



Identification of Land Subsidence Susceptibility Areas in the Salmas Plain Using the GARDLIF Framework and Machine Learning

Ali Ghorbani^{1*}, Esfandiar Abbas Novinpour², Masoumeh Ahangari³ 

1- M.Sc. Graduate, Department of Geology, Faculty of Science, Urmia University, Urmia, Iran.

2- Assistant Professor, Department of Geology, Faculty of Sciences, Urmia University, Urmia, Iran.

3- Assistant Professor, Department of Geology, Faculty of Sciences, Urmia University, Urmia, Iran.

*Corresponding Author: alii.ghorbani2021@gmail.com

Article Info	ABSTRACT
Article type: Research Article	Land subsidence, a geo-environmental hazard, is mainly associated with long-term decline in groundwater level and excessive groundwater extraction. The Salmas plain (NW Iran) experienced considerable subsidence (~12cm/yr). This study aimed to determine the areas susceptible to land subsidence in the Salmas plain. The GARDLIF framework was used to assess the spatial susceptibility to land subsidence based on seven hydrogeological and environmental parameters: groundwater-level decline (G), aquifer media (A), groundwater recharge (R), aquifer discharge or pumping (D), land use (L), aquifer thickness (I), and distance from faults (F). The thematic layers were ranked, weighted, and integrated using ArcGIS to evaluate the GARDLIF susceptibility index. In addition, the Grasshopper Optimization Algorithm along with an Artificial Neural Network (GOA-ANN) was applied to optimize the susceptibility assessment. According to the GARDLIF model, the Salmas Plain was classified into moderate, high, and very- high areas, accounting for 14.1%, 58.1 %, and 27.8% of the study area, respectively. Based on the GOA-ANN model, the Salmas Plain was classified as 8.2%, 45.3%, and 46.5% of the area into the moderate, high, and very-high susceptibility classes, respectively. A strong correlation ($r=95\%$) was observed between the two approaches. Based on sensitivity analysis, groundwater-level decline (G) and aquifer discharge (D) were the most influential parameters, with mean sensitivity values of 0.27 and 0.15, respectively. Whereas distance from faults (F) had the lowest influence (0.0025). The highest susceptibility areas occur mainly in western and southern parts of the plain, including areas around Qareh Qeshlaq, Tazeh Shahr, and Salmas. Field evidence, including sinkholes and surface cracks, is consistent with the predicted susceptibility patterns. Groundwater-level decline and excessive groundwater pumping are the principal factors controlling land-subsidence susceptibility in the Salmas Plain. The close agreement between the GARDLIF and GOA-ANN models, together with field evidence, supports the reliability of the susceptibility assessment.
Article history:	
Submit Date: 2023/06/05	
Accept Date: 2025/08/27	
Keywords: Groundwater, Salmas plain, GARDLIF framework, GOA-ANN model. Land subsidence.	

Cite this article: Ghorbani, Ali., Abbas Novinpour, Esfandiar., Ahangari, Masoumeh. (2026). Identification of land subsidence susceptibility areas in the Salmas plain using the GARDLIF framework and machine learning. *Hydrogeology*, 56 (4), 95-114. DOI: <http://doi.org/10.22034/hydro.2025.56975.1296>



© The Author(s).

DOI: <http://doi.org/10.22034/hydro.2025.56975.1296>

Publisher: University of Tabriz.

Expanded Abstract

Introduction

Land subsidence is one of the major consequences of excessive groundwater exploitation and can lead to serious problems, such as the formation of surface cracks, increased erosion, flood risks, and enhanced potential for groundwater contamination. Both hydrogeological and anthropogenic factors, including the presence of clay-rich and fine-grained layers, alluvial thickness, faults, and, particularly, intensive groundwater withdrawal, control the occurrence of land subsidence. Declining groundwater level increases effective stress within the aquifer system and causes the gradual compaction of fine-grained layers. This process can reduce the aquifer permeability and storage capacity. The magnitude of subsidence is controlled by the mechanical and hydrological properties of sediments and the duration of increased stress (Kuehn et al., 2010).

Previous studies in Iran have also demonstrated a significant relationship between declining groundwater level, the thickness of fine-grained layers, and land subsidence. For example, subsidence rates exceed 20 cm/yr in some parts of the Mashhad plain, whereas the Qazvin aquifer experienced a mean annual subsidence rate of 9.39 mm. Furthermore, a global assessment of 290 case studies from 41 countries revealed that anthropogenic activities, including groundwater withdrawal, are the principal factor for land subsidence (Bagheri-Gavkosh et al., 2021). Similarly, the integration of GIS and a fuzzy interference method successfully identified the areas of high and very high land subsidence susceptibility in the Ardabil plain (Aalipour et al., 2022).

Given the spatial nature of land subsidence, Geographic Information System (GIS) and machine learning approaches provide useful tools to integrate the influencing parameters and delineate the susceptible areas. The Salmas plain, located west of Urmia Lake, is among the areas affected by land subsidence. Previous investigations have reported a subsidence rate of 12 cm/yr in some parts of the plain, especially around Qreh Qeshlagh (Moghtased-Azar et al., 2012). This study aims to delineate the land subsidence-susceptible areas using the GARDLIF framework and a hybrid Grasshopper Optimization Algorithm-Artificial Neural Network (GOA-ANN) approach. Sensitivity analysis is also employed to identify the most influential parameters controlling subsidence susceptibility.

Materials and Methods

Study area

Salmas Plain is located in northwest Iran, in West Azerbaijan Province, west of Urmia Lake. The study

area covers approximately 2,612 km², of which about 539 km² comprises the plain, and the rest consists of surrounding mountains. The study area contains two unconfined aquifers (Qalqachi and Mastakan) and a confined one (Salmas), which occur vertically above one another (Naderi et al., 2018). The storage coefficient of the alluvial aquifer is approximately 1-3.5%.

GARDLIF Framework

The GARDLIF framework was employed to assess the relative susceptibility of land subsidence in the Salmas plain. In this model, seven hydrogeological and environmental parameters were used, including: groundwater-level decline (G), aquifer media (A), net recharge (R), aquifer discharge or pumping (D), land use (L), aquifer thickness (I), and distance to faults (F). Based on each parameter's influence on land subsidence, they were ranked on a scale of 1 to 10. In this scale, rank 1 indicates the lowest susceptibility and 10 the highest one. Additionally, parameters were weighted, ranging from 1 to 5. The assigned weights for G, A, R, D, L, I, and F were 5, 4, 2, 4, 5, 3, and 1, respectively. Finally, the GARDLIF index (GI) was calculated by summing the weighted ranks of the seven parameters:

$$GI = G_r G_w + A_r A_w + R_r R_w + D_r D_w + L_r L_w + I_r I_w + F_r F_w \quad (1)$$

where r and w represent the rank and relative weight of each parameter, respectively. Accordingly, the GI index provides a useful criterion for relative assessment of subsidence susceptibility. Higher GI values indicate greater potential susceptibility. After preparation and ranking, the spatial layers were integrated using ArcGIS.

Artificial Neural Network and Grasshopper Optimization Algorithm

An Artificial Neural Network (ANN) with a Multi-Layer Perceptron (MLP) structure, comprising input, hidden, and output layers, was used to assess the sensitivity of land subsidence. Input and output data were normalized using the Min-Max approach. While ANN weights and biases were determined through a trial-and-error procedure, which may affect the performance of the model, the Grasshopper Optimization Algorithm (GOA) was used to optimize these parameters.

The GOA algorithm is a swarm-intelligence metaheuristic algorithm inspired by the social behavior and foraging patterns of grasshoppers (Saremi et al., 2017). In the present study, the GOA and ANN approaches were integrated to improve optimal network weights and biases and to enhance the model's predictive performance.

Model Performance Evaluation

The performance of the GOA-ANN model was evaluated by using four statistical metrics, including: root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), coefficient of determination (R^2), and correlation coefficient (r). Better agreement between predicted and observed values is generally indicated by lower RMSE and MAE values together with R^2 and r values close to 1.

Overall, the research methodology- integrating spatial GARDLIF, GIS, and GOA-ANN machine learning approach- enables the identification of susceptible land subsidence areas and evaluation of the relative importance of the controlling parameters.

Results and Discussion

The GARDLIF susceptibility index results for the Salmas plain ranged from 107 to 174. According to the GARDLIF index, the Salmas plain was classified as moderate, high, and very high. The vast part of the area was covered by the high susceptibility class (58.1%), followed by very high (27.8%) and moderate (14.1%) classes. The areas with the very high susceptibility class were distributed around Salma city and Qareh Qeshlaq. These results were consistent with previously reported subsidence patterns and radar-interferometric observations, which indicated minimum 7 cm/yr subsidence rate in some parts of the plain.

The spatial distribution of susceptibility resulting from the optimized GOA-ANN was different, where 8.2%, 45.3%, and 46.5% of the study area was classified as moderate, high, and very high susceptibility, respectively. A strong correlation between GARDLIF and GOA-ANN results (with $R^2=0.93$ and $r=0.95$) and the low error values demonstrates good consistency between the two approaches. The optimized model also provided a more precise and sensitive depiction of

susceptibility variations in the areas close to the boundary of classes.

Sensitivity analysis identified the groundwater level decline (G) with a mean sensitivity of 0.27 as the most influential parameter, followed by aquifer discharge/pumping factor with a mean value of 0.15. Their dominant influence reflects severe groundwater level decline and excessive water extraction across the plain, especially in agricultural areas. In contrast, distance from faults (F), with a mean sensitivity of 0.0025, had the lowest influence. Overall, the results show that groundwater depletion and intensive pumping are the main determining factors to the spatial distribution of land subsidence susceptibility in the Salmas plain.

Conclusions

The results indicate that the north and northwest of the Salmas plain, especially around Salmas city, Qareh Qeshlaq, and Tazehshahr, exhibit the most vulnerability to land subsidence. A strong correlation between the vulnerability map based on the GARDLIF model, field evidence, and radar-interferometric observations confirms the reliability of the susceptibility assessment. The strong correlation between GARDLIF and GOA-ANN model results ($r=0.95$) reveals its efficiency for identifying land subsidence susceptibility areas. The sensitivity analysis demonstrated that groundwater level decline and excessive extraction of groundwater are the main controlling parameters in the vulnerability of land subsidence. The influence of the distance from faults parameter was the lowest. Therefore, effective management of groundwater resources, particularly reducing excessive groundwater extraction in agricultural areas, raising awareness of water-use sustainability, and improving water use efficiency, is essential to mitigate the potential risk of land subsidence in the Salmas plain in the future.

شناسایی مناطق مستعد فرونشست زمین در دشت سلماس با استفاده از چهارچوب GARDLIF و یادگیری ماشین

علی قربانی^{۱*}، اسفندیار عباس نوین پور^۲، معصومه آهنگری^۳

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه زمین شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

۲- استادیار، گروه زمین شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

۳- استادیار، گروه زمین شناسی، دانشکده علوم، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

*نویسنده مسئول: aliii.gorbani2021@gmail.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	فرونشست به عنوان یک خطر زیست محیطی مهم بوده و عمدتاً در مناطق آبخوان به دلیل کاهش تراز سطح آب زیرزمینی و برداشت بیش از حد آب های زیرزمینی اتفاق می افتد. در دشت سلماس (شمال غرب ایران) میزان فرونشست بویژه در سال های اخیر قابل توجه بود (۱۲ سانتیمتر در سال). هدف تحقیق حاضر تعیین مناطق مستعد فرونشست در دشت سلماس است. جهت انجام تحقیق حاضر از چهارچوب GARDLIF برای ارزیابی مناطق مستعد فرونشست استفاده شده است. این روش مبتنی بر هفت پارامتر آب زمین شناختی و محیطی است که عبارتند از کاهش سطح تراز آب (G)، محیط آبخوان (A)، تغذیه آب زیرزمینی (R)، تخلیه و یا پمپاژ آب زیرزمین (D)، کاربری زمین (L)، ضخامت آبخوان (I) و فاصله از گسل ها (F) است. لایه های موضوعی پس از بررسی درجه بندی شده و برای آن ها وزنی تعیین می شود. سپس این لایه ها در محیط ArcGIS با یکدیگر جهت ارزیابی شاخص GARDLIF تلفیق می شوند. علاوه بر این الگوریتم بهینه سازی شده ملخ همراه با شبکه عصبی مصنوعی (GOA-ANN) جهت بهینه سازی ارزیابی مناطق مستعد استفاده شد. بر اساس مدل GARDLIF دشت سلماس به سه منطقه با قابلیت فرونشست متوسط (۱۴/۱٪ از کل منطقه)، زیاد (۵۸/۱٪) و خیلی زیاد (۲۷/۸٪) تقسیم شده است. بر اساس روش GOA-ANN قابلیت فرونشست در منطقه به سه طبقه متوسط (۸/۲٪ درصد از کل منطقه)، زیاد (۴۵/۳٪) و خیلی زیاد (۴۶/۵٪) تقسیم شده است. تطابق بسیار خوبی ($r = ۹۵\%$) مشاهده شده است. بر اساس تحلیل حساسیت، کاهش سطح آب زیرزمینی (G) و تخلیه آبخوان (D) با میانگین تغییرات به ترتیب ۰/۲۷ و ۰/۱۵ مؤثرترین پارامتر و فاصله از گسل (F) با میانگین تغییرات ۰/۰۲۵ کم اثرترین پارامتر در فرونشست دشت سلماس ارزیابی شدند. مناطق با قابلیت فرونشست بالا عمدتاً در غرب و شمال غرب دشت بویژه در اطراف شهر سلماس، قره قشلاق و تازه شهر، تعیین شد. این نتایج به مشاهدات صحرایی که شامل فروچاله ها و شکستگی های سطحی است، همخوانی دارند. کاهش سطح آب زیرزمینی و برداشت بی رویه از آبخوان مهمترین عوامل کنترل کننده وقوع فرونشست در دشت سلماس هستند. تطابق خوب بین مدل های GARDLIF و GOA-ANN همراه با شواهد صحرایی قابلیت اطمینان این روش ها را تأیید می کند.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۰۵	
کلیدواژه ها: آب زیرزمینی، دشت سلماس، چهارچوب GARDLIF، مدل GOA-ANN فرونشست.	
استناد: قربانی، علی، عباس نوین پور، اسفندیار، آهنگری، معصومه. (۱۴۰۴). شناسایی مناطق مستعد فرونشست زمین در دشت سلماس با استفاده از چهارچوب GARDLIF و یادگیری ماشین. هیدروژئولوژی، ۱۰ (۲)، ۹۵-۱۱۴. DOI: http://doi.org/10.22034/hydro.2025.56975.1296	
© نویسندگان.	
DOI: http://doi.org/10.22034/hydro.2025.56975.1296	

مقدمه

(۱۴۰۳) و استفاده از تصاویر رادار (اسدی و همکاران، ۱۴۰۰) اشاره نمود. در این خصوص، صالحی متعهد و همکاران (۱۳۹۷) به ارزیابی فرونشست زمین با تلفیق تداخل‌سنجی راداری و اندازه‌گیری‌های میدانی و بررسی دلایل و اثرات آن بر شهر مشهد پرداختند. آنها ابتدا به کمک روش ترازیبی دقیق که قدیمی‌ترین داده‌ها را در اختیار محقق قرار می‌دهد، سابقه فرونشست زمین در منطقه را بررسی نمودند و سپس با پردازش تداخل‌سنجی راداری برای کل دشت مشهد از ۲۳ تصویر ماهواره ENVISAT استفاده کردند. نتایج بررسی نشان داد که دو فرونشست در شمال غربی و جنوب شرقی حریم شهر مشهد رخ داده است بطوریکه در سال ۲۰۱۰ در محدوده‌ای به وسعت ۷/۱۳ کیلومتر مربع به میزان بیش از ۲۰ سانتی‌متر در سال در حال فرونشست بوده است. بررسی مقاطع زمین‌شناسی دشت نشان می‌دهد که بیشترین میزان فرونشست در مناطق با افت شدید سطح آب زیرزمینی، بافت خاک ریزدانه و ضخامت آبرفت زیاد ایجاد شده است. بر این اساس، آن‌ها پیش‌بینی نمودند که در بخش‌هایی از شهر مشهد در آینده فرونشست چشم‌گیری ایجاد شود. این مناطق شامل بخش‌هایی است که تغذیه آبخوان به دلیل تکمیل فاضلاب شهری قطع گردیده و با افت سطح آب زیرزمینی بیش از ۲۰ متر مواجه خواهند شد. همچنین، جانباز فوتمی و همکاران (۱۳۹۹) فرونشست زمین ناشی از تغییرات سطح ایستابی آب زیرزمینی را با استفاده از روش تداخل سنجی تفاضلی راداری در استان قزوین را بررسی کردند. برای این منظور از ترکیب داده‌های ماهواره‌های Envisat، Alos Palsar و Sentinel از سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۷ استفاده کردند. تغییرات سطح ایستابی آبخوان از داده‌های ۱۸۰ چاه مشاهداتی استفاده شد. نتایج نشان داد که میانگین سالانه فرونشست زمین در سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۷ در آبخوان قزوین ۳۹/۹ میلی‌متر و در استان قزوین این مقدار کمتر از ۳۳ میلی‌متر بوده است. در سطح استان قزوین بیشترین فرونشست‌ها در محدوده آبخوان رخ داده و بر اساس مشاهدات بخش عمده ضخامت لایه از رسوبات ریزدانه تشکیل شده است. در این مطالعه، حداکثر فرونشست در شمال بویین زهرا و مرز تاکستان مشاهده شده است. بررسی‌ها نشان می‌دهند که این امر را ناشی از تخلیه

یکی از مسائل و معضلات حاصل از بهره‌برداری بی‌رویه در آبخوان‌ها ایجاد فرونشست زمین است. فرونشست باعث آسیب‌های شدید محیط زیستی از جمله افزایش فرسایش در امتداد شکاف‌های سطحی ایجاد شده، افزایش مخاطرات مربوط به سیلاب و افزایش پتانسیل آلودگی آبخوان می‌شود. در این خصوص عوامل مختلف زمین‌شناسی مانند وجود گسل، لایه‌های رسی، خاک‌های آلی و مناطقی که ضخامت لایه‌ی آبدار بیشتر است به همراه فعالیت‌های انسانی مانند معدن‌کاری و زهکشی خاک‌های ارگانیک تأثیر بسزایی در بروز این پدیده دارند. پدیده فرونشست در مناطق مختلف جهان گزارش شده است. از جمله مناطق مهم دنیا که با این پدیده درگیر هستند، می‌توان به ایالات آریزونا و کالیفرنیا در آمریکا، توکیو و اوساکا در ژاپن، پکن در چین، بانکوک در تایلند، جاکارتا در اندونزی، هانوی در ویتنام و مکزیکو در مکزیک اشاره کرد (Castellazzi et al., 2016; Trinh et al., 2000). در مناطق مختلف ایران نیز پدیده فرونشست زمین با درجات متفاوت در حال رخ دادن است و بنا به نظر کارشناسان بیشتر فرونشست‌های ایران به دلیل تراکم آبخوان بر اثر پمپاژ و برداشت بی‌رویه آب است. اگر یک آبخوان دارای طبقات رس، سیلت بصورت میان لایه باشد، کاهش فشار آب در ماسه و گراول آبخوان باعث کاهش زهکشی از رس و سیلت شده که به پیرو آن فشار کاسته شده آب، توانمندی نگه‌داری رس و، سیلت را نداشته و بطور دایم این لایه‌ها متراکم می‌گردند. تراکم آبخوان بر خصوصیات هیدرودینامیکی آبخوان تأثیر گذاشته و سبب کاهش نفوذپذیری و افت ضریب ذخیره آن می‌گردد. لازم بذکر است که فرونشست معمولاً بلافاصله با خروج سیال رخ نمی‌دهد بلکه در زمان طولانی‌تر از برداشت اتفاق خواهد افتاد. بطوریکه میزان فرونشست برای هر ۱۰ متر افت سطح آب زیرزمینی، از یک تا ۵۰ سانتی‌متر تغییر می‌کند. این دامنه تغییرات تابعی از درجه و نوع تنش وارد شده، ضخامت و تراکم‌پذیری لایه‌ها و مدت زمان افزایش تنش است (Kuehn et al., 2010). روش‌های متعددی برای ارزیابی فرونشست زمین استفاده می‌شود که از جمله آن‌ها می‌توان به تداخل‌سنجی راداری (هلالی و همکاران ۱۴۰۳)، سنجش از دور (فیجانی و زارعی،

بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند و پیشرفت‌های چشمگیری نیز در این زمینه حاصل شده است. در این زمینه سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) با پردازش اطلاعات و تهیه نقشه‌های تلفیقی از پارامترهای مختلف امکان تهیه نقشه‌های مختلف آسیب‌پذیری و فرونشست به محققان کمک نموده تا با ادغام مدل‌های هوشمند و GIS موقعیت مکانی نقاط پرخطر و کم خطر را شناسایی و مورد ارزیابی قرار دهند.

دشت سلماس که در غرب دریاچه ارومیه قرار دارد، با مشکلات متعددی از جمله فرونشست زمین مواجه است. براساس مطالعات پیشین، بحران فرونشست زمین در بسیاری از نقاط دشت سلماس به ویژه منطقه قره‌قشلاق مشکلات فراوانی را برای سازه‌های احداث شده ایجاد کرده است. بطوریکه طبق مطالعات گذشته فرونشست زمین در این ناحیه ۱۲ سانتی‌متر در سال بوده و شناسایی عوامل تشدید کننده و کنترل آن نیاز به مطالعات دقیق‌تر دارد (Moghtased-Azar et al., 2012). در تحقیق حاضر تعیین مناطق مستعد فرونشست زمین در دشت سلماس با استفاده از مدل GARDLIF ارائه شده توسط نادری و همکاران (۱۳۹۷) بررسی و برای مقایسه از روش بهینه‌سازی الگوریتم ملخ با هیبرید شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. با توجه به اینکه تعداد وزن لاروها و بایاس‌های مورد استفاده در شبکه عصبی مصنوعی بالاست، بر این اساس الگوریتم ملخ در یافتن بهترین مقادیر برای وزن لاروها و بایاس‌ها می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. هدف از ارائه این پژوهش استفاده از الگوریتم ماشین‌های یادگیری برای تعیین مناطق مستعد فرونشست با نقشه‌های رستری تهیه شده است از پارامترهای مؤثر در آن است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

محدوده سلماس در قسمت شمال غرب ایران و شمال استان آذربایجان غربی قرار گرفته است. این منطقه دارای مساحت ۲۶۱۲/۱ کیلومتر مربع می‌باشد که حدود ۵/۲ درصد کل حوضه آبریز دریاچه ارومیه را در برمی‌گیرد. موقعیت جغرافیایی محدوده سلماس در بین ۴۰° ۴۴' تا ۴۵° ۱۲' طول شرقی و ۳۸° ۱۶' تا ۳۸° ۶۰' عرض شمالی واقع شده است

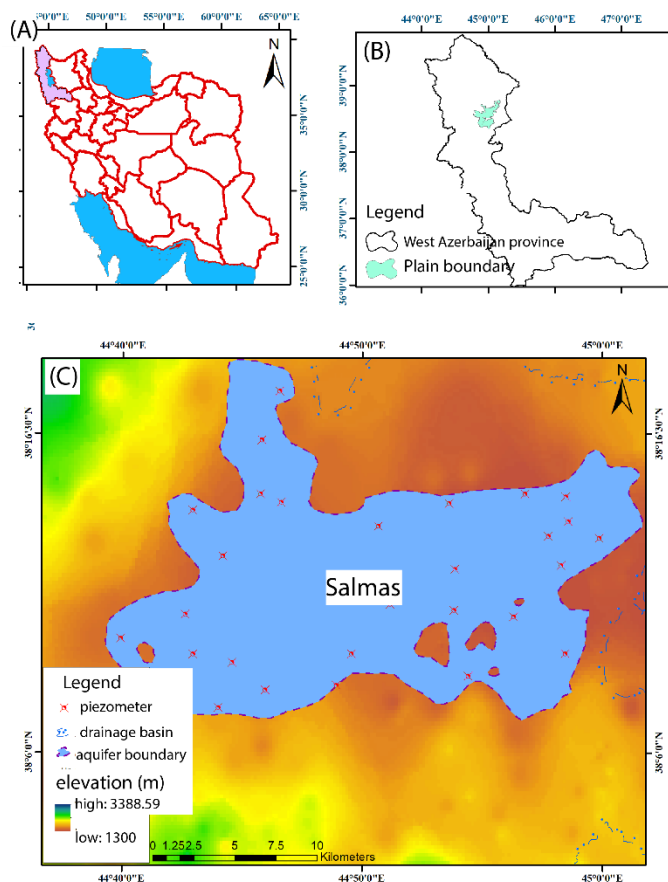
زیاد آب زیرزمینی در اثر افزایش سطح زیرکشت است. همچنین با توجه به نتایج حاصل از مطالعات ایشان، افت سطح ایستابی و ضخامت لایه ریزدانه با مناطق دارای فرونشست همبستگی مثبت دارند. Bagheri-Gavkosh et al. (۲۰۲۱) فرونشست زمین برای ۲۹۰ مطالعه موردی در سراسر جهان عمدتاً در شهرهای بزرگ (بانکوک، پکن، کالیفرنیا، هیوستون، مکزیکو سیتی، شانگهای، جاکارتا و توکیو) برای ۴۱ کشور جمع‌آوری و انجام دادند. در این بررسی، توزیع مکانی فرونشست زمین بر اساس شدت، بزرگی و منطقه آسیب‌دیده و سایر عوامل مورد بررسی قرار گرفت. این بررسی نشان داد که فرونشست ناشی از عوامل انسانی ۷۶/۹۲ درصد و خروج آب زیرزمینی از کل آبخوان‌ها حدود ۶۰ درصد مشاهده شد. در این مطالعه، میزان همبستگی بین فرونشست زمین با برداشت آب زیرزمینی در حد ۰/۹۵ و با کاهش سطح آب زیرزمینی در حد ۰/۸۸ مشاهده گردید.

Aalipour et al. (۲۰۲۲) نقشه حساسیت فرونشست زمین توسط سیستم استنتاج فازی با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی تحت شرایط عدم قطعیت برای دشت اردبیل در شمال غرب ایران تهیه کردند. آن‌ها مدل را با پنج لایه ورودی شامل سازند زمین‌شناسی، ضخامت آبرفت، کاهش سطح ایستابی، فاصله از گسل و شیب تشکیل دادند. برای اعتبارسنجی نقشه حساسیت از تکنیک SBAS-InSAR (رادار دیافراگرام مصنوعی تداخل سنجی) برای اندازه‌گیری فرونشست زمین از سال ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۰ استفاده نمودند. نتایج نشان داد که حساسیت زیاد و بسیار زیاد فرونشست زمین از شمال غرب تا جنوب شرق منطقه توزیع شده است که حدود ۵۰ درصد از سطح منطقه را در بر گرفته است. نتایج الگوریتم SBAS نشان داد که میزان فرونشست سالانه زمین ۲/۱۸ میلی‌متر در سال رسیده که بیشترین مقدار در بخش جنوبی مشاهده گردید. ضریب همبستگی نتایج InSAR و نقشه حساسیت در توزیع چند جمله‌ای $R^2 = 0.711$ بدست آمد.

در راستای مدل‌سازی و برآورد پدیده فرونشست و ارزیابی آن، تاکنون روش‌های مختلفی از قبیل روش‌های تجربی، روش‌های آماری، روش‌های تحلیلی، روش‌های عددی مبتنی بر مدل‌های ژئوتکنیک نظیر روش اجزاء محدود و روش‌های عددی مبتنی

ارتفاعات دشت سلماس ۵ درجه سانتی‌گراد است. بیشترین و کمترین دما متعلق به تیر و دی ماه است. میانگین بارندگی سالانه در ارتفاعات و دشت به ترتیب ۳۸۳ و ۲۶۳/۹ میلی‌متر برآورد شده است (گزارش شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان غربی). براساس نتایج بدست آمده از لوگ چاه‌های اکتشافی، دو نوع آبخوان آزاد (قالقچی و مستکان) و تحت فشار (سلماس) در دشت سلماس وجود دارد که روی همدیگر قرار گرفته‌اند (نادری و همکاران، ۱۳۹۷).

(شکل ۱). از محدوده سلماس حدود ۵۳۸/۴ کیلومترمربع دشت و ۲۰۷۳/۷ کیلومتر مربع ارتفاعات مشرف بر دشت سلماس را تشکیل می‌دهد. رودخانه زولاچای به‌عنوان اصلی‌ترین رودخانه در این محدوده جریان دارد که از ارتفاعات مرزی ترکیه سرچشمه گرفته و از سمت غرب به شرق محدوده جریان دارد. حداکثر ارتفاع محدوده حدود ۳۰۰۰ متر و حداقل آن حدود ۱۲۷۰ متر می‌باشد که مربوط به حواشی دریاچه ارومیه است. سدهای زولا و دریک از سازه‌های مهم ذخیره و انتقال آب نیز در این محدوده هستند. متوسط دمای سالانه در



شکل ۱- (A و B) به ترتیب موقعیت آبخوان سلماس در ایران و استان آذربایجان غربی (C) مرز آبخوان سلماس.
Figure 1- A) and B) Location of the Salmas aquifer in Iran and west Azerbaijan province, respectively. C) the Salams aquifer boundary.

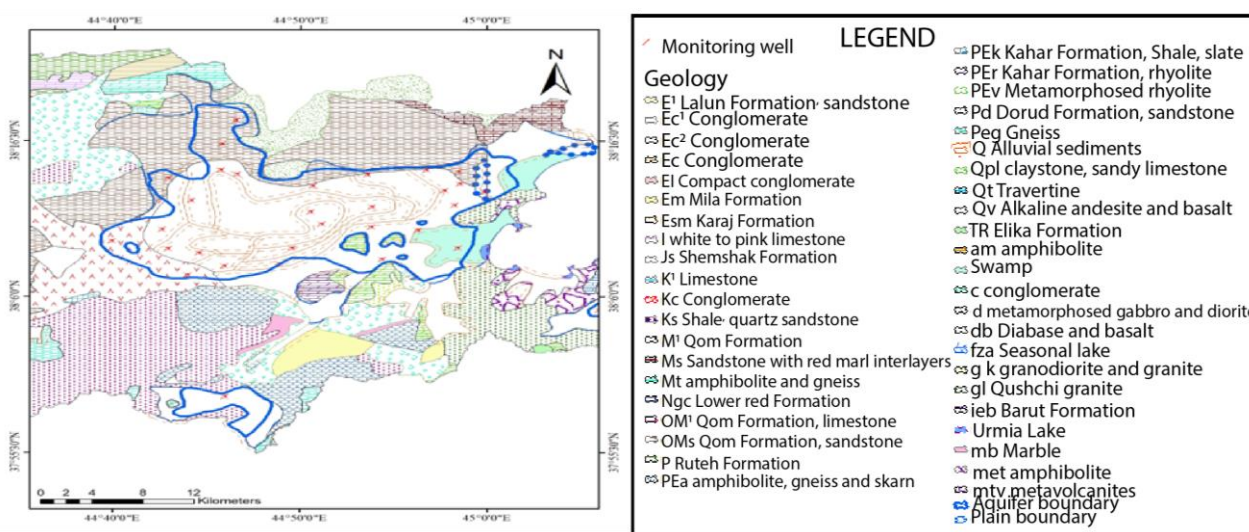
زمین‌شناسی

اولیگومیوسن است. در محدوده مطالعاتی سازندهایی که امکان ذخیره آب در آن‌ها ایجاد شده است، شامل سنگ‌های آهکی سازند قم و روته هستند. از سازندهای غیرکربناته که دارای مخازنی با حجم ذخیره ضعیف بوده و یا در تغذیه آبخوان‌های آبرفتی مؤثر هستند، می‌توان به سنگ‌های دگرگونی پرکامبرین، ماسه سنگ‌های سازند قم و کنگلومرا و مارن میوسن- پلیوسن اشاره نمود. نقشه زمین‌شناسی محدوده

قدیمی‌ترین سنگ‌های محدوده مطالعاتی مربوط به واحد ریولیت دگرگون شده و توف‌های اسیدی و کوارتز پورفیری مربوط به دوره پرکامبرین است. وسیع‌ترین سازند زمین‌شناسی رخمون یافته در منطقه با وسعت ۳۹۴/۸ کیلومترمربع مربوط به سازند قم است که از ماسه سنگ، کنگلومرا همراه با کمی مارن و شیل تشکیل شده و متعلق به

تقریباً شمال شرقی-جنوب غربی در مسیر رودخانه زولاچای کشیده شده است و منحنی ۱۰۰۰ مترمربع در روز قسمت اعظم دشت از جمله شهر سلماس را نیز احاطه کرده است. در قسمت غربی دشت منحنی‌های ۵۰۰ و ۷۵۰ مترمربع در روز در امتداد تقریباً شمالی-جنوبی و به موازات ارتفاعات در حاشیه دشت کشیده شده است (گزارش شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان غربی).

مورد مطالعه در شکل ۲ ارائه شده است. از نظر کیفی رخنمون رسوبات تخریبی-تبخیری میوسن در این محدوده مطالعاتی می‌تواند باعث کاهش کیفیت مخازن آب زیرزمینی گردد. براساس نتایج آزمایش پمپاژ میزان ضریب ذخیره رسوبات آبرفتی در دشت سلماس بین ۰/۱ تا ۳/۵ درصد اندازه‌گیری شده است. منحنی‌های هم قابلیت انتقال ترسیمی، در جنوب شهر سلماس و در مرکز دشت منحنی بسته ۳۰۰۰ و در امتداد



شکل ۲- نقشه زمین‌شناسی محدوده سلماس، استان آذربایجان غربی.

Figure 2- Geological map of the Salmas area, West Azerbaijan province.

گرفته می‌شود. با توجه به اهمیت نسبی هر پارامتر نسبت به پارامتر دیگر، وزن‌های یک تا پنج برای هفت پارامتر مدل GARDLIF در نظر گرفته شده است. مطابق جدول ۱ مؤثرترین پارامتر در آسیب‌پذیری فرونشست، وزن پنج و به کم‌ترین اثر آن وزن یک اختصاص یافت. شاخص مدل GARDLIF براساس وزن‌دهی به مجموع پارامترها محاسبه می‌شود (رابطه ۱).

$$GI = G_r G_w + A_r A_w + R_r R_w + D_r D_w + L_r L_w + I_r I_w + F_r F_w \quad (1)$$

در رابطه ۱، GI شاخص آسیب‌پذیری، حروف بزرگ نشان دهنده پارامترهای مدل، r رتبه و w وزنی است که به هر پارامتر اختصاص داده می‌شود. با محاسبه شاخص GI، نواحی مستعد فرونشست آبخوان قابل تشخیص است. هرچه این شاخص بزرگ‌تر باشد، بیانگر خطر احتمالی فرونشست بیشتر است. قابل ذکر است که شاخص بدست آمده فقط یک ارزیابی نسبی

روش کار

چهار چوب GARDLIF

در یک آبخوان فاکتورهای مختلفی می‌تواند بر فرونشست زمین تأثیر بگذارد. بطور کلی، فرونشست متأثر از فعالیت‌های انسانی و پارامترهای زمین‌شناسی است. یکی از روش‌های ارزیابی فرونشست، استفاده از مدل GARDLIF است. این مدل از هفت پارامتر هیدروژئولوژیکی شامل افت سالانه سطح آب زیرزمینی (G)، محیط آبخوان (A)، تغذیه خالص (R)، مقدار تخلیه یا پمپاژ (D)، کاربری اراضی (L)، ضخامت آبخوان (I) و فاصله از گسل (F) تشکیل شده است. در این روش، ابتدا اطلاعات مربوط به این پارامترها به صورت تلفیقی تجزیه و تحلیل شده و سپس در محیط ArcGIS پردازش می‌شوند. در این مدل به هر پارامتر یک رتبه و یک وزن بر حسب اهمیت پارامتر اختصاص داده می‌شود. رتبه پارامترهای GARDLIF بین یک تا ۱۰ متغیر است، به طوریکه رتبه یک به معنای کمترین و ۱۰ بیشترین خطر برای فرونشست زمین در نظر

بیشترین مقدار فرونشست در خاک‌های آلی به علت ضریب تراکم‌پذیری زیاد این نوع از خاک‌ها رخ می‌دهد. در میان پارامترهای مؤثر در مدل GARDLIF، دو پارامتر افت سطح آب زیرزمینی و مواد تشکیل دهنده آبخوان بیشترین وزن در فرونشست زمین را به خود اختصاص داده‌اند.

مقدار تغذیه خالص (R)

بخشی از نزولات جوّی پس از رسیدن به سطح زمین داخل خاک نفوذ می‌کند. این آب ممکن است در داخل زمین نیز نفوذ عمقی خود را ادامه داده تا در نهایت وارد لایه‌های آبدار زیرزمینی شود و جزء منابع آب زیرزمینی گردد. بنابراین تغذیه خالص مقدار آبی است که از سطح زمین نفوذ کرده و به سطح ایستابی می‌رسد (Alizadeh, 1996). در مناطقی که تغذیه آبخوان بیشتر باشد، احتمال وقوع فرونشست کمتر خواهد بود. بنابراین در رتبه‌بندی این پارامتر به مناطق با تغذیه بیشتر، رتبه کمتری اختصاص می‌یابد (جدول ۲). برای محاسبه مقدار تغذیه خالص از روش Scanlon et al. (2002) استفاده شد که براساس تغییرات سطح آب بین دوره ترسالی و خشکسالی محاسبه می‌شود و سپس با استفاده از ضریب ذخیره آبخوان و براساس رابطه ۹ میزان تغذیه محاسبه می‌شود.

مقدار تخلیه از آبخوان (D)

استخراج بیش از حد از آبخوان و همچنین مایعات مانند نفت و گاز با فرونشست در خور توجه زمین همراه خواهد بود (Poland and Davis, 1969). مقدار پمپاژ از آبخوان کارکرد عکس تغذیه آبخوان را دارد یعنی در مناطقی که پمپاژ بیشتر باشد، فرونشست بیشتری رخ می‌دهد. بنابراین، مطابق جدول ۲ برای مناطقی که تخلیه بیشتر، رتبه بیشتر و برای مناطقی با تخلیه کمتر، رتبه کمتری اختصاص می‌یابد.

کاربری اراضی (L)

فرونشست زمین می‌تواند نتیجه فعالیت‌های انسانی مانند معدن‌کاری، فعالیت‌های کشاورزی و استخراج منابع آب زیرزمینی باشد. بنابراین، نوع کاربری اراضی نیز در وقوع پدیده فرونشست مؤثر خواهد بود. در مناطقی که کشاورزی آبی و پمپاژ آب زیرزمینی انجام می‌گیرد، نسبت به مناطقی که کشاورزی دیم وجود دارد، امکان وقوع فرونشست بیشتر است.

را ارائه می‌کند و نواحی به شدت محتمل فرونشست را از مناطق کمتر متحمل جدا می‌سازد و قابلیت ارزیابی مطلق را ندارد.

جدول ۱- وزن‌های اختصاص یافته به پارامترهای مدل GARDLIF (برگرفته از نادری و همکاران، ۱۳۹۷).

Table 1- Weights assigned to the parameters of the GARDLIF model (after Naderi et al., 2018).

Parameters	Relative weight
Groundwater-level decline	5
Aquifer media	4
Net recharge	2
Aquifer discharge	4
Land use	5
Aquifer thickness	3
Distance from faults	1

پارامترهای مدل GARDLIF

افت سطح آب زیرزمینی (G)

کاهش سطح آب در آبخوان‌های آزاد سبب خارج شدن ضخامتی از خاک از حالت شناوری می‌شود و وزن بیشتری به لایه‌های پایینی وارد آورده و سبب تراکم خاک و فرونشست زمین می‌شود. در آبخوان‌های تحت فشار نیز پایین رفتن سطح پیرومتریک روی کاهش فشار بالا آورنده آب و افزایش فشار مؤثر خاک بالای آبخوان و در نهایت تراکم شدن و فرونشست زمین مؤثر است (Hafezimoghadas et al., 2007). زمانی که دبی پمپاژ از دبی قابل اطمینان آبخوان زیادتر گردد، سطح آزاد آب یا سطح پیرومتریک افت پیدا می‌کند (Bouwer, 1993). رتبه‌بندی اختصاص داده شده برای مقادیر مختلف افت سطح آب زیرزمینی و دیگر پارامترها در جدول شماره ۲ آورده شده است.

محیط آبخوان (A)

محیط آبخوان به فضای خالی و شکستگی‌هایی گفته می‌شود که آب را در خود نگه داشته و عبور می‌دهد. لذا مواد تشکیل دهنده آبخوان بر جریان درون آن تأثیر می‌گذارد (Hafezimoghadas et al., 2007). بطوریکه خاک‌های ریزدانه بسیار بیشتر از ماسه و سنگریزه‌ها قابلیت تراکم دارند. از این رو، فرونشست شدید در مناطقی اتفاق می‌افتد که رسوبات رسی ضخیمی وجود داشته و یا در لایه‌های آبدار، میان لایه‌های رس و سیلت وجود داشته باشند (Bouwer, 1993). در خاک‌های ریزدانه به علت نفوذپذیری کم، نشست زمین به تدریج صورت می‌گیرد و ممکن است این پدیده سال‌ها ادامه داشته باشد.

خاک‌های که تراکم‌پذیری زیادی دارند تحت تاثیر بار به تدریج متراکم می‌شوند و سطح زمین نشست می‌کند. همچنین، در مناطق مسکونی و یا محل احداث یک فرودگاه نسبت به یک زمین بایر احتمال وقوع فرونشست بیشتر است.

فاصله از گسل (F)

برای اجرای مدل GARDLIF یکی دیگر از پارامترها فاصله

از گسل‌های منطقه است که رتبه‌بندی شده و به مناطقی که

بیشتر از پنج کیلومتر از گسل فاصله دارد رتبه ۱ داده شده

است. در فواصل زیاد، گسل نمی‌تواند در وقوع پدیده فرونشست

تأثیر زیادی داشته باشد. بازه‌ها و رتبه‌های مربوط به این پارامتر

در جدول ۲ ارائه شده است

ضخامت آبخوان (I)

در مواقعی که کاهش سطح آزاد آب بیشتر و لایه‌های آبدار

و لایه‌های ریزدانه ضخامت بیشتری داشته فرونشستگی زمین

بیشتر خواهد بود (Bouwer, 1993). در جایی که ضخامت لایه

آبدار بیشتر است، امکان وقوع فرونشست زیادتر است و رتبه

جدول ۲- بازه‌ها و رتبه‌های مربوط به پارامترهای مختلف در مدل GARDLIF (برگرفته از نادری و همکاران، ۱۳۹۷).

Table 2- Ranking scheme and parameter ranges used in the GARDLIF model (after Naderi et al., 2018).

Groundwater-level decline (m yr ⁻¹)		Aquifer media		Net recharge (cm yr ⁻¹)		Aquifer discharge (cm yr ⁻¹)	
Rank	Range	Rank	Range	Rank	Range	Rank	Range
1	0-0.02	10	Coarse-grained alluvial sediments	10	0-4	1	0-0.0004
2	0.02-0.05	9	Clay and silt	9	4-9	2	0.0004-0.005
3	0.05-0.10	7	Sand with minor silt and clay	7	9-14	3	0.005-0.01
4	0.10-0.30	5	Sandstone and conglomerate	5	14-19	4	0.01-0.5
5	0.30-0.60	3	Karstic limestone	3	19-24	5	0.5-1
6	0.60-0.90	1	Metamorphic and igneous rocks	1	>24	6	1-5
7	0.90-1.20	7	Sand and gravel with abundant silt and clay	—	—	7	5-20
8	1.20-1.50	8	Organic soils (peat and peat-bearing materials)	—	—	8	20-40
9	1.50-2.00	—	—	—	—	9	40-65
10	>2.00	—	—	—	—	10	>65
Distance from faults (km)		Land use		Aquifer thickness (m)			
Rank	Range	Rank	Range	Rank	Range		
10	<1	8-10	Irrigated areas (annual crops), rice fields, and sugar beet fields	1	<25		
8	1-2	6-8	Permanent crops (orchards and vineyards)	2	25-55		
6	2-3	1-3	Rainfed agricultural areas	3	55-90		
4	3-4	1-3	Rangelands and forest areas	4	90-130		
2	4-5	1-3	Barren lands and natural areas	5	130-175		
1	>5	4-8	Urban areas, dam sites, airports, ports, and active industrial and commercial areas	6	175-225		
—	—	8-10	Oil fields and oil and gas extraction sites	7	225-280		
—	—	5-9	Mining and extraction of mineral resources such as coal	8	280-340		
—	—	—	—	9	340-405		
—	—	—	—	10	>405		

ساختارهای ریاضی هستند که از نورون‌های به هم پیوسته

تشکیل شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی از سه لایه

ورودی، پنهان و خروجی تشکیل یافته است. در میان انواع

مختلفی از ANN ها براساس توپولوژی، توابع فعال و

الگوریتم‌های آموزشی، شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه

(MLP) یکی از رایج‌ترین ANN ها هستند (Lohani et al.,

2011). شکل ۳ ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی را نشان

می‌دهد.

مدل‌های بهینه‌سازی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)

شبکه عصبی مصنوعی یک مکانیسم محاسباتی است که

قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن‌ها یک سری

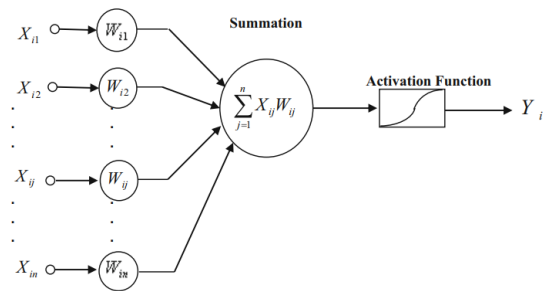
اطلاعات جدید را ارائه دهد. ANN به عنوان یک ابزار

پیش‌بینی به طور گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف مورد

استفاده قرار می‌گیرد (Nourani et al., 2011; Bozorg-

Haddad et al., 2016). شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای

همان‌طور که از ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی مشخص شد اساسی‌ترین گام تعیین ضرایب وزنی و بایاس است. این ضرایب معمولاً در شبکه‌های عصبی مصنوعی بصورت سعی و خطا تعیین می‌شود. عوامل زیادی در سعی و خطا و دقت پیش‌بینی مدل اثرگذار هستند. با توجه به این که این ضرایب بصورت سعی و خطا تعیین می‌شوند عموماً قدرت پیش‌بینی را کاهش می‌دهند. برای برطرف کردن این ضعف اساسی راهکارهای متعددی توسط محققان مختلف پیشنهاد شده است. یکی از این راهکارها ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی با منطق فازی است که اساس شکل‌گیری سیستم‌های ترکیبی استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) است. راهکار دیگری که توسط محققان مورد استفاده قرار گرفته است محاسبه ضرایب وزنی و بهینه کردن این ضرایب توسط الگوریتم‌های فرا ابتکاری است. بسیاری از مسائل تصمیم‌گیری می‌توانند به‌عنوان مسائل بهینه‌سازی محدود بیان شوند که این مسائل دارای چند متغیر تصمیم‌گیری هستند که با چند قید، محدود شده‌اند. مسائل بهینه‌سازی ترکیبی معمولاً به راحتی بیان می‌شوند اما به سختی حل می‌شوند. دو دسته از الگوریتم‌ها برای حل مسائل ترکیبی شامل الگوریتم‌های دقیق و الگوریتم‌های تقریبی هستند. الگوریتم‌های دقیق، یافتن بهینه‌ترین راه حل را تضمین می‌کنند اما مشکلی که در این میان وجود دارد این است که این الگوریتم‌ها برای مسائل سخت، کارایی ندارند و زمان یافتن راه حل برای مسائل سخت به‌صورت نمایی افزایش خواهد یافت و برای بیشتر مسائل سخت الگوریتم دقیق راضی کننده نیست. اگر پاسخ بهینه با الگوریتم دقیق در عمل قابل دستیابی نباشد از الگوریتم تقریبی استفاده می‌شود. الگوریتم تقریبی که معمولاً به روش ابتکاری (heuristic methods) شناخته می‌شود، به‌دنبال راه حل مناسب و نزدیک به بهینه می‌گردد. این روش زمان محاسبات را به نسبت روش قبل پایین می‌آورد اما تضمینی برای ارائه بهینه‌ترین راه حل ندارد. روش فرا ابتکاری، یک چارچوب عمومی الگوریتمیک است که می‌تواند با تغییرات کمی روی مسائل گوناگون راه حل‌های مخصوص به همان مسئله را ارائه کند. الگوریتم‌های فراابتکاری زیادی از قبیل الگوریتم ژنتیک، شبیه‌سازی بازپخت، جستجوی ممنوع، جامعه مورچگان،



شکل ۳- ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی (برگرفته از Bozorg-Haddad et al., 2016).

Figure 3- Neural neuron structure (after Bozorg-Haddad et al., 2016).

در این شبکه‌ها ورودی مؤثر هر نرون، حاصل ضرب خروجی نرون‌های لایه قبل در وزن‌های میان آن نرون‌ها است که از رابطه زیر بدست می‌آید (رابطه ۲):

$$Net_{pi} = \sum_{i=1}^n I_i W_{i,m} + b_m \quad (2)$$

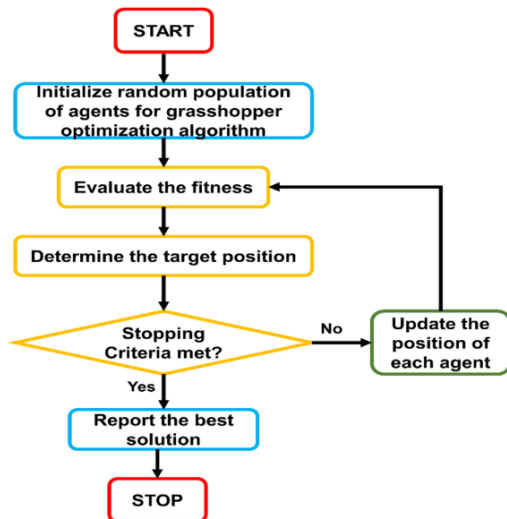
در این رابطه، مقدار خروجی لایه قبلی و W_i وزن‌های لایه مربوطه و b_m میزان اربیبی (Bias) می‌باشد. پس از محاسبه Net_{pi} ، مقدار $F(Net_{pi})$ محاسبه می‌شود که F یک تابع محرک است. در لایه مخفی پس از محاسبه ورودی مؤثر در هر نرون، این ورودی از یک تابع محرک گذرانده می‌شود. تابع فعال ساز لایه پنهان از نوع تانژانت سیگموئید است که با استفاده از رابطه ۳ بدست می‌آید (Yonaba et al., 2010; Zadeh et al., 2010).

$$F(Net_{pi}) = (1 + \exp(-Net_{pi})) \quad (3)$$

یکی از مراحل آماده سازی برای تغذیه شبکه‌های عصبی نرمال سازی داده‌ها به منظور افزایش حساسیت به بزرگی داده‌ها و افزایش قدرت یادگیری است که باعث افزایش توانایی پیش‌بینی می‌شود. بردارهای ورودی و خروجی شبکه‌ها به کمک توابع فعالسازی در بازه‌ی $\{0, 1\}$ استاندارد می‌شوند. همچنین، یکی دیگر از روش‌های تغییر مقیاس، استفاده از روش نرمال‌سازی Min-Max است. به این ترتیب، علاوه بر یکسان‌سازی مقیاس داده‌ها، کران‌های تغییر آن‌ها نیز در بازه $[0, 1]$ خواهد بود. این تبدیل به صورت رابطه ۴ تعریف می‌شود.

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

در این رابطه X_{min} حداقل مقدارها و X_{max} نیز حداکثر مقادیر را نشان می‌دهد.



شکل ۴-فلوچارت الگوریتم ملخ (برگرفته از Ambikesh et al., 2024).

Figure 4- Flowchart of grasshopper optimization algorithm (after Ambikesh et al., 2024).

معیارهای ارزیابی دقت مدل هوش مصنوعی

در این پژوهش به منظور ارزیابی کارایی شبکه و توانایی آن برای پیش‌بینی، از چهار معیار جذر میانگین مربع خطا (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE)، ضریب تبیین (R^2) و ضریب همبستگی (r) استفاده شده است. این چهار معیار به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|}{n} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (6)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(N_i - \bar{N})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (N_i - \bar{N})^2}} \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (8)$$

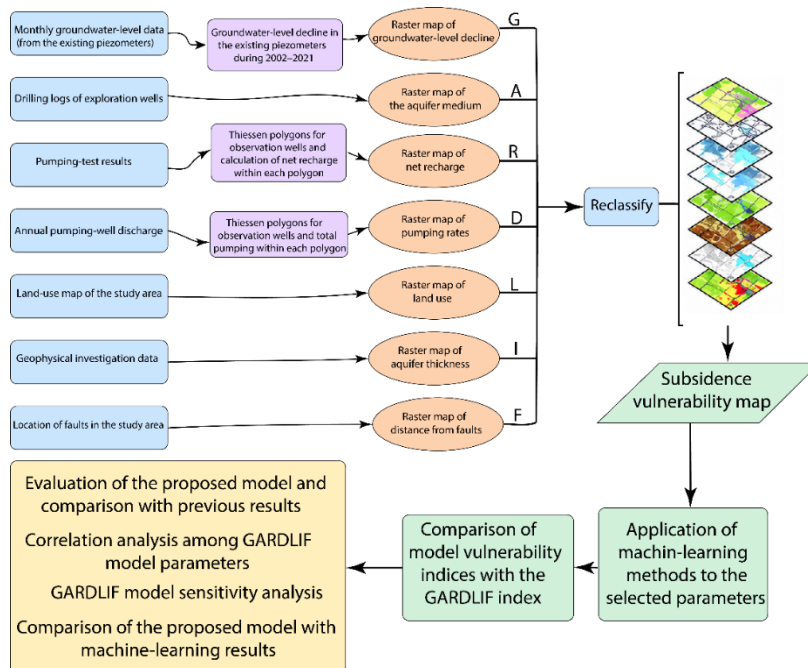
مقادیر RMSE و MAE صفر نشان دهنده وجود تطابق خوب بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی است. در مقابل اگر میزان همبستگی و ضریب تبیین به عدد یک نزدیک باشد بیانگر عملکرد و تطابق خوبی است.

شکل ۵ چگونگی انجام تحقیق و مراحل مختلف اجرای چهارچوب مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

ازدحام ذرات، تکامل تفاضلی، جستجوی هارمونی، جامعه زنبور عسل مصنوعی، کرم شب تاب، فاخته یا کوکو، جهش قورباغه، علف‌های هرز مهاجم، رقابت استعماری، جستجوی گرانشی، قهرمان لیگ، خفاش، مارپیچ یا اسپیرال، گرده افشانی گل، قطرات آب هوشمند، چرخه آب، گرگ خاکستری، عنکبوت اجتماعی، جستجوی تصادفی فراکتال، شیرمورچه، وال، ملخ، تفنگدار خلاق و غیره وجود دارند. در تحقیق حاضر، جهت بهینه کردن ضرایب وزنی در شبکه‌های عصبی مصنوعی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بهینه‌ساز الگوریتم ملخ استفاده شده است.

الگوریتم ملخ (GOA)

الگوریتم ملخ‌ها اولین بار توسط Saremi et al. (2017) منتشر شده است. این الگوریتم نیز همانند سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی سعی در یافتن جواب بهینه در میان چندین پاسخ می‌باشد. الگوریتم بهینه‌سازی ملخ از رفتار جستجوی غذا ملخ الهام گرفته است. این الگوریتم جزء یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فرا ابتکاری به شمار می‌رود و در گروه الگوریتم‌های هوش جمعی قرار گرفته و با الهام از رفتار اجتماعی ملخ‌ها و نحوه تاثیرپذیری هر ملخ از محیط پیرامونش طراحی شده است (Arora and Anand, 2019). در این الگوریتم به روز رسانی موقعیت هر ملخ به فاصله هر ملخ از تمام جمعیت ملخ‌ها در نسل جاری و موقعیت بهترین ملخ وابسته است. از ویژگی‌های این الگوریتم می‌توان به سادگی و دارا بودن فقط یک پارامتر تنظیم، اشاره کرد. نتایج حاصل از توابع محک گوناگون حاکی از عملکرد مطلوب الگوریتم در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه است. شکل (۴) فلوچارت الگوریتم ملخ‌ها را نشان می‌دهد (برگرفته از Ambikesh et al., 2024). مدل ریاضی استفاده شده برای شبیه‌سازی رفتار گروه ملخ‌ها در این پژوهش براساس مطالعه Saremi et al. (2017) انجام گردید.

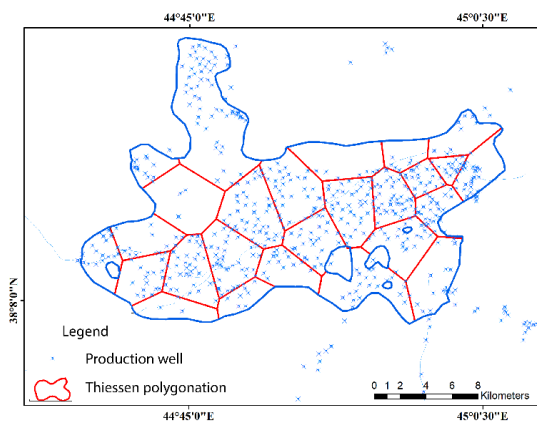


شکل ۵-فلوچارت نحوه تعیین آسیب پذیری فرونشست در دشت سلماس.

Figure 5- Flowchart for determining subsidence vulnerability in the Salmas Plain.

محاسبه شد. با ضرب این تغییرات در ضریب ذخیره آبخوان (سه درصد)، تغییرات حجم مخزن به دست می آید. برای چاه‌های بهره‌برداری در منطقه پلی‌گون تیسن رسم شد (شکل ۶) و مجموع پمپاژ از چاه‌های بهره‌برداری واقع در هر پلی‌گون محاسبه شد (آمار چاه‌های پمپاژ از سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان غربی اخذ شده است). در نهایت میزان تغذیه خالص برای هر پلی‌گون مطابق رابطه ۹ محاسبه شد. با استفاده از روش کریجینگ ساده (بدلیل خطای محاسباتی کمتر نسبت به سایر روش‌ها) درون‌یابی انجام گردید. سپس، با استفاده از جدول ۲ کلاس‌بندی و رتبه‌بندی انجام و لایه تغذیه خالص و مقدار پمپاژ برای مدل تهیه شد (شکل ۷).

$$R = \left(S_y \times \frac{\Delta h}{\Delta t} \right) + \text{Pumping} \quad (9)$$



شکل ۶-پلی‌گون‌بندی چاه‌های بهره‌برداری منطقه مورد مطالعه.

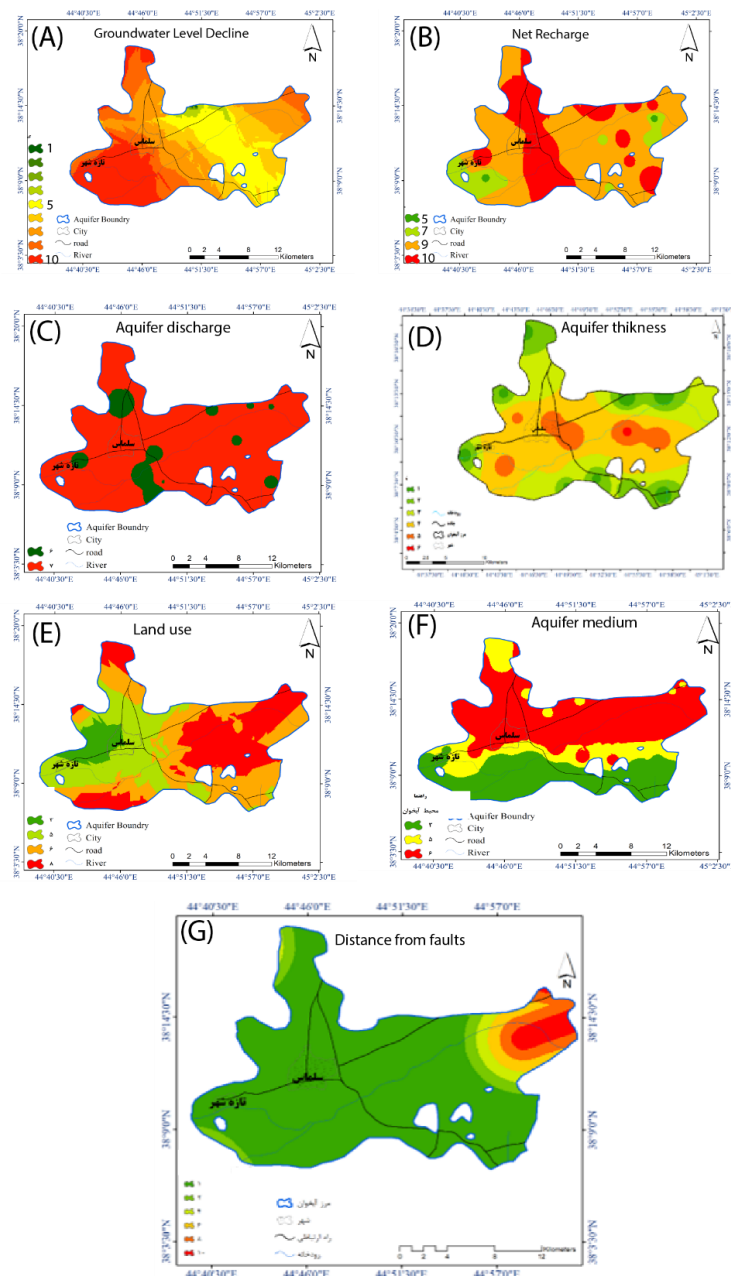
نتایج و بحث

برای تهیه نقشه افت سطح آب آبخوان دشت سلماس، آمار سطح آب زیرزمینی ۴۹ حلقه چاه مشاهده‌ای (شکل ۶) در دوره ۲۰ ساله (۱۳۸۰-۱۴۰۰) از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان غربی تهیه شد. مقدار افت متوسط سالانه در هر یک از چاه‌های مشاهده‌ای طی این مدت محاسبه شد. سپس، برای تبدیل داده‌های افت نقطه‌ای در چاه‌های ذکر شده به سطح، از روش درون‌یابی استفاده شد. برای انجام درون‌یابی، روش‌های معکوس وزنی فاصله (IDW)، کریجینگ معمولی و کریجینگ ساده به کار گرفته شد. در نهایت روش کریجینگ ساده که خطای محاسباتی کمتری نسبت به سایر روش‌ها را داشت برای درون‌یابی افت متوسط سالانه سطح آب زیرزمینی انتخاب شد. به این ترتیب نقشه هم‌ارزش افت متوسط سالانه سطح آب زیرزمینی تهیه شد. در مرحله بعد، مطابق جدول ۲ کلاس‌بندی و رتبه‌دهی انجام شد و نقشه رتبه‌بندی افت متوسط سالانه آب زیرزمینی به دست آمد (شکل ۷- A). در این پژوهش برای محاسبه مقدار تغذیه آبخوان، از روش تغییرات حجم آب زیرزمینی آبخوان استفاده شد. بنابراین با توجه به اینکه از آبخوان دشت سلماس پمپاژ انجام می‌گیرد، محاسبه میزان تغذیه خالص مطابق رابطه ۹ انجام گردید. تغییرات سالانه سطح آب در چاه‌های مشاهده‌ای منطقه برای سال‌های ۱۳۹۹-۱۴۰۰ (اختلاف سطح آب مهر ۱۳۹۹ و مهر ۱۴۰۰)

رس و ترکیبی از آن‌ها است. بخش‌های مرکزی قطر ذرات کاهش، لایه‌های رس و سیلت به صورت میان لایه‌های مابین طبقات دیگر سبب تشکیل آبخوان شده است. در ارتباط با ضخامت آبخوان نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که آبخوان سلماس نوار بخش جنوبی و شمالی و قسمت حاشیه دریاچه ارومیه بین ۱۰ تا ۵۵ متر و بخش مرکزی که جنس سنگ کف عمدتاً رسوبات دانه‌ریز از قبیل مارن و رس بوده و ضخامت آبخوان بین ۱۰۰ تا ۲۰۰ متر متغیر می‌باشد. برای تهیه لایه فاصله از گسل‌های منطقه، موقعیت گسل‌های موجود را از روی نقشه زمین‌شناسی با مقیاس ۱/۱۰۰۰۰۰ که توسط سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور تهیه شده است، به دست آمد و در محیط ArcGIS با استفاده از فاصله اقلیدسی نقشه تهیه و براساس معیار مدل GARDLIF رتبه‌دهی انجام شد. در نقشه فاصله از گسل به مناطقی که فاصله بیشتر از پنج کیلومتر از گسل قرار دارند، رتبه ۱ داده شد و مطابق شکل (۷- G) بخش شرق آبخوان نزدیک قره‌قشلاق به گسل نزدیک‌تر رتبه ۶ تا ۱۰ را داشته است و بقیه مناطق آبخوان دارای رتبه‌بندی یک می‌باشد. برای تهیه نقشه کاربری اراضی از نقشه کاربری محدوده سلماس استفاده شد و رتبه‌دهی انجام شد.

Figure 6- Thiessen Polygons of Production Wells in the Study Area.

برای تهیه لایه محیط آبخوان دشت سلماس از لاگ چاه‌های اکتشافی منطقه استفاده شده است. برحسب نسبت جنس مواد تشکیل دهنده آبخوان در هر یک از چاه‌ها، مطابق معیارهای مدل GARDLIF و با توجه به جدول ۲ یک ارزش عددی بین سه تا نه به هر چاه اختصاص داده شد. سپس این اطلاعات وارد محیط Excel شد و براساس مختصات جغرافیایی مربوط به آن، در محیط نرم‌افزار ArcGIS به یک لایه نقطه‌ای تبدیل گردید و سپس با استفاده از روش کریجینگ ساده درونیابی شد و به کل منطقه تعمیم داده شد و به این ترتیب نقشه لایه محیط آبخوان دشت سلماس تهیه شد. مطابق شکل (۷- F) رتبه‌بندی جنس مواد تشکیل دهنده آبخوان دشت سلماس در بخش جنوبی درشت دانه و آبرفتی، بخش مرکزی ماسه سنگ و درشت دانه و لایه‌های رس و سیلت در میان آن‌ها و بخش شمالی سیلت و رس و ترکیبی از ماسه، شن و سیلت هستند. بخش شمالی آبخوان رتبه بیشتری را نسبت به بخش جنوبی گرفته است چرا که جنس رسوبات با حرکت به سمت شمال، ریزتر شده و بیشتر از نوع سیلت و رس هستند. در پژوهش نادری و همکاران (۱۳۹۹) بیان شد که جنس مواد تشکیل دهنده آبخوان دشت سلماس بیشتر از شن، ماسه، سیلت و



شکل ۷- رتبه‌بندی پارامترهای (A) افت سطح آب زیرزمینی، (B) تغذیه خالص، (C) تخلیه از آبخوان، (D) ضخامت آبخوان، (E) کاربری اراضی،

(F) محیط آبخوان، (G) فاصله از گسل در آبخوان دشت سلماس.

Figure 7- Ranking of the GARDLIF model parameters: (A) groundwater-level decline, (B) net recharge, (C) aquifer discharge, (D) aquifer thickness, (E) land use, (F) aquifer medium, and (G) distance from faults in the Salmas Plain aquifer.

آسیب‌پذیری فرونشست به سه ناحیه با آسیب‌پذیری متوسط، زیاد و بسیار زیاد تقسیم گردید (شکل ۸). در جدول ۳ مساحت مقادیر کلاس‌بندی چهارچوب GARDLIF که با استفاده از الگوریتم ANN-GOA محاسبه شده، ارائه شده است. مطابق نتایج به دست آمده مناطق با آسیب‌پذیری زیاد بیشترین مساحت آبخوان را به خود اختصاص می‌دهند. بر اساس نتایج به‌دست آمده، در اطراف شهر سلماس (غرب دشت سلماس) امکان وقوع پدیده فرونشست بسیار زیاد است. در این خصوص،

اجرای مدل و محاسبه اندیس آسیب‌پذیری GARDLIF در آبخوان سلماس

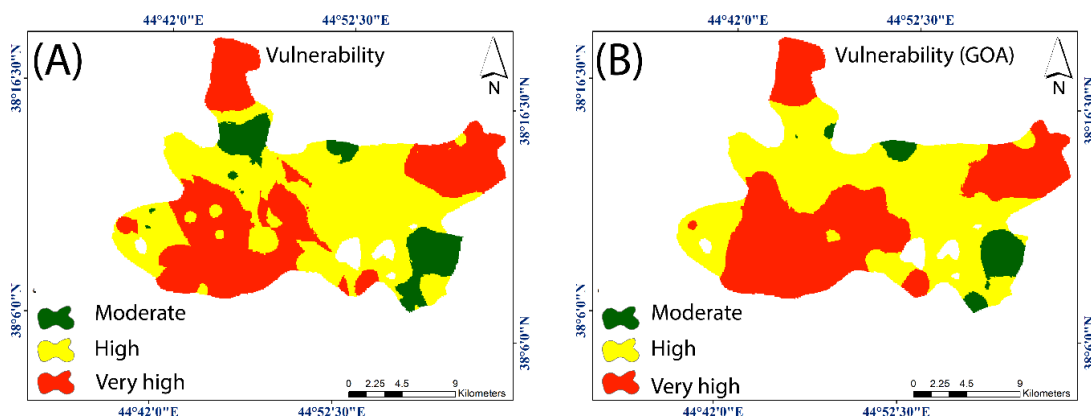
به‌منظور اجرای مدل GARDLIF از وزن‌های ارائه شده در جدول ۱ استفاده شد. پس از وزن‌دهی، تلفیق لایه‌ها با استفاده از تابع هم‌پوشانی وزنی در محیط ArcGIS انجام شد و نقشه آسیب‌پذیری فرونشست منطقه تهیه شد. مقدار این شاخص برای آبخوان دشت سلماس بین ۱۰۷ تا ۱۷۴ به دست آمد. براساس شاخص به‌دست آمده آبخوان را از نظر

اندازه بهینه جمعیت ۴۰۰ بود. معیارهای ارزیابی بررسی شده در این پژوهش ضریب تبیین (R^2)، ضریب همبستگی (r)، میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MSE) بین مقادیر شاخص فرونشست بدست آمده از چهارچوب GARDLIF در محیط ArcGIS با مقادیر شاخص فرونشست با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی به ترتیب ۰/۹۵، ۰/۰۱ و ۰/۰۲ بدست آمد.

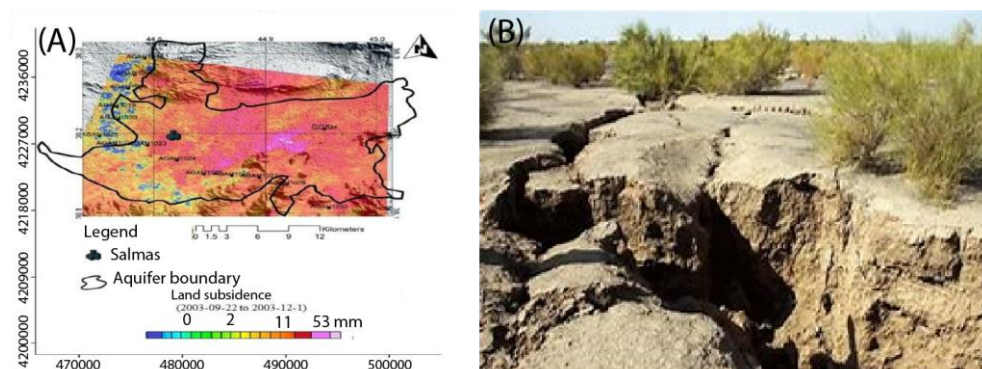
در الگوریتم مطابق شکل ۹ مقادیر شاخص با الگوریتم میزان مساحت سطح آسیب‌پذیری فرونشست در کلاس‌بندی خیلی زیاد بیشتر از شاخص GARDLIF است در مناطق مرکزی که مقادیر در مرز کلاس‌بندی‌ها قرار دارند آسیب‌پذیری را بهتر نشان می‌دهد. این به دلیل بهینه کردن مقادیر پارامترهای ورودی باشد که در این الگوریتم با حساسیت بیشتری همراه است. در شاخص GARDLIF که در محیط ArcGIS تک تک پارامترها کلاس‌بندی و مرزبندی می‌شود و امکان افزایش یا کاهش سطح در کلاس‌بندی‌ها وجود دارد.

مطالعات انجام شده توسط نادری و همکاران (۱۳۹۷) و Moghadam Azar et al. (2012) در دشت سلماس بیانگر این است که در قسمت جنوب غربی و شمال شرقی امکان وقوع پدیده فرونشست بسیار زیاد هست. ایشان، براساس تصاویر برداشتی در سال ۲۰۰۳ روش تداخل سنجی راداری و تصاویر گرفته شده از منطقه، پدیده فرونشست با حداقل ۷ سانتی‌متر در سال را برای دشت سلماس تعیین کردند (شکل ۹). نتایج حاصل از تحقیق حاضر نیز در شاخص و بهینه‌سازی با نتایج ارائه شده توسط نادری و همکاران (۱۳۹۷) و Moghadam Azar et al. (2012) همخوانی دارد.

به‌طورکلی نتایج بدست آمده جهت کاربرد الگوریتم‌های مصنوعی در برآورد نقشه آسیب‌پذیری فرونشست از الگوریتم ازدحام ملخ با هیبرید شبکه عصبی مصنوعی ابتدا با تعریف پارامترهای شاخص GARDLIF بعنوان ورودی به مدل و خروجی مدل مقادیر فرونشست در این الگوریتم در نظر گرفته شد و سپس نقشه آسیب‌پذیری به صورت رستری تهیه گردید. لازم به ذکر است که برای بهینه‌کردن ضرایب وزنی



شکل ۸- نقشه آسیب‌پذیری ذاتی فرونشست در آبخوان دشت سلماس با استفاده از (A) مدل GARDLIF و (B) الگوریتم ANN-GOA.
Figure 8- Map of subsidence vulnerability in the Salmas Plain aquifer based on A) the GARDLIF model and B) the ANN-GOA algorithm.



شکل ۹- (A) تعیین مقدار فرونشست زمین با استفاده از روش تداخل سنجی راداری و (B) تصویر فرونشست از منطقه (لکستان) (برگرفته از نادری و همکاران، ۱۳۹۷)

Figure 9- (A) Determination of land subsidence using the radar interferometry method and (B) subsidence image of the Lakestan area (after Naderi et al., 2018).

جدول ۳- شاخص GARDLIF و مقادیر بهینه شاخص با استفاده از الگوریتم ازدحام ملخ در آبخوان دشت سلماس.

Table 3- GARDLIF Index and Optimized Index Values Using the Grasshopper Optimization Algorithm (GOA) in the Salmas Plain Aquifer.

Aquifer Vulnerability Statu	GI range	Area (km ²)		Area (%)	
		GARDLIF	GOA	GARDLIF	GOA
Moderate	107-125	51.5	30.0	14.1	8.2
High	125-145	212.4	165.8	58.1	45.3
Very high	>145	101.8	169.9	27.8	46.5

همکاران (۱۳۹۷) بیان شده است. همچنین بعد از این پارامتر لایه‌ی پمپاژ آبخوان (D) با میانگین تغییرات ۰/۱۵ بیشترین تغییر در شاخص GARDLIF با حذف پارامتر مشاهده گردید. این موضوع علاوه بر وزن زیاد این پارامتر، بیشتر سطح منطقه کشاورزی بوده است بنابراین طبق شواهد میدانی مشاهده شده که در مناطق کشاورزی به علت افزایش برداشت بی‌رویه از آب زیرزمینی باعث پدیده فرونشست و پدیدار شدن شکاف در ساختمان‌ها و زمین‌های کشاورزی شده است. کم اثرترین پارامتر در آسیب‌پذیری فرونشست، پارامتر F با میانگین شاخص ۰/۰۲۵ درصد است.

تحلیل حساسیت چهارچوب GARDLIF

داده‌ها و پارامترهای ورودی در مدل GARDLIF نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری نقشه نهایی دارند؛ به گونه‌ای که نتیجه حاصل از فرایند هم‌پوشانی فضایی به عوامل متعددی، از جمله نوع روش هم‌پوشانی، وزن اختصاص‌یافته به هر پارامتر، تعداد پارامترهای وارد شده به مدل و میزان عدم قطعیت مرتبط با هر یک از نقشه‌های ورودی، وابسته است (Rosen, 1994). در این پژوهش میزان تأثیرپذیری هر یک از پارامترهای GARDLIF برای ارزیابی آسیب‌پذیری فرونشست آبخوان دشت سلماس با استفاده از تحلیل حساسیت حذف نقشه بررسی شد. ابتدا پارامترهای رتبه‌بندی شده GARDLIF از نظر همبستگی ارزیابی شدند چرا که عدم همبستگی بین پارامترهای مدل احتمال خطا را کاهش می‌دهد (Babiker et al., 2005). در این مرحله، با استفاده از نرم‌افزار SPSS همبستگی بین پارامترها به دست آمد. نتایج نشان می‌دهد که بین پارامترها همبستگی وجود ندارد لذا احتمال خطا در نقشه خروجی مدل را کاهش می‌دهد. در تحلیل حساسیت حذف نقشه، در هر مرحله یکی از پارامترهای مدل حذف شده و شاخص آسیب‌پذیری برای هر کدام به صورت جداگانه محاسبه می‌شود. در محیط GIS میزان حساسیت (S/) برای کمترین حد، بیشترین حد، میانگین و انحراف معیار با استفاده از مقایسه دو نقشه با حذف و بدون حذف پارامتر بدست آمد. نتایج تحلیل حساسیت نقشه مدل GARDLIF برای آبخوان دشت سلماس در جدول ۵ آورده شده است. این جدول نشان می‌دهد بیشترین تغییر در شاخص GARDLIF با حذف پارامتر G با میانگین تغییرات ۰/۲۷ اتفاق می‌افتد. این موضوع به علت وسعت زیاد در تخلیه آبخوان با رتبه بالا و بیشترین وزن این پارامتر بوده است. این پارامتر نیز در پژوهش نادری و

جدول ۴- ماتریس همبستگی پارامترهای مدل GARDLIF

Table 3- Correlation Matrix of GARDLIF Model Parameters

Layers	G	A	R	D	L	I	F
G	1						
A	0.09	1					
R	0.152	0.030	1				
D	-0.421	-0.080	-0.434	1			
L	-0.529	-0.356	0.108	0.134	1		
I	-0.397	-0.291	0.296	0.152	0.456	1	
F	-0.298	0.194	-0.358	0.796	-0.145	-0.040	1

جدول ۵- نتایج آماری تحلیل حساسیت حذف نقشه

Table 4- Statistical Results of the Map-Removal Sensitivity Analysis

Excluded Parameter	Sensitivity (S%)			
	Max	Min	Mean	Std.Dev.
G	0.29	0.001	0.27	0.075
A	0.001	0	0.01	0.28
R	0.02	0	0.008	0.31
D	0.23	0.02	0.15	0.10
L	0.1	0	0.03	0.09
I	1	0.001	0.09	0.11
F	0.035	0.01	0.0025	0.001

نتیجه گیری

محاسبه شد و نتایج نشان داد که میزان همبستگی (r) ۰/۹۵ بوده است. از تحلیل نتایج مؤثرترین پارامترها در وقوع پدیده فرونشست زمین به ترتیب افت سطح آب زیرزمینی (G)، پمپاژ از آبخوان (D)، کاربری اراضی (L)، ضخامت آبخوان (I) و محیط آبخوان (A) (جنس رسوبات آبخوان) هستند. از بین پارامترها، پارامتر فاصله از گسل (F) به دلیل رتبه کم آن در بیشتر قسمت‌های آبخوان، کمترین تغییر در شاخص آسیب‌پذیری دشت خوی اتفاق می‌افتد.

سپاسگزاری

این مقاله از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول و با حمایت مالی دانشگاه ارومیه برگرفته شده است. بدین‌وسیله از حمایت‌ها و کمک‌های آن دانشگاه قدردانی می‌شود.

منابع

اسدی، م، گنجائیان، ح، جاودانی، م، و قادری حسب، م. ۱۴۰۰. ارزیابی ارتباط بین عوامل طبیعی و میزان فرونشست در دشت ایوانکی با استفاده از تصاویر رادار. هیدروژئولوژی، ۱۳(۱): ۲۲-۱۳.

جانباز فوتمی، م، خلقی، م، عبده‌کلاهی، ع، روستایی، م. آ. ۱۳۹۹. بررسی فرونشست زمین ناشی از تغییرات سطح

از نتایج به‌دست آمده توسط چهارچوب GRADLIF در تعیین مناطق مستعد فرونشست مشخص شد که محدوده دشت سلماس در سه کلاس‌بندی متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار داشت و کلاس‌بندی خیلی‌زیاد بخش‌های غربی و شمال غربی (محدوده روستای قره قشلاق، تازه شهر و سلماس) بوده است. با مقایسه انجام شده نقشه‌ی پهنه‌بندی فرونشست دشت سلماس با شواهد میدانی که در دشت به‌صورت فروچاله و شکاف بوده و همچنین تصاویر برداشتی از روش تداخل‌سنجی راداری در سال ۲۰۰۳ مشخص گردید که این مناطق نیز دارای فرونشست بوده و لازم است در این بخش‌ها به میزان برداشت آب زیرزمینی برای مصارف کشاورزی منطقه، الگوی مصرف آب در بخش‌های مختلف شرب و کشاورزی و آگاه‌سازی مصرف‌کنندگان در خصوص مدیریت مصرف آب در بخش کشاورزی توجهی بیشتر صورت گیرد. همچنین از نتایج دیگر پژوهش استفاده از الگوریتم ANN-GOA برای تعیین مناطق مستعد فرونشست مشاهده شد که مناطق دارای فرونشست خیلی‌زیاد در سطح بیشتری نسبت به نقشه تهیه شده از چهارچوب GARDLIF است. معیارهای ارزیابی برای مقایسه تغییرات فرونشست به‌دست آمده از چهارچوب با الگوریتم

Babiker IS, Mohamed MA, Hiyama T, Kato K. 2005. A GIS-based DRASTIC model for assessing aquifer vulnerability in Kakamigahara Heights, Gifu Prefecture, central Japan. *Science of the Total Environment*. 345(1): 127–140.

Bagheri-Gavkosha M, Hosseini SM, Ataie-Ashtiani B, Sohani Y, Ebrahimian H, Morovat F, Ashrafi Sh. 2021. Land subsidence: A global challenge. *Science of the Total Environment*. 778: 146193.

Castellazzi P, Arroyo-Dominguez N, Martel R, Calderhead A, Normand J, Garfias J, Rivera A. 2016. Land subsidence in major cities of Central Mexico: Interpreting InSAR-derived land subsidence mapping with hydrogeological data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 47: 102–111.

Kuehn F, Albiol D, Cooksley G, Duro J, Granda J, Haas S, et al. 2010. Detection of land subsidence in Semarang, Indonesia, using stable points network (SPN) technique. *Environmental Earth Sciences*. 60(5): 909–921.

Lohani AK, Goel NK, Bhatia KKS. 2011. Comparative study of neural network, fuzzy logic and linear transfer function techniques in daily rainfall–runoff modelling under different input domains. *Hydrological Processes*. 25(2): 175–193.

Nourani V, Kisi Ö, Komasi M. 2011. Two hybrid artificial intelligence approaches for modeling rainfall–runoff process. *Journal of Hydrology*. 402(1–2): 41–59.

Poland JF, Davis GH. 1969. Land subsidence due to withdrawal of fluids. *Engineering Geology*. 2: 187–269.

Rosen L. 1994. A study of the DRASTIC methodology with emphasis on Swedish conditions. *Ground Water*. 32(2): 278.

Saremi S, Mirjalili S, Lewis A. 2017. Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application. *Advances in Engineering Software*. 105: 30–47.

Scanlon B, Healy R, Cook P. 2002. Choosing appropriate techniques for quantifying groundwater recharge. *Hydrogeology Journal*. 10(1): 18–39.

Seifi A, Ehteram M, Singh VP, Mosavi A. 2020. Modeling and uncertainty analysis of groundwater level using six evolutionary optimization algorithms hybridized with ANFIS, SVM, and ANN. *Sustainability*. 12(10): 1–42.

Todd DK, Mays LW. 2005. *Groundwater Hydrology*. 3rd ed. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 652 p.

Trinh MT, Fredlund DG. 2000. Modeling subsidence due to groundwater extraction in the Hanoi City area. *Journal of Geology Technology*. 37: 621–637.

ایستابی آب زیرزمینی با استفاده از روش تداخل سنجی راداری: مطالعه موردی استان قزوین. *مجله تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۶(۳): ۱۳۳–۱۴۷.

صالحی متعهد ف، حافظی مقدس ن، لشکری پور غ، دهقانی م. ۱۳۹۷. ارزیابی فرونشست زمین به کمک تلفیق روش تداخل سنجی راداری و اندازه گیری های میدانی و بررسی دلایل و اثرات آن بر شهر مشهد. *زمین شناسی مهندسی دانشگاه خوارزمی*، ۱۳(۳): ۴۳۵–۴۶۲.

علیزاده، ا. ۱۳۷۴. اصول هیدروژئولوژی کاربردی. نهمین دوره چاپ، صفحه: ۳۵.

فیجانی، ا. و زارعی، پ. ۱۴۰۳. ارزیابی پتانسیل فرونشست زمین در آبخوان هومند-آب سرد با استفاده از روش های سنجش از دور و ارتباط آن با برداشت آب های زیرزمینی. *هیدروژئولوژی*، ۹(۱): ۱–۱۵.

گزارش آب منطقه ای آذربایجان غربی. ۱۳۹۰. مطالعات بهنگام سازی بیلان منابع آب محدوده های مطالعاتی حوضه آبریز ارومیه.

نادری ک، ندیری ع، اصغری مقدم ا. و کرد م. ۱۳۹۷. روشی جدید برای شناسایی و تعیین مناطق در معرض خطر فرونشست (مطالعه موردی: آبخوان دشت سلماس). *مجله آکو هیدروژئولوژی*، ۵(۱): ۸۵–۹۷.

هلالی، ل، باقری، ر، و مومنی، ع ا. ۱۴۰۳. بررسی فرونشست زمین با استفاده از روش تداخل سنجی راداری (مطالعه موردی: دشت سمنان). *هیدروژئولوژی*، ۹(۱): ۸۶–۱۰۰.

References

Ambikesh G, Rao SS, Chandrasekaran K. 2024. A grasshopper optimization algorithm-based movie recommender system. *Multimedia Tools and Applications*. 83: 54189–54210.

Aalipour M, Malekmohammadi B, Ghorbani Z. 2022. Mapping land subsidence susceptibility due to groundwater decline using fuzzy pixel-based models. *Arabian Journal of Geosciences*. 15: 1014.

Arora S, Anand P. 2019. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization. *Neural Computing and Applications*. 31: 4385–4405.

Asadi M, Ganjaeian H, Javedani M, Ghaderi Hasab M. 2021. Evaluation of the relationship between natural factors and subsidence in Ivanaki Plain using radar imaging. *Hydrogeology*. 6(1): 13–22.

Tsai FT-C, Li X. 2008. Multiple parameterizations for hydraulic conductivity identification. *Groundwater*. 46(6): 851–864.

Yonaba H, Anctil F, Fortin V. 2010. Comparing sigmoid transfer functions for neural network multistep ahead streamflow forecasting. *Journal of Hydrologic Engineering*. 15(4): 275–283.

Zadeh MR, Amin S, Khalili D, Singh VP. 2010. Daily outflow prediction by multilayer perceptron with logistic sigmoid and tangent sigmoid activation functions. *Water Resources Management*. 24(11): 2673–2688.