

Evaluation Of the Optimal Location for A Solar Power Plant in Fars Province Using Multi-Criteria Decision-Making Methods and A Machine Learning Approach

Original Article

Vahidreza Atabati^{1*}, Mahdi Arabi²

1- M.Sc. in Geospatial Information System (GIS), Department of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran

2- Associate Professor, Department of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Article History

Received: 2025-08-07

Revised: 2025-09-04

Accepted: 2025-09-06

Keywords

Multi-criteria decision making
support vector regression
spatial information system
solar power plant location
machine learning

ABSTRACT

Introduction

Energy plays a critical role in sustainable development and improving human quality of life. As global energy demand rises, especially in developing countries, there is a significant need to shift towards renewable energy sources. Among these, solar energy, particularly photovoltaic (PV) technology, stands out for its environmental sustainability, minimal carbon footprint, and considerable potential to mitigate climate change. Iran, located in a region with high solar radiation potential, is well-positioned to harness solar energy. With an annual average of 1800 kWh/m² of solar radiation and over 280 to 300 sunny days per year, Iran presents an ideal opportunity to develop solar power plants. However, despite this significant potential, the country has not fully capitalized on solar energy due to challenges in selecting optimal locations for these plants.

The effectiveness of solar power projects depends heavily on selecting the most suitable sites for power plants. Optimal site selection maximizes energy production efficiency and minimizes environmental impact and economic costs. Poor site selection can lead to reduced plant efficiency, wasted financial resources, and increased environmental degradation. Therefore, the first step in solar power development is identifying regions with high solar radiation potential and other critical factors such as access to the electricity grid, water resources, and infrastructure. Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) methods have proven to be practical tools for evaluating various factors involved in site selection. Furthermore, Geographic Information Systems (GIS) have become invaluable in spatial data analysis, allowing for accurate site assessments and decision-making. More recently, machine learning techniques have emerged as a promising approach to optimizing solar power plant site selection.

Materials and Methods

The study applies a combination of MCDM, GIS, and machine learning techniques for optimal solar power plant site selection in Fars Province, Iran. Initially, nine key criteria were identified, including solar radiation, temperature, slope, and proximity to infrastructure. GIS was employed to generate spatial data layers for these criteria. Two MCDM methods, the Best-Worst Method (BWM) and SWARA, were used to assign weights to the criteria. At the same time, the Dempster-Shafer Informa-

* Corresponding author: v.atabati@sru.ac.ir

tion Fusion Theory was utilized to enhance the reliability of the weights by combining the results of both methods. The land suitability map for solar power plant placement was generated using the Marcos method.

Subsequently, machine learning, specifically Support Vector Regression (SVR), was applied to predict the most suitable areas for solar power plants. The SVR model's hyperparameters were optimized using the Grey Wolf Optimizer (GWO), an evolutionary algorithm. The SVR model was trained using reference data from the Marcos method's suitability map. This combined approach created a highly reliable land suitability map for solar power plant installation, offering valuable insights into the potential for renewable energy development in Fars Province.

Findings

The results demonstrated that 14% and 34% of the region in Fars Province were highly suitable for solar power plant installation according to the Marcos method and machine learning approach, respectively. In total, 48% of the area was identified as highly suitable or very suitable for solar power generation. Specific areas in the province's northern, northeastern, and central parts, including cities such as Abadeh, Sarchahan, Pasargad, and Bavanat, were recommended as priority locations for solar power development.

The analysis further revealed that the machine learning-based approach provided more accurate predictions than the Marcos method alone. The machine learning model optimized using GWO achieved high prediction accuracy, with an R^2 value of 0.9975 for the training data and 0.9923 for the testing data. The machine learning approach classified 48% of the region as highly suitable for solar power plants, substantially improving over the 39% identified by the Marcos method.

This study's combination of MCDM methods, GIS, and machine learning techniques offers a robust solar power plant site selection framework. The integration of MCDM with GIS provides a comprehensive approach for evaluating multiple factors, while the addition of machine learning further enhances the accuracy and efficiency of site selection. The results suggest that machine learning can significantly improve the reliability of predictions, especially when dealing with complex spatial and environmental data.

The findings of this research are consistent with previous studies on solar power plant site selection, highlighting the importance of incorporating multiple factors such as solar radiation, proximity to infrastructure, and environmental conditions. Machine learning also underscores the growing potential of artificial intelligence in optimizing decision-making processes for renewable energy projects.

Conclusion

Considering the necessity of renewable energy expansion, optimal site selection for solar power plants plays a critical role. In this study, nine climatic, topographic, and infrastructural criteria—including photovoltaic potential, direct normal irradiance, temperature, precipitation, slope, distance from roads, distance from faults, elevation, and distance from urban centers—were selected based on previous research and analyzed using a multi-criteria decision-making approach with BWM and SWARA weighting methods. Results indicated that the most influential criteria were photovoltaic potential and direct normal irradiance. To enhance accuracy, weights were integrated using Dempster-Shafer theory, and a land suitability map was generated through the MARCOS method. Subsequently, an SVR model was optimized via the Grey Wolf Optimizer to predict suitability, showing that about 48% of Fars Province possesses high or very high suitability for solar plant development. Finally, top priorities were identified by Abadeh, Sarchehan, Pasargad, Bavanat, and Khorrambid counties. The findings provide valuable insights for policymakers and investors in promoting sustainable solar energy development. This study demonstrates the effectiveness of combining MCDM, GIS, and machine learning for optimizing the site selection process for solar power plants. By employing a hybrid decision-making framework, the research contributes to advancing solar energy development in Iran and similar regions with high solar radiation potential. The study results provide valuable insights for energy planners, policymakers, and investors in selecting the most suitable locations for solar power infrastructure. This approach optimizes energy production, promotes environmental sustainability, and contributes to the global shift towards renewable energy sources.

COPYRIGHTS

©2022 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.



HOW TO CITE THIS ARTICLE

Atabati V. Arabi M. Evaluation Of the Optimal Location for A Solar Power Plant in Fars Province Using Multi-Criteria Decision-Making Methods and A Machine Learning Approach. Urban Economics and Planning Vol 6(4):88-109. [In Persian]

DOI: 10.22034/UEP.2025.539739.1685



ارزیابی مکان بهینه نیروگاه خورشیدی در استان فارس با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و یک رویکرد یادگیری ماشین

مقاله پژوهشی

وحیدرضا عتباتی^{۱*}؛ مهدی عربی^۲

۱- کارشناسی ارشد سیستم‌های اطلاعات مکانی، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران

۲- دانشیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران

چکیده

مقدمه

انرژی نقشی حیاتی در توسعه پایدار و بهبود کیفیت زندگی انسان ایفا می‌کند. با افزایش تقاضای جهانی برای انرژی، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه، نیاز به گذار به سمت منابع انرژی تجدیدپذیر بیش از پیش احساس می‌شود. در میان این منابع، انرژی خورشیدی و به‌ویژه فناوری فتوولتائیک (PV) به دلیل پایداری زیست‌محیطی، نبود کربن و ظرفیت قابل توجه در کاهش تغییرات اقلیمی جایگاه ویژه‌ای دارد. ایران، به دلیل قرار گرفتن در منطقه‌ای با پتانسیل بالای تابش خورشیدی، موقعیت مناسبی برای بهره‌برداری از انرژی خورشیدی دارد. این کشور با میانگین سالانه ۱۸۰۰ کیلووات‌ساعت بر مترمربع تابش خورشیدی و بیش از ۲۸۰ تا ۳۰۰ روز آفتابی در سال، فرصت ایده‌آلی برای توسعه نیروگاه‌های خورشیدی فراهم آورده است. با این حال، علی‌رغم این ظرفیت چشمگیر، ایران هنوز به طور کامل از انرژی خورشیدی بهره‌برداری نکرده است که یکی از دلایل اصلی آن، چالش‌های مربوط به انتخاب مکان‌های بهینه برای احداث نیروگاه‌هاست. اثربخشی پروژه‌های نیروگاه خورشیدی به شدت به انتخاب مناسب‌ترین مکان‌ها برای احداث نیروگاه وابسته است. انتخاب بهینه مکان نه تنها بازدهی تولید انرژی را به حداکثر می‌رساند، بلکه اثرات زیست‌محیطی و هزینه‌های اقتصادی را نیز کاهش می‌دهد. در مقابل، انتخاب نامناسب مکان می‌تواند به کاهش راندمان، اتلاف منابع مالی و تشدید تخریب محیط زیست منجر شود. بنابراین، نخستین گام در توسعه نیروگاه‌های خورشیدی، شناسایی مناطقی با پتانسیل بالای تابش خورشیدی و سایر عوامل کلیدی مانند دسترسی به شبکه برق، منابع آب و زیرساخت‌هاست. روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) ابزارهای مؤثری برای ارزیابی عوامل مختلف در مکان‌یابی هستند. همچنین، سیستم‌های اطلاعات مکانی (GIS) در تحلیل داده‌های مکانی ارزشمند بوده و امکان ارزیابی دقیق و تصمیم‌گیری آگاهانه را فراهم می‌کنند. در سال‌های اخیر، تکنیک‌های یادگیری ماشین نیز به عنوان رویکردی نوین برای بهینه‌سازی فرایند مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی مطرح شده‌اند.

مواد و روش‌ها

این پژوهش با ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM)، سیستم اطلاعات مکانی (GIS) و تکنیک‌های یادگیری ماشین به انتخاب بهینه مکان نیروگاه‌های خورشیدی در استان فارس می‌پردازد. در گام نخست، نه معیار کلیدی شامل تابش خورشیدی، دما، شیب، بارش، ارتفاع و نزدیکی به زیرساخت‌ها شناسایی شد. با استفاده از GIS لایه‌های مکانی مربوط به این معیارها تولید شد. سپس، دو روش تصمیم‌گیری چندمعیاره، شامل روش بهترین-بدترین (BWM) و روش SWARA، برای وزن‌دهی به معیارها به کار گرفته شدند و نظریه تلفیق اطلاعات دمپستر - شفر برای افزایش قابلیت اعتماد

اطلاعات مقاله

تاریخ‌های مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۱۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۶/۱۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۵

کلمات کلیدی

تصمیم‌گیری چندمعیاره
رگرسیون بردار پشتیبان
سیستم اطلاعات مکانی
مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی
یادگیری ماشین

پیچیده مکانی و محیطی بهبود بخشد. یافته‌های این تحقیق با مطالعات پیشین در حوزه مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی همخوانی دارد و اهمیت در نظر گرفتن عواملی همچون تابش خورشیدی، نزدیکی به زیرساخت‌ها و شرایط محیطی را برجسته می‌سازد. همچنین، استفاده از یادگیری ماشین، نقش فزاینده هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرایندهای تصمیم‌گیری در پروژه‌های انرژی‌های تجدیدپذیر را تأیید می‌کند.

نتیجه‌گیری

با توجه به ضرورت توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر، مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های خورشیدی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش، ۹ معیار اقلیمی، توپوگرافی و زیرساختی شامل پتانسیل فتوولتائیک، تابش نرمال مستقیم، دما، بارندگی، شیب، فاصله از راه‌ها، فاصله از گسل‌ها، ارتفاع و فاصله از مراکز شهری بر اساس مطالعات پیشین انتخاب و با استفاده از رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره و روش‌های وزن‌دهی BWM و SWARA مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج نشان داد پتانسیل فتوولتائیک و تابش نرمال مستقیم مهم‌ترین معیارها در فرایند مکان‌یابی هستند. برای افزایش دقت، وزن‌ها با تئوری دمپستر - شفر ترکیب شدند و نقشه تناسب اراضی با روش مارکوس تهیه شد. سپس، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، مدل SVR تنظیم و نقشه تناسب پیش‌بینی شد که نشان داد حدود ۴۸ درصد از استان فارس از تناسب زیاد و خیلی زیاد برای احداث نیروگاه برخوردار است. در نهایت، شهرستان‌های آباده، سرچهان، پاسارگاد، بوانات و خرم‌بید به عنوان اولویت‌های اصلی شناسایی شدند. نتایج این تحقیق می‌تواند راهنمای ارزشمندی برای سیاست‌گذاران و سرمایه‌گذاران در توسعه پایدار انرژی خورشیدی باشد. این پژوهش اثربخشی ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، سیستم اطلاعات مکانی و یادگیری ماشین را در بهینه‌سازی فرایند مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی نشان داد. به کارگیری یک چارچوب تصمیم‌گیری ترکیبی به توسعه انرژی خورشیدی در ایران و مناطق مشابه با پتانسیل بالای تابش خورشیدی کمک می‌کند. نتایج این مطالعه دیدگاه‌های ارزشمندی برای برنامه‌ریزان انرژی، سیاست‌گذاران و سرمایه‌گذاران در انتخاب مکان‌های مناسب برای زیرساخت‌های خورشیدی فراهم می‌آورد. این رویکرد علاوه بر بهینه‌سازی تولید انرژی، به پایداری محیط زیستی کمک کرده و گذار جهانی به سمت منابع انرژی تجدیدپذیر را تسهیل می‌کند.

وزن‌ها از طریق ادغام نتایج دو روش استفاده شد. نقشه تناسب اراضی برای مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی با استفاده از روش مارکوس تهیه شد. در مرحله بعد، یادگیری ماشین و به طور مشخص رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) به کار گرفته شد تا مناسب‌ترین مناطق برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی پیش‌بینی شود. فرآیند ازمایش مدل SVR با استفاده از الگوریتم تکاملی گرگ خاکستری (GWO) بهینه‌سازی شدند. مدل SVR با داده‌های مرجع حاصل از نقشه تناسب اراضی تولیدشده توسط روش مارکوس آموزش داده شد. این رویکرد ترکیبی امکان تهیه نقشه‌ای با قابلیت اعتماد بالا برای مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی را فراهم کرد و دیدگاه‌های ارزشمندی درباره ظرفیت توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر در استان فارس ارائه داد.

یافته‌ها

نتایج نشان داد بر اساس روش مارکوس، ۱۴ درصد از منطقه مورد مطالعه در استان فارس برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی بسیار مناسب بوده است؛ در حالی که رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین این مقدار را ۳۴ درصد برآورد کرده است. در مجموع، ۴۸ درصد از مساحت استان به عنوان مناطق دارای تناسب خیلی زیاد برای تولید انرژی خورشیدی شناسایی شد. مناطق شمالی، شمال شرقی و مرکزی استان، شامل شهرستان‌های آباده، سرچهان، پاسارگاد و بوانات به عنوان مکان‌های اولویت‌دار برای توسعه نیروگاه‌های خورشیدی پیشنهاد شدند. علاوه بر این، تحلیل‌ها نشان داد رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین نسبت به روش مارکوس پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه می‌دهد. مدل SVR بهینه‌شده با الگوریتم GWO به دقت پیش‌بینی بالایی دست یافت، به طوری که ضریب تعیین (R^2) برای داده‌های آموزشی برابر با ۰/۹۹۷۵ و برای داده‌های آزمون برابر با ۰/۹۹۲۳ بود. همچنین، این مدل ۴۸ درصد از منطقه را به عنوان بسیار مناسب برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی طبقه‌بندی کرد، در حالی که روش مارکوس تنها ۳۹ درصد از منطقه را در این دسته قرار داده بود. ترکیب روش‌های GIS، MCDM و یادگیری ماشین که در این پژوهش ارائه شد، چارچوبی قدرتمند برای مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی فراهم می‌آورد. ادغام MCDM با GIS رویکردی جامع برای ارزیابی عوامل متعدد ارائه می‌کند، در حالی که افزودن یادگیری ماشین دقت و کارایی انتخاب مکان را افزایش می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد یادگیری ماشین می‌تواند به طور چشمگیری قابلیت اعتماد پیش‌بینی‌ها را به‌ویژه در مواجهه با داده‌های

مقدمه

مناطق خود، به‌ویژه در دو سوم از مساحت کشور، دارای ۲۸۰ تا ۳۰۰ روز آفتابی در سال است (Azizkhani et al., 2017). با توجه به این شرایط، تمرکز بر توسعه نیروگاه‌های خورشیدی می‌تواند گامی مؤثر در افزایش سهم انرژی‌های تجدیدپذیر در ترکیب منابع انرژی در این کشور باشد.

انتخاب مکان مناسب برای احداث نیروگاه خورشیدی، یکی از عوامل کلیدی در موفقیت پروژه‌های انرژی پاک به شمار می‌رود. انتخاب بهینه محل استقرار نیروگاه، نه تنها موجب افزایش بازده تولید برق و بهبود عملکرد اقتصادی آن می‌شود، بلکه نقش بسزایی در کاهش آثار منفی زیست‌محیطی ایفا می‌کند (Heidary Dahooie et al., 2022). به همین دلیل، نخستین گام در فرایند توسعه نیروگاه‌های خورشیدی، شناسایی و ارزیابی دقیق مناطق با پتانسیل تابش خورشیدی بالا و سایر شرایط لازم مانند دسترسی به شبکه برق، منابع آب و زیرساخت‌های مورد نیاز است (Jung et al., 2019). این ارزیابی‌ها مستلزم توجه به مجموعه‌ای از شاخص‌ها و معیارهای مختلف، از جمله شرایط اقلیمی، ویژگی‌های زمین‌شناسی، فاصله از مراکز مصرف و هزینه‌های عملیاتی است. در این میان، تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (Multi Criteria Decision Making) به عنوان ابزاری علمی و کاربردی، امکان اولویت‌بندی و انتخاب بهینه بین گزینه‌های مختلف را بر اساس شاخص‌های متنوع فراهم می‌کنند (Kumar & Singal, 2015). این روش‌ها، که شامل الگوریتم‌هایی مانند AHP (Analytic Hierarchy Process)، TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) و ELECTRE (Elimination Et Choice Translating Reality) هستند، در بسیاری از پروژه‌های برنامه‌ریزی انرژی مورد استفاده قرار گرفته‌اند و قابلیت ارزیابی هم‌زمان معیارهای کمی و کیفی را دارند (Dweiri et al., 2018).

از سوی دیگر، در سال‌های اخیر، سیستم اطلاعات مکانی (GIS) به عنوان ابزاری قدرتمند برای جمع‌آوری، تجزیه و تحلیل داده‌های مکانی و تهیه نقشه‌های تصمیم‌گیری در این حوزه به کار گرفته شده است. ترکیب روش‌های MCDM با قابلیت‌های GIS، رویکردی مؤثر برای مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های خورشیدی ایجاد می‌کند که نه تنها تحلیل دقیق‌تری از شرایط محیطی و فنی ارائه می‌دهد، بلکه امکان سناریوسازی مکان‌های مختلف را نیز فراهم می‌سازد. هرچند امروزه روش‌های نوینی مانند یادگیری ماشین و الگوریتم‌های هوش مصنوعی به طور فزاینده‌ای در حوزه مکان‌یابی به کار گرفته می‌شوند، اما موفقیت این رویکردها وابسته به وجود داده‌های مرجع با کیفیت برای آموزش مدل‌های هوشمند است. در بسیاری از موارد، نبود داده‌های مرجع کافی موجب می‌شود استفاده مستقیم از این روش‌ها با چالش‌هایی روبه‌رو باشد. با این حال، اگر داده‌های مرجع لازم با بهره‌گیری از روش‌های کلاسیکی مانند MCDM تولید شوند، زمینه برای استفاده مؤثر از یادگیری ماشین در پروژه‌های مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی نیز فراهم خواهد شد. در مجموع، رویکرد ترکیبی استفاده از MCDM و GIS در صورت امکان هوش مصنوعی، به عنوان راهکاری جامع و پیشرفته، می‌تواند نقش مؤثری در ارتقای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک در حوزه مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی ایفا کند و به توسعه پایدار انرژی کمک شایانی کند.

پیشینه تحقیق

در ادامه این تحقیق، به بررسی پژوهش‌هایی پرداخته خواهد شد که در زمینه مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی و دیگر کاربردهایی که از روش‌های مشابه استفاده کرده‌اند، با بهره‌گیری از MCDM و رویکردهای یادگیری ماشین انجام شده‌اند. حسن و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش خود به ارزیابی پتانسیل و شناسایی بهترین مکان برای احداث نیروگاه خورشیدی در عربستان سعودی با بهره‌گیری از دو روش تصمیم‌گیری چندمعیاره پرداخته‌اند. در این تحقیق، پس از جمع‌آوری داده‌های مربوط به معیارهای محیطی، هواشناسی، فنی، اقتصادی و اجتماعی، به همراه زیرمعیارهای مرتبط، از روش CRITIC (Criteria Importance Through Intercriteria Correlation) برای وزن‌دهی به این معیارها استفاده شد. سپس، با به کارگیری روش TOPSIS، پنج شهر مختلف در

انرژی در توسعه پایدار و بهبود کیفیت زندگی انسان‌ها نقشی اساسی ایفا می‌کند. تقاضا برای انرژی و خدمات مرتبط با آن به طور مداوم در حال افزایش است، زیرا نیاز به انرژی برای تأمین رشد اجتماعی، اقتصادی، رفاه و سلامت بشر ضروری است (Owusu & Asumadu-Sarkodie, 2016). در این راستا، تقاضای انرژی به سرعت با رشد جمعیت جهانی و توسعه اقتصادی، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه، افزایش می‌یابد و منابع انرژی کنونی قادر به پاسخ‌گویی به این تقاضا نیستند (Mirhosseini et al., 2011). علاوه بر این، یکی از اهداف کشورهای در حال توسعه حرکت به سمت استفاده از منابع انرژی پایدار و پاک است، به طوری که پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۰، ۲۸ درصد از برق تولیدی جهانی از منابع تجدیدپذیر تأمین شود (Moonchai & Chutsagulprom, 2020; Zhang & Li, 2021). منابع انرژی تجدیدپذیر به دلیل ویژگی‌های زیست‌محیطی مثبت خود، از جمله کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی در مقایسه با منابع انرژی دیگر، به عنوان راه‌حلی کارآمد برای مقابله با تغییرات آب‌وهوایی شناخته می‌شوند، اما این منابع باید به طور پایدار مدیریت شوند تا پاسخ‌گوی نیازهای انرژی آینده باشند (Owusu & Asumadu-Sarkodie, 2016). افزایش مصرف برق که به عنوان یکی از نیازهای اصلی جوامع امروزی است، به‌ویژه به دلیل رشد جمعیت، مصرف سرانه و گسترش بخش‌های صنعتی، کشاورزی و دیگر حوزه‌ها، ادامه دارد (Rylatt et al., 2001; Tehreem et al., 2020). پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهند در سه دهه آینده، تقاضا برای برق در سطح جهانی تقریباً ۵۰ درصد افزایش خواهد یافت که بخش عمده‌ای از آن ناشی از رشد جمعیت و توسعه اقتصادی، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه آسیا، خواهد بود (Cozzi & Goodson, 2021). برای تأمین این تقاضای فزاینده، لازم است که شبکه‌های برق ملی توسعه یابند و نیروگاه‌های تولید انرژی تجدیدپذیر احداث شوند (Shorabeh et al., 2022). در نتیجه، پاسخ‌گویی به نیازهای روزافزون انرژی و تأمین برق به شیوه‌ای پایدار و دوستدار محیط زیست باعث معرفی و گسترش فناوری‌های انرژی تجدیدپذیر و پایدار در سطح جهانی شده است (Agyekum et al., 2021). انرژی‌های خورشیدی، بادی، زمین‌گرمایی، برق‌آبی و سایر منابع انرژی غیر فسیلی از مهم‌ترین منابع انرژی پاک به شمار می‌روند (Haselip et al., 2015).

انرژی خورشیدی فتوولتائیک (photovoltaic) به عنوان یکی از منابع انرژی تجدیدپذیر با کمترین اثرات زیست‌محیطی و بالاترین پایداری شناخته می‌شود و توان بالقوه زیادی برای برآورده کردن نیازهای انرژی در آینده دارد (Shorabeh et al., 2019). این فناوری به طور خاص از نور خورشید برای تولید برق استفاده می‌کند و به یکی از راهکارهای نوین برای تولید انرژی تبدیل شده است (Olindo, 2016). با توجه به این ویژگی‌ها، انرژی خورشیدی فتوولتائیک به سرعت به عنوان یکی از منابع برتر انرژی تجدیدپذیر در سطح جهانی شناخته شده است. این تکنولوژی به دلیل ویژگی‌های خاص خود، از جمله تجدیدپذیری و دسترسی آسان، توجه کشورهای مختلف را به خود جلب کرده است (Khajavi Pour et al., 2021). پروژه‌های انرژی خورشیدی نه تنها تأثیرات مثبت قابل توجهی بر بهبود شرایط اقتصادی و اجتماعی دارند، بلکه نقش مؤثری در حفاظت از محیط زیست ایفا می‌کنند. علاوه بر این، کارایی و هزینه‌های اجرایی این سیستم‌ها، همچنین بازده نهایی انرژی تولیدشده، به شدت تحت تأثیر محل نصب و شرایط جغرافیایی قرار دارند (Hassan et al., 2023).

کشور ایران که در غرب آسیا و منطقه خاورمیانه قرار دارد، در ناحیه‌ای با پتانسیل بالای تابش خورشیدی واقع شده است. این ویژگی، دریافت میزان قابل توجهی از انرژی خورشیدی را در این کشور به یک فرصت ویژه تبدیل کرده است. طی تابستان و زمستان، ایران به ترتیب حدود ۱۰۵۰ و ۵۰۰ ساعت آفتاب دریافت می‌کند (Najafi et al., 2015). همچنین، میزان تابش سالانه انرژی خورشیدی در ایران حداقل ۱۸۰۰ کیلووات ساعت بر مترمربع است (Gorjian & Ghobadian, 2015). بر اساس تحقیقات موجود، ایران در بیشتر

داد مناطق شمال غرب و غرب افغانستان به دلیل ویژگی‌های توپوگرافی ساده‌تر و شرایط محیطی مناسب‌تر، قابلیت بالاتری برای نصب نیروگاه‌های خورشیدی دارند. علاوه بر این، الگوریتم ژنتیک در مقایسه با روش AHP دقت بیشتری در انتخاب مکان‌های مناسب برای نصب نیروگاه‌ها نشان داد. یافته‌ها همچنین نشان می‌دهند ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و الگوریتم‌های تکاملی می‌تواند دقت تحلیل‌های مربوط به مکان‌یابی پروژه‌های انرژی تجدیدپذیر را به طور قابل توجهی افزایش دهد.

علاوه بر این، در ادامه به بررسی کاربردهای مختلف یادگیری ماشین در زمینه‌های گوناگون پرداخته شده است. این بررسی‌ها نشان می‌دهند یادگیری ماشین قادر است به حل مسائل پیچیده و متنوع در حوزه‌های مختلف کمک کند. رضایی و همکاران (۲۰۲۲) برای تهیه نقشه حساسیت سیل در استان اردبیل، یک رویکرد ترکیبی شامل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و دو الگوریتم فراابتکاری بهینه‌ساز گرگ خاکستری (Grey Wolf Optimization) و بهینه‌سازی با الگوریتم نهنگ (Whale Optimization Algorithm) پیشنهاد دادند. نتایج این تحقیق نشان داد تنظیم فرآیندهای روش SVR باعث افزایش دقت آن نسبت به حالت پایه شده است. همچنین، الگوریتم GWO در تنظیم فرآیندهای موفق‌تر از الگوریتم WOA عمل کرده است و توانسته دقت مدل را به میزان بیشتری افزایش دهد. رضوی ترمه و همکاران (۲۰۲۰) به منظور بهبود نقشه پتانسیل منابع آب‌های زیرزمینی در استان همدان، رویکرد ترکیبی یادگیری ماشین شامل روش ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) و سه الگوریتم فراابتکاری تکامل تفاضلی (DE)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) و بهینه‌سازی کلونی مورچه (Ant Colony Optimization) را پیشنهاد کردند. در این تحقیق، از الگوریتم‌های فراابتکاری برای تنظیم فرآیندهای ANFIS استفاده شده است. نتایج این تحقیق نشان داد رویکرد ANFIS-PSO نسبت به دو رویکرد دیگر از دقت بالاتری برخوردار بوده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، رویکردهای ترکیبی در تحقیقات پیشین عمدتاً بر تنظیم فرآیندهای متمرکز بوده‌اند. روش‌های یادگیری ماشین پایه شامل ANFIS و SVR بوده است. در میان الگوریتم‌های فراابتکاری نیز الگوریتم GWO در تنظیم فرآیندهای عملکرد موفق‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها نشان داده است. از این‌رو، برای انتخاب یک رویکرد ترکیبی مؤثر با استفاده از یادگیری ماشین در فرایند مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی، بهره‌برداری از این رویکرد می‌تواند به بهبود دقت، کارایی و قابلیت پیش‌بینی مدل‌ها کمک کند. به این ترتیب، استفاده از این رویکردهای نوین می‌تواند نتایج بهینه‌تری برای مدل‌سازی مکان‌های مناسب به منظور احداث نیروگاه‌های خورشیدی فراهم آورد و فرایند تصمیم‌گیری را دقیق‌تر و کارآمدتر کند.

پژوهش‌هایی که در زمینه مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین انجام شده‌اند، اغلب با به کارگیری روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره به تولید داده‌های مرجع می‌پردازند. این داده‌ها سپس به عنوان ورودی برای آموزش مدل‌های هوشمند و الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شوند تا مکان‌های بهینه برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی شناسایی شوند. هدف اصلی این تحقیقات، ارتقای دقت و کارایی مدل‌ها در انتخاب مکان‌هایی است که بیشترین پتانسیل را برای تولید انرژی خورشیدی دارند. در تحقیق حاضر با روش‌های وزن‌دهی سوارا و بهترین - بدترین که جزء روش‌های نسبتاً نوین در تصمیم‌گیری چندمعیاره هستند معیارها را وزن‌دهی کرده و سپس با استفاده از روش مارکوس و یک رویکرد یادگیری ماشین برپایه تنظیم فرآیندهای رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) نقشه تناسب اراضی به منظور احداث نیروگاه خورشیدی انجام شده است. در ادامه، مواد و روش‌ها، یافته‌های پژوهش، ارزیابی عملکرد دو روش مدل‌سازی و در نهایت، بحث و نتیجه‌گیری ارائه شده است.

عربستان سعودی رتبه‌بندی شدند. نتایج این مطالعه نشان داد روش‌های انتخابی به کار گرفته شده در تحقیق، دقت و صحت نسبتاً بالایی در ارزیابی و رتبه‌بندی مکان‌ها برای احداث نیروگاه خورشیدی دارند. حیدری دھویی و همکاران (۲۰۲۲) در تحقیق خود به منظور مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی در استان‌های یزد، کرمان، سیستان و بلوچستان، خراسان رضوی و جنوبی، از یک رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره استفاده کردند. این رویکرد شامل روش وزن‌دهی (Stepwise Weight Assessment Ratio Analysis) SWARA و چندین روش رتبه‌بندی مانند (TOPSIS, TODIM, Interactive and Multi-Objective) WASPAS, (mensional Decision Making Weighted Aggregated Sum) COPRAS, (Product Assessment Multi-Objective) ARAS و (Additive Ratio Assessment) MULTIMOORA حاصل از این روش‌ها، از تکنیک (Optimization by Ratio Analysis) CCSD (Coupled-Cluster with Single and Double Excitations) بهره گرفته شد. این ترکیب چند روش به محققان این امکان را داد که تحلیل جامعی از گزینه‌های مختلف مکان‌یابی ارائه دهند و نقاط بهینه برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی را شناسایی کنند. احدی و همکاران (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای به بررسی انتخاب مکان مناسب برای احداث مزارع خورشیدی در مراکز استان‌های ایران پرداختند. در این تحقیق، از روش AHP برای وزن‌دهی به معیارها و رتبه‌بندی شهرهای مستعد استفاده شد. پس از اعمال وزن‌ها به معیارهای مختلف، تحلیل حساسیت نیز روی این معیارها انجام گرفت. نتایج این تحقیق نشان داد شهرهای زاهدان و شیراز بین سایر مراکز استان‌ها بهترین گزینه‌ها برای احداث نیروگاه خورشیدی بودند.

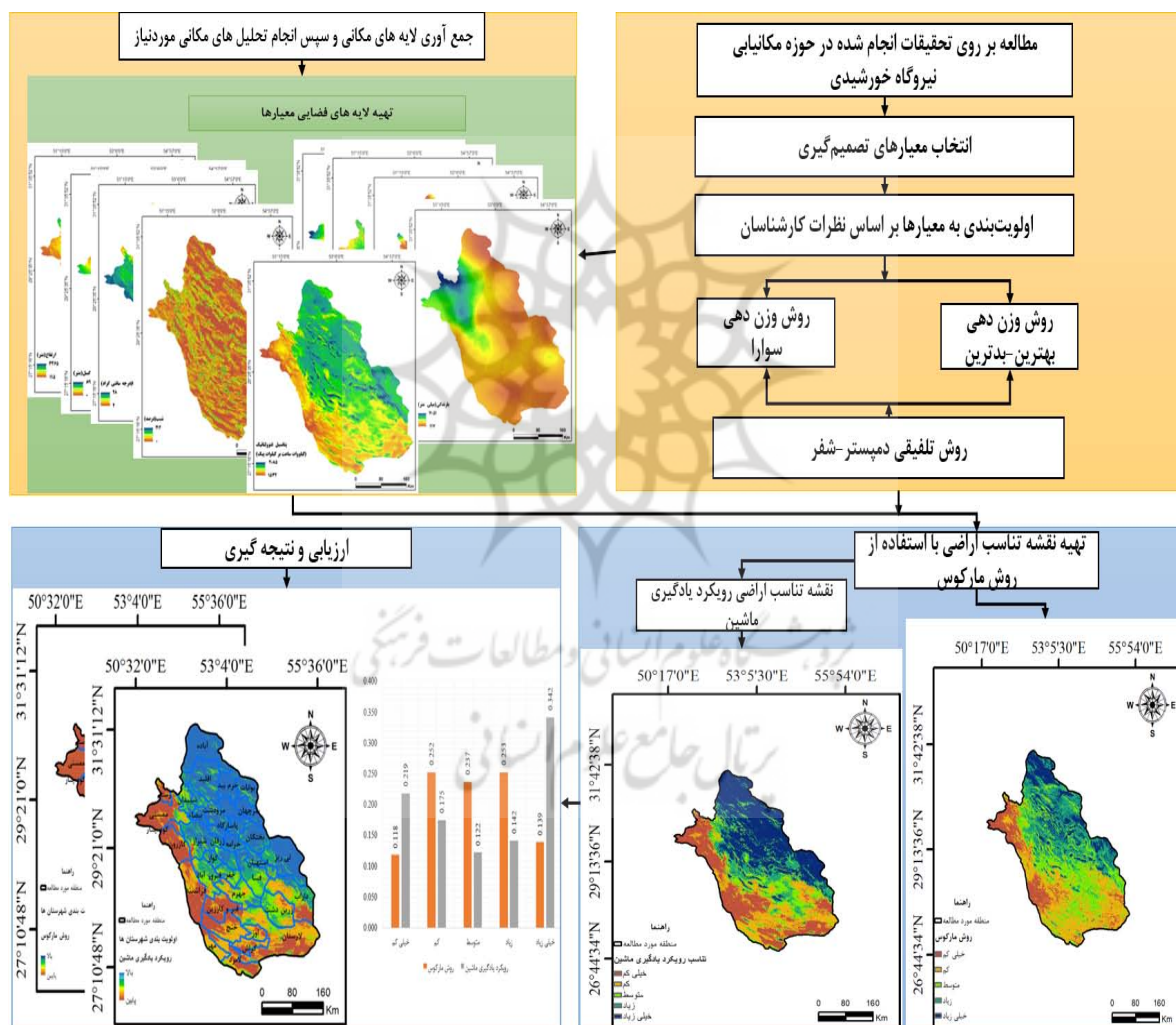
در پژوهشی که ارورال و اوزتاش (۲۰۲۵) به مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی در یکی از استان‌های ترکیه پرداخت. در این مطالعه، پس از شناسایی و تدوین معیارهای مختلف، از روش BWM (Best-Worst Method) فازی برای وزن‌دهی به معیارها استفاده شد. سپس، نقشه تناسب اراضی برای احداث نیروگاه خورشیدی تهیه شد. همچنین، تحلیل حساسیت به منظور ارزیابی استحکام و اعتبار روش‌های استفاده‌شده انجام شد و نتایج نشان داد این روش‌ها دقت قابل قبولی در فرایند مکان‌یابی دارند. شورابه و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهش خود به شناسایی مکان‌های بهینه برای احداث نیروگاه خورشیدی در کشور ایران با استفاده از یک روش ترکیبی پرداختند. در این تحقیق، ابتدا از روش AHP برای وزن‌دهی به معیارها و از روش WLC (Weighted Linear Combination) برای تهیه نقشه تناسب اراضی اولیه استفاده شد. سپس، با آموزش داده‌های اولیه و استفاده از دو رویکرد درخت تصمیم و الگوریتم فراابتکاری ازدحام ذرات (Particle Swarm Optimization)، نقشه تناسب اراضی نهایی برای مناطق مستعد تهیه شد. نتایج این تحقیق نشان داد درخت تصمیم عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم PSO در مدل‌سازی نیروگاه خورشیدی داشت. در پژوهش دیگری که توسط اسلام و همکاران (۲۰۲۴) انجام شد، مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی و بادی در عربستان سعودی با یک رویکرد ترکیبی از MCDM و رگرسیون بردار پشتیبان (Support Vector Regression) مورد بررسی قرار گرفت. ابتدا، پس از وزن‌دهی به معیارها و تهیه نقشه تناسب اراضی با استفاده از روش‌های AHP و WLC، از روش رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی و تهیه نقشه تناسب اراضی در مناطق مستعد برای ۹ سایت کاندید نیروگاه خورشیدی، بادی و ترکیبی استفاده شد. این رویکرد پیش‌بینی به بهینه‌سازی مکان‌یابی این نیروگاه‌ها کمک کرده و نتایج خوبی ارائه داد. قسیمی و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیق خود به تحلیل پتانسیل انرژی خورشیدی در شمال افغانستان پرداخته و از دو روش AHP و الگوریتم ژنتیک برای مکان‌یابی مناطق مستعد به منظور احداث نیروگاه‌های خورشیدی استفاده کردند. در این پژوهش، از داده‌های جغرافیایی مختلف شامل تابش خورشیدی، ارتفاع و فاصله از زیرساخت‌ها برای شناسایی مناطق بهینه برای توسعه سیستم‌های خورشیدی بهره گرفته شد. نتایج این تحقیق نشان

از یکی از روش‌های جدید تصمیم‌گیری چندمعیاره به نام مارکوس (Measurement of Alternatives and Ranking according to Compromise Solution) تهیه شد. در رویکرد یادگیری ماشین، ابتدا بر اساس نقشه تناسب اراضی تهیه‌شده با استفاده از روش مارکوس، یک مجموعه داده مرجع تولید شد. سپس، یک روش ترکیبی مبتنی بر تنظیم فرآیندهای رگرسیون بردار پشتیبان با استفاده از الگوریتم فراابتکاری بهینه‌ساز گرگ خاکستری به منظور حل مسئله مکان‌یابی در قالب یک مسئله رگرسیون پیاده‌سازی شد. در انتها، نقشه تناسب اراضی با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین به دست آمد. نتایج حاصل از هر دو رویکرد مورد بررسی قرار گرفت و در مقایسه با تحقیقات قبلی ارزیابی شد. این تحلیل مقایسه‌ای به منظور تأکید بر دقت، کارایی و اعتبار مدل‌های پیشنهادی انجام شد.

مواد و روش‌ها

روش تحقیق

مسئله تحقیق حاضر، حل مسئله مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی با استفاده از یک روش مؤثر و قابل اجرا است. برای این منظور، ابتدا داده‌های مکانی مرتبط با تولید لایه‌های مکانی معیارهای تصمیم‌گیری جمع‌آوری شده و لایه مکانی هر معیار تولید شد. سپس، ابتدا یک رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره و بعد از آن یک رویکرد یادگیری ماشین به منظور تهیه نقشه تناسب اراضی برای احداث نیروگاه خورشیدی پیاده‌سازی شد. در رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره، ابتدا وزن معیارهای تصمیم‌گیری با استفاده از دو روش پراکارد وزن‌دهی به نام‌های سوارا و بهترین - بدترین محاسبه شد. سپس، برای تلفیق نتایج این دو روش، از تئوری دمپستر - شفر (Dempster-Shafer Theory) استفاده شد. در نهایت، نقشه تناسب اراضی برای نیروگاه خورشیدی با استفاده



شکل ۱. ساختار روش‌شناسی تحقیق

توسط رضایی ۲۰۱۵ معرفی شد. این روش به دلیل ویژگی‌های خاص خود، از جمله استفاده از مقایسات زوجی، به عنوان یک روش قابل اعتماد شناخته می‌شود و استفاده از اعداد صحیح در آن به ساده‌تر شدن فرایند کمک می‌کند (Amjad et al., 2024; Rezaei, 2015.) در مقایسه با روش BWM (Agyekum, 2024) کارآمدتر است، زیرا تعداد مقایسات زوجی کمتری را انجام می‌دهد.

روش بهترین - بدترین

حجم کار و پیچیدگی مقایسات زوجی در روش‌هایی مانند AHP به دلیل استفاده از رویکردهای بدون ساختار در مقایسات زوجی، به عنوان یک محدودیت شناخته می‌شود (Mi et al., 2019). برای رفع این محدودیت، روش BWM (Best-Worst Method) با رویکرد ساختارمند برای انجام مقایسات زوجی

$$\text{Min Max} \left\{ \left| \frac{w_i}{w_w} - a_{jw} \right|, \left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right| \right\} \quad (3)$$

در رابطه ۳، w_B و w_w به ترتیب وزن شاخص بهترین، بدترین و C_j هستند. مدل برنامه ریزی خطی مدل بهینه سازی رابطه ۳ به صورت رابطه ۴ طراحی می شود (Rezaei, 2015).

$$\begin{aligned} \left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right| &\leq \xi, \text{ for all } j \\ \left| \frac{w_j}{w_w} - a_{jw} \right| &\leq \xi, \text{ for all } j \\ \sum_{j=1}^m w_j &= 1 \end{aligned} \quad (4)$$

$$w_j \geq 0, \text{ for all } j$$

پس از انجام یک فرایند بهینه سازی، بردار وزن بهینه $[W_1^*, W_2^*, \dots, W_m^*]$ و پارامتر ξ^* بهینه محاسبه می شود. به منظور ارزیابی قابلیت اطمینان وزن های به دست آمده، باید نرخ ناسازگاری با استفاده از رابطه ۵ محاسبه شود (Rezaei, 2015). شاخص سازگاری در این رابطه، بر اساس برتری بهترین معیار نسبت به بدترین معیار تصمیم گیری و با استفاده جدول ۱ تعیین می شود. در صورتی که نرخ ناسازگاری کمتر از ۰/۱ باشد، مقایسات سازگارند و در غیر این صورت فرایند مقایسات زوجی باید مورد تجدید نظر قرار گیرد.

$$\text{نرخ ناسازگاری} = \frac{\xi^*}{\text{شاخص سازگاری}} \quad (5)$$

جدول ۱. شاخص سازگاری در BWM (Rezaei, 2015)

نسبت بهترین معیار به بدترین معیار	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
شاخص سازگاری	۰/۰۰	۰/۴۴	۱/۰۰	۱/۶۳	۲/۳۰	۳/۰۰	۳/۷۳	۴/۴۷	۵/۲۳

$$Q_j = \frac{Q_{j-1}}{K_j}, j \neq 1. \quad (7)$$

در نهایت برای هر معیار، وزن یا وزن نهایی (W_j) با استفاده از فرمول ۸ محاسبه می شود. در این فرمول، m تعداد کل معیارها است (Keršulienė et al., 2010).

$$W_j = \frac{Q_j}{\sum_{j=1}^m Q_j} \quad (8)$$

روش مارکوس

روش رتبه بندی و اندازه گیری گزینه ها بر اساس راه حل سازشی (MARCOS) یک تکنیک جدید در حوزه تصمیم گیری چندمعیاره (MADM) است که توسط استیویچ و همکاران در سال ۲۰۲۰ برای انتخاب تأمین کنندگان پایدار در صنعت بهداشت و درمان توسعه داده شد. این روش به عنوان یک روش انعطاف پذیر شناخته می شود که برای حل مسائل MCDM با تعداد زیادی معیار مناسب است. به بیان دیگر، مدل MARCOS علاوه بر سادگی محاسباتی، با افزایش تعداد گزینه ها و معیارها پیچیده تر نمی شود (Stević et al., 2020). این روش برای اتخاذ تصمیمات پایدار به طور کلی در سه گام اصلی عمل می کند (Celik & Gul, 2021; lordache et al., 2022; Stević et al., 2020). اولین مرحله شامل تعیین نقاط مرجع است که شامل راه حل ایده آل و ضد ایده آل می شود. در مرحله دوم، رابطه میان گزینه ها و این راه حل ها (راه حل ایده آل و ضد ایده آل) برآورد می شود. در نهایت، سومین مرحله به تعریف درجه مطلوبیت (The Utility Degree) هر گزینه نسبت به این راه حل ها اختصاص دارد. ابتدا پس از تشکیل ماتریس تصمیم، ماتریس تصمیم گسترده

روش BWM را می توان در پنج گام اصلی خلاصه کرد (Rezaei, 2015). ابتدا مجموعه شاخص های تصمیم گیری به صورت $\{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ تعیین می شوند. در گام دوم، بهترین شاخص (C_B) و بدترین شاخص (C_w) از میان مجموعه شاخص های تصمیم گیری انتخاب می شوند. در گام سوم، با استفاده از رابطه ۱ بردار بهترین - به - دیگران (Best-to-Others) (O_B) با مقایسه زوجی C_B با دیگر شاخص ها محاسبه می شود. در این رابطه O_{Bj} ، $j = 1, 2, \dots, m$ ، O_{Bj} درجه ترجیح C_B نسبت به شاخص j -ام از نظر تصمیم گیر است (Rezaei, 2015).

$$O_B = (O_{B1}, O_{B2}, \dots, O_{Bm}) \quad (1)$$

پس از آن با استفاده از رابطه ۲ بردار دیگران - به - بدترین (Others-to-Worst) (O_w) با مقایسه زوجی دیگر شاخص ها با C_w محاسبه می شود (Rezaei, 2015).

در این رابطه O_{wj} ، $j = 1, 2, 3, \dots, m$ ، O_{wj} درجه ترجیح شاخص j -ام نسبت به C_w از نظر تصمیم گیر است.

$$O_w = (O_{1w}, O_{2w}, \dots, O_{mw})^T \quad (2)$$

در نهایت با فرموله کردن یک مدل بهینه سازی، وزن شاخص ها محاسبه می شود. وزن بهینه شاخص های تصمیم گیری $\{W_1^*, W_2^*, \dots, W_m^*\}$ زمانی به دست می آید که به ازای هر زوج $\frac{w_j}{w_w} = a_{jw}$ و $\frac{w_B}{w_j} = a_{Bj}$ روابط $\left| \frac{w_j}{w_w} - a_{jw} \right|$ و $\left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right|$ کمینه شود (Rezaei, 2015). برقرار باشد. به منظور برقراری روابط گفته شده برای تمام j ها، باید، بیشینه قدر مطلق اختلاف $\left| \frac{w_j}{w_w} - a_{jw} \right|$ و $\left| \frac{w_B}{w_j} - a_{Bj} \right|$ کمترین - بیشترین ارائه شده در رابطه ۳، باید با برقراری این مدل بهینه سازی کمترین - بیشترین ارائه شده در رابطه ۳، باید با برقراری دو شرط $\sum_{j=1}^m w_j = 1$ و $w_j \geq 0$ ، $j = 1, 2, 3, \dots, m$ ، $w_j \geq 0$ انجام شود.

روش سوارا

روش تحلیل نسبت وزن گام به گام اصلاح شده (SWARA) یک تکنیک مؤثر و کارآمد در زمینه تصمیم گیری چندمعیاره به شمار می آید که در مقایسه با سایر روش های مشابه، فرایندی ساده تر و کمتر پیچیده دارد (Mardani et al., 2017). این روش بر پایه دانش و تجربیات کارشناسان استوار است و از طریق تجزیه و تحلیل نظرات آن ها، به تعیین اهمیت نسبی معیارها در فرایند تصمیم گیری می پردازد. روش SWARA این امکان را فراهم می آورد که نظرات کارشناسان مختلف در خصوص اهمیت نسبی معیارها از طریق مقایسه های زوجی به طور مؤثری ترکیب شوند (Zavadskas et al., 2019). هدف اصلی این روش، شناسایی و اندازه گیری درجه اهمیت هر معیار در مقایسه با دیگر معیارهاست (Keršulienė et al., 2010).

ابتدا شاخص های تصمیم گیری بر اساس ارزیابی تصمیم گیرنده رتبه بندی می شوند، به گونه ای که شاخص با بالاترین اهمیت رتبه ۱ را به دست می آورد. سپس اهمیت نسبی یا ارزش متوسط (S_j) هر شاخص نسبت به شاخص قبلی توسط تصمیم گیرنده تعیین می شود. برای شاخصی که دارای رتبه اول است، اهمیت نسبی محاسبه نمی شود. در گام سوم، برای هر شاخص، ضریب (Coefficient) (K_j) با استفاده از رابطه ۶ محاسبه می شود. ضریب مربوط به شاخص با رتبه اول برابر با ۱ است (Keršulienė et al., 2010).

$$K_j = 1 + S_j, j \neq 1. \quad (6)$$

در گام چهارم، در این مرحله، وزن مجدد یا وزن اولیه (Q_j) (Initial Weight) برای هر شاخص با استفاده از رابطه ۷ محاسبه می شود. برای شاخص با رتبه اول، وزن اولیه برابر با ۱ در نظر گرفته می شود (Keršulienė et al., 2010).

ایده‌آل (AAI) مطابق با رابطه ۹ محاسبه می‌شود. (Extended Decision Matrix) با استفاده از از راه‌حل‌های ایده‌آل (AI) و ضد

$$D_{n \times m} = \begin{matrix} & \begin{matrix} AAI \\ A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \\ AI \end{matrix} & \begin{bmatrix} x_{AAI1} & x_{AAI2} & \cdots & x_{AAIm} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ x_{31} & x_{32} & \cdots & x_{n1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \\ x_{AI1} & x_{AI2} & \cdots & x_{AI m} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (9)$$

C به ترتیب گروه شاخص‌های مثبت و منفی تصمیم‌گیری هستند. سپس ماتریس تصمیم گسترده با استفاده از روابط ۱۲ نرمال می‌شود (Stević et al., 2020).

در رابطه ۹ راه‌حل‌های ایده‌آل و ضد ایده‌آل به ترتیب شامل بهترین و بدترین مقادیر شاخص‌ها هستند. بر اساس تأثیر هر معیار در تصمیم‌گیری (معیار مثبت و منفی)، مجموعه راه‌حل ایده‌آل با استفاده از رابطه ۱۰ و مجموعه راه‌حل ضد ایده‌آل با استفاده از رابطه ۱۱ محاسبه می‌شوند. در این روابط B و

$$AI_j = \max_i x_{ij} \text{ if } j \in B \text{ and } AI_j = \min_i x_{ij} \text{ if } j \in C, AI = [AI_j]_{1 \times m} \quad (10)$$

$$AAI_j = \min_i x_{ij} \text{ if } j \in B \text{ and } AAI_j = \max_i x_{ij} \text{ if } j \in C, AAI = [AAI_j]_{1 \times m} \quad (11)$$

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_{AIj}} \text{ if } j \in B \text{ and } n_{ij} = \frac{x_{AIj}}{x_{ij}} \text{ if } j \in C, N = [n_{ij}]_{(n+2) \times m} \quad (12)$$

شواهد در این تئوری با استفاده از قانون ترکیب دمپستر ارائه شده در (Jerome, 2000) صورت می‌گیرد. این قانون میان منابع اطلاعاتی مختلف، باور اشتراکی مشترک ایجاد کرده و باورهای غیر اشتراکی را از طریق یک عنصر نرمال‌ساز، توزیع می‌کند (Kaltsounidis & Karali, 2020). یکی از مفاهیم مهم اساسی تئوری دمپستر - شفر، تابع جرم (m) (Probability Mass Function) که تخصیص احتمال اولیه یا تخصیص باور اولیه نیز نامیده می‌شود. اساسی‌ترین تابع در تئوری دمپستر - شفر تابع جرم است و درواقع درجات باور را به مجموعه گزاره‌ها اختصاص می‌دهد. تابع جرم (m) به صورت رابطه ۱۹ تعریف می‌شود (Jerome, 2000) و باید دارای شرایط ارائه شده زیر باشد.

$$m: P(U) \rightarrow [0, 1]$$

$$m(\emptyset) = 0$$

$$\sum_{A \in P(U)} m(A) = 1 \quad (19)$$

که در آن $\emptyset$ مجموعه تهی است، $P(U)$ مجموعه توانی و A زیرمجموعه از مجموعه توانی است. تابع باور (Belief) اگر تابع جرم همانند رابطه ۱۹ باشد، تابع باور به صورت رابطه ۲۰ تعریف می‌شود. باور مجموعه A، درواقع میزان کل باور مطلق است که به A و تمام زیرمجموعه‌های آن تخصیص می‌یابد (Jerome, 2000).

$$Bel(A) = \sum_{i=1}^n m(B_i), \quad \forall B_i \subseteq A \quad (20)$$

تابع مقبولیت (Plausible or credible) اگر تابع جرم همانند رابطه ۱۹ باشد، تابع مقبولیت به صورت رابطه ۲۱ تعریف می‌شود (Jerome, 2000). تابع مقبولیت بیانگر محدوده‌ای است که A در آن معتبر است.

$$Pl(A) = \sum_{i=1}^n m(B_i), \quad \forall B_i \cap A \neq \emptyset \quad (21)$$

تئوری دمپستر - شفر ابزار تلفیق مناسبی با عنوان قانون ترکیب دمپستر را ارائه می‌دهد. با استفاده از این قانون، دو شاهد مستقل که به صورت دو تابع جرم m_1 و m_2 شواهد بیان می‌شوند، همانند رابطه ۲۲ به صورت یک تابع جرم $m_{1,2} = m_1 \oplus m_2$ ترکیب می‌شوند (Jerome, 2000).

$$m_{1,2} = m_1 \oplus m_2 = m_{1,2}(A) = \begin{cases} \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C)}{1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C)} & A \neq \emptyset \\ 0 & A = \emptyset \end{cases} \quad \forall A \subseteq U \quad (22)$$

در ادامه ماتریس تصمیم گسترده نرمال وزن دار با استفاده از رابطه ۱۳ محاسبه می‌شود (Stević et al., 2020). در این روابط W_j وزن معیار j-ام است.

$$v_{ij} = n_{ij} \times w_j, V = [v_{ij}]_{(n+2) \times m} \quad (13)$$

در گام چهارم، درجه مطلوبیت هر گزینه نسبت به راه‌حل‌های ضد ایده‌آل و ایده‌آل به ترتیب با استفاده از روابط ۱۴ و ۱۵ محاسبه می‌شوند (Stević et al., 2020). در این روابط S_{AAI} ، S_{AI} و S_i بیانگر مجموع عناصر ماتریس تصمیم گسترده نرمال وزن دار برای راه‌حل ضد ایده‌آل، راه‌حل ایده‌آل و گزینه i-ام است.

$$K_i^- = \frac{S_i}{S_{AAI}} \quad (14)$$

$$K_i^+ = \frac{S_{AI}}{S_i} \quad (15)$$

در نهایت تابع مطلوبیت (The Utility Function) $f(K_i)$ برای هر گزینه با استفاده از رابطه ۱۶ محاسبه می‌شود. تابع مطلوبیت میزان سازش هر گزینه نسبت به راه‌حل‌های ضد ایده‌آل و راه‌حل ایده‌آل را نشان می‌دهد (Stević et al., 2020). در رابطه ۱۷، $f(K_i^-)$ نشان دهنده تابع مطلوبیت نسبت به راه‌حل ضد ایده‌آل (رابطه ۱۴) و $f(K_i^+)$ نشان دهنده تابع مطلوبیت نسبت به راه‌حل ایده‌آل رابطه ۱۵ است.

$$f(K_i) = \frac{K_i^- + K_i^+}{1 + \frac{1-f(K_i^-)}{f(K_i^-)} + \frac{1-f(K_i^+)}{f(K_i^+)}} \quad (16)$$

$$f(K_i^-) = \frac{K_i^+}{K_i^- + K_i^+} \quad (17)$$

$$f(K_i^+) = \frac{K_i^-}{K_i^- + K_i^+} \quad (18)$$

تئوری تلفیق اطلاعات دمپستر - شفر

تئوری دمپستر - شفر یک چارچوب ریاضی برای استنتاج تحت شرایط عدم قطعیت است که شواهد به دست آمده از منابع مستقل را ترکیب می‌کند (Kalt-sounidis & Karali, 2020; Lin et al., 2015). دقت بالای تلفیق اطلاعات این تئوری با وجود ساختار ساده‌ای که دارد، باعث شده است که به عنوان یک روش مهم تلفیق در سطح تصمیم شناخته شود (Jerome, 2000). ترکیب

(al., 2024). این الگوریتم به سرعت توسط محققان به منظور حل مسائل پیچیده مختلف مورد استفاده قرار گرفت (Negi et al., 2021). این الگوریتم به دلیل حجم محاسبات پایین، نیاز نداشتن به تنظیم پارامترهای اولیه، انعطاف پذیری و تطبیق آسان، نسبت به سایر الگوریتم‌های هوش ازدحامی قدرتمندتر است (Makhadmeh et al., 2024). الگوریتم GWO با مقداردهی اولیه به یک دسته تصادفی از گرگ‌های خاکستری شروع می‌شود. این گرگ‌ها در چهار دسته (سلسله مراتب) آلفا (α)، بتا (β)، دلتا (δ) و امگا (ω) سازمان دهی می‌شوند. گرگ‌های آلفا رهبری گروه را به عهده دارند و تصمیم گیری می‌کنند. گرگ‌های بتا در تصمیم گیری و سایر فعالیت‌ها به گرگ‌های آلفا کمک می‌کنند و گرگ‌های دلتا مسئولیت‌هایی همانند رویت مرزهای قلمرو، اخطار به گله، حفظ امنیت و ... را به عهده دارند. گرگ‌های امگا باید نقش قربانی را بازی کنند و مغلوب سایر گرگ‌ها باشند. به منظور مدل سازی ریاضی فرایند محاصره طعمه در الگوریتم GWO، روابط ۲۵ و ۲۶ ارائه شده است.

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (25)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) + \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (26)$$

در روابط ۲۵ و ۲۶، t تکرار فعلی الگوریتم، $\vec{A}$ و $\vec{C}$ بردارهای ضرایب، بردار $\vec{X}_p$ موقعیت قرارگیری طعمه و بردار $\vec{X}$ موقعیت قرارگیری گرگ خاکستری را نشان می‌دهد. بردارهای ضرایب $\vec{A}$ و $\vec{C}$ به ترتیب با استفاده از روابط ۲۷ و ۲۸ محاسبه می‌شوند (Mirjalili et al., 2014). در رابطه ۲۷ بردار $\vec{a}$ به صورت خطی طی دوره تکرار از ۲ تا ۰ کاهش می‌یابد و بردار $\vec{r}_1$ یک بردار تصادفی در بازه $[0, 1]$ است. در رابطه ۲۸ بردار $\vec{r}_2$ یک بردار تصادفی در بازه $[0, 1]$ است.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (27)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (28)$$

گرگ‌های خاکستری قادر به تشخیص موقعیت طعمه و محاصره آن هستند که معمولاً گرگ آلفا شکار را هدایت می‌کند. البته ممکن است در برخی موارد گرگ‌های بتا و دلتا نیز در شکار کردن مشارکت کنند. شکار کردن با فرض اینکه سه گرگ آلفا (بهترین راه حل کاندید)، بتا و دلتا دانش بهتری در رابطه با موقعیت بالقوه طعمه دارند، به صورت ریاضی مدل سازی شده است (Mirjalili et al., 2014). طی فرایند شکار کردن، سه راه حل بهترین ذخیره شده و سایر عوامل جست و جو (گرگ‌های امگا) موقعیت خود را بر اساس موقعیت این سه گرگ به روز رسانی می‌کنند. روابط ریاضی ۲۹ - ۳۱، فرایند شکار کردن را مدل سازی می‌کنند.

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}|, \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (29)$$

$$\vec{X}_1 = |\vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha|, \vec{X}_2 = |\vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta|, \vec{X}_3 = |\vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta| \quad (30)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (31)$$

می‌دهند. طبق داده‌های شرکت سهامی آب منطقه‌ای فارس، میزان بارندگی بلندمدت ۵۵ ساله منتهی به اردیبهشت ۱۴۰۳ معادل ۳۰۲/۳ میلی متر بوده است. همچنین، بر اساس اطلاعات موجود در اطلس هوا و اقلیم شناسی استان فارس، میانگین بارندگی، دما و تبخیر در دوره ۲۰ ساله منتهی به سال ۱۳۹۹ به ترتیب برابر با ۲۸۶/۸ میلی متر، ۱۸/۹ درجه سانتی گراد و ۲۵۵۲/۴ میلی متر گزارش شده است. این ویژگی‌های جغرافیایی و اقلیمی سبب شده‌اند که استان فارس در تحقیقات مختلف به عنوان یکی از مناطق مناسب برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی معرفی شود (Hooshangi et al., 2023; Noorollahi et al., 2016).

تضاد (K) به عنوان ثابت نرمال ساز نامیده می‌شود. ثابت K درواقع میزان تضاد میان دو منبع اطلاعاتی را نشان می‌دهد. زمانی که K برابر با ۰ باشد، درواقع هیچ تضادی میان دو منبع وجود ندارد و زمانی که K برابر با ۱ باشد درواقع تضاد کامل میان دو منبع وجود دارد. اگر هدف محاسبه تابع باور حاصل از تلفیق تعداد L منبع اطلاعاتی باشد، رابطه ۲۳ بر اساس رابطه ۲۰ تعریف خواهد شد (Jerome, 2000).

$$m = m_1 \oplus m_2 \dots \oplus m_j \dots \oplus m_l \quad (23)$$

رگرسیون بردار پشتیبان

روش مبتنی بر یادگیری آماری قوی به نام ماشین بردار پشتیبان که توسط واپنیک (Vapnik, 2000) ارائه شد. این روش به دو دسته ماشین بردار کلاسه بندی و ماشین بردار رگرسیون تقسیم می‌شود. SVR می‌تواند به عنوان یک مدل پیش بینی و ابزاری کاربردی برای حل مسائل تشخیص الگو استفاده شود. این الگوریتم قادر به مدل سازی مسائل خطی، غیرخطی و پیچیده، بوده و از مزایای آن می‌توان به سرعت بالا در آموزش، دقت بالا و احتمال پایین بیش برآزش داده‌ها اشاره کرد. رابطه مفهوم غیرخطی SVR به صورت رابطه ۲۴ بیان می‌شود (Smola & Schölkopf, 2004):

$$\begin{aligned} &\text{minimize} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ &\text{subject to} \quad \begin{cases} y_i - t_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ t_i - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, N \end{cases} \end{aligned} \quad (24)$$

در رابطه ۲۴ $C > 0$ یک پارامتر تنظیمی است که بر دقت مدل تأثیر می‌گذارد. بنابراین اگر C به اندازه کافی بزرگ انتخاب شود، می‌توان از خطای پیش بینی کوچک اطمینان حاصل کرد. دو پارامتر میزان تخطی (ξ_i, ξ_i^*) نیز تابع هدف را به حداقل می‌رسانند. تابع رگرسیون نهایی را می‌توان با استفاده از معادلات بالا محاسبه کرد (Smola & Schölkopf, 2004). به صورت کلی الگوریتم SVR دارای سه فرایند اصلی شامل ε, c و C است که باید در مرحله آموزش مقادیر بهینه آن‌ها تنظیم شود و قابلیت تعمیم SVR به تنظیم بهینه این سه فرایند را وابسته است (Fattahi & Babanouri, 2017).

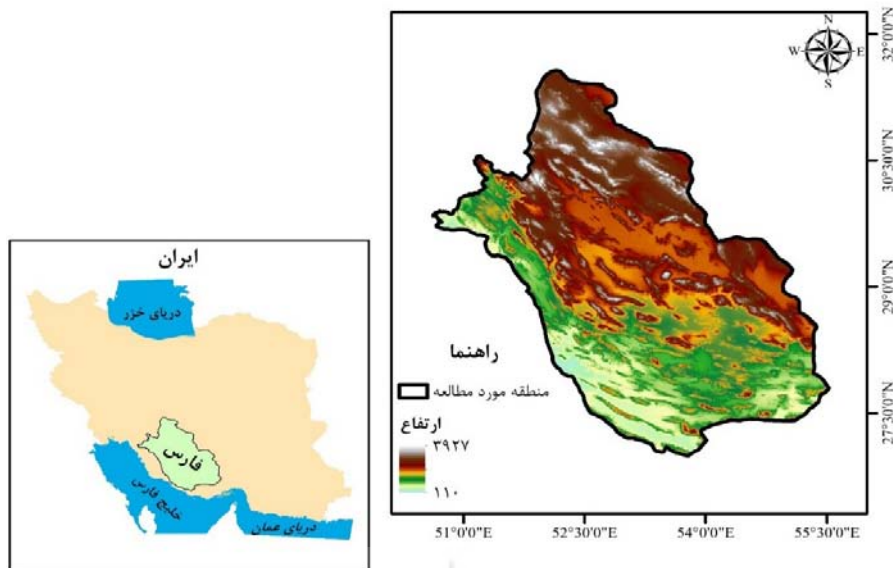
الگوریتم بهینه ساز گرگ خاکستری

الگوریتم بهینه ساز گرگ خاکستری در سال ۲۰۱۴ با الهام از شکار گرگ‌های خاکستری در طبیعت توسط میرجلیلی و همکاران ارائه شد (Mirjalili et al., 2014). GWO یک الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر هوش ازدحامی بوده که به عنوان یک الگوریتم سریع در این دسته شناخته شده است (Makhadmeh et al., 2024).

یافته‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان فارس یکی از مناطق جنوبی ایران است که با مساحت ۱۲۳۹۴۶ کیلومتر مربع، چهارمین استان وسیع کشور به شمار می‌آید. این استان در عرض‌های جغرافیایی ۲۷ درجه و ۲ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۳۸ دقیقه شمالی و در طول‌های ۵۰ درجه و ۴۲ دقیقه تا ۵۵ درجه و ۳۸ دقیقه شرقی از نصف النهار مبدأ واقع شده است. از نظر اقلیمی، استان فارس به سه بخش معتدل، کوهستانی و گرم تقسیم می‌شود و در دامنه ارتفاعی ۱۱۰ تا ۳۹۲۷ متر قرار دارد. بیش از ۷۰ درصد مساحت این استان را مناطق کوهستانی تشکیل



شکل ۲. منطقه مورد مطالعه واقع در استان فارس، ایران

نیروگاه‌ها می‌تواند هزینه‌های مربوط به نصب و نگهداری را در مراحل اجرایی و بهره‌برداری کاهش دهد. در این تحقیق، با توجه به داده‌های مکانی موجود و همچنین، نتایج تحقیقات پیشین، ۹ معیار اصلی برای مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی انتخاب شده که اهمیت آن‌ها در فرایند تصمیم‌گیری به‌خوبی اثبات شده است. این معیارها در جدول ۲ به‌طور کامل شرح داده شده‌اند.

تهیه لایه‌های اطلاعاتی معیارهای تصمیم‌گیری

انتخاب معیارهای مناسب برای مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی تأثیر زیادی بر عملکرد و سودآوری این نیروگاه‌ها دارد. برای بهینه‌سازی بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها، انتخاب معیارهای دقیق و صحیح در فرایند مکان‌یابی از اهمیت بالایی برخوردار است. همچنین، انتخاب مکان‌های مناسب برای نصب

جدول ۲. معیارهای استفاده‌شده برای مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی

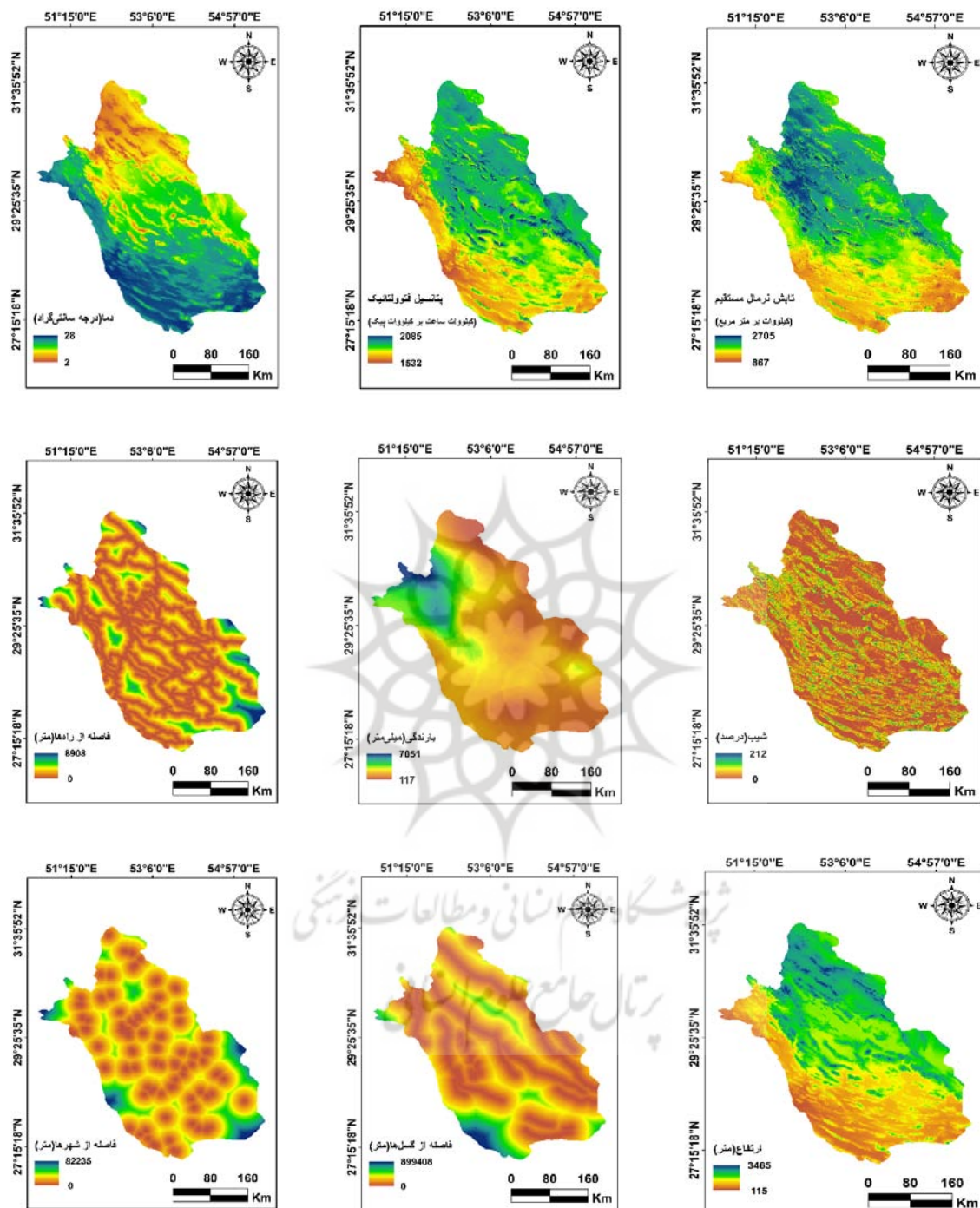
تأثیر	اهمیت	معیار	ردیف
مثبت	تابش نرمال مستقیم به مقدار تابش خورشیدی گفته می‌شود که بر سطحی عمود بر پرتوهای خورشید می‌تابد. این نوع تابش در شرایطی که خورشید عمودی به سطح می‌تابد، اهمیت دارد. هرچه تابش نرمال مستقیم یک مکان بیشتر باشد، پتانسیل تولید انرژی خورشیدی آن مکان بالاتر بوده برای احداث نیروگاه خورشیدی مناسب‌تر است (Islam et al., 2024; Qasimi et al., 2023).	تابش نرمال مستقیم (کیلووات بر مترمربع) (Direct Normal Irradiation)	۱
مثبت	پتانسیل فتوولتائیک به میزان انرژی الکتریکی تولیدشده از نور خورشید در واحد سطح یک سیستم خورشیدی گفته می‌شود و بیانگر ظرفیت تولید برق خورشیدی در یک مکان خاص است. این شاخص با توجه به عواملی مانند تابش خورشیدی، دما، پوشش ابر و ویژگی‌های جغرافیایی منطقه محاسبه می‌شود. مکان‌هایی با پتانسیل فتوولتائیک بالاتر، برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی مناسب‌تر هستند و قابلیت بهره‌برداری بیشتری از انرژی خورشیدی دارند (Ahadi et al., 2023; Hassan et al., 2023; Imam et al., 2024; Neisani Samani & Tahouni, 2019).	پتانسیل فتوولتائیک (کیلووات ساعت بر کیلووات پیک) (Photovoltaic Power Potential)	۲
منفی	دمای هوا تأثیر مستقیمی بر عملکرد نیروگاه‌های خورشیدی دارد، به طوری که افزایش دما موجب کاهش بازدهی سلول‌های فتوولتائیک می‌شود. بنابراین، مناطق با دماهای معتدل برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی مناسب‌تر هستند، زیرا دماهای بسیار بالا یا بسیار پایین می‌توانند کارایی سیستم را کاهش دهند (Ahadi et al., 2023; Hassan et al., 2023; Islam et al., 2024; Heidary Dahooie et al., 2022).	دما (درجه سانتی‌گراد)	۳
منفی	با افزایش شیب زمین، پتانسیل یک منطقه برای استفاده صنعتی کاهش می‌یابد. مناطق مسطح یا با شیب کم برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی مناسب‌تر هستند، زیرا هزینه زیرسازی و نصب سیستم‌های فتوولتائیک در این مناطق کمتر است. در مقابل، شیب زیاد موجب افزایش هزینه‌ها و دشواری‌های اجرایی می‌شود. بنابراین، هرچه شیب یک مکان کمتر باشد، آن مکان برای احداث نیروگاه خورشیدی مناسب‌تر خواهد بود (Ayough et al., 2022; Heidary Dahooie et al., 2022).	شیب (درصد)	۴
منفی	بارندگی زیاد می‌تواند باعث فرسایش خاک و کاهش کارایی صفحات فتوولتائیک شود و عمر مفید سیستم‌های خورشیدی را کاهش دهد. بنابراین، مناطق با بارندگی کمتر برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی مناسب‌تر هستند، زیرا پایداری و دوام سیستم‌ها افزایش یافته و هزینه‌های نگهداری کاهش می‌یابد (Ahadi et al., 2023; Li et al., 2024; Wang et al., 2021).	بارندگی (میلی‌متر)	۵

ردیف	معیار	اهمیت	تأثیر
۶	فاصله از راهها (متر)	فاصله کمتر از راهها موجب کاهش هزینه‌های ساخت، نگهداری و انتقال انرژی در نیروگاه‌های خورشیدی می‌شود و اجرای پروژه را تسهیل می‌کند. بنابراین، نزدیکی به مسیرهای دسترسی یکی از معیارهای مهم برای انتخاب محل مناسب احداث نیروگاه خورشیدی است (Heidary Dahooie et al., 2022; Islam et al., 2024; Li et al., 2024; Rane et al., 2024; Şahin et al., 2024).	منفی
۷	ارتفاع (متر)	مناطق مرتفع به دلیل رقیق تر بودن جو، پتانسیل بالاتری برای دریافت انرژی خورشیدی دارند، اما افزایش ارتفاع می‌تواند هزینه‌های ساخت، انتقال تجهیزات و بهره‌برداری را افزایش دهد. بنابراین، ارزیابی تناسب محل احداث نیروگاه خورشیدی در مناطق مرتفع باید با در نظر گرفتن مزایای فنی و هزینه‌های اجرایی به صورت متوازن انجام شود (Heidary Dahooie et al., 2022; Rane et al., 2024; Şahin et al., 2024).	مثبت
۸	فاصله از گسل‌ها (متر)	رعایت فاصله مناسب از گسل‌ها برای افزایش ایمنی نیروگاه‌های خورشیدی ضروری است، زیرا نزدیکی به گسل‌ها خطر آسیب به تجهیزات هنگام زلزله را افزایش می‌دهد. بنابراین، هرچه فاصله یک محل از گسل‌ها بیشتر باشد، ایمنی و پایداری نیروگاه خورشیدی افزایش می‌یابد و محل برای احداث نیروگاه مناسب‌تر خواهد بود (Fard et al., 2022).	مثبت
۹	فاصله از مراکز شهری (متر)	نزدیکی نیروگاه خورشیدی به مراکز جمعیتی و شهری باعث کاهش هزینه‌های انتقال انرژی و تسهیل دسترسی به شبکه برق، نیروی انسانی و تجهیزات می‌شود. بنابراین، هرچه فاصله نیروگاه از مراکز شهری کمتر باشد، آن مکان برای احداث نیروگاه خورشیدی مناسب‌تر است (Ayough et al., 2022; Islam et al., 2024).	منفی

در این تحقیق، از ابزارهای مختلف موجود در نرم‌افزار ArcGIS 10.8 برای پردازش داده‌ها استفاده شد. این ابزارها شامل Project Raster و Project برای تبدیل سیستم تصویر داده‌ها، Extract By Mask برای برش لایه‌ها، Kriging برای درون‌یابی داده‌های ایستگاه‌های باران سنجی، Slope برای تولید لایه شیب، و Euclidean Distance برای محاسبه فاصله‌ها از مراکز شهری، راه‌ها و گسل‌ها بودند. داده‌های سه لایه شامل پتانسیل فتوولتائیک، تابش نورمال مستقیم و دما، با بهره‌گیری از ابزار Resample و با روش Nearest Neighbor، با اندازه پیکسل ۱۰۰ متر پردازش و تولید شدند. در نهایت، لایه‌های مکانی معیارهای تصمیم‌گیری برای استفاده در فرایند مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی آماده شدند.

جدول ۳. مشخصات داده‌های جمع‌آوری شده برای تولید لایه مکانی معیارهای تصمیم‌گیری

معیار	اختصار	داده	منبع داده
تابش نورمال مستقیم	C1	نقشه تابش نورمال مستقیم	https://solargis.com
پتانسیل فتوولتائیک	C2	نقشه پتانسیل فتوولتائیک	https://solargis.com
دما	C3	نقشه دما	https://solargis.com
شیب	C4	DEM	https://earthexplorer.usgs.gov
بارندگی	C5	داده‌های ایستگاه‌های بارانسنجی	https://www.irimo.ir
فاصله از راه‌ها	C6	راه‌های کشور	https://www.openstreetmap.org
ارتفاع	C7	مدل ارتفاعی رقومی (DEM)	https://earthexplorer.usgs.gov
فاصله از گسل‌ها	C8	گسل‌های فعال کشور	www.iiees.ac.ir
فاصله از مراکز شهری	C9	مراکز شهری کشور	https://www.openstreetmap.org



شکل ۳. نقشه معیارهای تصمیم‌گیری برحسب تابش نرمال مستقیم، پتانسیل فتوولتائیک، دما، شیب، بارندگی، فاصله از راه‌ها، ارتفاع، فاصله از کسل‌ها و فاصله از مراکز شهری

میان معیارهای جدول ۴ مشخص کنند. بر اساس رأی اکثریت، معیارهای ارتفاع و پتانسیل فتوولتائیک به ترتیب به عنوان بدترین و بهترین معیار در مکان یابی نیروگاه خورشیدی انتخاب شدند. در گام بعدی، یک پرسشنامه طراحی شد تا مقایسه بهترین معیار با سایر معیارها (بردار BO) و همچنین، مقایسه دیگر معیارها با بدترین معیار (بردار OW) انجام گیرد. این پرسشنامه در اختیار کارشناسان قرار گرفت تا نظر خود را درباره اولویت های نسبی این معیارها ارائه دهند. پس از جمع آوری نظرات کارشناسان، برای به دست آوردن بردارهای نهایی که برای استفاده در روش BWM به کار می روند، از میانگین هندسی بردارهای ارائه شده توسط کارشناسان استفاده شد. نتایج نهایی به طور مشابه در جدول ۴ ارائه شدند. این بردارها به عنوان ورودی برای محاسبه وزن های معیارهای تصمیم گیری در روش BWM مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول ۴. نتایج حاصل از روش وزن دهی BWM

C9	C8	C7	C6	C5	C4	C3	C2	C1	بردار
۴/۹۱۰	۳/۴۵۴	۹/۰۰۰	۷/۱۳۱	۴/۸۱۷	۵/۴۸۳	۳/۲۶۸	۱/۰۰۰	۲/۳۶۴	بردار بهترین به همه
۱/۷۹۶	۱/۳۳۹	۱/۰۰۰	۱/۳۷۱	۱/۹۸۲	۱/۷۵۷	۲/۹۵۴	۹/۰۰۰	۴/۳۵۹	بردار همه به بدترین
۰/۰۷۹	۰/۰۵۲	۰/۰۴۳	۰/۰۵۵	۰/۰۸۲	۰/۰۷۵	۰/۱۱۷	۰/۳۷۳	۰/۱۷۱	وزن

کدنویسی شد. بر اساس نظرات هر کارشناس و مقایسات انجام شده، یک بردار وزن برای هر کارشناس محاسبه شد. این بردارها که شامل وزن های نسبی معیارها بودند، در جدول ۵ نشان داده شدند. در نهایت، برای تلفیق بردارهای وزن ارائه شده توسط کارشناسان، از میانگین هندسی استفاده شد. این روش به طور مؤثری وزن های نهایی معیارها را به دست می دهد که در ستون آخر جدول ۵ به طور دقیق ذکر شده اند. این وزن های نهایی برای ارزیابی و تصمیم گیری در فرایند مکان یابی نیروگاه خورشیدی استفاده شدند.

جدول ۵. نتایج حاصل از روش وزن دهی SWARA

معیار	کارشناس ۱	کارشناس ۲	کارشناس ۳	کارشناس ۴	کارشناس ۵	کارشناس ۶	کارشناس ۷	کارشناس ۸	کارشناس ۹	کارشناس ۱۰	وزن نهایی
C1	۰.۱۴۹	۰.۱۵۶	۰.۱۴۶	۰.۱۶۱	۰.۱۵۱	۰.۱۵۹	۰.۱۵۷	۰.۱۴۹	۰.۱۵۲	۰.۱۵۳	۰.۱۵۳
C2	۰.۱۶۶	۰.۱۷۱	۰.۱۶۹	۰.۱۷۵	۰.۱۷۰	۰.۱۶۶	۰.۱۶۸	۰.۱۷۳	۰.۱۷۱	۰.۱۶۸	۰.۱۷۰
C3	۰.۱۳۵	۰.۱۳۴	۰.۱۲۳	۰.۱۴۳	۰.۱۲۷	۰.۱۴۱	۰.۱۴۹	۰.۱۳۳	۰.۱۲۸	۰.۱۳۰	۰.۱۳۵
C4	۰.۱۲۰	۰.۱۱۲	۰.۱۰۸	۰.۱۱۶	۰.۱۰۱	۰.۱۲۹	۰.۱۰۵	۰.۱۰۶	۰.۱۰۹	۰.۰۸۹	۰.۱۰۹
C5	۰.۱۱۳	۰.۱۲۲	۰.۱۲۸	۰.۱۳۲	۰.۱۰۸	۰.۱۲۴	۰.۱۳۴	۰.۱۲۰	۰.۱۱۶	۰.۱۱۰	۰.۱۲۰
C6	۰.۰۹۰	۰.۰۸۴	۰.۰۹۵	۰.۰۹۲	۰.۰۸۸	۰.۰۹۹	۰.۰۸۸	۰.۰۹۳	۰.۰۸۱	۰.۰۷۶	۰.۰۸۸
C7	۰.۰۷۴	۰.۰۷۵	۰.۰۷۷	۰.۰۷۸	۰.۰۷۳	۰.۰۷۵	۰.۰۷۳	۰.۰۷۹	۰.۰۷۵	۰.۰۷۱	۰.۰۷۵
C8	۰.۰۹۴	۰.۰۷۷	۰.۰۸۱	۰.۰۸۹	۰.۰۸۲	۰.۰۸۸	۰.۰۸۰	۰.۰۸۵	۰.۰۸۸	۰.۰۷۹	۰.۰۸۴
C9	۰.۱۰۹	۰.۱۲۵	۰.۱۲۱	۰.۱۲۰	۰.۱۰۵	۰.۱۱۳	۰.۱۲۵	۰.۱۰۱	۰.۱۰۷	۰.۱۱۶	۰.۱۱۴

کدنویسی شده و نتایج نهایی وزن های معیارهای تصمیم گیری به دست آمده از دو روش BWM و SWARA محاسبه شده است. این ترکیب با هدف افزایش دقت و کاهش خطاهای احتمالی ناشی از استفاده تنها از یک روش وزن دهی انجام شده است. نتایج وزن های به دست آمده از دو روش BWM و SWARA، همچنین وزن نهایی حاصل از ترکیب این دو روش با استفاده از تئوری دمپستر - شفر، در جدول ۶ ارائه شده است. این وزن های نهایی به عنوان ورودی برای فرایندهای بعدی تصمیم گیری و تحلیل در فرایند مکان یابی نیروگاه خورشیدی مورد استفاده قرار می گیرند.

نتایج عددی روش های وزن دهی

در این بخش، نتایج حاصل از فرایند وزن دهی معیارها و تهیه نقشه تناسب اراضی برای مکان یابی نیروگاه های خورشیدی ارائه می شود. ابتدا وزن معیارهای تصمیم گیری با استفاده از دو روش BWM و SWARA و تلفیق آن ها به کمک تئوری دمپستر - شفر محاسبه شد. هدف از این بخش، تحلیل جامع یافته ها و بررسی میزان کارایی و دقت رویکردهای مورد استفاده در شناسایی مناطق مناسب برای توسعه نیروگاه های خورشیدی است.

نتایج حاصل از وزن دهی با روش بهترین - بدترین به منظور محاسبه وزن معیارهای تصمیم گیری با استفاده از روش BWM، ابتدا از ۱۰ کارشناس در زمینه مهندسی برق - الکترونیک و فتونیک و مهندسی GIS درخواست شد که بهترین و بدترین معیار مکان یابی نیروگاه خورشیدی را از

نتایج حاصل از وزن دهی با روش سوارا

به منظور محاسبه وزن معیارهای تصمیم گیری با استفاده از روش SWARA، ابتدا از ۱۰ کارشناس مشارکت کننده درخواست شد که معیارهای مکان یابی نیروگاه خورشیدی را با استفاده از دانش و تجربیات خود رتبه بندی کرده و سپس اهمیت نسبی هر معیار نسبت به معیار قبلی را مشخص کنند. این ارزیابی و مقایسات زوجی برای تعیین اولویت های نسبی معیارها انجام شد. در گام بعدی، فرایند روش SWARA در محیط برنامه نویسی Matlab 2018b

نتایج وزن دهی با روش تلفیق دمپستر - شفر

در این قسمت، به منظور بهره برداری از مزایای هر دو روش وزن دهی BWM و SWARA و همچنین افزایش دقت و صحت فرایند وزن دهی، وزن های به دست آمده از این دو روش با استفاده از تئوری دمپستر - شفر تلفیق شده اند. در این فرایند، وزن های به دست آمده از هر دو روش به عنوان توابع جرم در نظر گرفته می شوند. سپس، با استفاده از تئوری دمپستر - شفر، این توابع جرم ترکیب می شوند تا یک وزن نهایی برای هر معیار محاسبه شود. مراحل اجرای تئوری دمپستر - شفر برای ترکیب وزن ها در محیط Matlab 2018b

جدول ۶. نتایج وزن‌های به‌دست‌آمده از دو روش BWM و SWARA و وزن نهایی حاصل از ترکیب این دو روش با استفاده از تئوری تلفیق دمپستر-شفر

معیار	روش BWM	روش SWARA	روش تلفیقی
C1	۰/۱۷۱	۰/۱۵۳	۰/۱۸۲
C2	۰/۳۷۳	۰/۱۷۰	۰/۴۳۴
C3	۰/۱۱۷	۰/۱۳۵	۰/۱۰۸
C4	۰/۰۷۵	۰/۱۰۹	۰/۰۵۴
C5	۰/۰۸۲	۰/۱۲۰	۰/۰۶۳
C6	۰/۰۵۵	۰/۰۸۸	۰/۰۳۲
C7	۰/۰۴۳	۰/۰۷۵	۰/۰۲۱
C8	۰/۰۵۲	۰/۰۸۴	۰/۰۳۰
C9	۰/۰۷۹	۰/۱۱۴	۰/۰۵۹

تهیه نقشه تناسب اراضی

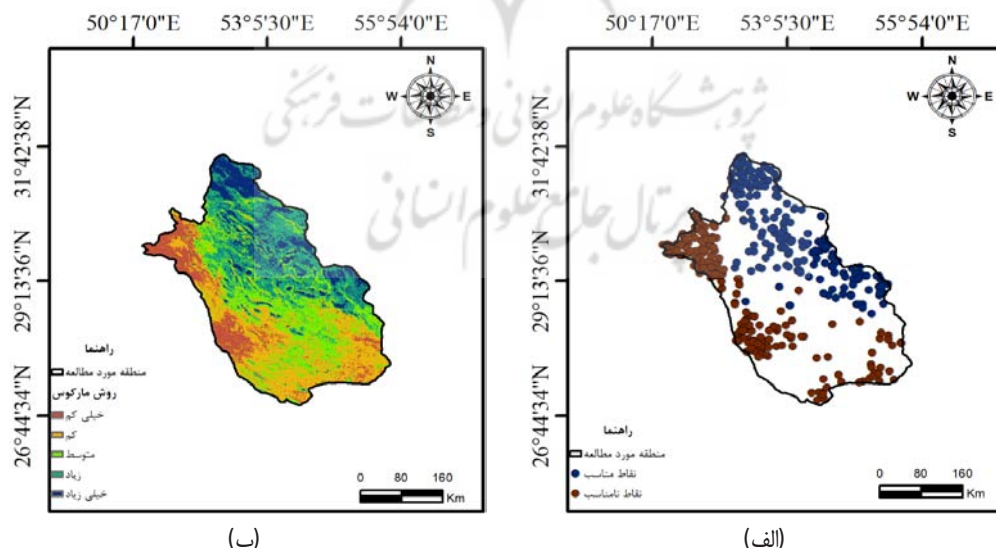
در این قسمت، به منظور پیاده‌سازی رویکرد یادگیری ماشین پیشنهادی، ابتدا مجموعه داده مرجع بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از روش مارکوس تولید شد. این مجموعه داده مرجع شامل ویژگی‌های مختلف معیارهای تصمیم‌گیری است که برای تعیین تناسب اراضی جهت احداث نیروگاه خورشیدی استفاده می‌شوند. در گام بعدی، فرایند بهینه‌سازی فراپارامترهای روش رگرسیون بردار پشتیبان با استفاده از الگوریتم فراابتکاری بهینه‌ساز گرگ خاکستری تنظیم شد. الگوریتم GWO برای تنظیم دقیق فراپارامترهای SVR به کار گرفته شد تا دقت مدل پیش‌بینی به حداکثر برسد. این فرایند به طور مؤثری به بهینه‌سازی عملکرد مدل در مدل‌سازی انتخاب مکان‌های مناسب برای احداث نیروگاه خورشیدی کمک کرد. در نهایت، پس از تنظیم فراپارامترها و آموزش مدل، نقشه تناسب اراضی برای احداث نیروگاه خورشیدی تهیه شد.

روش مارکوس

به منظور ترکیب معیارهای تصمیم‌گیری با استفاده از روش مارکوس، ابتدا بردار وزن به‌دست‌آمده از روش ترکیبی (تئوری دمپستر - شفر) به عنوان ورودی برای ترکیب معیارها در روش مارکوس استفاده شد. در گام بعدی، نقشه تناسب اراضی ایجادشده در شکل (۴-ب) با روش مارکوس پیاده‌سازی شد.

پیاده‌سازی رویکرد یادگیری ماشین

بر اساس نقشه تناسب اراضی محاسبه‌شده با روش مارکوس، یک مجموعه داده مرجع مطابق شکل (۴-الف) تولید شد. برای این منظور، ابتدا در مناطق با کلاس تناسب خیلی کم و خیلی زیاد مجموعه‌ای از نقاط به صورت تصادفی ایجاد شد. سپس، مقادیر لایه‌های معیارهای تصمیم‌گیری برای این نقاط استخراج شد. این مجموعه داده مرجع به عنوان ورودی روش یادگیری ماشین استفاده شد.



شکل ۴. (الف) مجموعه داده مرجع تولیدشده با استفاده از روش مارکوس و (ب) نقشه تناسب اراضی محاسبه‌شده با استفاده از روش مارکوس

مدل‌های یادگیری ماشین داشته باشد، در تحقیق حاضر ابتدا مجموعه داده آموزش با استفاده از روش نرمال‌سازی Z-Score نرمال شد. سپس، پارامترهای نرمال‌سازی هر معیار بر اساس مجموعه داده آموزش تعیین شد. این پارامترها

در گام بعدی، مجموعه داده مرجع تولیدشده به دو قسمت آموزش و آزمون تقسیم شد. این تقسیم‌بندی به منظور ارزیابی مدل یادگیری ماشین انجام شد. با توجه به اینکه نرمال‌سازی داده‌ها می‌تواند تأثیر مثبتی بر عملکرد

که شامل میانگین و انحراف معیار هر معیار هستند، در جدول ۷ ارائه شده است.

$$Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \quad (32)$$

جدول ۷. پارامترهای نرمال سازی معیارهای تصمیم گیری

معیار	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
میانگین	۲۳۴۷/۰۲	۱۸۹۸/۲۴	۱۸/۷۶	۱۷/۲۷	۳۷۰/۰۶	۷۸۶۵/۴۵	۱۵۱۶/۱۲	۱۹۱۸۲/۱۱	۲۳۵۸۳/۱۸
انحراف معیار	۲۰۶/۳۸	۸۴/۸۴	۵/۵۱	۱۷/۸۲	۱۰۳/۹۶	۷۰۰۳/۷۶	۷۶۲/۸۶	۱۳۵۳۵/۰۲	۱۷۳۲۵/۵۲

سپس در مرحله بهینه سازی فرایارامتر، ابتدا الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) در محیط برنامه نویسی Matlab 2018b به منظور تنظیم سه فرایارامتر مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) شامل پارامترهای C، (σ) و Epsilon (ε) کدنویسی شده است. مشخصات الگوریتم GWO پیشنهادی در جدول ۸ ارائه شده است. در این فرایند، تابع هدف برابر با میانگین مقادیر RMSE برای هر ۵ مدل SVR تولید شده با مجموعه های داده آموزشی است. مدل SVR که کمترین مقدار RMSE را داشته باشد، به عنوان بهترین مدل انتخاب می شود و خروجی نهایی مدل نظیر آن در نظر گرفته می شود.

طبق جدول ۷، میانگین و انحراف معیار معیارهای مختلف (C1 تا C9) بیانگر گستره و پراکندگی قابل توجه داده ها در سطح منطقه مورد مطالعه است. به عنوان مثال، معیار تابش نرمال مستقیم (C1) با میانگین ۲۳۴۷/۰۲ و انحراف معیار ۲۰۶/۳۸، تنوع بالایی این شاخص را نشان می دهد. همچنین، معیار پتانسیل فتوولتائیک (C2) دارای میانگین ۱۸۹۸/۲۴ و انحراف معیار ۸۴/۸۴ است که بیانگر توزیع متعادل تر این متغیر در نمونه ها است. این نتایج صحت تصمیم به استفاده از نرمال سازی را تأیید می کند، زیرا اختلاف مقیاس میان معیارها می تواند تأثیر نامطلوبی بر عملکرد مدل های یادگیری ماشین داشته باشد. در مرحله آماده سازی داده، مجموعه داده آموزش به ۵ قسمت تقسیم شد.

جدول ۸. مشخصات الگوریتم گرگ خاکستری

تعداد تکرار	۲۰۰
تعداد جمعیت	۱۰۰
تعداد پارامترها	۳
بازه پارامترها	[۰, ۱]
تابع هدف	O=mean(RMSE _{Validation} (The five SVR Models))
شرط توقف	تابع هدف برابر با ۰ یا رسیدن به ۲۰۰ تکرار

پس از پیاده سازی رویکرد یادگیری ماشین یادشده، مدل SVR نهایی با معیارهای ارزیابی ارائه شده در جدول ۹ به دست آمد.

جدول ۹. معیارهای ارزیابی مدل SVR نهایی

مجموعه داده	MSE	RMSE	NRMSE	MAE	R	R ²
آموزش	۰/۰۰۰۶	۰/۰۲۵۱	۰/۰۵۰۵	۰/۰۱۵۵	۰/۹۹۸۸	۰/۹۹۷۵
آزمون	۰/۰۰۱۹	۰/۰۴۳۸	۰/۰۸۸۸	۰/۰۳۱۷	۰/۹۹۶۳	۰/۹۹۲۳

بسیار اندک مدل در پیش بینی است. همچنین، مقدار ضریب تعیین (R²) برابر با ۰/۹۹۷۵ برای آموزش و ۰/۹۹۲۳ برای آزمون، نشان دهنده تطابق قوی نتایج مدل با داده های واقعی دارد. مقدار MAE پایین در هر دو مجموعه نیز نشان از دقت مدل است. همچنین، بردار موقعیت سه راه حل آلفا، بتا و دلتا به همراه مقدار تابع هدف هر راه حل در جدول ۱۰ ارائه شده است.

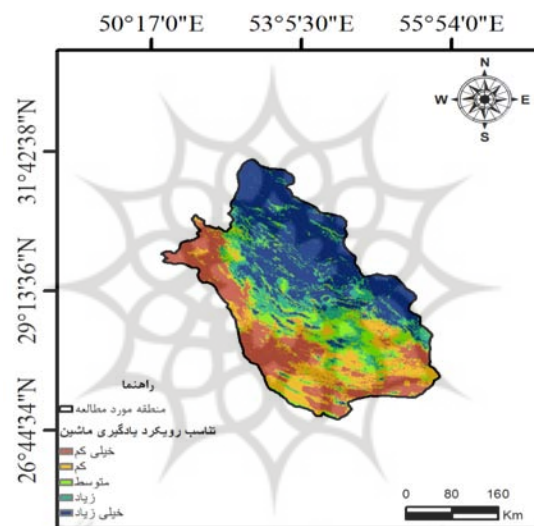
پس از تکمیل آموزش مدل، ارزیابی مدل SVR نهایی با استفاده از معیارهای متداول صورت گرفت (جدول ۹). نتایج نشان می دهد مدل نهایی از نظر دقت و همبستگی عملکرد بسیار مطلوبی دارد؛ به گونه ای که مقدار MSE برای داده های آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۰۰۰۶ و ۰/۰۰۱۹ و مقدار RMSE به ترتیب ۰/۰۲۵۱ و ۰/۰۴۳۸ به دست آمده است. این مقادیر پایین نشان دهنده خطای

جدول ۱۰. بردار موقعیت و تابع هدف سه راه حل آلفا، بتا و دلتا

تابع هدف	پارامتر Epsilon (ϵ)	پارامتر C	پارامتر Sigma (σ)	راه حل
۰/۰۴۹۵	۰/۰۳۷۸	۰	۰/۰۵۰۲	راه حل آلفا
۰/۰۴۹۵	۰/۰۳۷۸	۰	۰/۰۵۰۴	راه حل بتا
۰/۰۴۹۵	۰/۰۳۷۷	۰	۰/۰۴۹۸	راه حل دلتا

حساسیت بالا نسبت به تغییرات پارامترهاست. این همگرایی نتایج موجب اطمینان بخشی در انتخاب پارامترهای مدل نهایی شده است. در مجموع، تحلیل داده‌ها و خروجی جدول‌ها نشان می‌دهد فرایند آماده‌سازی داده‌ها، بهینه‌سازی فرایند پارامترها و آموزش مدل SVR به شکل مؤثری انجام شده و مدل نهایی از دقت و پایداری بالایی برای پیش‌بینی تناسب اراضی جهت احداث نیروگاه خورشیدی برخوردار است.

در نهایت تناسب اراضی هر پیکسل از منطقه مورد مطالعه به وسیله مدل SVR نهایی پیش‌بینی شده و نقشه آن همانند شکل ۵ تهیه شده است. در نهایت، نتایج به دست آمده از الگوریتم GWO برای سه راه حل آلفا، بتا و دلتا (جدول ۱۰) بسیار نزدیک به یکدیگر است و مقدار تابع هدف آن‌ها برابر با ۰/۰۴۹۵ است. مقادیر به دست آمده برای پارامترهای σ ، C و ϵ در این سه راه حل تفاوت ناچیزی با هم دارند که نشان‌دهنده پایداری فرایند بهینه‌سازی و نبود



شکل ۵. نقشه تناسب اراضی به دست آمده از رویکرد یادگیری ماشین

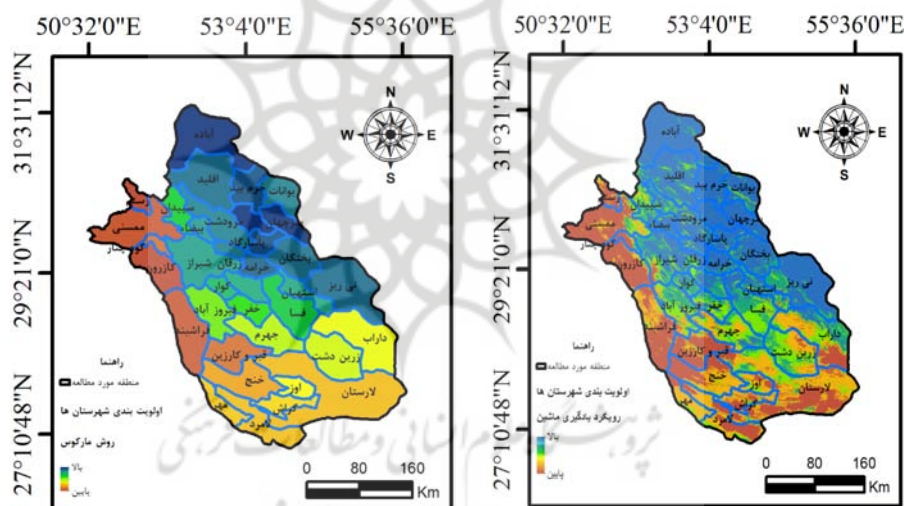
می‌تواند کاربرد عملی تحقیق حاضر را تکمیل کند. برای این منظور، میانگین تناسب پیکسل‌های هر شهرستان با استفاده از ابزار Zonal Statistics در محیط نرم‌افزار ArcGIS 10.8 محاسبه و در شکل ۷ ارائه شده است. در این شکل، عملکرد اولویت‌بندی شهرستان‌ها بر اساس نتایج حاصل از روش مارکوس و رویکرد یادگیری ماشین نمایش داده شده است. به طور کلی، شهرستان‌های آباده، سرچهان، پاسارگاد، بوانات و خرم‌بید به عنوان اولویت‌های اصلی برای احداث نیروگاه خورشیدی شناسایی شده‌اند. این شهرستان‌ها به دلیل داشتن بیشترین تناسب برای احداث نیروگاه خورشیدی باید در اولویت قرار گیرند. از سوی دیگر، شهرستان‌های کازرون، فراسیند، قیر و کارزین، رستم و ممسنی در انتهای اولویت‌ها قرار دارند، زیرا این مناطق از نظر تناسب برای احداث نیروگاه خورشیدی کمتر مناسب تشخیص داده شده‌اند. این تحلیل به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کند تا با توجه به اولویت‌های جغرافیایی و تناسب اراضی، مکان‌های بهینه برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی را شناسایی کنند. همچنین، درصد کلاس‌های تناسب دو روش مارکوس و رویکرد یادگیری ماشین در شکل ۶ نشان داده شده است.

ارزیابی عملکرد دو روش مدل‌سازی

در رویکرد یادگیری ماشین، فرایند پارامترهای مدل SVR با استفاده از الگوریتم فراابتکاری GWO تنظیم شدند. مدل نهایی که با این تنظیمات به دست آمد، دارای پارامترهای ارزیابی مطلوب بود و درصد کلاس‌های تناسب هر دو روش مارکوس و یادگیری ماشین در شکل ۶ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، درصد مناطق مستعد برای احداث نیروگاه خورشیدی در رویکرد یادگیری ماشین بیش از دو برابر میزان پیش‌بینی شده توسط روش مارکوس بوده است. به طور کلی، ۴۸ درصد از منطقه مورد مطالعه در رویکرد یادگیری ماشین به عنوان مناطقی با تناسب زیاد و خیلی زیاد برای احداث نیروگاه خورشیدی شناسایی شده است. در مقابل، روش مارکوس در تمام کلاس‌های تناسب، در مجموع ۳۹ درصد از منطقه مورد مطالعه را به عنوان مناطقی با تناسب زیاد و خیلی زیاد برای احداث نیروگاه خورشیدی شناسایی کرده است. این مقایسه نشان‌دهنده بهبود دقت در پیش‌بینی مناطق مستعد برای احداث نیروگاه خورشیدی با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین است. اولویت‌بندی شهرستان‌های استان فارس به منظور احداث نیروگاه خورشیدی



شکل ۶. درصد کلاس‌های تناسب‌های روش‌های مارکوس و رویگرد یادگیری ماشین



شکل ۷. اولویت‌بندی شهرستان‌های استان فارس به منظور احداث نیروگاه خورشیدی با استفاده از روش‌های مارکوس و رویگرد یادگیری ماشین

بحث و نتیجه‌گیری

تحقیقات پیشین انتخاب شدند. در فرایند انتخاب این معیارها، تلاش شد که تعداد معیارها تا حد ممکن محدود و تنها معیارهای ضروری و مؤثر در نظر گرفته شوند. معیارهای انتخاب‌شده برای مکان‌یابی شامل: تابش نرمال مستقیم، پتانسیل فتوولتائیک، دما، شیب، بارندگی، فاصله از راه‌ها، ارتفاع، فاصله از گسل‌ها و فاصله از مراکز شهری بوده است. انتخاب این ۹ معیار بر پایه دسترسی به داده‌های معتبر و براساس پشتوانه ادبیات علمی صورت گرفته است. معیارهای انتخاب‌شده شامل شاخص‌های اقلیمی، توپوگرافی و دسترسی به زیرساخت‌ها هستند که در مطالعات مشابه حیدری‌دهویی و همکاران (۲۰۲۲)، هوشنگی و همکاران (۲۰۲۳) و کریمی‌پور و آتشخ (۲۰۲۱) نیز به طور گسترده استفاده شده‌اند. محدود کردن تعداد معیارها به عوامل ضروری باعث سادگی مدل و کاهش خطای محاسباتی و در عین حال افزایش بهره‌وری آن شده است. تمامی این معیارها در اکثر تحقیقات پیشین به عنوان عوامل مؤثر در مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، معیار پتانسیل فتوولتائیک در تحقیق نیسانی سامانی و طاحونی (۲۰۱۹) و امام و

گسترش منابع انرژی تجدیدپذیر در دنیای امروز به عنوان یک نیاز ضروری و اجتناب‌ناپذیر مطرح است. انرژی خورشیدی به عنوان پاک‌ترین، در دسترس‌ترین و ارزان‌ترین نوع منابع انرژی در جهان شناخته می‌شود، که بهره‌برداری از این منبع انرژی پاک، مستلزم توجه به مسائل مختلفی از جمله موقعیت مکانی است. شناسایی مکان بهینه برای نصب و استفاده از این فناوری یکی از چالش‌های مهم در فرایند توسعه نیروگاه‌های خورشیدی است (Shorabeh et al., 2022). این مسئله باید به طور جدی در مراحل اولیه طراحی و ساخت نیروگاه‌ها مورد توجه قرار گیرد، زیرا مکان مناسب می‌تواند تأثیر مستقیمی بر عملکرد، کارایی، و هزینه‌های عملیاتی نیروگاه داشته باشد. انتخاب مکان بهینه با توجه به عواملی مانند تابش خورشیدی، شرایط جغرافیایی، و زیرساخت‌ها، نقشی حیاتی در بهره‌برداری بهینه از انرژی خورشیدی دارد و به تضمین تأمین پایدار و کارآمد انرژی کمک می‌کند. در تحقیق حاضر، معیارهای مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی فتوولتائیک بر اساس

زیاد بر خوردار است. با توجه به نتایج تحقیق استیوچ و همکاران (۲۰۲۰) و پایداری بالای مورد اشاره در آن برای روش مارکوس، نقشه تناسب اراضی این روش به منظور تولید داده‌های مرجع برای رویکرد یادگیری ماشین در نظر گرفته شد. این رویکرد یادگیری ماشین بر مبنای داده‌های مرجع تولید شده از روش مارکوس به منظور شناسایی مکان‌های مناسب برای احداث نیروگاه خورشیدی استفاده شد.

در رویکرد یادگیری ماشین، بر مبنای داده‌های مرجع تولید شده در رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره، فرآیندهای مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) تنظیم شد و نقشه تناسب اراضی به وسیله آن پیش‌بینی گردید. در این فرآیند، از الگوریتم فرآیندکاری بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) به منظور تنظیم فرآیندهای مدل استفاده شده است. این الگوریتم در طی ۲۰ تکرار اول، تابع هدف را به میزان تقریباً ۰٫۰۰۳ کاهش داد، و در طی ۱۸۰ تکرار بعدی کاهش محسوسی در تابع هدف مشاهده نشد. این نتیجه نشان‌دهنده عملکرد بالا و همگرایی سریع بهینه‌ساز گرگ خاکستری است که قابلیت آن را نسبت به سایر الگوریتم‌های فرآیندکاری به طور قابل ملاحظه‌ای بالاتر می‌برد. راه حل آلفا یا مقادیر نهایی سه فرآیند مدل رگرسیون بردار پشتیبان به صورت $\sigma = 0.052$ ، $C = 0$ و $\epsilon = 0.0378$ بوده است. مدل نهایی رویکرد پیشنهادی، دارای معیارهای ارزیابی $MAE = 0.0006$ ، $MSE = 0.0251$ ، $RMSE = 0.0505$ ، $R^2 = 0.9995$ ، $R = 0.9998$ ، $NRMSE = 0.0155$ بوده است که نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل است. بر اساس نتایج رویکرد یادگیری ماشین، به ترتیب ۳۴ درصد، ۱۴ درصد، ۱۲ درصد، ۱۸ درصد و ۲۲ درصد از مساحت منطقه در کلاس‌های تناسب خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم و خیلی کم قرار داشت. به طور کلی، ۴۸ درصد از منطقه مورد مطالعه برای احداث نیروگاه خورشیدی از تناسب زیاد و خیلی زیاد برخوردار است. در نهایت، شهرستان‌های استان فارس جهت احداث نیروگاه خورشیدی اولویت‌بندی شدند. عملکرد اولویت‌بندی روش‌های مارکوس و رویکرد یادگیری ماشین تقریباً مشابه بوده است. به صورت کلی، شهرستان‌های اباده، سرچهان، پاسارگاد، بوانات و خرم‌بید باید به منظور احداث نیروگاه خورشیدی در اولویت قرار بگیرند، در حالی که شهرستان‌های کازرون، فیر و کارزین، رستم و ممسنی در اولویت‌های انتهایی قرار دارند. این یافته‌ها می‌تواند راهنمای عملی ارزشمندی برای مدیران، تصمیم‌گیرندگان و سرمایه‌گذاران در برنامه‌ریزی و توسعه بهینه نیروگاه‌های خورشیدی در مقیاس منطقه‌ای و ملی باشد. به طور خلاصه، رویکرد ترکیبی مبتنی بر تصمیم‌گیری چندمعیاره و یادگیری ماشین در این پژوهش، زمینه لازم برای انتخاب علمی و دقیق مناطق بهینه جهت توسعه انرژی خورشیدی را فراهم نموده است. در نهایت به عنوان پیشنهاد برای تحقیقات آینده می‌توان به موارد زیر توصیه کرد: ۱- فرآیند مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی، ارزیابی‌های اقتصادی و زیست‌محیطی در کنار معیارهای فنی به کار گرفته شود تا مکان‌های انتخاب شده علاوه بر کارایی فنی، از نظر پایداری اقتصادی و محیطی نیز بهینه باشند. ۲- استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی مکان‌های مناسب بررسی گردد، زیرا این مدل‌ها توانایی بالاتری در شناسایی الگوهای پیچیده داده‌ها داشته و می‌توانند دقت نتایج مکان‌یابی را افزایش دهند. ۳- به کارگیری لایه‌های کاربری و پوشش زمین و ظرفیت شبکه برق به عنوان معیارهای کمی یا لایه‌های هزینه، مطابق با رویکردهای توصیه شده در مطالعات اخیر همچون حیدری دهبی و همکاران (۲۰۲۲)، اسلام و همکاران (۲۰۲۴) و امام و همکاران (۲۰۲۴) می‌تواند خروجی مدل را از نظر اجرایی و حقوقی معتبرتر کرده و اولویت‌بندی مکان‌های بهینه را برای تصمیم‌گیرندگان تسهیل کند.

همکاران (۲۰۲۴) برای مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی مورد استفاده قرار گرفته است. معیار تابش نرمال مستقیم نیز در تعدادی محدود از تحقیقات پیشین استفاده شده است اسلام و همکاران (۲۰۲۴) و قسیمی و همکاران (۲۰۲۳)، که در تحقیق حاضر نیز به طور ویژه برای ارزیابی مکان‌های مناسب برای احداث نیروگاه خورشیدی به کار رفته است. رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره مورد استفاده در تحقیق حاضر شامل دو قسمت اصلی است: وزن‌دهی به معیارها و تلفیق لایه‌های مکانی معیارها به منظور تهیه نقشه تناسب اراضی. در این تحقیق، فرایند وزن‌دهی به معیارها با استفاده از دو روش SWARA و BWM انجام شده است. روش BWM نسبت به روش متداول وزن‌دهی AHP (تحلیل سلسله‌مراتبی) از قابلیت اطمینان و سهولت بالاتری برخوردار است. به منظور افزایش قابلیت اطمینان وزن معیارها و غلبه بر تفاوت‌های مقادیر وزن در دو روش SWARA و BWM، نتایج این دو روش با استفاده از تئوری تلفیق اطلاعات دمپستر - شفر تلفیق شده است (روش ترکیبی). این تئوری از قوی‌ترین و پرکاربردترین روش‌های تلفیق اطلاعات در سطح تصمیم‌گیری است و به طور مؤثری عدم قطعیت را کاهش می‌دهد. با وجود ساختار ساده ریاضیاتی، این روش دقت بالایی در فرایند تلفیق اطلاعات دارد و باعث می‌شود که نتایج دقیق‌تر و معتبرتری به دست آید. طبق نتایج روش وزن‌دهی ترکیبی که با استفاده از تئوری تلفیق اطلاعات دمپستر - شفر انجام شده است، ترتیب اهمیت معیارهای مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی فتوولتائیک به صورت زیر بوده است: پتانسیل فتوولتائیک (۰/۴۳۴)، تابش نرمال مستقیم (۰/۱۸۲)، دما (۰/۱۰۸)، بارندگی (۰/۰۶۳)، فاصله از مراکز شهری (۰/۰۵۹)، شیب (۰/۰۵۴)، فاصله از راه‌ها (۰/۰۳۲)، فاصله از گسل‌ها (۰/۰۳۰) و ارتفاع (۰/۰۲۱). بنابراین، همان‌طور که در دو روش دیگر نیز مشاهده شد، پتانسیل فتوولتائیک به عنوان مهم‌ترین معیار و ارتفاع به عنوان کم‌اهمیت‌ترین معیار در فرایند مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی فتوولتائیک شناسایی شده است. علاوه بر این، تابش نرمال مستقیم دومین معیار پراهمیت در این فرایند محسوب می‌شود. نتایج حاصل از روش ترکیبی، SWARA و BWM در ترتیب اولویت معیارها مشابه هستند، اما وزن معیارها تفاوت‌های معناداری دارند. در روش ترکیبی، معیارهای با وزن بالا در روش‌های پایه تقویت و معیارهای با وزن پایین تضعیف شده‌اند. همچنین، وزن‌های به دست آمده از هر سه روش وزن‌دهی تا حدود زیادی با تحقیقات قبلی مانند رانا و مونیرزمان (۲۰۲۴)، نیسانی سامانی و طاحونی (۲۰۱۹)، کریمی‌پور و آل‌شیخ (۲۰۲۱) و عساکره و همکاران (۲۰۱۷) تطابق دارد. این تطابق نشان‌دهنده دقت و صحت بالای روش‌های به کار گرفته شده در این تحقیق است.

در آخرین مرحله از رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره، با استفاده از روش نوین تصمیم‌گیری چندمعیاره مارکوس، نقشه تناسب اراضی برای احداث نیروگاه خورشیدی تهیه شد. روش مارکوس علاوه بر سادگی محاسباتی، با افزایش تعداد گزینه‌ها و معیارها پیچیده‌تر نمی‌شود و از انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار است. در تحقیق حاضر، به خلاف تحقیق کریمی‌پور و آل‌شیخ (۲۰۲۱) که فقط چند مکان محدود را با روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره ارزیابی کرده بودند، تمام پیکسل‌های استان فارس به وسیله دو روش مذکور ارزیابی و امتیاز آن‌ها محاسبه شد. نقشه‌های تناسب اراضی تهیه شده با استفاده از بردار وزن به دست آمده از روش وزن‌دهی ترکیبی نتایج تقریباً مشابهی داشتند. بر اساس نتایج روش مارکوس، به ترتیب ۱۴ درصد، ۲۵ درصد، ۲۴ درصد، ۲۵ درصد و ۱۲ درصد از مساحت منطقه در کلاس‌های تناسب خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم و خیلی کم قرار داشت. به صورت کلی در روش مارکوس، بیش از ۳۹ درصد از منطقه مورد مطالعه به منظور احداث نیروگاه خورشیدی از تناسب زیاد و خیلی

- Cozzi, M., & Goodson, T. (2021). *Global energy review International Energy Agency*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-93940-9.00257-7>
- Dweiri, F., Khan, S. A., & Almulla, A. (2018). A multi-criteria decision support system to rank sustainable desalination plant location criteria. *Desalination*, 444, 26-34. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.desal.2018.07.007>
- Ervural, B., & Öztaş, Ö. (2025). Integrating GIS and Fuzzy BWM for Solar PV Power Plant Site Selection: A Case Study of Konya, Turkey [CBS ve Bulanık BWM Kullanarak Güneş Enerjisi Santrali Yer Seçimi için Yeni Bir Çerçeve]. *Celal Bayar University Journal of Science*, 21(1), 75-89. <https://doi.org/10.18466/cbayarfbe.1589809>
- Fard, M. B., Moradian, P., Emarati, M., Ebadi, M., Chofreh, A. G., & Klemeš, J. J. (2022). Ground-mounted photovoltaic power station site selection and economic analysis based on a hybrid fuzzy best-worst method and geographic information system: A case study Guilan province. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 169, 112923. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112923>
- Fattahi, H., & Babanouri, N. (2017). Applying Optimized Support Vector Regression Models for Prediction of Tunnel Boring Machine Performance. *Geotechnical and Geological Engineering*, 35(5), 2205-2217. <https://doi.org/10.1007/s10706-017-0238-4>
- Gorjian, S., & Ghoobadian, B. (2015). Solar Thermal Power Plants: Progress and Prospects in Iran. *Energy Procedia*, 75, 533-539. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.447>
- Haselip, J., Narkeviciute, R., Mackenzie, G., & Batidzirai, B. (2015). Energy systems integration for a decarbonising world. In (pp. 84-92). DTU International Energy Report. <https://orbit.dtu.dk/en/publications/energy-systems-integration-for-a-decarbonising-world>
- Hassan, I., Alhamrouni, I., & Azhan, N. H. (2023). A CRITIC-TOPSIS Multi-Criteria Decision-Making Approach for Optimum Site Selection for Solar PV Farm. *Energies*, 16(10). <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/10/4245>
- Heidary Dahooie, J., Husseinzadeh Kashan, A., Shoaie Naeini, Z., Vanaki, A. S., Zavadskas, E. K., & Turskis, Z. (2022). A Hybrid Multi-Criteria-Decision-Making Aggregation Method and Geographic Information System for Selecting Optimal Solar Power Plants in Iran. *Energies*, 15(8). <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/8/2801>
- Hooshangi, N., Gharakhanlou, N. M., & Razin, S. R. G. (2023). Evaluation of potential sites in Iran to localize solar farms using a GIS-based Fermatean Fuzzy TOPSIS. *Journal of Cleaner Production*, 384, 135481. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.135481>
- Imam, A. A., Abusorrah, A., & Marzband, M. (2024). Potentials and opportunities of solar PV and wind energy sources in Saudi Arabia: Land suitability, techno-socio-economic feasibility, and future variability. *Results in Engineering*, 21, 101785. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.101785>
- Iordache, M., Pamucar, D., Deveci, M., Chisalita, D., Wu, Q., & Iordache, I. (2022). Prioritizing the alternatives of the natural gas grid conversion to hydrogen using a hybrid interval rough based Dombi MARCOS model. *International Journal of Hydrogen Energy*, 47(19), 10665-10688. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.01.130>
- Islam, M. R., Aziz, M. T., Alauddin, M., Kader, Z., & Islam, M. R. (2024). Site suitability assessment for solar power plants in Bangladesh: A GIS-based analytical hierarchy process (AHP) and multi-criteria decision analysis (MCDA) approach. *Renewable Energy*, 220, 119595. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.119595>
- Jerome, J. B. (2000). Dempster-Shafer theory and Bayesian reasoning in multisensor data fusion. *Proc.SPIE*. <https://doi.org/10.1117/12.381638>

مشارکت نویسندگان

در این مقاله نویسندگان به نسبت سهم برابر مشارکت داشته‌اند.

تشکر و قدردانی

پژوهش حاضر مستخرج از پایان نامه مقطع کارشناسی ارشد است. همچنین، مقاله حاضر حامی مادی و معنوی نداشته است.

تعارض منافع

نویسندگان مقاله اظهار می‌دارند که هیچ‌گونه تعارض منافی وجود ندارد.

منابع

- Agyekum, E. B., Amjad, F., Shah, L., & Velkin, V. I. (2021). Optimizing photovoltaic power plant site selection using analytical hierarchy process and density-based clustering – Policy implications for transmission network expansion, Ghana. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 47, 101521. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101521>
- Agyekum, E. B., Kumar, N. M., Mehmood, U., Panjwani, M. K., Haes Alhelou, H., Adebayo, T. S., & Al-Hinai, A. (2021). Decarbonize Russia – A Best–Worst Method approach for assessing the renewable energy potentials, opportunities and challenges. *Energy Reports*, 7, 4498-4515. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.egy.2021.07.039>
- Ahadi, P., Fakhrabadi, F., Pourshaghagh, A., & Kowsary, F. (2023). Optimal site selection for a solar power plant in Iran via the Analytic Hierarchy Process (AHP). *Renewable Energy*, 215, 118944. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.118944>
- Amjad, F., Agyekum, E. B., & Wassan, N. (2024). Identification of appropriate sites for solar-based green hydrogen production using a combination of density-based clustering, Best-Worst Method, and Spatial GIS. *International Journal of Hydrogen Energy*, 68, 1281-1296. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2024.04.310>
- Asakereh, A., Soleymani, M., & Sheikhdavoodi, M. J. (2017). A GIS-based Fuzzy-AHP method for the evaluation of solar farms locations: Case study in Khuzestan province, Iran. *Solar Energy*, 155, 342-353. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.05.075>
- Ayough, A., Boshruie, S., & Khorshidvand, B. (2022). A new interactive method based on multi-criteria preference degree functions for solar power plant site selection. *Renewable Energy*, 195, 1165-1173. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.06.087>
- Azizkhani, M., Vakili, A., Noorollahi, Y., & Naseri, F. (2017). Potential survey of photovoltaic power plants using Analytical Hierarchy Process (AHP) method in Iran. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 1198-1206. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.103>
- Celik, E., & Gul, M. (2021). Hazard identification, risk assessment and control for dam construction safety using an integrated BWM and MARCOS approach under interval type-2 fuzzy sets environment. *Automation in Construction*, 127, 103699. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103699>

- Jung, J., Han, S., & Kim, B. (2019). Digital numerical map-oriented estimation of solar energy potential for site selection of photovoltaic solar panels on national highway slopes. *Applied Energy*, 242, 57-68. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.101>
- Kaltsounidis, A., & Karali, I. (2020). Dempster-Shafer Theory: How Constraint Programming Can Help. Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, Cham. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-50143-3_27
- Karimipour, H., & Alesheikh, A. A. (2021). Location of Solar Power Plants by Combining the Best-worst Methods, Danp, Copras and TOPSIS Case Study of Fars Province. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 10(3), 183-199. <http://jgst.issgeac.ir/article-1-987-fa.html>
- Keršulienė, V., Zavadskas, E. K., & Turskis, Z. (2010). Selection of rational dispute resolution method by applying new step-wise weight assessment ratio analysis (Swara). *Journal of Business Economics and Management*, 11(2), 243-258. <https://doi.org/10.3846/jbem.2010.12>
- Khajavi Pour, A., Shahraiki, M. R., & Hosseinzadeh Saljooghi, F. (2021). Solar PV Power Plant Site Selection Using GIS-FFDEA Based Approach with Application in Iran. *Journal of Renewable Energy and Environment*, 8(1), 28-43. <https://doi.org/10.30501/iree.2020.230490.1110>
- Kumar, R., & Singal, S. K. (2015). Selection of Best Operating Site of SHP Plant based on Performance. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 189, 110-116. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.03.205>
- Li, X.-Y., Dong, X.-Y., Chen, S., & Ye, Y.-M. (2024). The promising future of developing large-scale PV solar farms in China: A three-stage framework for site selection. *Renewable Energy*, 220, 119638. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.119638>
- Lin, G., Liang, J., & Qian, Y. (2015). An information fusion approach by combining multigranulation rough sets and evidence theory. *Information Sciences*, 314, 184-199. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ins.2015.03.051>
- Makhadmeh, S. N., Al-Betar, M. A., Doush, I. A., Awadallah, M. A., Kassaymeh, S., Mirjalili, S., & Zitar, R. A. (2024). Recent Advances in Grey Wolf Optimizer, its Versions and Applications: Review. *IEEE Access*, 12, 22991-23028. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3304889>
- Mardani, A., Nilashi, M., Zakuan, N., Loganathan, N., Soheilrad, S., Saman, M. Z. M., & Ibrahim, O. (2017). A systematic review and meta-Analysis of SWARA and WASPAS methods: Theory and applications with recent fuzzy developments. *Applied Soft Computing*, 57, 265-292. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.03.045>
- Mi, X., Tang, M., Liao, H., Shen, W., & Lev, B. (2019). The state-of-the-art survey on integrations and applications of the best worst method in decision making: Why, what, what for and what's next? *Omega*, 87, 205-225. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.omega.2019.01.009>
- Mirhosseini, M., Sharifi, F., & Sedaghat, A. (2011). Assessing the wind energy potential locations in province of Semnan in Iran. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(1), 449-459. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.09.029>
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- Moonchai, S., & Chutsagulprom, N. (2020). Short-term forecasting of renewable energy consumption: Augmentation of a modified grey model with a Kalman filter. *Applied Soft Computing*, 87, 105994. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105994>
- Najafi, G., Ghobadian, B., Mamat, R., Yusaf, T., & Azmi, W. H. (2015). Solar energy in Iran: Current state and outlook. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 49, 931-942. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.056>
- Negi, G., Kumar, A., Pant, S., & Ram, M. (2021). GWO: a review and applications. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 12(1), 1-8. <https://doi.org/10.1007/s13198-020-00995-8>
- Neisani Samani, N., & Tahouni, A. (2019). The Evaluation of suitable Sites for Solar Farms by Multi Criteria Decision Making in GIS (Case Study: East Azarbaijan Province). *Human Geography Research*, 51(3), 747-764. <https://doi.org/10.22059/jhgr.2019.279885.1007909>
- Noorollahi, E., Fadai, D., Akbarpour Shirazi, M., & Ghodsipour, S. H. (2016). Land suitability analysis for solar farms exploitation using GIS and fuzzy analytic hierarchy process (FAHP)—a case study of Iran. *Energies*, 9(8), 643. <https://www.mdpi.com/1996-1073/9/8/643>
- Olindo, I., Klaus, J., Arno, S., Rene, V.S. and Miro, Z. (2016). Solar Energy: The physics and engineering of photovoltaic conversion, technologies and systems (1st edition ed.). UIT Cambridge Ltd. <https://www.amazon.com/Solar-Energy-Engineering-Photovoltaic-Technologies/dp/1906860327>
- Owusu, P. A., & Asumadu-Sarkodie, S. (2016). A review of renewable energy sources, sustainability issues and climate change mitigation. *Cogent Engineering*, 3(1), 1167990. <https://doi.org/10.1080/23311916.2016.1167990>
- Qasimi, A. B., Toomanian, A., Nasri, F., & Samany, N. N. (2023). Genetic algorithms-based optimal site selection of solar PV in the north of Afghanistan. *International Journal of Sustainable Energy*, 42(1), 929-953. <https://doi.org/10.1080/14786451.2023.2246081>
- Rana, M. M. S. P., & Moniruzzaman, M. (2024). Demarcation of suitable site for solar photovoltaic power plant installation in Bangladesh using geospatial techniques. *Next Energy*, 3, 100109. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.nxener.2024.100109>
- Rane, N. L., Günen, M. A., Mallick, S. K., Rane, J., Pande, C. B., Giduturi, M., Bhutto, J. K., Yadav, K. K., Tolche, A. D., & Alreshidi, M. A. (2024). GIS-based multi-influencing factor (MIF) application for optimal site selection of solar photovoltaic power plant in Nashik, India. *Environmental Sciences Europe*, 36(1), 5. <https://doi.org/10.1186/s12302-023-00832-2>
- Razavi-Termeh, S. V., Khosravi, K., Sadeghi-Niaraki, A., Choi, S.-M., & Singh, V. P. (2020). Improving groundwater potential mapping using metaheuristic approaches. *Hydrological Sciences Journal*, 65(16), 2729-2749. <https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1828589>
- Rezaie, F., Panahi, M., Bateni, S. M., Jun, C., Neale, C. M. U., & Lee, S. (2022). Novel hybrid models by coupling support vector regression (SVR) with meta-heuristic algorithms (WOA and GWO) for flood susceptibility mapping. *Natural Hazards*, 114(2), 1247-1283. <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05424-6>
- Rezaei, J. (2015). Best-worst multi-criteria decision-making method. *Omega*, 53, 49-57. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.omega.2014.11.009>
- Rylatt, R. M., Gadsden, S., & Lomas, K. (2001). GIS-based decision support for solar energy planning in urban environments. *Computers, Environment and Urban Systems*, 25, 579-603. [https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(00\)00032-6](https://doi.org/10.1016/S0198-9715(00)00032-6)
- Şahin, G., Koç, A., & van Sark, W. (2024). Multi-criteria decision making for solar power-Wind power plant site selection using a GIS-intuitionistic fuzzy-based approach with an application in the Netherlands. *Energy Strategy Reviews*, 51, 101307. <https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101307>
- Shorabeh, S. N., Firozjaei, M. K., Nematollahi, O., Firozjaei, H. K., & Jelokhani-Niaraki, M. (2019). A risk-based multi-criteria spatial de-

- cision analysis for solar power plant site selection in different climates: A case study in Iran. *Renewable Energy*, 143, 958-973. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.05.063>
- Shorabeh, S. N., Samany, N. N., Minaei, F., Firozjaei, H. K., Homaei, M., & Boloorani, A. D. (2022). A decision model based on decision tree and particle swarm optimization algorithms to identify optimal locations for solar power plants construction in Iran. *Renewable Energy*, 187, 56-67. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.01.011>
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 14(3), 199-222. <https://doi.org/10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88>
- Stević, Ž., Pamučar, D., Puška, A., & Chatterjee, P. (2020). Sustainable supplier selection in healthcare industries using a new MCDM method: Measurement of alternatives and ranking according to COMpromise solution (MARCOS). *Computers & Industrial Engineering*, 140, 106231. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106231>
- Tehreem, F., Shahzad, U., & Cui, L. (2020). Renewable and nonrenewable energy consumption, trade and CO 2 emissions in high emitter countries: does the income level matter? *Journal of Environmental Planning and Management*, 64. <https://doi.org/10.1080/09640568.2020.1816532>
- Vapnik, V. N. (2000). *The nature of statistical learning theory*. Springer New York, NY. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4757-3264-1>
- Wang, C.-N., Dang, T.-T., & Bayer, J. (2021). A two-stage multiple criteria decision making for site selection of solar photovoltaic (PV) power plant: A case study in Taiwan. *IEEE Access*, 9, 75509-75525. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3081995>
- Zavadskas, E. K., Čereška, A., Matijošius, J., Rimkus, A., & Bausys, R. (2019). Internal Combustion Engine Analysis of Energy Ecological Parameters by Neutrosophic MULTIMOORA and SWARA Methods. *Energies*, 12(8). <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/8/1415>
- Zhang, S., & Li, X. (2021). Future projections of offshore wind energy resources in China using CMIP6 simulations and a deep learning-based downscaling method. *Energy*, 217, 119321. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119321>

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی