



Journal of Environmental
Management and Law

فصلنامه مدیریت و حقوق محیط زیست

<https://sanad.iau.ir/en/Journal/jeml>

A Novel GIS-MCDA and Artificial Intelligence Approach for Optimal Site Selection of CSP Plants with Emphasis on Comprehensive Economic Analyses (Case Study: Bushehr Province)

Meisam Jafari^{1,2*}, Delaram Sikarudi^{1,2}, Sahar Ghiyas²

¹ Human Environment and Sustainable Development Research Center (HESD), Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

² Department of Environment, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran

*Corresponding Author: mj_eia@yahoo.com

Original Paper

Abstract

Received: 5.21.2024
Accepted: 11.13.2024

Keywords:

Optimal site selection,
Artificial Intelligence,
Fuzzy,
Concentrated Solar Power,
GIS,
Economic analysis,
Bushehr.

This study presents an innovative and comprehensive approach to optimal site selection for Concentrated Solar Power (CSP) plants in Bushehr Province, Iran, integrating Geographic Information Systems (GIS), Fuzzy Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA), and advanced artificial intelligence techniques. The methodology encompassed processing Landsat 8 satellite imagery using the FLAASH algorithm for atmospheric corrections, calculating NDVI and LST indices, and land use classification with an overall accuracy of 87% (Kappa coefficient 0.83). Criteria weighting was performed using the Analytic Hierarchy Process, yielding a consistency ratio of 0.093. Machine learning algorithms, including Random Forest and Convolutional Neural Networks, were employed to enhance prediction accuracy, resulting in a 12.7% improvement in model accuracy (RMSE: 0.089 vs. 0.102 in traditional MCDA methods). Zonal analysis of the integrated AI-fuzzy MCDA model output identified ideal zones (approximately 5.37% of the province area) as highly suitable or optimal areas for CSP plant installation. Cost-Benefit Analysis (CBA) using Monte Carlo simulation was conducted for economic evaluation of CSP projects, with results indicating an average Internal Rate of Return (IRR) of 13.2% across the identified optimal zones. Sobol sensitivity analysis revealed that project Net Present Value (NPV) is most sensitive to initial investment costs and electricity selling price. Risk assessment was performed using Value at Risk (VaR) and Conditional Value at Risk (CVaR) at 95% confidence level, providing a comprehensive understanding of the economic viability and associated risks of CSP projects in the region. This research contributes to the field by offering a novel framework that combines advanced spatial analysis, multi-criteria decision making, and economic modeling, providing a robust tool for strategic energy planning and sustainable development of renewable energy resources. The findings have significant implications for policymakers, investors, and researchers in the realm of solar energy development and can serve as a model for similar studies in other regions.

<https://doi.org/10.30486/JEML.2024.140307161186139>



Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Copyright: © 2023 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the

رویکرد نوین GIS-MCDA و هوش مصنوعی در مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های CSP با

تأکید بر تحلیل‌های جامع اقتصادی (مطالعه موردی: استان بوشهر)

میثم جعفری^{۱*}، دلارام سیکارودی^{۱،۲}، سحر غیاث^۲

۱- مرکز تحقیقات محیط زیست انسانی و توسعه پایدار، (واحد نجف آباد)، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

۲- گروه مهندسی ایمنی، بهداشت و محیط زیست، (واحد نجف آباد)، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، ایران

* پست الکترونیکی نویسنده مسئول: mj_eia@yahoo.com

نوع مقاله:	چکیده
علمی-پژوهشی	این مطالعه رویکردی نوآورانه و جامع برای انتخاب بهینه مکان نیروگاه‌های خورشیدی متمرکز (CSP) در استان بوشهر، ایران ارائه می‌دهد که سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS)، تحلیل تصمیم چندمعیاره فازی (MCDA) و تکنیک‌های پیشرفته هوش مصنوعی را ادغام می‌کند. روش‌شناسی شامل پردازش تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ با استفاده از الگوریتم FLAASH برای تصحیحات جوی، محاسبه شاخص‌های NDVI و LST، و طبقه‌بندی کاربری زمین با دقت کلی ۸۷٪ (ضریب کاپا ۰/۸۳) بود. وزن‌دهی معیارها با استفاده از فرآیند سلسله‌مراتبی تحلیلی انجام شد که نسبت سازگاری ۰/۰۹۳ به دست آمد. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، از جمله جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی پیچشی، برای افزایش دقت پیش‌بینی به کار گرفته شدند که منجر به بهبود ۱۲/۷٪ در دقت مدل (RMSE: ۰/۰۸۹ در مقابل ۰/۱۰۲) در روش‌های سنتی MCDA شد. تحلیل منطقه‌ای خروجی مدل ادغام‌شده AI-فازی MCDA، مناطق ایده‌آلی (تقریباً ۵/۳۷٪ از سطح استان) را به عنوان مناطق بسیار مناسب یا بهینه برای نصب نیروگاه CSP شناسایی کرد. تحلیل هزینه-فایده (CBA) با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو برای ارزیابی اقتصادی پروژه‌های CSP انجام شد که نتایج نشان‌دهنده نرخ بازگشت داخلی (IRR) متوسط ۱۳/۲٪ در سراسر مناطق بهینه شناسایی شده بود. تحلیل حساسیت Sobol نشان داد که ارزش خالص فعلی (NPV) پروژه بیشترین حساسیت را به هزینه‌های سرمایه‌گذاری اولیه و قیمت فروش برق دارد. ارزیابی ریسک با استفاده از Value at Risk (VaR) و Conditional Value at Risk (CVaR) در سطح اطمینان ۹۵٪ انجام شد که درک جامعی از قابلیت اقتصادی و ریسک‌های مرتبط با پروژه‌های CSP در منطقه فراهم نمود. این تحقیق با ارائه چارچوبی نوین که تحلیل فضایی پیشرفته، تصمیم‌گیری چندمعیاره و مدلسازی اقتصادی را ترکیب می‌کند، به زمینه انرژی کمک می‌کند و ابزار قدرتمندی برای برنامه‌ریزی استراتژیک انرژی و توسعه پایدار منابع تجدیدپذیر فراهم می‌سازد. یافته‌ها پیامدهای قابل توجهی برای سیاست‌گذاران، سرمایه‌گذاران و پژوهشگران در حوزه توسعه انرژی خورشیدی دارند و می‌توانند به عنوان مدل برای مطالعات مشابه در مناطق دیگر مورد استفاده قرار گیرند.
تاریخچه مقاله:	
ارسال: ۱۴۰۳/۰۳/۰۱	
پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۲۳	
کلمات کلیدی:	
مکان‌یابی بهینه، هوش مصنوعی، فازی، نیروگاه حرارتی خورشیدی، GIS، تحلیل اقتصادی، بوشهر.	

مقدمه

افزایش فزاینده تقاضای جهانی انرژی، همراه با نگرانی‌های روزافزون در خصوص تغییرات اقلیمی و امنیت انرژی، ضرورت گذار به منابع انرژی تجدیدپذیر را بیش از پیش نمایان ساخته است (Khalid, 2024). این گذار انرژی نه تنها یک الزام محیط زیستی، بلکه یک فرصت اقتصادی و راهبردی برای کشورها محسوب می‌شود (IRENA, 2023). در میان گزینه‌های متنوع انرژی‌های تجدیدپذیر، انرژی خورشیدی به دلیل فراوانی، پایداری و قابلیت دسترسی گسترده، به عنوان یکی از امیدبخش‌ترین منابع انرژی پاک شناخته شده است (Zakariazadeh et al., 2024). در این میان، نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی (CSP¹) با قابلیت ذخیره‌سازی انرژی حرارتی و تولید برق قابل اطمینان، نقشی کلیدی در آینده سیستم‌های انرژی پایدار ایفا می‌کنند (Salim et al., 2024). این فناوری با توانایی تولید برق در ساعات غیر آفتابی، می‌تواند به عنوان مکمل مهمی برای سایر منابع انرژی تجدیدپذیر متغیر مانند فتوولتائیک و بادی عمل نماید (Palladino et al., 2024).

مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های CSP یک چالش چندبعدی و پیچیده است که مستلزم در نظر گرفتن طیف وسیعی از عوامل فنی، اقتصادی، محیط زیستی و اجتماعی است (Yousefi et al., 2018). این فرآیند نه تنها بر عملکرد و بازدهی نیروگاه تأثیرگذار است، بلکه پایداری بلندمدت و مقبولیت اجتماعی پروژه را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این راستا، بهره‌گیری از سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS²) در ترکیب با روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDM) به عنوان رویکردی قدرتمند در جهت تحلیل و ارزیابی جامع مکان‌های بالقوه مطرح شده است (Zhao et al., 2024). این رویکرد ترکیبی امکان تلفیق داده‌های مکانی متنوع و ارزیابی همزمان معیارهای مختلف را فراهم می‌آورد (Malczewski & Rinner, 2015).

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های قابل توجهی در زمینه تلفیق سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) با روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDA³) صورت گرفته است. مطالعات نوین نشان می‌دهند که استفاده از تکنیک‌های پیشرفته سنجش از دور و الگوریتم‌های پردازش تصویر، امکان استخراج دقیق‌تر پارامترهای مکانی مؤثر در مکان‌یابی نیروگاه‌های CSP را فراهم می‌آورد (Li et al., 2024). به عنوان مثال، بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا و الگوریتم‌های یادگیری عمیق، دقت تخمین تابش مستقیم عمودی (DNI⁴) را به میزان قابل توجهی افزایش داده است (Ammari et al., 2024). علاوه بر این، توسعه روش‌های نوین MCDA فازی، امکان مدلسازی عدم قطعیت‌ها و ابهامات ذاتی در فرآیند تصمیم‌گیری را به نحو مطلوب‌تری فراهم آورده است (Amiri et al., 2024).

ظهور فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، افق‌های جدیدی را در زمینه مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های CSP گشوده است (Rezaei et al., 2024). الگوریتم‌های پیشرفته مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN⁵) و جنگل تصادفی (RF⁶) قادرند الگوهای پیچیده و غیرخطی در داده‌های مکانی را شناسایی کنند که ممکن است در روش‌های سنتی MCDA نادیده گرفته شوند (Jiang et al., 2023). این تکنیک‌ها همچنین امکان پردازش حجم عظیمی از داده‌های ناهمگن را فراهم می‌آورند و می‌توانند به طور قابل توجهی دقت پیش‌بینی‌های مکانی را بهبود بخشند. علاوه بر این، استفاده از تکنیک‌های یادگیری تقویتی و بهینه‌سازی

¹ Concentrated Solar Power

² Geographic Information System

³ Multi Criteria Decision Making

⁴ Direct Normal Irradiance

⁵ Convolutional Neural Network

⁶ Random Forest

چند هدفه، امکان در نظر گرفتن سناریوهای مختلف آینده و بهینه‌سازی همزمان چندین هدف (مانند عملکرد اقتصادی، محیط زیستی و اجتماعی) را در فرآیند مکان‌یابی فراهم می‌آورد (Maxwell et al., 2018). پیشرفت‌های اخیر در زمینه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، افق‌های نوینی را در فرآیند مکان‌یابی گشوده است. تلفیق این تکنیک‌ها با روش‌های سنتی GIS-MCDM، امکان تحلیل پیچیده‌تر الگوهای مکانی، پردازش حجم عظیمی از داده‌های ناهمگن و مدل‌سازی دقیق‌تر تعاملات بین معیارهای مختلف را فراهم می‌آورد (Jiang et al., 2023). این رویکردهای نوآورانه، قابلیت تصمیم‌گیری را در شرایط عدم قطعیت و با در نظر گرفتن سناریوهای مختلف آینده، به طور قابل توجهی ارتقا می‌بخشند. به طور کلی می‌توان ادعان داشت که ترکیب فناوری‌های پیشرفته مکانی با تکنیک‌های نوین هوش مصنوعی، پتانسیل قابل توجهی برای بهینه‌سازی فرآیند مکان‌یابی نیروگاه‌های CSP و سایر زیرساخت‌های انرژی تجدیدپذیر دارد. این رویکرد یکپارچه می‌تواند به طور قابل ملاحظه‌ای در تسریع روند گذار انرژی و دستیابی به اهداف توسعه پایدار مؤثر واقع شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان بوشهر، واقع در جنوب ایران و در امتداد ساحل خلیج فارس، منطقه‌ای با ویژگی‌های جغرافیایی و اقلیمی منحصر به فرد است. این استان با مساحتی در حدود ۲۳۱۹۷ کیلومتر مربع، بین عرض‌های جغرافیایی ۲۷°۱۴ تا ۳۰°۱۶ شمالی و طول‌های جغرافیایی ۵۰°۰۶ تا ۵۲°۵۸ شرقی گسترده شده است (شکل ۱). توپوگرافی استان متنوع بوده و شامل مناطق کوهستانی در شمال و شمال شرق و دشت‌های ساحلی در جنوب و جنوب غرب است، با دامنه ارتفاعی متغیر از سطح دریا تا حدود ۱۹۵۰ متر (Jahangir et al., 2024). اقلیم استان بوشهر عمدتاً گرم و خشک است، با میانگین دمای سالانه حدود ۲۵/۲ درجه سانتیگراد و میانگین بارش سالانه در حدود ۲۱۳ میلی‌متر (Akhbari & Basiri Sadr, 2024). این شرایط اقلیمی، همراه با میانگین تابش خورشیدی روزانه بین ۵/۳ تا ۶/۱ کیلووات ساعت بر متر مربع، استان بوشهر را به یکی از مناطق مستعد برای بهره‌برداری از انرژی خورشیدی تبدیل کرده است (Mehrian et al., 2024).



شکل ۱- محل اجرای مطالعه

Fig. 1- The location of study area

از منظر اقتصادی، استان بوشهر به واسطه وجود منابع نفت و گاز، صنایع پتروشیمی، فعالیت‌های کشاورزی و شیلات، یکی از قطب‌های مهم اقتصادی کشور محسوب می‌شود. زیرساخت‌های حمل و نقل این استان شامل بیش از ۳۶۰۰ کیلومتر جاده‌های اصلی و فرعی، حدود ۷۰ کیلومتر راه‌آهن و ۱۰ بندر تجاری و صیادی است. این زیرساخت‌ها، همراه با شبکه انتقال برق و گاز، امکان توسعه پروژه‌های انرژی را فراهم می‌آورد (Afshari et al., 2024).

جمعیت استان بوشهر، طبق آخرین مطالعات جمعیت‌شناسی، حدود ۱۲۶۴۰۰۰ نفر برآورد شده و پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۰ به حدود ۱۳۸۰۰۰۰ نفر افزایش یابد (Jahangir et al., 2024). این رشد جمعیت و توسعه اقتصادی، افزایش تقاضا برای انرژی و ضرورت توسعه منابع انرژی تجدیدپذیر را نمایان می‌سازد. علی‌رغم پتانسیل بالا برای توسعه نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی در استان بوشهر، چالش‌هایی نظیر محدودیت منابع آب و حساسیت‌های محیط زیستی نیز وجود دارد که مستلزم بررسی دقیق در فرآیند مکان‌یابی است (Mehrian et al., 2024). این عوامل، اهمیت اتخاذ رویکردی جامع و چند بعدی در ارزیابی و انتخاب مناطق مناسب برای استقرار نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی را برجسته می‌سازد.

روش پژوهش

این پژوهش با هدف ارائه یک چارچوب جامع و پیشرفته برای شناسایی و ارزیابی مناطق بهینه جهت استقرار نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی در استان بوشهر، رویکردی چند لایه و ترکیبی را اتخاذ نموده است (شکل ۲). در این راستا، از تلفیق سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)، روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره فازی (Fuzzy MCDM) و تکنیک‌های یادگیری ماشین بهره گرفته شده است. معیارهای مورد بررسی در شش دسته اصلی شامل پارامترهای اقلیمی، توپوگرافی، زیرساختی، محیط زیستی، اجتماعی-اقتصادی و فنی طبقه‌بندی گردیده‌اند (Al Garni & Awasthi, 2021).

جهت وزن‌دهی به معیارها، از روش تحلیل سلسله مراتبی (AHP^۱) استفاده شده که امکان لحاظ نمودن عدم قطعیت در قضاوت‌های کارشناسی را فراهم می‌آورد (Buckley, 1985). تلفیق لایه‌های اطلاعاتی و تعیین تناسب اراضی با استفاده از روش ترکیب خطی وزنی فازی (Fuzzy WLC^۲) صورت پذیرفته است (Malczewski & Rinner, 2015). این روش‌ها امکان مدل‌سازی عدم قطعیت و ابهام ذاتی در فرآیند تصمیم‌گیری را میسر می‌سازند.

در راستای افزایش دقت و جامعیت فرآیند مکان‌یابی، پردازش داده‌های ماهواره‌ای با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته صورت پذیرفت. تصاویر ماهواره‌ای Landsat 8 با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر، با استفاده از الگوریتم FLAASH مورد تصحیحات اتمسفری قرار گرفتند. این الگوریتم با بهره‌گیری از کد انتقال تابش MODTRAN، امکان تصحیح دقیق اثرات اتمسفری را فراهم می‌آورد (Maxwell et al., 2018). پارامترهای ورودی FLAASH شامل مدل اتمسفری mid-latitude summer و مدل آئروسول maritime با محتوای بخار آب اتمسفری $2/92 \text{ g/cm}^2$ انتخاب گردیدند که با شرایط اقلیمی منطقه مطالعاتی تطابق دارند (Cui et al., 2023).

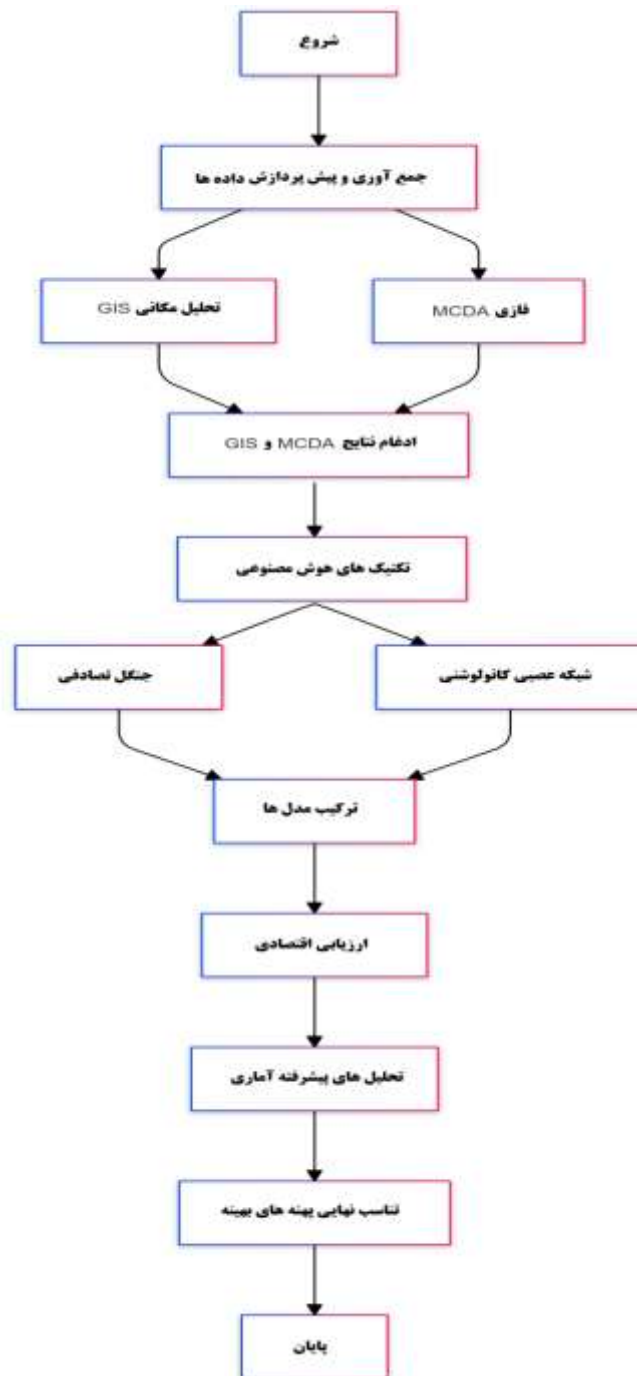
¹ Analytic Hierarchy Process

² Weighted Linear Combination

به منظور ارتقای دقت مدلسازی و کاهش عدم قطعیت‌ها، از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین استفاده شد. الگوریتم RF با ۵۰۰ درخت تصمیم و عمق حداکثر ۱۰، جهت استخراج الگوهای پیچیده در داده‌های مکانی پیاده‌سازی گردید. پارامترهای این الگوریتم با استفاده از اعتبارسنجی متقابل k-fold (با $k=10$) بهینه‌سازی شدند (Li et al., 2024). همچنین، یک شبکه عصبی کانولوشنی با معماری ResNet50 اصلاح شده، با استفاده از ۱۰۰۰۰۰ پیکسل 64×64 از تصاویر Landsat 8 آموزش داده شد. این شبکه با استفاده از تکنیک transfer learning و وزن‌های اولیه از مدل پیش‌آموزش دیده بر روی مجموعه داده ImageNet، دقت قابل توجهی در شناسایی الگوهای مکانی نشان داد (Li et al., 2024).

جهت ارزیابی پایداری اقتصادی پروژه‌های CSP، تحلیل هزینه-فایده (CBA) با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو انجام شد (Kroese et al., 2014). در این تحلیل، پارامترهای اقتصادی کلیدی شامل هزینه سرمایه‌گذاری اولیه، هزینه‌های عملیاتی و نگهداری، قیمت فروش برق و نرخ تنزیل با توزیع‌های احتمالی مناسب مدلسازی شدند (Mirlet et al., 2024). برای هر منطقه منتخب، ۱۰۰۰۰ شبیه‌سازی اجرا گردید و شاخص‌های اقتصادی کلیدی مانند NPV، IRR و دوره بازگشت سرمایه محاسبه شدند (Steffen, 2020). ارزیابی ریسک با استفاده از Value at Risk (VaR) و Conditional Value at Risk (CVaR) در سطح اطمینان ۹۵٪ انجام شد (Palladino et al., 2024).

نوآوری اصلی این پژوهش در ارائه یک چارچوب یکپارچه و چند سطحی است که قادر به ترکیب داده‌های مکانی با دقت بالا، تحلیل‌های پیچیده چند معیاره، و ارزیابی‌های اقتصادی جامع است. این رویکرد نه تنها امکان شناسایی دقیق‌تر مناطق مستعد را فراهم می‌آورد، بلکه ابزاری قدرتمند جهت برنامه‌ریزی استراتژیک در حوزه انرژی‌های تجدیدپذیر ارائه می‌دهد. نتایج این پژوهش می‌تواند به عنوان یک سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری پیشرفته برای سیاست‌گذاران، برنامه‌ریزان و سرمایه‌گذاران در زمینه توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر مورد استفاده قرار گیرد. علاوه بر این، متدولوژی ارائه شده در این مطالعه قابلیت تعمیم و کاربرد در سایر حوزه‌های برنامه‌ریزی فضایی و مدیریت منابع را دارا است.



شکل ۲- مراحل اجرای طرح

Fig. 2- Stages of project implementation

نتایج

در این مطالعه، رویکردی جامع و نوآورانه جهت مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی (CSP) در استان بوشهر ارائه شده است. با استفاده از ترکیبی از سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)، تحلیل چند معیاره فازی (Fuzzy MCDA) و روش‌های هوش مصنوعی، مناطق مستعد برای احداث این نیروگاه‌ها شناسایی و ارزیابی شدند.

تحلیل‌های مکانی GIS و پردازش تصاویر ماهواره‌ای

به منظور افزایش دقت فرایند مدلسازی، از تصاویر ماهواره‌ای Landsat 8 با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر استفاده شد. پردازش این تصاویر شامل تصحیحات اتمسفری با استفاده از الگوریتم FLAASH^۱ بود. این الگوریتم با استفاده از کد انتقال تابش MODTRAN، تصحیحات اتمسفری را با دقت بالا انجام می‌دهد (Adler-Golden et al., 1999). پارامترهای ورودی FLAASH شامل مدل اتمسفری mid-latitude summer، مدل آئروسول maritime، و محتوای بخار آب اتمسفری $2/92 \text{ g/cm}^2$ بود که با توجه به شرایط اقلیمی استان بوشهر انتخاب شدند. پس از تصحیحات اتمسفری، تصحیحات رادیومتریک و هندسی با استفاده از نرم‌افزار ENVI 5.6 انجام شد. شاخص پوشش گیاهی (NDVI^۲) با استفاده از باندهای ۴ و ۵ محاسبه شد:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red})$$

که در آن NIR باند مادون قرمز نزدیک (باند ۵) و Red باند قرمز (باند ۴) است.

دمای سطح زمین (LST) با استفاده از الگوریتم split-window و باندهای حرارتی ۱۰ و ۱۱ تخمین زده شد (Jiménez-Muñoz et al., 2014):

$$\text{LST} = \text{T10} + c1(\text{T10} - \text{T11}) + c2(\text{T10} - \text{T11})^2 + c0 + (c3 + c4W)(1 - \varepsilon) + (c5 + c6W)\Delta\varepsilon$$

که در آن T10 و T11 دمای روشنایی باندهای ۱۰ و ۱۱، ε گسیلندگی سطح، $\Delta\varepsilon$ اختلاف گسیلندگی بین دو باند، W محتوای بخار آب اتمسفری، و c0 تا c6 ضرایب الگوریتم هستند.

در ادامه نقشه کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی نظارت شده حداکثر احتمال و ترکیب باندهای ۲، ۳ و ۴ تهیه گردید. صحت طبقه‌بندی با استفاده از ماتریس خطا و ضریب کاپا ارزیابی شد و دقت کلی ۸۷٪ با ضریب کاپای ۰/۸۳ به دست آمد.

جهت اجرای تحلیل‌های مکانی پیشرفته، از ابزارهای سفارشی Python در محیط ArcGIS Pro 2.9 استفاده شد. این ابزارها با استفاده از کتابخانه‌های ArcPy و NumPy توسعه داده شدند و امکان اجرای تحلیل‌های پیچیده مانند محاسبه شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) و شاخص ناهمواری زمین (TRI) را فراهم آوردند.

تحلیل چند معیاره فازی و استخراج وزن‌ها

در فرآیند استانداردسازی فازی، تمامی لایه‌های معیار به مقیاس ۰ تا ۲۵۵ تبدیل شدند (نقشه ۲). برای این منظور، از توابع عضویت فازی مختلف مانند خطی، سیگموئیدی و گوسی استفاده شد. به عنوان نمونه، در رابطه با معیار DNI از تابع عضویت سیگموئیدی با نقاط کنترل $a=5.2$ و $b=6.5 \text{ kWh/m}^2/\text{day}$ استفاده شد، در حالی که برای لایه شیب از تابع عضویت خطی کاهشی با نقاط کنترل $a=2\%$ و $b=10\%$ بهره گرفته شد. مناطق محدودیت با استفاده از روش بولین (۰ و ۱) از فرآیند مکان‌یابی حذف شدند. در مجموع، ۵۳/۷٪ از مساحت استان به عنوان مناطق محدودیت شناسایی و از فرآیند مکان‌یابی خارج شدند. جدول ۱ خلاصه‌ای از این محدودیت‌ها را نمایش می‌دهد:

^۱ Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes

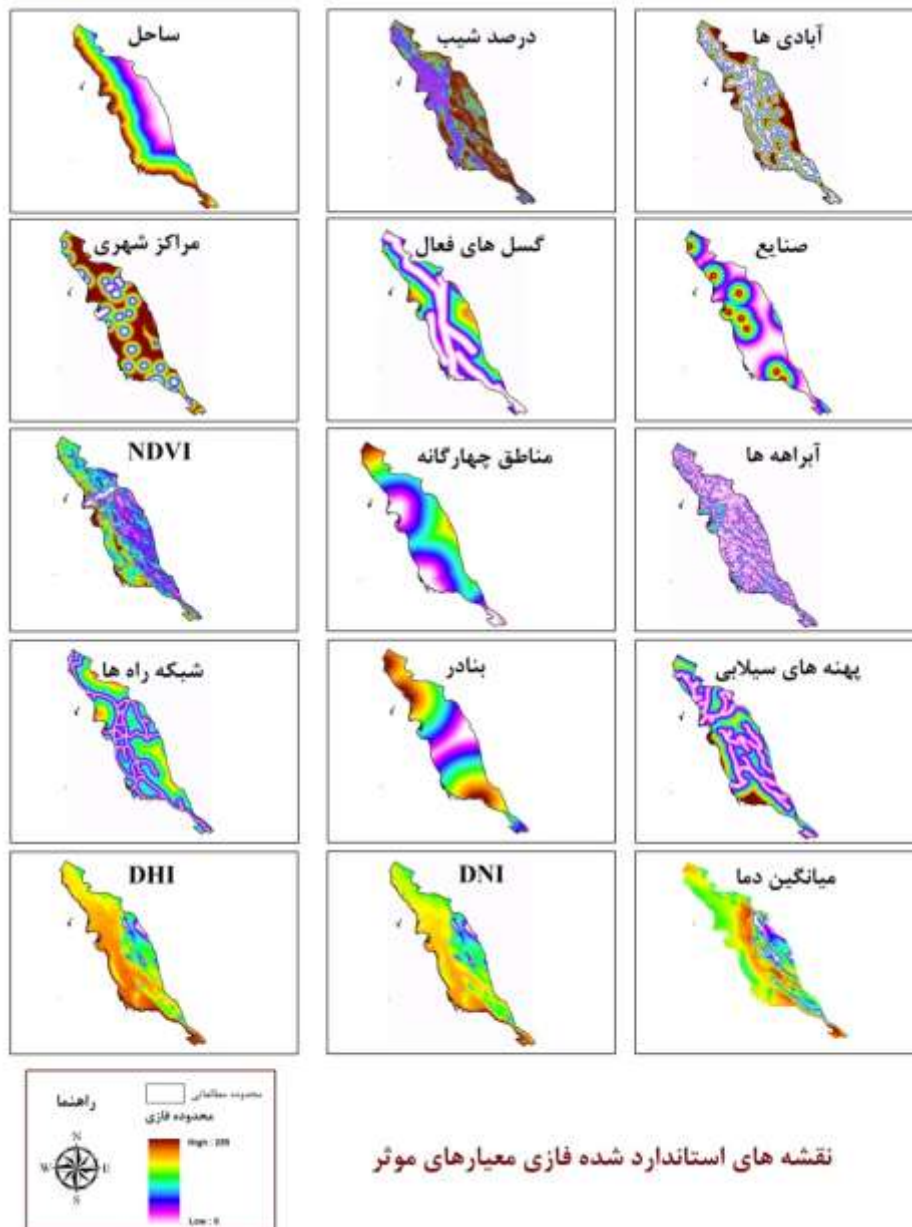
^۲ Normalized Difference Vegetation Index

جدول ۱- محدودیت‌های مکانی استقرار نیروگاه‌های CSP

Table 1- Spatial restrictions for locating CSP Plants

پارامتر	محدودیت (متر)	منابع
گسل‌های فعال	۵۰۰	Noorollahi et al. (2016); Azizkhani et al. (2017); Suh & Brownson (2016)
صنایع موجود	۱۰۰۰	Sánchez-Lozano et al. (2016); Al Garni & Awasthi (2021); Doorga et al. (2019)
مناطق شهری	۳۰۰۰	Al Garni & Awasthi (2021); Tahri et al. (2015); Uyan (2013)
مناطق روستایی	۱۵۰۰	Tahri et al. (2015); Sánchez-Lozano et al. (2016); Yousefi et al. (2018)
خط ساحلی	۱۰۰۰	Doorga et al. (2019); Gastli & Charabi (2010); Uyan (2013)
پارک‌های ملی	۱۰۰۰	Dixit ET AL. (2024); Sánchez-Lozano et al. (2016); Yousefi et al. (2018)
مناطق حفاظت شده	۵۰۰	UNEP-WCMC (2022); Tahri et al. (2015); Al Garni & Awasthi (2021)
پهنه‌های آبی	۵۰۰	Doorga et al. (2019); Suh & Brownson (2016); Azizkhani et al. (2017)
فرودگاه‌ها	۳۰۰۰	Sánchez-Lozano et al. (2016); Al Garni & Awasthi (2021); Uyan (2013)
رودخانه‌ها	۵۰۰	Yousefi et al. (2018); Tahri et al. (2015); Doorga et al. (2019)
مناطق جنگلی	۱۵۰	FAO (2020); Sánchez-Lozano et al. (2016); Noorollahi et al. (2016)
خطوط انتقال برق	۱۰۰	Malczewski & Rinner (2015); Al Garni & Awasthi (2021); Suh & Brownson (2016)
مراکز نظامی	۵۰۰۰	Watson & Hudson (2015); Brewer (2022); Aydin & Sarptas. (2020)

به منظور تعیین وزن‌های نسبی معیارها و زیرمعیارها از فرایند تحلیل سلسله مراتبی (AHP) استفاده شد. ماتریس‌های مقایسه زوجی با استفاده از نظرات ۱۵ متخصص تکمیل گردیدند. سپس، وزن نسبی هر معیار و زیرمعیار با استفاده از نرم‌افزار Expert Choice محاسبه شد (جدول ۲ و شکل ۴). ضریب سازگاری (CR) محاسبه شده برابر ۰/۰۹۳ بود که نشان‌دهنده سازگاری قابل قبول ماتریس‌های مقایسه زوجی است (Saaty, 1980).



شکل ۳- نقشه های استاندارد فازی معیارهای موثر جهت استقرار نیروگاه CSP

Fig. 3- The standard fuzzy maps of effective criteria for locating CSP plant

طبق نتایج استخراج شده، معیارهای اقلیمی همچنان بالاترین اهمیت را در فرآیند مکان‌یابی دارند، با وزن کلی $0/26058$ در این میان، شاخص تابشی DHI^1 با وزن $0/09115$ و شاخص DNI با وزن $0/08431$ به ترتیب در اولویت‌های اول و دوم قرار گرفتند. این امر نشان‌دهنده تأثیر زیاد تابش خورشیدی بر عملکرد نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی است. معیارهای زیرساختی نیز با وزن $0/18093$ اهمیت بالایی داشتند، به ویژه فاصله از خطوط انتقال برق که با وزن $0/06656$ به عنوان یکی از زیرمعیارهای مهم شناسایی شد. اهمیت پایین شبکه‌های انتقال گاز اساساً به دلیل نادر بودن طرح‌های نیروگاهی ترکیبی CSP و گاز طبیعی بوده

¹ Diffuse Horizontal Irradiance

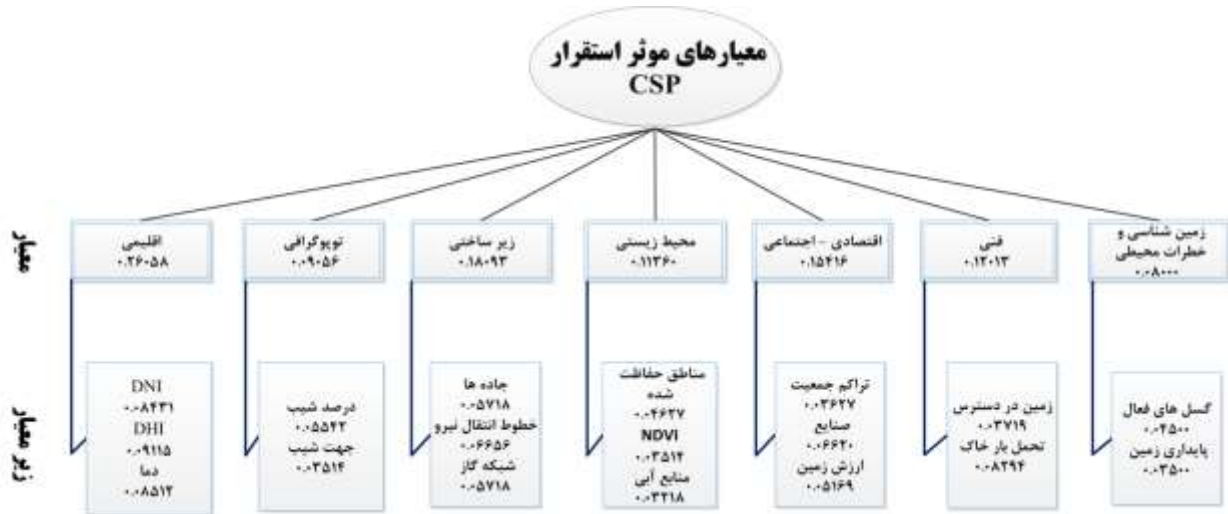
است. معیارهای اجتماعی-اقتصادی و محیط زیستی نیز به ترتیب با وزن‌های ۰/۱۵۴۱۶ و ۰/۱۱۳۶۰ در اولویت‌های بعدی قرار گرفتند. با بررسی معیار زمین‌شناسی و خطرات طبیعی با وزن کلی ۰/۰۸۰۰۰، اهمیت فاکتورهای زمین‌شناختی در فرآیند مکان‌یابی نیز مورد توجه قرار گرفت. در این معیار، فاصله از گسل‌های فعال با وزن ۰/۰۴۵۰۰ اهمیت بیشتری نسبت به پایداری زمین‌شناسی با وزن ۰/۰۳۵۰۰ داشت (شکل ۴).

جدول ۲- وزن دهی معیارهای اصلی و زیرمعیارها

Table 2: Weighting of main criteria and sub-criteria

وزن معیار اصلی	وزن زیرمعیار	زیرمعیارها	معیار اصلی
	۰/۰۸۴۳۱	DNI	
۰/۲۶۰۵۸	۰/۰۹۱۱۵	DHI	اقلیمی
	۰/۰۸۵۱۲	دما	
۰/۰۹۰۵۶	۰/۰۵۵۴۲	شیب	توپوگرافی
	۰/۰۳۵۱۴	جهت	
	۰/۰۵۷۱۸	فاصله از جاده‌ها	
۰/۱۸۰۹۳	۰/۰۶۶۵۶	فاصله از خطوط انتقال برق	زیرساخت
	۰/۰۵۷۱۸	فاصله از شبکه گاز	
	۰/۰۴۶۲۷	فاصله از مناطق حفاظت شده	
۰/۱۱۳۶۰	۰/۰۳۵۱۴	NDVI	محیط زیستی
	۰/۰۳۲۱۸	فاصله از منابع آبی	
	۰/۰۳۶۲۷	تراکم جمعیت	
۰/۱۵۴۱۶	۰/۰۶۶۲۰	فاصله از مراکز صنعتی	اجتماعی-اقتصادی
	۰/۰۵۱۶۹	ارزش زمین	
۰/۱۲۰۱۳	۰/۰۳۷۱۹	مساحت زمین در دسترس	فنی
	۰/۰۸۲۹۴	ظرفیت تحمل بار خاک	
۰/۰۸۰۰۰	۰/۰۴۵۰۰	فاصله از گسل‌های فعال	زمین‌شناسی و خطرات طبیعی
	۰/۰۳۵۰۰	پایداری زمین‌شناسی	

نتایج حاصل شده نشان می‌دهد که علاوه بر عوامل اقلیمی و زیرساختی، توجه به فاکتورهای زمین‌شناسی و خطرات طبیعی نیز در مکان‌یابی نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی حائز اهمیت است و می‌تواند به افزایش دقت و اعتبار فرآیند مکان‌یابی کمک کند.



شکل ۴- فرایند وزن دهی سلسله مراتبی معیارها و زیرمعیارهای موثر جهت استقرار نیروگاه های CSP هوش مصنوعی و یادگیری ماشین

Fig. 4- Hierarchical Weighting Process for Criteria and Subcriteria Affecting the Site Selection of CSP Plants Using Artificial Intelligence and Machine Learning

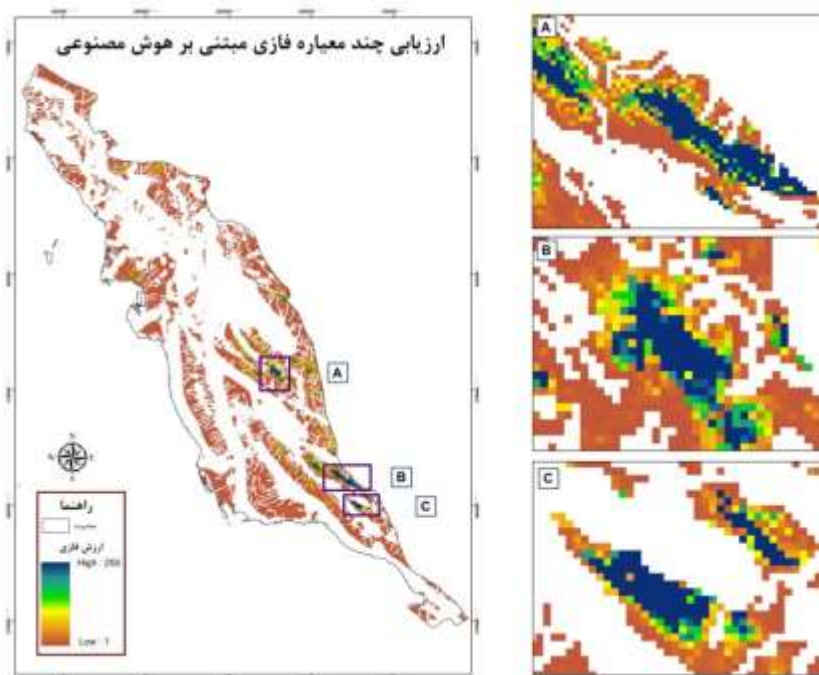
به منظور بهبود دقت مدل سازی و استخراج الگوهای پیچیده از داده های چندبعدی، از دو روش پیشرفته هوش مصنوعی بهره گرفته شد:

- جنگل تصادفی (Random Forest): این الگوریتم با استفاده از ۵۰۰ درخت تصمیم و عمق حداکثر ۱۰ پیاده سازی شد. انتخاب این پارامترها براساس آزمون های اعتبارسنجی متقابل k-fold (با $k=10$) صورت گرفت. اهمیت نسبی متغیرها با استفاده از شاخص Gini محاسبه شد. نتایج نشان داد که متغیرهای DNI (با اهمیت نسبی ۰/۲۸)، شیب (۰/۲۱)، و فاصله از خطوط انتقال برق (۰/۱۷) بیشترین تأثیر را در تعیین مناطق مناسب برای احداث نیروگاه های CSP دارند. خطای OOB برای مدل نهایی ۰/۰۹۲ به دست آمد.
- شبکه عصبی کانولوشنی (CNN): با توجه به ماهیت مکانی داده ها، از یک CNN با معماری ResNet50 اصلاح شده استفاده شد. این شبکه با ۱۰۰۰۰۰ پیکسل 64×64 از تصاویر Landsat 8 آموزش داده شد. از تکنیک transfer learning با وزن های اولیه از مدل پیش آموزش دیده بر روی مجموعه داده ImageNet استفاده شد. برای مقابله با overfitting، از تکنیک های Dropout (با نرخ ۰/۵ در لایه های تماماً متصل) و Data Augmentation استفاده گردید. مدل CNN توانست با دقت ۹۳/۵٪ (F1-score) مناطق مناسب برای احداث نیروگاه CSP را شناسایی کند.

در نهایت، از یک رویکرد ترکیبی با استفاده از تکنیک یادگیری مجموعه ای (Stacking) استفاده شد. در این روش، خروجی های مدل های RF و CNN با استفاده از XGBoost^۱ به عنوان فرآیند ترکیب شدند. اجرای آزمون McNemar نشان داد که این بهبود از نظر آماری معنادار است ($p < 0.001$). فرایند XGBoost با پارامترهای (تعداد درخت ها ۱۰۰)، حداکثر عمق (۶)، نرخ یادگیری (۰/۱) و گاما (۰/۱) پیکربندی و با استفاده از جستجوی شبکه ای و اعتبارسنجی متقابل ۵ برابر بهینه سازی شدند. پس از تلفیق الگوریتم های مبتنی بر هوش مصنوعی ذکر شده با فرایند چندمعیاره فازی، مدل نهایی ساختار بندی و اجرا گردید. این رویکرد ترکیبی منجر به افزایش ۱۲/۷٪ در دقت پیش بینی مدل نسبت به روش های سنتی MCDA گردید (RMSE: 0.089 در

^۱ Extreme Gradient Boosting

مقابل ۰/۱۰۲)، اجرای آزمون McNemar نشان داد که این بهبود از نظر آماری معنادار است ($p < 0.001$). فرایند XGBoost با پارامترهای (تعداد درخت‌ها (۱۰۰)، حداکثر عمق (۶)، نرخ یادگیری (۰/۱) و گاما (۰/۱)) پیکربندی و با استفاده از جستجوی شبکه‌ای و اعتبارسنجی متقابل ۵ برابر بهینه‌سازی شدند. طبق نتایج حاصل شده سطحی معادل حدود ۴۶/۳٪ از کل مساحت استان (۱۱۰۴۰ کیلومتر مربع) به عنوان مناطق بالقوه و مناسب جهت استقرار نیروگاه‌های انرژی خورشیدی متمرکز (CSP) شناسایی گردید (نقشه ۳).



شکل ۵- پهنه‌های بهینه استقرار نیروگاه‌های CSP

Fig. 5- Optimal Zones for Locating CSP Plant

این مناطق به مقادیر فازی از ۱ تا ۲۵۵ اختصاص داده شده‌اند که ارزیابی دقیقی از تناسب پهنه‌های مناسب شناسایی شده ارائه می‌دهد (Malczewski & Rinner, 2015; Zakariazadeh, 1965). در ادامه با بکارگیری تحلیل‌های Zonal، پهنه‌های ایده‌آل (تقریباً ۵/۳۷٪)، از مناطق مناسب اولیه به عنوان مناطق بسیار مناسب یا بهینه طبقه‌بندی (سه پهنه) گردیدند. این تکنیک پیشرفته تحلیل فضایی، امکان ارزیابی دقیق‌تری از مناطق مناسب را فراهم کرده و به طور قابل توجهی فرآیند ارزیابی تناسب مکانی جهت استقرار نیروگاه‌های CSP را ارتقا بخشید.

تحلیل‌های آماری

به منظور ارزیابی جامع الگوهای فضایی و توزیع آماری نمرات تناسب مناطق برای احداث نیروگاه‌های CSP، از مجموعه‌ای از تحلیل‌های آماری پیشرفته استفاده شد:

- تحلیل خودهمبستگی فضایی: برای ارزیابی الگوی فضایی نمرات تناسب، از شاخص Moran's I جهانی استفاده شد. مقدار مثبت و بالای Moran's I (۰.۷۳) ($p < 0.001$) نشان‌دهنده وجود خودهمبستگی فضایی مثبت قوی است.

- تحلیل خوشه‌ای فضایی: برای شناسایی دقیق‌تر خوشه‌های فضایی با تناسب بالا و پایین، از آماره *Getis-Ord Gi* استفاده شد.
- بررسی توزیع آماری نمرات تناسب: برای ارزیابی نرمال بودن توزیع نمرات تناسب، از آزمون Kolmogorov-Smirnov استفاده شد. نتایج ($p < 0.01$, $D = 0.089$) نشان داد که توزیع ارزش‌های تناسب به طور معناداری از توزیع نرمال انحراف دارد. نتایج در جدول ۳ خلاصه شده است:

جدول ۳- نتایج تحلیل خوشه‌ای فضایی با استفاده از آماره *Getis-Ord Gi*

Table 3- Results of Spatial Clustering Analysis using Getis-Ord Gi* statistic

نوع خوشه	تعداد سلول‌ها	درصد از کل منطقه
خوشه داغ (Hot Spot)	۲۳۴۵	٪۱۸/۷
خوشه سرد (Cold Spot)	۱۸۷۶	٪۱۵/۰
غیر معنادار	۸۲۷۹	٪۶۶/۳

ارزیابی اقتصادی

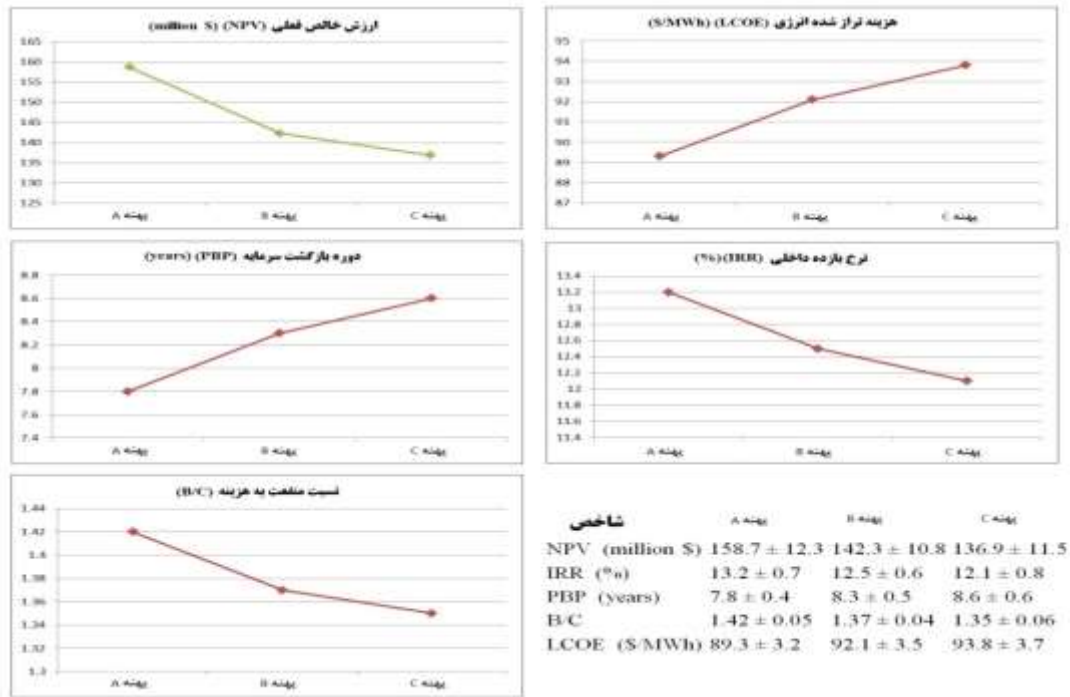
جهت ارزیابی جامع اقتصادی پروژه‌های نیروگاه CSP در استان بوشهر، تحلیل هزینه-فایده (CBA) با بهره‌گیری از روش شبیه‌سازی مونت کارلو برای سه منطقه با بالاترین ارزش تناسب فازی سرزمین صورت پذیرفت. این تحلیل جهت استقرار یک نیروگاه CSP فرضی با ظرفیت ۱۰۰ مگاوات و عمر پروژه ۲۵ سال انجام گردید. پارامترهای اصلی مورد استفاده در این تحلیل در جدول ۴ ارائه شده است:

جدول ۴- پارامترهای اصلی مورد استفاده در تحلیل اقتصادی

Table 4- Main Parameters Used in Economic Analysis

پارامتر	مقدار	توزیع احتمال	منابع
هزینه سرمایه‌گذاری اولیه	4500 \$/kW	نرمال ($\mu=4500$, $\sigma=225$)	IRENA (2023); IEA (2020); Yao et al. (2025)
هزینه عملیاتی و نگهداری ثابت	65 \$/kW/year	یکنواخت (۶۰، ۷۰)	Yao et al. (2025); Mirlletz et al. (2024); Palladino et al. (2024)
هزینه عملیاتی و نگهداری متغیر	3.5 \$/MWh	مثلثی (۳، ۳.۵، ۴)	Mirlletz et al. (2024); IEA (2020); Feldman et al. (2021)
قیمت فروش برق	120 \$/MWh	لوگ نرمال ($\mu=4.78$, $\sigma=0.1$)	Abelló Sunyer, P. (2024); IRENA (2023); IEA (2020)
نرخ تنزیل	7.5%	مثلثی (۰.۸/۵، ۰.۷/۵، ۰.۶/۵)	World Bank (2021); IEA (2020); Steffen (2020)
ضریب ظرفیت	41%	بتا ($\alpha=8.2$, $\beta=11.8$)	Yao et al. (2025); Mirlletz et al. (2024); Palladino et al. (2024)

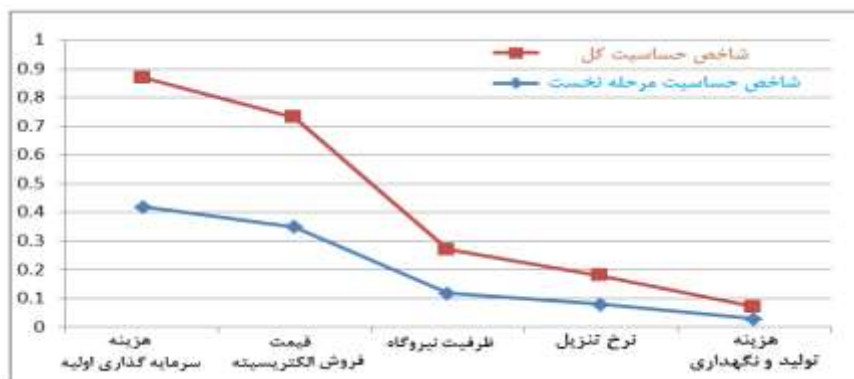
در هر منطقه، تعداد ۱۰۰۰۰ شبیه‌سازی اجرا و شاخص‌های اقتصادی کلیدی محاسبه گردیدند. نتایج این تحلیل در شکل ۶ ارائه شده است:



شکل ۶- نتایج تحلیل هزینه-فایده جهت مناطق منتخب

Fig. 6- Cost-benefit Analysis Results For Selected Regions

نتایج حاکی از آن است که هر سه منطقه از منظر اقتصادی جذاب می‌باشند، با NPV^۱ مثبت و IRR^۲ بالاتر از نرخ تنزیل. منطقه A با بالاترین NPV و کمترین دوره بازگشت سرمایه، جذاب‌ترین گزینه از دیدگاه اقتصادی است. جهت ارزیابی تأثیر عوامل مختلف بر شاخص‌های اقتصادی، تحلیل حساسیت با استفاده از روش Sobol انجام شد (Sobol, 2001). نتایج این تحلیل در شکل ۷ ارائه شده است:



شکل ۷- نتایج تحلیل حساسیت Sobol برای NPV پروژه

Fig. 7- Sobol Sensitivity Analysis Results for the Project's NPV

¹ Net Present Value

² Internal Rate of Return

این نتایج نشان می‌دهد که NPV پروژه بیشترین حساسیت را نسبت به تغییرات در هزینه سرمایه‌گذاری اولیه و قیمت فروش برق دارد. این یافته‌ها اهمیت سیاست‌های حمایتی دولت در تضمین خرید برق و ارائه مشوق‌های سرمایه‌گذاری را برجسته می‌سازد. به منظور ارزیابی پایداری نتایج در شرایط مختلف بازار، تحلیل سناریو انجام شد. سه سناریو (خوش‌بینانه، پایه و بدبینانه) با تغییر در پارامترهای کلیدی تعریف شدند. نتایج این تحلیل مرتبط با پهنه A در جدول ۵ ارائه شده است:

جدول ۵- نتایج تحلیل سناریو در رابطه با منطقه A

Table 5- Results of the Scenario Analysis for Region A

شاخص	سناریو خوش‌بینانه	سناریو پایه	سناریو بدبینانه
NPV (میلیون دلار)	۲۱۵/۴	۱۵۸/۷	۱۰۲/۳
IRR (%)	۱۵/۸	۱۳/۲	۱۰/۶
PBP ^۱ (سال)	۶/۵	۷/۸	۹/۳
B/C ^۲	۱/۵۸	۱/۴۲	۱/۴۶

ارزیابی ریسک با استفاده از VaR^۳ و CVaR^۴ انجام شد. برای محاسبه VaR و CVaR، از روش شبیه‌سازی تاریخی با سطح اطمینان ۹۵٪ استفاده شد. نتایج نشان داد که VaR برای NPV پروژه در منطقه A برابر با ۸۷/۳ میلیون دلار و CVaR برابر با ۷۲/۱ میلیون دلار است. این نتایج نشان می‌دهد که با احتمال ۹۵٪، حداکثر زیان پروژه از ۸۷/۳ میلیون دلار فراتر نخواهد رفت، و میانگین زیان در ۵٪ بدترین سناریوها ۷۲/۱ میلیون دلار خواهد بود. این تحلیل‌های جامع آماری و اقتصادی، امکان ارزیابی دقیق‌تر پایداری بلندمدت پروژه‌های CSP در استان بوشهر را فراهم می‌آورد و می‌تواند در بهینه‌سازی طراحی و مدیریت این نیروگاه‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

به منظور ارزیابی جامع اعتبار و قابلیت تعمیم نتایج این پژوهش، یافته‌های حاصل با نتایج سایر مطالعات مشابه در مناطق خشک و نیمه‌خشک مورد مقایسه قرار گرفت (جدول ۶). این مقایسه نه تنها امکان ارزیابی سازگاری نتایج را فراهم می‌آورد، بلکه بینش‌های ارزشمندی در مورد تفاوت‌های منطقه‌ای، روش‌شناختی، و جنبه‌های مختلف تحلیلی ارائه می‌دهد.

جدول ۶- مقایسه جامع نتایج با سایر مطالعات مشابه

Table 6- A Comprehensive Comparison of Results with other Similar Studies

مطالعه	منطقه	مساحت مناسب (%)	معیارهای اصلی	روش‌شناسی	مدلسازی اقلیمی	ارزیابی اقتصادی	تکنیک‌های هوش مصنوعی
مطالعه حاضر	بوشهر، ایران	۵/۳۷	DNI، شیب، دسترسی به شبکه	با GIS-MCDA ML	RegCM4 ^۵ ، RCP ^۶ 4.5	Monte Carlo، CBA	RF، CNN

¹ Payback Period² Benefit-Cost Ratio³ Value at Risk⁴ Conditional Value at Risk⁵ Regional Climate Model version 4⁶ Representative Concentration Pathway

Yousefi et al. (2018)	یزد، ایران	۴/۸۲	DNI، شیب، کاربری اراضی	فازی GIS-AHP	-	NPV، IRR	-
Ammari et al. (2024)	مراکش	۶/۱۴	DNI، توپوگرافی، دسترسی	GIS-MCDA	تحلیل روند DNI	LCOE	-
Doorga et al. (2019)	موریس	۳/۷۵	تابش، شیب، کاربری	GIS-AHP	-	-	-
Sánchez-Lozano et al. (2016)	اسپانیا	۷/۲۳	DNI، شیب، زیرساخت	فازی GIS-TOPSIS	-	PROMETHEE	-
Amiri et al (2024)	عربستان سعودی	۴/۹۸	DNI، توپوگرافی، شبکه	با GIS-AHP بهینه‌سازی	-	تحلیل حساسیت	PSO

این مقایسه جامع نشان می‌دهد که مطالعه حاضر در چندین جنبه، رویکردی پیشرفته‌تر و جامع‌تر نسبت به سایر مطالعات اتخاذ کرده است. از نظر ارزیابی اقتصادی، روش تحلیل هزینه-فایده (CBA) با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو در مطالعه حاضر، امکان ارزیابی جامع‌تر و واقع‌بینانه‌تر اقتصادی را فراهم کرده است. این رویکرد، عدم قطعیت‌های موجود در پارامترهای اقتصادی را به خوبی در نظر می‌گیرد، در حالی که سایر مطالعات عمدتاً از روش‌های ساده‌تر مانند NPV یا LCOE بهره برده‌اند. استفاده از تکنیک‌های پیشرفته هوش مصنوعی، به ویژه الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند RF و CNN، وجه تمایز دیگر این مطالعه است. این رویکرد نوآورانه امکان شناسایی الگوهای پیچیده‌تر و غیرخطی را فراهم می‌آورد که در روش‌های سنتی GIS-MCDA کمتر مورد توجه قرار می‌گیرند. جامعیت معیارهای مورد استفاده در مطالعه حاضر، که ترکیبی از فاکتورهای فیزیکی، اقتصادی و زیرساختی را در بر می‌گیرد، نیز قابل توجه است. این جامعیت در برخی از مطالعات دیگر به این میزان مشاهده نمی‌شود. تحلیل حساسیت با استفاده از روش Sobol در این مطالعه، امکان درک بهتر تأثیر پارامترهای مختلف بر نتایج نهایی را فراهم آورده است، که این امر در اکثر مطالعات دیگر به این شکل جامع انجام نشده است.

در مجموع، این مقایسه نشان می‌دهد که مطالعه حاضر با ارائه رویکردی نوآورانه و جامع، گامی رو به جلو در زمینه مکان‌یابی نیروگاه‌های CSP محسوب می‌شود. ترکیب روش‌های پیشرفته GIS، تحلیل چند معیاره فازی، تحلیل‌های اقتصادی پیشرفته و هوش مصنوعی، چارچوبی قوی و قابل اعتماد جهت تصمیم‌گیری در زمینه توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر ارائه می‌دهد که می‌تواند الگوی مطالعات آینده در این حوزه باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با ارائه رویکردی جامع و نوآورانه برای مکان‌یابی بهینه نیروگاه‌های حرارتی خورشیدی (CSP) در استان بوشهر، گامی مهم در زمینه توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر برداشته است. ترکیب سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)، تحلیل چند معیاره فازی (Fuzzy MCDA) و تکنیک‌های هوش مصنوعی، امکان شناسایی دقیق‌تر مناطق مستعد را فراهم آورده است. این رویکرد یکپارچه و چندبعدی، چارچوبی جامع برای مکان‌یابی نیروگاه‌های CSP ارائه داده که در مطالعات قبلی به این شکل مشاهده نشده است. در مقایسه با مطالعات پیشین، این پژوهش پیشرفت‌های قابل توجهی را نشان می‌دهد.

برخلاف مطالعه Yousefi et al. (۲۰۱۸) که تنها از GIS-AHP فازی استفاده کرده، این پژوهش با ترکیب GIS، MCDA فازی و تکنیک‌های هوش مصنوعی، امکان تحلیل پیچیده‌تر الگوهای مکانی را فراهم آورده است. علاوه بر این، تحلیل هزینه-فایده (CBA) با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو، در مقایسه با روش‌های ساده‌تر مانند NPV یا LCOE در مطالعات قبلی، ارزیابی واقع‌بینانه‌تری از پایداری اقتصادی پروژه‌ها ارائه داده است. این رویکرد امکان در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در پارامترهای اقتصادی را فراهم می‌آورد و تصویر دقیق‌تری از ریسک‌های مالی پروژه‌ها ارائه می‌دهد (Kroese et al., 2014). بکارگیری الگوریتم‌های Random Forest و CNN، که در اکثر مطالعات قبلی مورد استفاده قرار نگرفته بود، امکان شناسایی الگوهای پیچیده‌تر و غیرخطی را فراهم آورده است. این استفاده از تکنیک‌های پیشرفته هوش مصنوعی منجر به افزایش ۱۲/۷٪ در دقت پیش‌بینی مدل شده است، که نشان‌دهنده بهبود قابل توجه در شناسایی مناطق مستعد برای احداث نیروگاه‌های CSP است. این یافته با نتایج مطالعات اجرا شده در زمینه کاربرد یادگیری ماشین در مکان‌یابی انرژی‌های تجدیدپذیر همخوانی دارد (Maxwell et al., 2018). علی‌رغم جامعیت این پژوهش، برخی محدودیت‌های ذیل قابل ذکر هستند: عدم قطعیت در پیش‌بینی‌های بلندمدت اقلیمی، محدودیت داده‌های دقیق محلی، و عدم لحاظ کامل برخی فاکتورهای اجتماعی-فرهنگی از جمله چالش‌های این مطالعه بوده‌اند. همچنین، اگرچه فاکتورهای محیط زیستی در مدل لحاظ شده‌اند، اما ارزیابی جامع اثرات محیط زیستی نیازمند مطالعات تخصصی‌تر است.

این محدودیت‌ها با یافته‌های Sánchez-Lozano et al. (۲۰۱۶) در مورد چالش‌های مکان‌یابی نیروگاه‌های CSP همخوانی دارد. پیشنهاد می‌شود مطالعات آینده با بررسی جامع‌تر عواملی مانند پیشرفت‌های فناوری و تغییرات سیاستی، چشم‌انداز کامل‌تری از آینده انرژی‌های تجدیدپذیر و پایداری پروژه‌های CSP ارائه دهند.

تلفیق روش‌های نوین هوش مصنوعی با تکنیک‌های سنتی GIS-MCDA، نه تنها دقت مدل‌سازی را به طور معناداری افزایش داده (۱۲/۷٪)، بلکه چارچوب مفهومی جدیدی برای درک تعاملات پیچیده بین معیارهای مکان‌یابی ارائه کرده است. این رویکرد ترکیبی، همانطور که Li et al. (2024) اشاره می‌کنند، امکان شناسایی الگوهای غیرخطی و وابستگی‌های متقابل بین پارامترهای مختلف را فراهم می‌آورد که در روش‌های کلاسیک قابل تشخیص نبودند. به علاوه، استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو در تحلیل‌های اقتصادی، درک عمیق‌تری از عدم قطعیت‌ها و ریسک‌های پروژه‌های CSP ارائه می‌دهد که با یافته‌های اخیر Maxwell et al. (۲۰۱۸) در زمینه مدل‌سازی ریسک پروژه‌های انرژی تجدیدپذیر همخوانی دارد.

از منظر سیاست‌گذاری انرژی، نتایج این پژوهش می‌تواند نقش کلیدی در تسریع گذار به انرژی‌های تجدیدپذیر ایفا کند. شناسایی دقیق مناطق بهینه (۵/۳۷٪ از مساحت استان) با در نظر گرفتن ملاحظات فنی، اقتصادی و محیط زیستی، چارچوبی عملی برای برنامه‌ریزی استراتژیک در حوزه انرژی ارائه می‌دهد. این یافته‌ها با اهداف توسعه پایدار سازمان ملل متحد (SDGs) و تعهدات بین‌المللی در زمینه کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای همسو است (IRENA, 2023). همچنین، تحلیل‌های اقتصادی جامع انجام شده، با نشان دادن پایداری مالی پروژه‌های CSP در شرایط مختلف بازار (IRR میانگین ۱۳/۲٪)، می‌تواند به جذب سرمایه‌گذاری‌های خصوصی و تسهیل مشارکت بخش خصوصی در توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر کمک کند.

اهمیت عملی و نظری یافته‌های این پژوهش قابل توجه است. نتایج می‌تواند به سیاست‌گذاران در اتخاذ تصمیمات آگاهانه در زمینه توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر کمک کند. ارزیابی دقیق مناطق مستعد و تحلیل جامع اقتصادی می‌تواند به افزایش موفقیت و پایداری پروژه‌های CSP کمک کند. رویکرد ترکیبی ارائه شده می‌تواند به عنوان الگویی برای مطالعات مشابه در سایر مناطق و حتی سایر فناوری‌های انرژی تجدیدپذیر مورد استفاده قرار گیرد. در مجموع، این پژوهش با ارائه رویکردی نوآورانه و جامع در

مکان‌یابی نیروگاه‌های CSP، گامی مهم در جهت توسعه پایدار انرژی‌های تجدیدپذیر برداشته است. با فراهم آوردن زمینه برای توسعه انرژی‌های پاک، این مطالعه می‌تواند به کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای و دستیابی به اهداف توسعه پایدار کمک کند (UNEP-WCMC, 2022). یافته‌های این پژوهش می‌تواند مبنایی برای تصمیم‌گیری‌های آگاهانه در زمینه سیاست‌گذاری انرژی و سرمایه‌گذاری در پروژه‌های CSP باشد، و به عنوان نقطه عطفی در مطالعات مکان‌یابی انرژی‌های تجدیدپذیر در نظر گرفته شود. جهت تحقیقات آینده، پیشنهادات خلاقانه‌ای دیگری ارائه شده است:

- ادغام فناوری‌های نوین خنک‌سازی برای کاهش مصرف آب
- مدلسازی یکپارچه انرژی-آب-غذا
- بکارگیری یادگیری عمیق برای پیش‌بینی دقیق‌تر عملکرد نیروگاه‌ها
- تحلیل سناریوهای اقتصادی-اجتماعی
- و توسعه سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند از جمله زمینه‌های پیشنهادی برای مطالعات آتی هستند. این پیشنهادات با روندهای نوظهور در تحقیقات انرژی‌های تجدیدپذیر همسو است (IRENA, 2023).

References

- Abelló Sunyer, P. (2024). *Top-down cost assessment and market regulatory conditions affecting BESS feasibility in the spanish framework: Exploring the viability of utility-scale stand-alone battery energy storage systems in Spain* (Master's thesis, Universitat Politècnica de Catalunya).
- Adler-Golden, S. M., Matthew, M. W., Bernstein, L. S., Levine, R. Y., Berk, A., Richtsmeier, S. C., ... & Chetwynd, J. H. (1999). Atmospheric correction for shortwave spectral imagery based on MODTRAN4. In *Imaging Spectrometry V. International Society for Optics and Photonics*. 3753, 61-69.
- Afshari, E., Ebrahimi, M., & Zare, H. (2024). Sustainable development spillover effects of China and the US on Iran: analysis of integrated sustainability perspective. *Environment, Development and Sustainability*, 26(6), 15163-15175. [In Persian]
- Akhbari, M., & Basiri Sadr, M. (2024). Mapping of Iran regions based on indicators of Climate Change impacts. *Journal of Climate Research*, 1402(55), 78-57. [In Persian]
- Al Garni, H. Z., & Awasthi, A. (2021). A hybrid fuzzy AHP-TOPSIS approach for evaluating concentrated solar power technologies in Saudi Arabia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 135, 110279.
- Amiri, A. A., Wahid, M. N., Al-Buraiki, A. S., & Al-Sharafi, A. (2024). A strategic multi-criteria decision-making framework for renewable energy source selection in Saudi Arabia using AHP-TOPSIS. *Renewable Energy*, 236, 121523.
- Ammari, N., Alami Merrouni, A., Mendyl, A., Chaabelasri, E., & Weidinger, T. (2024). Energy, Economic and Environmental (3E) Analysis for an Optimal CSP Technology Integration in Morocco. *Energies*, 17(12), 3020.
- Aydin, F., & Sarptas, H. (2020). Spatial assessment of site suitability for solar desalination plants: a case study of the coastal regions of Turkey. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 22, 309-323.
- 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. [In Persian]

- Brewer, H. (2022). *The Effects of Placement and Ground Cover on Solar Panel Temperatures* (Master's thesis, University of Colorado at Denver).
- Buckley, J. J. (1985). Fuzzy hierarchical analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, 17(3), 233-247.
- Cui, Z., Ma, C., Zhang, H., Hu, Y., Yan, L., Dou, C., & Li, X. M. (2023). Vicarious radiometric calibration of the multispectral imager onboard SDGSAT-1 over the Dunhuang calibration site, China. *Remote Sensing*, 15(10), 2578.
- Dixit, S., Poudyal, N. C., Silwal, T., Joshi, O., Bhandari, A., Pant, G., & Hodges, D. G. (2024). Perceived benefits, burdens and effectiveness of a buffer zone programme in improving protected area–people relationships. *Environmental Conservation*, 51(2), 141-151.
- Doorga, J. R., Rughooputh, S. D., & Boojhawon, R. (2019). Multi-criteria GIS-based modelling technique for identifying potential solar farm sites: A case study in Mauritius. *Renewable Energy*, 133, 1201-1219.
- FAO. (2020). Global Forest Resources Assessment 2020: Main report. Rome. <https://doi.org/10.4060/ca9825en>
- Feldman, D., Ramasamy, V., Fu, R., Ramdas, A., Desai, J., & Margolis, R. (2021). U.S. Solar Photovoltaic System and Energy Storage Cost Benchmark: Q1 2020. *National Renewable Energy Laboratory*. NREL/TP-6A20-77324.
- Gastli, A., & Charabi, Y. (2010). Solar electricity prospects in Oman using GIS-based solar radiation maps. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(2), 790-797.
- IEA. (2020). Projected Costs of Generating Electricity 2020. International Energy Agency, Paris. <https://www.iea.org/reports/projected-costs-of-generating-electricity-2020>
- IRENA. (2023). World Energy Transitions Outlook 2023: 1.5°C Pathway. International Renewable Energy Agency.
- Jahangir, M. H., Mokhtari, R., Salmanpour, F., & Yousefi, H. (2024). Urban energy planning towards achieving an economically and environmentally optimized energy flow by 2050 based on different scenarios (a case study). *Environment, Development and Sustainability*, 1-30. [In Persian]
- Jiang, H., Shao, Y., & Tao, F. (2023). Machine learning-based multi-criteria decision making for renewable energy site selection: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 177, 113092.
- Jiménez-Muñoz, J. C., Sobrino, J. A., Skoković, D., Mattar, C., & Cristóbal, J. (2014). Land surface temperature retrieval methods from Landsat-8 thermal infrared sensor data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10), 1840-1843.
- Khalid, M. (2024). Smart grids and renewable energy systems: Perspectives and grid integration challenges. *Energy Strategy Reviews*, 51, 101299.
- Kroese, D. P., Brereton, T., Taimre, T., & Botev, Z. I. (2014). Why the Monte Carlo method is so important today. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 6(6), 386-392.
- 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.
- Malczewski, J., & Rinner, C. (2015). Multicriteria decision analysis in geographic information science. *Springer*, 1, 55-77.
- Maxwell, A. E., Warner, T. A., & Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *International Journal of Remote Sensing*, 39(9), 2784-2817.
- Mehriani, M. R., Qelichi, M. M., & Tahouri, H. (2024). Solar power plant site selection using fuzzy inference system: a case study in Iran. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 1-24. [In Persian]

- Mirletz, B., Vimmerstedt, L., Avery, G., Sekar, A., Stright, D., Akindipe, D & Hoffmann, J. (2024). Annual Technology Baseline: The 2024 Electricity Update. *National Renewable Energy Laboratory (NREL)*, Golden, CO (United States).
- Noorollahi, Y., Yousefi, H., & Mohammadi, M. (2016). Multi-criteria decision support system for wind farm site selection using GIS. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 13, 38-50. [In Persian]
- Palladino, V., Di Somma, M., Cancro, C., Gaggioli, W., De Lucia, M., D'Auria, M., & Graditi, G. (2024). Innovative Industrial Solutions for Improving the Technical/Economic Competitiveness of Concentrated Solar Power. *Energies*, 17(2), 360.
- Rezaei, F., Pourghasemi, H. R., Fallah Shamsi, S. R., Khosravi, R., & Kariminejad, N. (2024). Spatial modeling and mapping of flood potential using machine learning algorithms (Case study: Bushehr province). *Integrated Watershed Management*, 4(2), 81-96. [In Persian]
- Saaty, T. L. (1980). *The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resource allocation*. McGraw-Hill International Book Co.
- Salim, S. S., Luxembourg, S. L., Dalla Longa, F., & van der Zwaan, B. (2024). From Retrofitting to Renewables: Navigating Energy Transition Pathways for European Residential Space Heating. *Energies*, 17(10), 2363.
- Sánchez-Lozano, J. M., García-Cascales, M. S., & Lamata, M. T. (2016). GIS-based onshore wind farm site selection using Fuzzy Multi-Criteria Decision Making methods. Evaluating the case of Southeastern Spain. *Applied Energy*, 171, 86-102.
- Sobol, I. M. (2001). Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and computers in simulation*, 55(1-3), 271-280.
- Steffen, B. (2020). Estimating the cost of capital for renewable energy projects. *Energy Economics*, 88, 104783.
- Suh, J., & Brownson, J. R. (2016). Solar farm suitability using geographic information system fuzzy sets and analytic hierarchy processes: Case study of Ulleung Island, Korea. *Energies*, 9(8), 648.
- Tahri, M., Hakdaoui, M., & Maanan, M. (2015). The evaluation of solar farm locations applying Geographic Information System and Multi-Criteria Decision-Making methods: Case study in southern Morocco. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 51, 1354-1362.
- UNEP-WCMC. (2022). Protected Planet: The World Database on Protected Areas (WDPA). UNEP-WCMC and IUCN, Cambridge, UK. <https://www.protectedplanet.net/>
- Uyan, M. (2013). GIS-based solar farms site selection using analytic hierarchy process (AHP) in Karapinar region, Konya/Turkey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 28, 11-17.
- Watson, J. J., & Hudson, M. D. (2015). Regional Scale wind farm and solar farm suitability assessment using GIS-assisted multi-criteria evaluation. *Landscape and Urban Planning*, 138, 20-31.
- World Bank. (2021). World Bank Open Data. <https://data.worldbank.org/>
- Yao, L., Guan, Z., Wang, Y., Hui, H., Luo, S., Jia, C., ... & Xiao, X. (2025). Evaluating the feasibility of concentrated solar power as a replacement for coal-fired power in China: A comprehensive comparative analysis. *Applied Energy*, 377, 124396.
- Yousefi, H., Hafeznia, H., & Yousefi-Sahzabi, A. (2018). Spatial site selection for solar power plants using a gis-based boolean-fuzzy logic model: A case study of Markazi Province, Iran. *Energies*, 11(7), 1648. [In Persian]
- Zakariazadeh, A., Ahshan, R., Al Abri, R., & Al-Abri, M. (2024). Renewable energy integration in sustainable water systems: A review. *Cleaner Engineering and Technology*, 100722. [In Persian]

Zhao, Y., Li, S., Yang, D., Yahaya, I. I., & Pan, H. (2024). Assessment of site suitability for centralized photovoltaic power stations in Northwest China's six provinces. *Journal of Environmental Management*, 366, 121820.