهونن به دلیل قدرت بالا در پردازش داده‌های پیچیده و شناسایی الگوهای نهفته، گزینه‌ای مناسب برای مدیریت بحران و مکان‌یابی بهینه تجهیزات امدادی به شمار می‌رود.

موضوع مکان‌یابی بهینه مراکز امداد حوادث در تأسیسات شهری، در سال‌های اخیر به‌عنوان یکی از راهکارهای اساسی در کاهش زمان واکنش به بحران‌ها و افزایش کارایی تیم‌های عملیاتی موردتوجه پژوهشگران داخلی و خارجی قرار گرفته است. در همین راستا، استفاده از مدل‌ها و الگوریتم‌های پیشرفته تصمیم‌گیری و بهینه‌سازی نقش مؤثری در بهبود برنامه‌ریزی مکانی این مراکز ایفا می‌کند.

در داخل کشور، داوودی و همکاران یک مدل خطی برای مسئله مکانیابی خودروهای خدمات اضطراری با هدف بیشینه‌سازی پوشش مورد انتظار ارائه دادند (Davoudi et al., 2014).

همچنین، بزرگمهر با استفاده از ابزار سیستم اطلاعات جغرافیایی[1] اقدام به مکانیابی موقعیت بهینه مراکز ارائه خدمات اضطراری مشترکین گاز در شهر بجنورد استان خراسان شمالی کردند. در این پژوهش فرض بر تعیین موقعیت بهینه مراکز به‌منظور دسترسی کمتر از ۱۲ دقیقه به حوادث سطح شهر بود (Bozorgmehr, 2021).

در پژوهشی دیگر Gong و همکاران یک روش نوین بهینه‌سازی سلسله مراتبی برای مکان‌یابی ایستگاه‌های آتش‌نشانی ارائه کردند که تمام الزامات اصلی ازجمله حداکثرسازی اثربخشی، محدودیت فاصله و محدودیت بار کاری را در نظر می‌گیرد. مدل پیشنهادی همچنین ارتباطات عملکردی بین سطوح مختلف ایستگاه‌ها را نیز مدل‌سازی می‌کند (Gong et al, 2022).

یکی از چالش‌های اصلی در حوزه بهره‌برداری و امداد حوادث، کاهش زمان واکنش و برطرف کردن آسیب‌دیدگی ناشی از حادثه در کوتاه‌ترین زمان ممکن است که مستلزم تحلیل مکانی با بهره‌گیری از موقعیت حوادث اخیر و مکان لحظه‌ای اکیپ‌های امداد است. در این پژوهش، به‌کارگیری روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به‌ویژه الگوریتم SOM به‌عنوان رویکردی نوآورانه معرفی شد که می‌تواند راه‌حلی کاربردی برای توسعه‌دهندگان نرم‌افزارهای جامع امداد و حوادث فراهم کند تا موقعیت بهینه استقرار اکیپ‌ها را به‌صورت هوشمند پیشنهاد دهد.

مطالعات پیشین نشان می‌دهد که در حوزه صنعت آب و فاضلاب، پژوهش پیرامون کاربرد الگوریتم SOM تاکنون انجام نشده و در زمینه مدیریت توزیع و تأمین آب به‌طور مستقیم استفاده نشده است. همچنین، مرور ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در مسائل عملیاتی صنعت آبفا، به‌ویژه در حوزه امداد حوادث و مدیریت بحران، کمتر مورد توجه قرار گرفته‌اند. این پژوهش سعی کرد با به‌کارگیری الگوریتم SOM در مکان‌یابی بهینه اکیپ‌های امداد، خلأ موجود در پژوهش‌های پیشین را مرتفع کند. به‌کارگیری هوش مصنوعی می‌تواند زمینه‌ساز ارائه تحلیل‌های بلادرنگ با استفاده از داده‌های مکانی برخط در نرم‌افزارهای جامع مرتبط با امداد و مدیریت حوادث شود.

۲- روش پژوهش

این پژوهش از نوع کاربردی و توصیفی- تحلیلی بود که با هدف مکان‌یابی بهینه اکیپ‌های سیار امداد و حوادث در شرایط بحرانی (مانند قطع آب و برق) در چهار شهرستان ورامین، پیشوا، قرچک و پاکدشت انجام شد. داده‌های مورداستفاده در این پژوهش شامل ۳۶۰۳ نقطه حادثه ثبت شده در سیستم GIS بود که مختصات آن‌ها در سیستم تصویر UTM زون ۳۹ شمالی ذخیره شدند. این نقاط نمایانگر محل‌های بروز اتفاقات مختلف در شبکه توزیع آب و زیرساخت‌های شهری در سال‌های اخیر هستند.

برای تحلیل و خوشه‌بندی این داده‌ها، از الگوریتم نقشه‌های

[1] Geographic Information System (GIS)

خودسازمانده کوهونن[1] استفاده شد. نام کوهنن در ادبیات علمی و کلاسیک شبکه‌های عصبی، برای این الگوریتم استفاده می‌شود. این الگوریتم نوعی شبکه عصبی مصنوعی با یادگیری بدون ناظر است که قادر است داده‌های چندبعدی را به خوشه‌های مشخص تفکیک کند و در کاهش ابعاد و تشخیص الگوهای فضایی پنهان مؤثر واقع شود.

فرض اصلی پژوهش این بود که در شرایط بحران، ۱۶ اکیپ سیار امدادی با تجهیزات کامل برای پاسخ‌گویی سریع و مؤثر به حوادث در سطح محدوده موردمطالعه مستقر خواهند بود؛ بنابراین، الگوریتم SOM بر اساس ۳۶۰۳ نقطه حادثه آموزش داده شد و مدل، ۱۶ موقعیت مرکزی به‌عنوان خوشه‌های بهینه برای استقرار اکیپ‌ها تعیین کرد. این مراکز درواقع موقعیت‌های مکانی پیشنهادی برای استقرار پایگاه‌های سیار امدادی هستند که کمترین فاصله و بیشترین پوشش مکانی را نسبت به رخدادهای ثبت شده دارند.

شکل ۱ فرایند انجام پژوهش را در پنج مرحله بیان می‌کند. مطابق شکل مذکور، خروجی مدل پس از اجرای الگوریتم بر روی داده‌های تصفیه شده در محیط MATLAB، به‌صورت نقشه مکان‌های پیشنهادی برای استقرار ۱۶ پایگاه امدادی در سطح چهار شهرستان تحلیل و تفسیر شد. نتایج به‌دست‌آمده می‌توانند در بهینه‌سازی واکنش اضطراری، تخصیص منابع و افزایش تاب‌آوری شبکه توزیع در برابر بحران‌ها استفاده شوند.

Fig. 1. Research process

شکل ۱- فرایند پژوهش

۲-۱- مطالعه موردی

مطابق شکل ۲ دشت ورامین با بیش از ۱۳۰ هزار هکتار وسعت و حدود ۶۰ هزار هکتار اراضی کشاورزی، یکی از مهم‌ترین مناطق تولید کشاورزی استان تهران است. این دشت ازنظر توپوگرافی عمدتاً هموار بوده و ارتفاع آن بین ۹۰۰ تا ۱۲۵۰ متر متغیر است که شرایط مناسبی برای کشاورزی و توسعه شهری فراهم کرده است. با توجه به کمبود منابع آب سطحی، منطقه به منابع آب زیرزمینی وابسته است، اما در سال‌های اخیر با بحران شدید آب مواجه شده که عوامل مؤثری چون بیابان‌زایی، تغییرات اقلیمی، حفر چاه‌های عمیق، بهره‌برداری غیراصولی و استقرار صنایع آب‌بر در آن نقش داشته‌اند (Zare, 2021).

۲-۲- الگوریتم SOFM یا کوهونن

کوهونن یک شبکه عصبی رقابتی است که برای کاهش ابعاد داده‌ها و نمایش ساختار پنهان آن‌ها در قالب یک نقشه دوبعدی یا چندبعدی طراحی شده است. برخلاف شبکه‌های عصبی پرسپترون یا شبکه‌های یادگیری عمیق که نیاز به داده‌های برچسب‌دار دارند، SOM داده‌های بدون برچسب را تحلیل کرده و آن‌ها را بر اساس شباهت، خوشه‌بندی می‌کند. یک شبکه SOM معمولاً از دولایه تشکیل می‌شود (Kohonen, 2001). ابتدا لایه ورودی شامل بردارهای ویژگی (مثلاً مختصات مکانی، دما و فشار)، سپس لایه خروجی یا نقشه شامل نورون‌هایی است که به‌صورت شبکه‌ای (مثلاً مربعی یا شش‌ضلعی) مرتب شده‌اند. هر نورون در نقشه، با یک بردار وزنی[2] مرتبط است که اندازه و ساختار آن مانند داده‌های ورودی است. در هر گام یادگیری، بردار ورودی با تمامی بردارهای وزنی مقایسه شده و نورونی که بیشترین شباهت را دارد (کمترین فاصله)، به‌عنوان نورون برنده شناخته می‌شود. سپس، نه‌تنها بردار وزنی نورون برنده، بلکه وزن‌های نورون‌های همسایه‌اش نیز به سمت بردار ورودی تنظیم می‌شوند. به‌مرورزمان، این فرایند منجر به تشکیل نقشه‌ای توپوگرافیک می‌شود که ویژگی‌های مشابه در ورودی‌ها را در کنار هم روی شبکه قرار می‌دهد. این نوع از یادگیری را یادگیری بی‌نظارت می‌نامند.

SOFM یا کوهونن یکی از مهم‌ترین شبکه‌های خود سازمانده است.

۲-۲-۱- شبکه کوهونن

ریشه قانون یادگیری کوهونن به سال‌های ۱۹۶۲ و قبل از آن و به مباحث خوشه‌بندی بی نظارت بر می‌گردد. در دهه ۷۰ واندرمالزبرگ[3] قانونی معرفی کرد مبتنی بر این ایده که مجموع

[1] Self Organization Feature Map (SOFM)

[2] Weight Vector

[3] Christopher Vandrmalzbrg

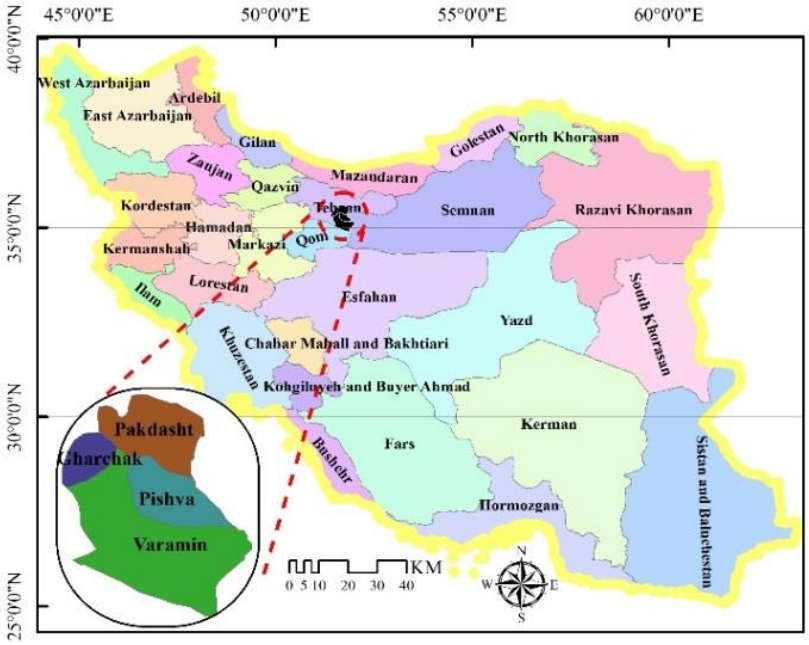

Fig. 2. Study area

شکل۲- محدوده مطالعاتی

وزن‌های مربوط به ورودی‌ها در واحدهای مختلف که از یک خروجی آمده‌اند باید ثابت باشند. مبنای این ایده محدود بودن ماده شیمیایی موجود در خروجی موردبحث و تقسیم شدن آن بین ورودی‌های مختلف متصل به این خروجی است.

در سال ۱۹۷۶ استفن گراسبرگ[1] ایده مالزبرگ را رد کرد و قانونی که در این بخش مطرح می‌شود را ارائه کرد؛ اما در اواخر دهه ۷۰ کوهونن به این نتیجه مهم رسید که هدف این قانون یادگیری باید ساختن یک مجموعه بردار w_i که ارائه‌های هم‌احتمال یک تابع چگالی احتمال ثابت ρ را تشکیل می‌دهند، باشند؛ یعنی بردارهای w_i باید طوری خود را تغییر دهند که برای هر بردار ورودی X با تابع چگالی احتمال ρ داشته باشیم

$$p(\underline{X}) = \frac{1}{m} \qquad (۲)$$

که در آن

X به w_i نزدیک‌ترین است به ازای i=1, 2, ..., m

این ایده برای توابع چگالی احتمال یکنواخت به‌طور مطلوب کار می‌کرد، در سال ۱۹۸۷ دسینو[2] تغییری در قانون کوهونن ایجاد کرد که مشکل مزبور را حل کرد، اما هنوز به‌واسطه نقش مهم کوهونن در این زمینه، قانون را قانون کوهونن می‌گویند.

یک‌لایه کوهونن آرایه‌ای از نورون‌ها به‌صورت یک‌بعدی، دوبعدی یا بیشتر است که نمونه‌ای از آن در شکل ۳ قابل‌مشاهده است.

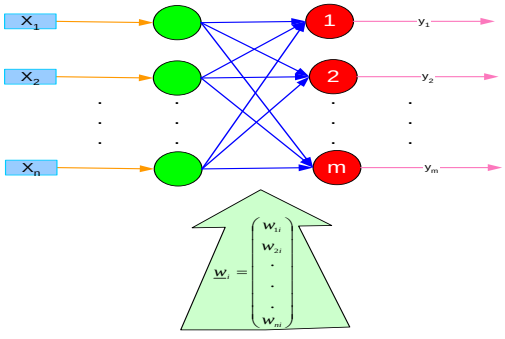

Fig. 3. Structural model of the two-dimensional Kohonen network

شکل۳- مدل ساختاری شبکه کوهونن دوبعدی

[1] Stephen Grossberg

[2] Deyvin Desino

در فاز یادگیری هر یک از واحدها فاصله بردار ورودی X تا وزن‌های خود را به‌صورت معادله ۳ محاسبه می‌کنند

$$Ii = D(X, wi) \quad (۳)$$

که در آن

D تابع سنجش فاصله است و می‌توان هر یک از توابع مرسوم برای سنجش فاصله را استفاده کرد، مثلاً فاصله کمان کروی

$$D(u,v) = 1-\cos\theta \quad (۴)$$

θ= v و u زاویه بین

یا فاصله اقلیدسی $D(u,v) = |u - v|$ را می‌توان استفاده کرد. واحدها با این محاسبه می‌خواهند بدانند نزدیک‌ترین بردار وزن به x را دارند یا نه که این همان بخش رقابتی در این‌گونه از شبکه‌ها است. واحد دارای نزدیک‌ترین وزن به بردار ورودی، برنده این مرحله از رقابت خواهد بود که برای آن Z_i مربوطه برابر ۱ قرار داده می‌شود و سایر Z_iها برابر صفر خواهند بود. آنگاه قانون کوهونن که به‌صورت معادله ۵ است برای به‌روزرسانی وزن‌ها استفاده می‌شود

$$W_i^{new} = w_i^{old} + \alpha\,(X - w_i^{old})\, z_i,\ 0 \le \alpha \le 1 \quad (۵)$$

قانون فوق معادل قانون زیر است

$$\underline{w}_i^{new} = \begin{cases} (1-\alpha)\underline{w}_i^{old} + \alpha \underline{x} & for \quad winner \\ \underline{w}_i^{old} & other \quad Unites \end{cases} \quad (۶)$$

۲-۲-۲-الگوریتم کار شبکه

شرح فرایند اجرای الگوریتم کوهونن در ادامه بیان می‌شود. ابتدا مقدار اولیه وزن‌ها wi0w_{i0}wi0 انتخاب شده، پارامترهای همسایگی واحد برنده تعیین و نرخ یادگیری مشخص می‌شود. سپس تا زمانی که شرط خاتمه برقرار نشده باشد، مراحل زیر تکرار می‌شود: برای هر بردار ورودی X، ابتدا فاصله D برای هر واحد j محاسبه می‌شود (معادله ۷). سپس اندیس J که کمترین مقدار D(J) را دارد، به‌عنوان واحد برنده انتخاب می‌شود. در ادامه، برای تمام واحدهای j در همسایگی J و برای تمام i ها، به‌روزرسانی وزن‌ها بر اساس معادله ۸ انجام می‌شود. پس‌ازآن، نرخ یادگیری α به‌روزرسانی شده و شعاع همسایگی در زمان‌های مشخص کاهش می‌یابد. درنهایت، شرط خاتمه بررسی شده و در صورت برقرار بودن، الگوریتم متوقف می‌شود

$$D(j) = \sum_i (w_{ij} - x_i)^2 \quad (۷)$$

$$w_{ij}^{new} = (1-a) w_{ij}^{old} + a x_i \quad (۸)$$

در این پژوهش، الگوریتم کوهونن به دلیل مزایای قابل‌توجه آن در تحلیل داده‌های مکانی انتخاب شد. این الگوریتم قادر است بدون نیاز به داده‌های برچسب‌دار، خوشه‌بندی مؤثری بر روی داده‌ها انجام دهد و الگوهای مکانی پنهان در رخدادهای حوادث را شناسایی کند. علاوه بر این، خروجی حاصل از کوهونن ساده و قابل تفسیر بوده و به‌طور مستقیم مکان‌های بهینه برای استقرار اکیپ‌های امدادی را مشخص می‌کند. همچنین، این روش امکان در نظر گرفتن محدودیت‌های فضایی را برای جانمایی اکیپ‌ها فراهم می‌کند.

۲-۳-گردآوری و آماده‌سازی داده‌ها

اطلاعات مربوط به رخدادهای شبکه توزیع آب، از طریق شرکت آب و فاضلاب جنوب شرق استان تهران و با همکاری پیمانکاران بهره‌بردار گردآوری شده است. مطابق رویه جاری، پیمانکاران هرماه گزارش‌هایی از عملکرد خود را به‌منظور بررسی و محاسبه کارکرد ارائه می‌کنند که شامل اطلاعات مکانی حوادث نیز است. این اطلاعات به‌صورت نقطه‌ای و با فرمت‌های مختلفی چون مختصات طول و عرض جغرافیایی[1] و یا مختصات سیستم UTM زون ۳۹ شمالی ثبت می‌شوند.

با توجه به اینکه مبنای محاسبات و اجرای مدل در این پژوهش، سیستم تصویر UTM بود، کلیه مختصات جغرافیایی نیاز به تبدیل به UTM داشتند. این تبدیل با استفاده از ابزارهای GIS انجام شد. اطلاعات حوادث به‌طور مستمر در سامانه امداد و حوادث ۱۲۲ شرکت آب و فاضلاب ثبت شد، اما به‌دلیل عواملی نظیر ثبت نادرست موقعیت توسط اپراتور، خطای GPS تلفن همراه، یا قطع بودن سامانه در لحظه ثبت حادثه، برخی داده‌های مکانی دچار خطا بودند. ازاین‌رو، زمان قابل‌توجهی صرف اصلاح و

[1] Latitude and Longitude

dx.doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513

تصحیح موقعیت مکانی حوادث شده تا اطمینان حاصل شود که مکان رخدادها با واقعیت میدانی مطابقت داشته و داده‌ها دقت مکانی قابل‌قبولی دارند.

در گام بعد، مجموعه داده‌های مکانی که در طی زمان در پایگاه داده مکانی شرکت ذخیره شده بود، از طریق سامانه GIS استخراج شد و خروجی نهایی شامل ۳۶۰۳ نقطه حادثه به‌صورت فایل متنی و جدولی تهیه شد. این داده‌ها پس از پالایش نهایی، به‌عنوان ورودی به الگوریتم کوهونن وارد شدند تا فرایند خوشه‌بندی و تعیین موقعیت‌های بهینه برای استقرار اکیپ‌های سیار انجام شود.

۳- نتایج و بحث

همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود، مدل در محیط نرم‌افزار MATLAB پیاده‌سازی شده که به دلیل داشتن توابع آماده و قدرتمند در زمینه شبکه‌های عصبی، امکان طراحی، آموزش و تحلیل دقیق مدل را فراهم می‌کند.

یکی از مهم‌ترین ملاحظات مدل، قرارگیری نقاط منتخب در محدوده‌های شهری و روستایی چهار شهرستان مذکور بود. به همین منظور، پس از اجرای الگوریتم، خروجی مدل با لایه‌های مرزی محدوده‌های شهرستان‌ها در محیط GIS تطبیق داده شد تا از انطباق مکانی و صحت نهایی محل‌های پیشنهادی اطمینان حاصل شود. همچنین با توجه به اینکه برخی از داده‌های اولیه ممکن است به دلیل خطای GPS یا ثبت نادرست، مکان‌یابی ناصحیح داشته باشند، پیش از اجرای مدل، داده‌ها مورد پالایش و اصلاح موقعیت قرار گرفتند.

در محیط MATLAB، وزن‌های نهایی لایه خروجی الگوریتم SOM که به‌عنوان نماینده‌های مکانی مراکز خوشه‌ها عمل می‌کنند، همان‌طور که در معادلات ۹ و ۱۰ مشاهده می‌شود نتیجه نهایی در قالب دو ماتریس ۴×۴ استخراج شدند. ماتریس اول مختصات X و ماتریس دوم مختصات Y این نقاط در سیستم تصویر UTM را در بر می‌گیرد. هر جفت عنصر متناظر از این دو ماتریس، یک مختصات جغرافیایی (X, Y) را تعریف می‌کند.

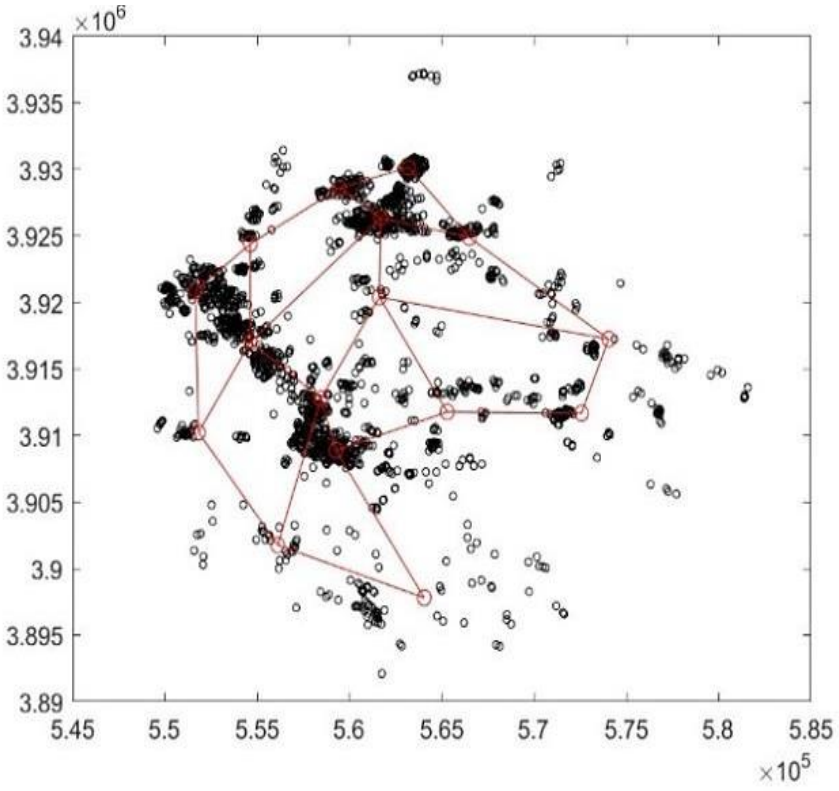

Fig. 4. SOM output in MATLAB environment

شکل ۴- خروجی SOM در محیط MATLAB

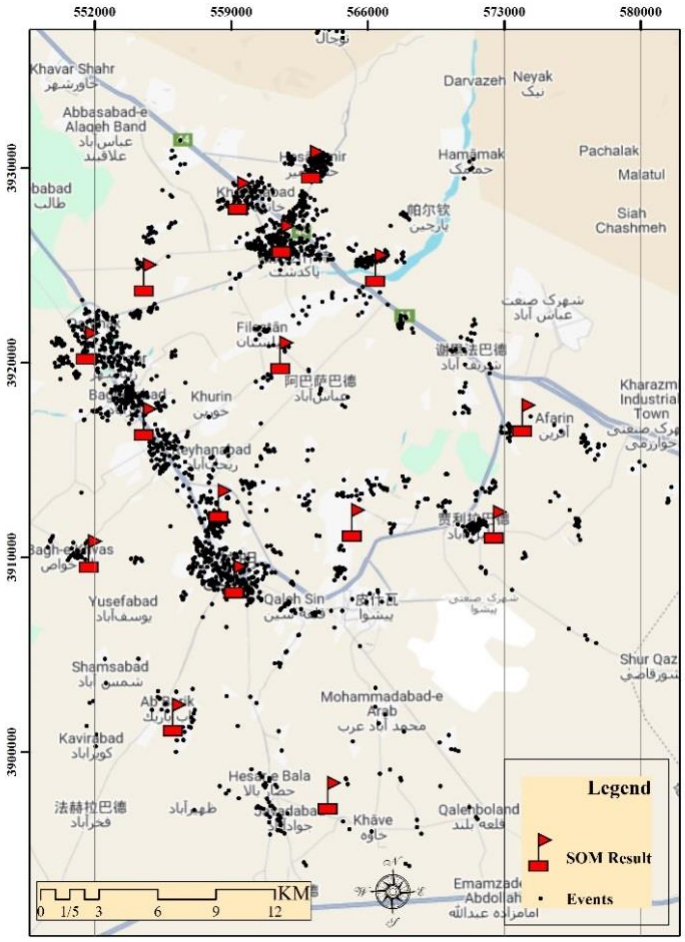

Fig. 5. Incident points are shown in black and selected points for deployment are shown with flags

شکل ۵- نقاط حادثه مشکی‌رنگ و نقاط منتخب برای استقرار با پرچم نمایش داده شده است

(۹)

$$\left(\text{ماتریس وزن } = \begin{bmatrix} 5.5165 & 5.5462 & 5.5945 & 5.6319 \\ 5.5181 & 5.5463 & 5.6169 & 5.6649 \\ 5.5611 & 5.5845 & 5.6162 & 5.7403 \\ 5.6405 & 5.5926 & 5.6529 & 5.7256 \end{bmatrix} \times 10^5 \right) \text{و: و: 1}$$

(۱۰)

$$\left(\text{ماتریس وزن } = \begin{bmatrix} 3.9209 & 3.9244 & 3.9286 & 3.9302 \\ 3.9102 & 3.9170 & 3.9264 & 3.9249 \\ 3.9018 & 3.9128 & 3.9204 & 3.9172 \\ 3.8978 & 3.9089 & 3.9118 & 3.9117 \end{bmatrix} \times 10^6 \right) \text{و: و: 2}$$

نتایج پژوهش نشان داد که الگوریتم SOM باوجود ساختار ساده، قادر به تحلیل مؤثر داده‌های مکانی و کشف الگوهای فضایی پنهان در آن‌ها است. یکی از مزیت‌های مهم این الگوریتم، امکان پردازش داده‌های دوبعدی مکانی همراه با داده‌های توصیفی و درنتیجه وزن‌دهی دقیق‌تر به نقاط حادثه‌خیز است. افزون بر این، SOM با حفظ ساختار توپولوژیکی و توانایی تطبیق‌پذیری با داده‌های جدید، گزینه‌ای مناسب برای سیستم‌های پاسخ‌گو به بحران در محیط‌های شهری پویا تلقی می‌شود. به عبارتی، این الگوریتم نه‌تنها می‌تواند الگوهای جاری را شناسایی کند، بلکه در صورت تغییر در توزیع حوادث، موقعیت‌های بهینه جدید را نیز پیشنهاد می‌دهد. در ادامه شکل ۵ موقعیت نقاط برنده الگوریتم SOM را نسبت به حوادث نشان می‌دهد. از این میان، ۸ نقطه در مناطق شهری و ۸ نقطه در مناطق روستایی قرار داشته که پراکندگی آن‌ها

dx.doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513

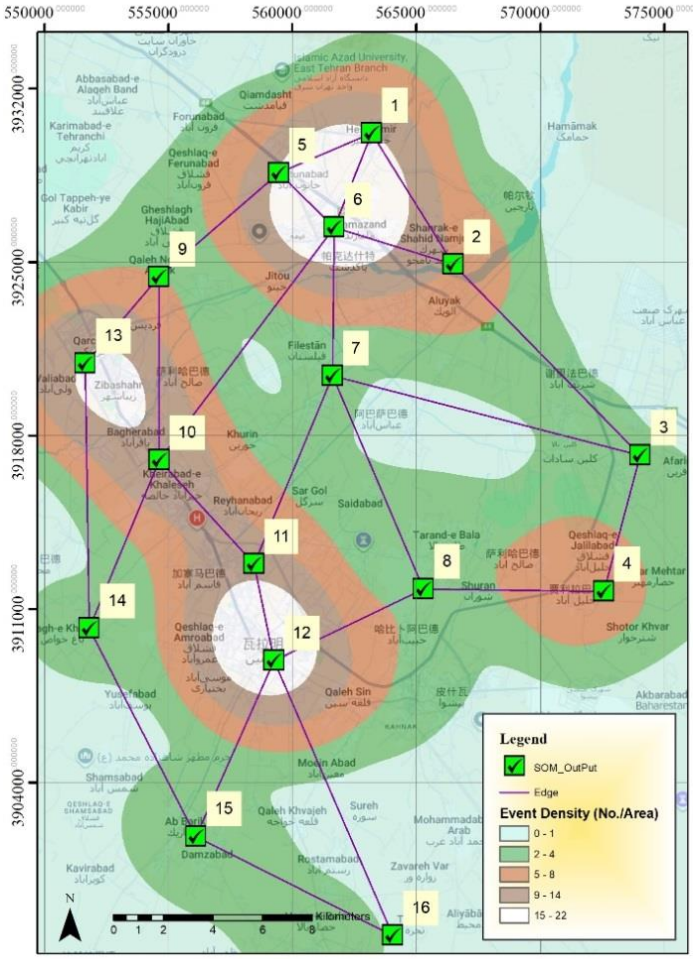

Fig. 6. Selected algorithm points in incident density intervals map

شکل ۶- موقعیت نقاط منتخب الگوریتم نسبت به محدوده تراکم حوادث

به‌گونه‌ای است که بیشترین پوشش فضایی در مناطق حادثه‌خیز را تأمین می‌کند.

برای ارزیابی مکانی نتایج حاصل از الگوریتم SOM، توزیع ۱۶ موقعیت خروجی مدل در دو بستر مکانی شامل تراکم حوادث شبکه و تراکم مشترکین آب در سطح منطقه موردمطالعه، بررسی شد. در نقشه تراکم حوادث (شکل ۶) و نمودار مربوطه (شکل ۷)، مشاهده می‌شود که بیشترین تعداد نقاط خروجی الگوریتم در بازه‌های تراکم ۲ تا ۴ حادثه و ۱۵ تا ۲۲ حادثه در واحد سطح قرار دارند (به ترتیب ۵ نقطه در هر بازه). این امر بیانگر آن است که الگوریتم SOM نه‌تنها نواحی دارای بیشترین تراکم حوادث را شناسایی کرده، بلکه بخشی از خروجی‌ها را نیز در محدوده‌های با تراکم متوسط حوادث مستقر کرده است تا پوشش شبکه امدادی در سراسر منطقه متوازن باشد. به‌عبارت دیگر، نقاطی که در محدوده تراکم کمتر (صفر تا ۴ حادثه) قرار دارند، به‌منظور پوشش مناطق کم‌تراکم و پراکنده‌تر در بخش‌های روستایی یا حاشیه‌ای جانمایی شده‌اند؛ درحالی‌که نقاط واقع در تراکم‌های بالاتر (۹ تا ۲۲ حادثه) پاسخ‌گوی مناطق شهری و پرحادثه همچون ورامین، قرچک و پاکدشت هستند.

در نقشه تراکم مشترکین آب (شکل ۸) و نمودار متناظر آن (شکل ۹)، نیز مشاهده می‌شود که بیشترین تمرکز نقاط

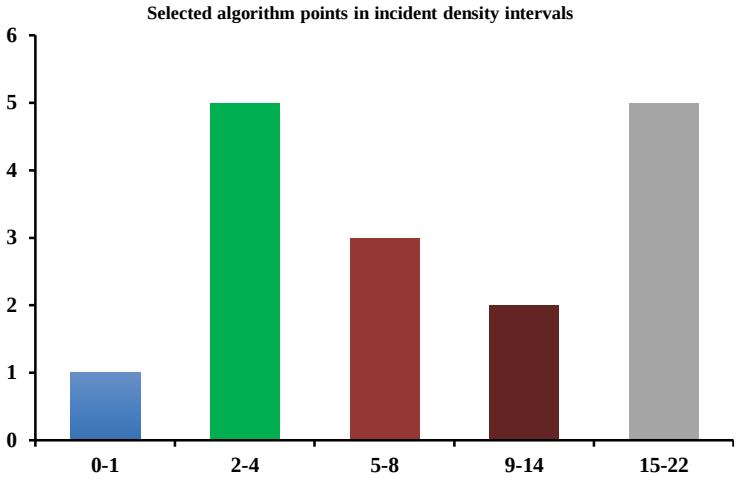

Fig. 7. Selected algorithm points in incident density

شکل ۷- تعداد نقاط منتخب الگوریتم در بازه تراکم حوادث

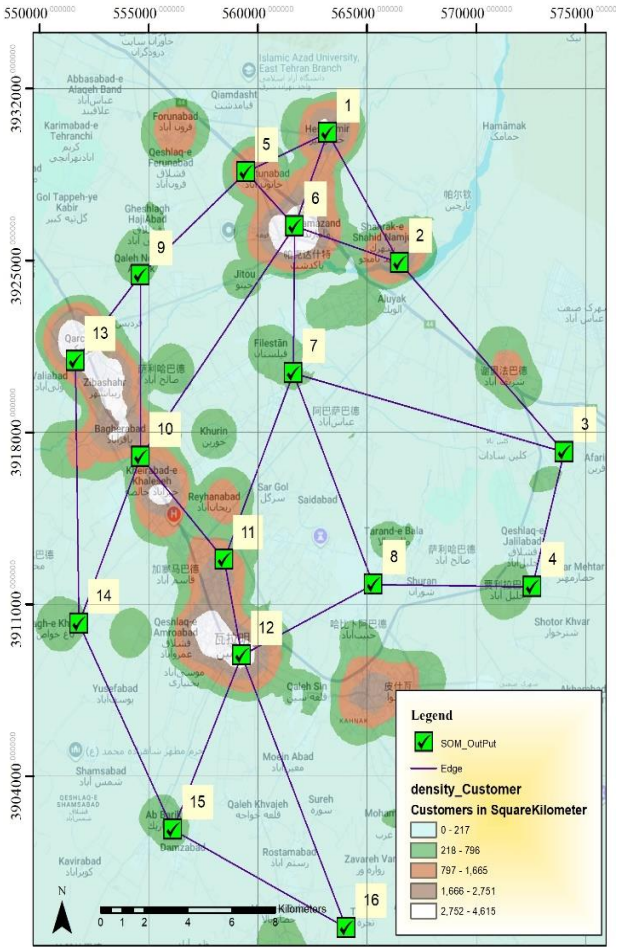

Fig. 8. Selected algorithm points in customers density intervals map

شکل ۸- موقعیت نقاط منتخب الگوریتم نسبت به محدوده تراکم مشترکین

dx.doi.org/10.22093/wwj.2025.544414.3513

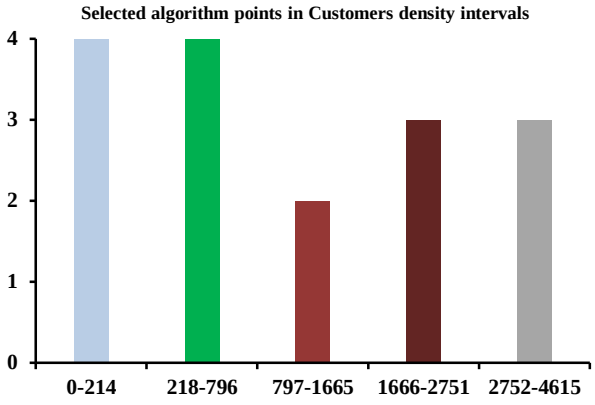

Fig. 9. Selected algorithm points in customers density interval

شکل ۹- تعداد نقاط منتخب در بازه‌های تراکم مشترکین

خروجی SOM در بازه‌های تراکم صفر تا ۲۱۴ و ۲۱۸ تا ۷۹۶ مشترک در هر کیلومترمربع (هرکدام ۴ نقطه) قرار گرفته است. این موضوع نشان می‌دهد که بخشی از اکیپ‌های پیشنهادی در نواحی با جمعیت کمتر و پراکندگی روستایی واقع شده‌اند تا خدمات‌رسانی در این بخش‌ها با کارایی بهتری انجام شود. از سوی دیگر، سه نقطه در بازه تراکم ۱۶۶۶ تا ۲۷۵۱ مشترک در هر کیلومترمربع و سه نقطه دیگر در بازه ۲۷۵۲ تا ۴۶۱۵ مشترک در هر کیلومترمربع قرار دارند که این نواحی عمدتاً با مراکز شهری و تراکم بالای جمعیتی مطابقت دارند. این هم‌پوشانی تأکید می‌کند که الگوریتم SOM موفق شده بین الگوی مکانی جمعیت مصرف‌کننده و نیازهای بالقوه عملیاتی شبکه آب و فاضلاب تطابق مناسبی برقرار کند.

به‌طورکلی، تحلیل نقشه‌ها و نمودارها نشان می‌دهد که خروجی‌های الگوریتم SOM توزیع متعادلی بین نواحی شهری با تراکم بالای حادثه و جمعیت و مناطق روستایی با تراکم کمتر برقرار کرده‌اند. این ویژگی ازنظر عملیاتی حائز اهمیت است، زیرا امکان کاهش زمان واکنش امدادی در مراکز پرحادثه و درعین‌حال پوشش مناطق حاشیه‌ای و روستایی با کمترین فاصله مکانی ممکن را فراهم می‌کند.

۴- نتیجه‌گیری

دشت ورامین به‌عنوان یکی از قطب‌های تولید محصولات کشاورزی کشور، دارای تراکم بالای روستایی و شهری است که مستلزم مدیریت بهتر در توزیع و بهره‌برداری شبکه آب است. در شرایط بحران ناشی از کمبود شدید منابع آب زیرزمینی و اجرای جیره‌بندی‌های مکرر، تعیین مکان‌های بهینه برای استقرار اکیپ‌های امدادی اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند؛ زیرا این اقدام زمان پاسخ‌گویی به حوادث را کاهش داده، رضایت مشترکین را افزایش می‌دهد و از بروز خسارات مالی و زیرساختی جلوگیری می‌کند.

این پژوهش با هدف کاهش زمان واکنش در رسیدگی به حوادث، رویکردی نوین مبتنی بر هوش مصنوعی و الگوریتم SOM را برای تحلیل مکانی و انتخاب محل بهینه استقرار اکیپ‌های امدادی ارائه داد. مرور پیشینه پژوهش نشان داد که خلأ جدی در بهره‌گیری از روش SOM در صنعت آب و فاضلاب، به‌ویژه در حوزه امداد و مدیریت بحران، وجود داشته و کمتر موردتوجه قرار گرفته است. نوآوری این پژوهش در استفاده از این الگوریتم برای پیشنهاد هوشمند محل استقرار اکیپ‌ها و فراهم‌سازی امکان تحلیل‌های بلادرنگ در سامانه‌های مدیریت حوادث بود؛ اقدامی که می‌تواند کارایی و واکنش‌پذیری شبکه امداد آبفا را به‌طور چشمگیری ارتقا دهد.

این پژوهش با استفاده از ۳۶۰۳ نقطه حادثه ثبت شده در سامانه GIS و پس از آماده‌سازی داده‌های مکانی، با هدف تعیین محل‌های بهینه برای استقرار ۱۶ اکیپ سیار امداد و حوادث انجام شد. در این پژوهش، الگوریتم شبکه عصبی SOM به‌دلیل توانایی آن در یادگیری بدون ناظر، تشخیص الگوهای مکانی و خوشه‌بندی داده‌های فضایی به‌کار گرفته شد. پس از آموزش مدل، مراکز ۱۶ خوشه به‌عنوان مکان‌های پیشنهادی پایگاه‌های امدادی استخراج و نتایج در محیط MATLAB تحلیل و به‌صورت نقشه‌های مکانی تفسیر شد.

در ارزیابی مکانی نتایج الگوریتم SOM، نتایج نشان داد که بیشترین نقاط خروجی در بازه‌های تراکم متوسط تا بالای حوادث (۲ تا ۴ و ۱۵ تا ۲۲ حادثه در واحد سطح) و همچنین در بازه‌های تراکم جمعیتی متوسط تا بسیار بالا (تا ۴۶۱۵ مشترک در کیلومترمربع) قرار گرفته‌اند. این الگو بیانگر توانایی الگوریتم در شناسایی هم‌زمان مناطق پرحادثه شهری و تخصیص هدفمند برخی نقاط به نواحی با تراکم کمتر حوادث و جمعیت است.

در بخش مناطق روستایی و حاشیه‌ای، الگوریتم به‌خوبی نقاطی را در بازه‌های تراکم پایین حوادث (صفر تا ۴) و تراکم جمعیتی کم

(صفر تا ۲۱۴ مشترک در کیلومترمربع) جانمایی کرده است. این توزیع هوشمند، پوشش متوازن شبکه امدادی را در سراسر منطقه مورد مطالعه تضمین می‌کند و از تمرکز بیش‌ازحد اکیپ‌ها تنها در مراکز شهری پرهیز می‌کند. به‌عبارت دیگر، SOM تعادل مطلوبی بین کاهش زمان واکنش در مناطق پرحادثه و حفظ دسترسی مناسب به مناطق کم‌جمعیت و پراکنده برقرار کند.

به‌طورکلی، نتایج این پژوهش نشان داد که دغدغه اصلی پژوهش یعنی ارائه رویکردی نوین مبتنی بر هوش مصنوعی برای کاهش زمان واکنش امدادی و تعیین محل بهینه استقرار اکیپ‌های عملیاتی آب و فاضلاب پاسخ‌گو بوده است. استقرار اکیپ‌ها در موقعیت‌های پیشنهادی الگوریتم، موجب برقراری عدالت در ارائه خدمات، افزایش سرعت دسترسی به محل حادثه و درنتیجه تسریع امدادرسانی و کاهش خسارات مالی می‌شود.

یکی از مهم‌ترین محدودیت‌های این پژوهش، عدم وجود داده‌های مربوط به حوادث مشترکان بود که باعث کاهش تعداد و تنوع نمونه‌های آموزشی و درنتیجه کاهش دقت و قابلیت تعمیم مدل شد. افزودن این داده‌ها می‌تواند حجم ورودی‌ها را افزایش داده، دقت خوشه‌بندی و امکان مکانیابی پویا و برخط اکیپ‌ها را فراهم سازد. همچنین حذف دستی داده‌های نویزدار در GIS زمان‌بر و خطاپذیر بود؛ بنابراین استفاده از روش‌های هوشمند تشخیص نویز مانند DBSCAN در مرحله پیش‌پردازش پیشنهاد می‌شود. درنهایت، روش‌های مبتنی بر چگالی مانند DBSCAN و Hierarchical Clustering می‌توانند به‌جای تعیین نقاط ثابت، محدوده‌های بهینه پوشش‌دهی را مشخص کنند که ازنظر عملیاتی انعطاف‌پذیرتر بوده و برای برنامه‌ریزی میان‌مدت و بلندمدت مناسب‌تر هستند.

۵- قدردانی

نویسندگان این پژوهش مراتب سپاس و قدردانی خود را از آقای مهندس سعید منصور بقاهی و آقای دکتر حسین آسفی، به‌دلیل حمایت‌های مالی و معنوی از بخش GIS، صمیمانه ابراز می‌دارند. همچنین از آقای دکتر محمدحسن قدوسی‌نژاد بابت راهنمایی‌ها و مشاوره‌های ارزشمند در فرایند نگارش این پژوهش، قدردانی ویژه به‌عمل می‌آورند.

References

Ahmed, B. and Forte, R., 2016. Landslide risk zoning applying Kohonen's self-organizing map neural network technique. *Paper Presented at the 1st Bangladesh Planning Research Conference (BPRC)*, Department of Urban and Regional Planning, Jahangirnagar University, Dhaka, Bangladesh. https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2748.7766/1.

Bozorgmehr, M., 2021. Location of emergency service centers of provincial gas distribution companies (case study: North Khorasan Gas Company – Bojnord City). MSc. Thesis, Eshragh Institute of Higher Education, Bojnord, Iran. (In Persian). [Link]

Cottrell, M. and Verleysen, M., 2006. Advances in self-organizing maps. *Neural Networks*, 19(6-7), 721-722. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2006.05.011.

Davoudi, R., Dehghanian, F. and Pirayesh, M., 2014. Location of emergency service vehicles for maximizing expected coverage. *Proceedings of the 10th International Conference on Industrial Engineering*, Tehran, Iran. (In Persian). [Link]

Gong, X., Liang, J., Zeng, Y., Meng, F., Fong, S. and Yang, L., 2022. A Hierarchical Multi-Objective Programming Approach to Planning Locations for Macro and Micro Fire Stations, In Neri, F., Du, K. L., Varadarajan, V. K., Angel-Antonio, S. B. and Jiang, Z. eds. *Computer and Communication Engineering (CCCE 2022)*. Cham: Springer, Communications in Computer and Information Science, pp.1630. https://doi.org/10.1007/978-3-031-17422-3_16.

Huang, F., Yin, K., Huang, J., Gui, L. and Wang, P., 2017. Landslide susceptibility mapping based on self-organizing-map network and extreme learning machine. *Engineering Geology*, 223, 11–22. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.04.013.

Kohonen, T., 2001. *Self-Organizing Maps*. 3rd Ed. Springer Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-56927-2.

Negnevitsky, M., Voropai, N., Kurbatsky, V. and Tomin, N., 2013. Development of an intelligent system for preventing large-scale emergencies in power systems. *In: Power and Energy Society General Meeting (PES)*, IEEE, *Vancouver, BC, Canada*. https://doi.org/10.1109/PESMG.2013.6672099.

Nikoo, M. R. and Mahjouri, N., 2013. Water quality zoning using probabilistic support vector machines and self-organizing maps. *Water Resources Management*, 27(7), 2577-2594. https://doi.org/10.1007/s11269-013-0304-5.

Panasetsky, D. and Tomin, N., 2010. Using of neural network technology and multi-agent systems to preventing large-scale emergencies in electric power systems. *In: IEEE Conference Proceedings*. https://doi.org/10.1109/IYCE.2013.6604142.

Smirnov, A. V., Levashova, T., Krizhanovsky, A., Shilov, N. and Kashevnik, A., 2009. Self-organizing resource network for traffic accident response. *In: IEEE Conference Proceedings*, Sweden. [Link]

Sokhansefat, G., Delavar, M. R., Nadi, S. and Khamespanah, F., 2011. Risk assessment in urban planning for disaster management using Kohonen self‐organizing feature map neural network, *In Proceedings of the ISPRS International Workshop on Geospatial Information for Disaster Management (Gi4DM)*, Tehran, Iran. [Link]

Wu, Z., Xue, W., Xu, H., Yan, D., Wang, H. and Qi, W., 2022. Urban flood risk assessment in Zhengzhou, China, based on a D-number-improved analytic hierarchy process and a self-organizing map algorithm, *Remote Sensing*, 14(19), 4777. https://doi.org/10.3390/rs14194777.

Yu, Z., Sohail, A., Nofal, T. A. and Tavares, J. M. R. S., 2022. Explainability of neural network clustering in interpreting the COVID-19 emergency data. *Journal of Biological Systems*, 30(5), 2240122. https://doi.org/10.1142/S0218348X22401223.

Zare, M., 2021. Water crisis in Varamin plain, *Shargh Daily*. (In Persian). [Link]