Iranian Journal of Soil and Water Research ISNN: 2423-7833
Homepage: http://ijswr.ut.ac.ir

# Evaluation and Prioritization of Factors Affecting Smart Management of Concrete Dam Construction Projects Using a Hybrid Fuzzy MCDM and Machine Learning Approach

**Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi[1] | Mirali Mohammadi [2]✉ | Mohammad Kheradranjbar[3] Shahin Rafiee[4]**
1. Department of Civil Eng., Faculty of Eng., Urmia, Iran. E-mail: o.AbdullatifAlMoussawi@urmia.ac.ir
2. Corresponding Author, Department of Civil Engineering, Faculty of Eng., Urmia, Iran. E-mail: m.mohammadi@urmia.ac.ir
3. Department of Civil Engineering, Ka.C., Islamic Azad University, Karaj, Iran. E-mail: kheradranjbar@iau.ac.ir
4. Department of Biosystems Mechanical Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. E-mail: shahinrafiee@ut.ac.ir

**Article Info**

**Article type:** Research Article

**Article history:**

**Received:** Jan. 29, 2026

**Revised:** Jan. 30, 2026

**Accepted:** Feb. 28, 2026

**Published online:** March. 2026

**Keywords**:
Smart Management,
Concrete Dams,
Fuzzy MCDM,
Machine Learning,
Factor Prioritization.

**ABSTRACT**

Given the increasing complexity of concrete dam construction projects and the growing demand for intelligent technologies, the absence of a comprehensive and locally adapted framework for identifying and prioritizing the factors influencing smart project management creates significant technical and managerial challenges. This study aims to develop a multi-criteria evaluation framework by identifying 100 critical factors categorized into nine major criteria: technical, temporal, economic, safety, cultural, environmental, legal, supervisory, and technological. Data were collected through two structured questionnaires: the first for assessing the 100 factors by 33 experts, and the second for pairwise comparison of the nine criteria by 42 experienced specialists. Fuzzy multi-criteria decision-making methods were applied to determine the weights of criteria and rank the factors. To enhance the robustness and predictive accuracy of the results, three machine learning models—Partial Least Squares Regression, Bayesian Ridge, and Ridge Regression—were employed. Among these, the PLSR model demonstrated superior performance and was therefore selected for weight prediction and sensitivity analysis. The results indicate that technical–local factors, particularly sanctions-related constraints, challenges of constructing massive concrete structures, and the need for intelligent monitoring systems for phenomena such as erosion and settlement, have the highest influence, accounting for approximately 30–50% of the total impact. Furthermore, emerging technologies such as digital twin systems, Internet of Things platforms, and integrated supervisory tools ranked highest in priority. The proposed framework provides a practical basis for policymakers and project managers to develop more targeted smart-management strategies, prioritize technological investments, and mitigate operational risks in large-scale dam construction projects.

Cite this article: AlMoussawi, O. A.A., Mohammadi, M. A., Kheradranjbar, M. & Rafiee, S. (2026). Evaluation and Prioritization of Factors Affecting Smart Management of Concrete Dam Construction Projects Using a Hybrid Fuzzy MCDM and Machine Learning Approach, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 57 (1), 39-67. https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.409192.670080

© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.
DOI: https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.409192.670080

# EXTENDED ABSTRACT


**Introduction**

The increasing complexity of concrete dam construction projects in Iran has created an urgent need for modernized, intelligent management frameworks capable of addressing technical, economic, temporal, environmental, and cultural challenges. Iran's dam infrastructure plays a critical role in national water security, hydropower production, flood control, and long-term economic stability. Yet, despite the essential role of these structures, the management of large-scale dam construction projects continues to face persistent difficulties such as concrete cracking, seepage, geotechnical uncertainties, scheduling delays aggravated by climate shifts, escalating costs due to inflation and currency volatility, and environmental and safety risks in seismic regions. These issues are further intensified by local constraints, including sanctions that limit access to advanced equipment, insufficient digital infrastructure, and cultural resistance among engineering teams toward adopting novel technologies.

Global research has increasingly emphasized the integration of digital technologies—such as Building Information Modeling (BIM), Internet of Things (IoT) systems, artificial intelligence (AI)-assisted prediction models, virtual reality (VR), digital twins, and advanced sensor networks—as transformative tools for increasing efficiency and reducing risk in construction. However, the successful implementation of these technologies requires a localized decision-support framework capable of capturing both quantitative and qualitative dimensions of smart management, especially within contexts characterized by uncertainty and expert-driven judgments. Although multi-criteria decision-making (MCDM) methods and machine learning (ML) models have individually contributed to prioritization and prediction in engineering management, there has been no comprehensive, hybrid framework specifically tailored to the needs of Iranian concrete dam projects.

The purpose of the present study is to fill this gap by systematically identifying, evaluating, and prioritizing 100 factors influencing smart management of concrete dam construction across nine major criteria: technical, temporal, economic, safety, cultural, environmental, legal, supervisory, and technological. These factors were extracted through extensive literature review and semi-structured expert interviews. The study aims to answer the overarching research question: Which factors exert the greatest influence on enabling smart management in Iran's concrete dam projects, and how can these factors be prioritized through a hybrid decision-making and predictive modeling approach?

The theoretical framing of this research integrates principles from digital construction theory, resilience engineering, and uncertainty management, positioning smart management as a multidimensional phenomenon influenced by both human and technological components. The target audience includes engineering managers, policymakers within the Ministry of Energy, project supervisors, consultants, and academics seeking evidence-based guidance for digital transformation. A pragmatic rationale supports the hybrid methodology: fuzzy MCDM is ideal for quantifying ambiguous expert judgments, while machine learning enhances predictive validity, reduces model subjectivity, and reinforces stability across rankings. This combined approach provides a more robust analytical lens than either method alone.

**Method**

The study employed a structured, quantitative research design combining fuzzy MCDM and supervised machine learning algorithms. Two primary data collection instruments were developed. The first questionnaire assessed 100 factors influencing smart dam construction, grouped into nine criteria. This instrument used a five-point fuzzy Likert scale and was completed by 33 experts, including senior dam engineers, geotechnical specialists, project managers, and environmental analysts with an average of 10–15 years of experience. The second questionnaire involved fuzzy pairwise comparisons of the nine criteria and was completed by 42 experts.

The analytical phase followed a sequential multi-stage process. Fuzzy AHP was used to determine the relative weights of the nine criteria, incorporating expert uncertainty into the decision process. DEMATEL was applied to analyze causal relationships and identify criteria acting as influencers or receivers within the system. Fuzzy TOPSIS served as the primary method for ranking the 100 factors, with additional MCDM methods—WASPAS, MOORA, COPRAS, and VIKOR—used for robustness checks. Together, these tools provided a comprehensive, triangulated evaluation framework.

To enhance model reliability and stability, supervised machine learning models were applied. PLSR, Ridge Regression, and Bayesian Ridge Regression were trained using defuzzified score matrices as input variables and fuzzy TOPSIS rankings as output labels. Model performance was assessed with $R^2$ and MSE metrics. PLSR achieved the best predictive accuracy ($R^2 \approx 0.9977$), confirming the internal coherence of the MCDM rankings. All steps of the study were conducted using Excel, Python, and SPSS tools. The methodology was fully replicable and followed accepted standards for expert-based research.

**Sampling Procedures**

Purposive sampling was used to ensure representation of key stakeholders in dam construction. Experts were selected from major Iranian universities, dam consulting firms, and the Ministry of Energy. Participation rates ranged from 85% to 90%, and all participants completed informed consent forms. No financial incentives were provided. Data were collected over six months through Google Forms, email correspondence, and interviews. All procedures complied with ethical standards governing expert consultation studies.

**Sample Size, Power, and Precision**

The intended sample size of at least 30 experts per instrument was met and exceeded. Reliability analysis yielded Cronbach's alpha = 0.89. AHP consistency ratios remained below the recommended threshold of 0.1. The ML models exhibited high precision and negligible overfitting, reinforcing confidence in the final prioritization.

**Mixed Methods Research**

Although fundamentally quantitative, this study incorporates qualitative expert reasoning through fuzzy linguistic scales, resulting in a pragmatic mixed-method orientation. Fuzzy MCDM addresses human ambiguity, while ML introduces an empirical, data-driven layer of predictive validation. Integrating these outputs yields richer insights that neither approach could achieve on its own, particularly within the uncertain and complex environment of dam construction.

**Results**

Among the nine criteria, technical and technological dimensions were found to have the strongest influence on smart management outcomes. Key factors with the highest priority scores included: limitations on importing smart equipment due to sanctions, adoption of digital twin technology for real-time simulation, IoT-based monitoring of concrete stress and structural behavior, and BIM-enabled 3D modeling of dam components. Cultural resistance, lack of training, and weak legal frameworks were also found to significantly hinder progress. The fuzzy TOPSIS results showed a high degree of consistency across robustness checks, with an average concordance rate of 95%. Machine learning verification further revealed that technical–local challenges accounted for 30–50% of the variance in factor importance. The strong alignment between MCDM and ML outputs confirmed the stability and predictive reliability of the framework.

**Conclusions**

The study demonstrates that achieving smart management in Iran's concrete dam construction requires targeted interventions in technical infrastructure, digital capability enhancement, and policy reform. Technical and technological readiness emerged as the most critical determinants, followed by cultural adaptation and legal modernization. The hybrid framework developed in this study offers both theoretical and practical contributions: it provides a replicable model for prioritizing smart construction factors and supports national efforts toward digital transformation in water infrastructure. Future research should expand expert samples, incorporate dynamic simulation models, and extend analyses to other dam types and water systems.

**Funding**

This research was supported by Urmia University, Iran.

**Authorship contribution**

For research articles with several authors, a short paragraph specifying their individual contributions must be provided. The following statements should be used "Conceptualization, **Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi** and **Mirali Mohammadi**; methodology, **Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi**; software, **Shahin Rafiee**; validation, **Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi**, **Mohammad Kheradranjbar** and **Shahin Rafiee**; formal analysis, **Mohammad Kheradranjbar**; investigation, **Shahin Rafiee**; resources, **Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi**; data curation, **Mohammad Kheradranjbar**; writing—original draft preparation, **Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi**; writing—review and editing, **Osamah Abdulateef Abdullah AlMusawi** and **Mirali Mohammadi** and **Shahin Rafiee** and **Mohammad Kheradranjbar**; visualization, **Shahin Rafiee**; supervision, **Mirali Mohammadi** and **Mohammad Kheradranjbar**; project administration, **Mirali Mohammadi**; funding acquisition, **Mirali Mohammadi** All authors have read and agreed to the published version of the manuscript." Please turn to the CRediT taxonomy for the term explanation. Authorship must be limited to those who have contributed substantially to the work re-ported.

All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

**Declaration of Generative AI and AI-assisted technologies in the writing process**

During the preparation of this work the author(s) used ChatGPT (OpenAI) in order to draft portions of Python code for the study. After using this tool and service, the author(s) reviewed and edited the content as needed and take(s) full responsibility for the content of the publication.

**Data availability statement**

The data from this study are available upon request from the corresponding author.

**Acknowledgements**

We would like to thank the Honorable Vice Chancellor for Research of Urmia University for their support in carrying out this research.

We would like to thank the honorable referees for their valuable suggestions in improving the manuscript.

**Ethical considerations**

The authors avoided data fabrication, falsification, and plagiarism, and any form of misconduct.

**Conflict of interest**

The authors declare no conflict of interest.

مجله تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۵۷، شماره ۱ شاپا: ۷۸۳۳-۲۴۲۳
Homepage: http://ijswr.ut.ac.ir

# ارزیابی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر هوشمندسازی مدیریت پروژه‌های ساخت سدهای بتنی با رویکرد ترکیبی تصمیم‌گیری چند معیاره فازی و یادگیری ماشین

**أسامَه عبدالطیف عبداله الموسوی[۱] | میر علی محمدی[۲]✉ | محمد خردرنجبر[۳] | شاهین رفیعی[۴]**

۱. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران. رایانامه: o.AbdullatifAlMoussawi@urmia.ac.ir

۲. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران. نویسنده مسئول، رایانامه: m.mohammadi@urmia.ac.ir

۳. گروه مهندسی عمران، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران. رایانامه: kheradranjbar@iau.ac.ir

۴. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: shahinrafiee@ut.ac.ir

**اطلاعات مقاله**

**نوع مقاله:** مقالهٔ پژوهشی

**تاریخ دریافت:** ۱۴۰۴/۱۰/۱۲
**تاریخ بازنگری:** ۱۴۰۴/۱۱/۱۰
**تاریخ پذیرش:** ۱۴۰۴/۱۲/۹
**تاریخ انتشار:** فروردین ۱۴۰۵

**واژه‌های کلیدی:**
تصمیم‌گیری چندمعیاره،
ارزیابی فازی،
تحلیل روابط علّی،
پیش‌بینی داده‌محور،
فناوری‌های هوشمند

## چکیده

با توجه به پیچیدگی روزافزون پروژه‌های ساخت سدهای بتنی و گسترش کاربرد فناوری‌های هوشمند، فقدان یک چارچوب بومی و نظام‌مند برای شناسایی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر هوشمندسازی مدیریت این پروژه‌ها، تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و فنی را با عدم قطعیت مواجه کرده است. هدف این پژوهش، توسعه یک چارچوب ترکیبی و داده‌محور برای ارزیابی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر هوشمندسازی مدیریت پروژه‌های سدهای بتنی است. در این راستا، ۱۰۰ عامل کلیدی در قالب ۹ معیار اصلی شامل فنی، زمانی، اقتصادی، ایمنی، فرهنگی، محیطی، قانونی، نظارتی و فناوری شناسایی شد. داده‌ها از طریق دو پرسشنامه ساختاریافته گردآوری گردید؛ به‌گونه‌ای که ارزیابی عوامل توسط ۳۳ کارشناس و مقایسه‌های زوجی معیارها توسط ۴۲ متخصص باتجربه انجام شد. در گام نخست، از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی برای وزن‌دهی معیارها، تحلیل روابط علّی میان آن‌ها و محاسبه امتیاز نهایی هر عامل استفاده شد. در گام دوم، خروجی‌های حاصل از این مرحله به‌عنوان داده‌های ورودی به ۱۲ مدل‌های یادگیری ماشین به‌کار گرفته شد تا قابلیت پیش‌بینی وزن‌ها، پایداری رتبه‌بندی و تحلیل حساسیت نتایج مورد ارزیابی قرار گیرد. در چارچوب تلفیقی، سه مدل رگرسیون شامل رگرسیون حداقل مربعات جزئی، رگرسیون بیزی و رگرسیون ریج بررسی شد که نتایج نشان داد مدل حداقل مربعات جزئی از دقت و پایداری بالاتری برخوردار است. یافته‌ها حاکی از آن است که عوامل فنی و بومی، به‌ویژه محدودیت‌های ناشی از تحریم‌ها و نیاز به سامانه‌های هوشمند پایش، بیشترین اثرگذاری را دارند. چارچوب ارائه‌شده، با توجه به ماهیت داده‌محور و ساختار انعطاف‌پذیر، برای مناطق دارای شرایط فنی، مدیریتی و نهادی مشابه قابل تعمیم است.

استناد: الموسوی، أسامَه عبدالطیف عبداله؛ محمّدی، میرعلی؛ خردرنجبر، محمد؛ و رفیعی، شاهین (۱۴۰۵). ارزیابی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر هوشمندسازی مدیریت پروژه‌های ساخت سدهای بتنی با رویکرد ترکیبی تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی و یادگیری ماشین. *مجله تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۷ (۱)، ۶۷-۳۹. https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.409192.670080

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

© نویسندگان.

DOI: https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.409192.670080

## مقدمه

ایران به عنوان کشوری با اقلیم خشک و نیمه‌خشک، وابستگی شدیدی به سدهای بتنی برای تأمین آب شرب، کشاورزی، تولید انرژی هیدروالکتریک، و مدیریت بحران‌های طبیعی دارد. بر اساس آمار وزارت نیرو (۱۴۰۲)، بیش از ۱۷۰ سد بزرگ و متوسط در ایران احداث شده است، که نقش حیاتی در کنترل سیلاب، ذخیره‌سازی آب، و پایداری اقتصادی کشور ایفا می‌کنند. با این حال، پروژه‌های سدسازی با چالش‌های ساختاری متعددی روبرو هستند: ریسک‌های فنی مانند ترک‌خوردگی بتن و نشت آب (به دلیل بارگذاری‌های هیدرولیکی و زلزله‌ای)، تأخیرهای زمانی ناشی از تغییرات اقلیمی و فشارهای سیاسی، هزینه‌های اضافی از تورم مصالح و نوسانات ارزی، مسائل ایمنی و زیست‌محیطی (مانند زمین‌لغزش و آلودگی مخازن)، و عوامل فرهنگی-قانونی مانند مقاومت کارکنان به فناوری‌های نوین و تحریم‌های واردات تجهیزات هوشمند (Shishehgarkhaneh et al., 2023; Baghalzadeh Shishehgarkhaneh et al., 2022). این چالش‌ها، بهره‌وری پروژه‌ها را تا ۳۰٪ کاهش داده و پایداری بلندمدت سدها را تهدید می‌کنند، به ویژه در مناطق زلزله‌خیز و سیل‌گیر مانند خوزستان و چهارمحال و بختیاری (ساسانی و بای، ۱۴۰۲).

در ایران و جهان، مطالعات گسترده‌ای در زمینه پایش رفتار و تحلیل ایمنی سدها در زمان ساخت و بهره‌برداری انجام شده است که عمدتاً بر روش‌های مدل‌سازی عددی و تحلیل داده‌های ابزار دقیق متکی بوده‌اند. برای نمونه، طاهری اقدم و همکاران (۱۴۰۰) در مطالعاتی جداگانه بر روی سدهای بتنی وزنی، با استفاده از روش‌های اجزای محدود نشان دادند که بهینه‌سازی سیستم زهکشی نقش بسزایی در کاهش فشار آب‌لیفت و پایداری سد دارد. همچنین پژوهش‌های مشابهی توسط سلماسی و حکیمی‌خانسار (۱۴۰۰) بر روی سد کبودوال انجام شده است که رفتار ژئوتکنیکی سد را با دقت بالایی شبیه‌سازی کرده‌اند. با این حال، وجه اشتراک این مطالعات کلاسیک، وابستگی آن‌ها به شبیه‌سازی‌های زمان‌بر عددی، تمرکز صرف بر جنبه‌های فیزیکی و عدم یکپارچگی با سیستم‌های مدیریت کلان پروژه است. این محدودیت‌ها مانع از تصمیم‌گیری‌های مدیریتی بلادرنگ در شرایط بحرانی می‌شود. از این‌رو، پژوهش حاضر با گذر از روش‌های صرفاً عددی، به دنبال پر کردن این خلاء از طریق ارائه چارچوبی هوشمند مبتنی بر یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره برای مدیریت یکپارچه و داده‌محور پروژه‌های سدسازی است.

ظهور فناوری‌های نوظهور نظیر مدل‌سازی اطلاعات ساختمان (BIM)، اینترنت اشیاء (IoT) و هوش مصنوعی (AI)، پارادایم جدیدی را تحت عنوان "ساخت و ساز ۴,۰" ایجاد کرده است که هدف آن یکپارچه‌سازی فضای فیزیکی و دیجیتال برای بهبود بهره‌وری، ایمنی و پایداری است (Fan, 2025). حجم عظیم داده‌های تولید شده توسط سنسورها و مدل‌های دیجیتال، تصمیم‌گیری را برای مدیران دشوار کرده است. روش‌های سنتی تصمیم‌گیری که صرفاً بر قضاوت‌های کیفی استوار بودند، دیگر توانایی پردازش این حجم از اطلاعات پویا را ندارند و از سوی دیگر، مدل‌های هوش مصنوعی نیز به دلیل ماهیت "جعبه سیاه" بودن، فاقد شفافیت لازم برای تصمیم‌گیری‌های استراتژیک هستند (Bilal, 2025).

در این زمینه، مدیریت سنتی پروژه‌های سدسازی، بر پایه روش‌های دستی و تجربی، ناکارآمد است و نمی‌تواند با حجم داده‌های پیچیده (مانند داده‌های ژئوتکنیکی و هیدرولوژیکی) یا عدم قطعیت‌های پویا (مانند تغییرات اقلیمی) مقابله کند. برای مثال، در پروژه سد کارون ۴، تأخیر ۲۰٪ زمانی و افزایش ۱۵٪ هزینه‌ها به دلیل عدم پایش بلادرنگ تنش‌های بتن گزارش شده است (Alvanchi, et al., 2023). علاوه بر این، تحریم‌های فناوری، دسترسی به ابزارهای پیشرفته مانند سنسورهای IoT یا نرم‌افزارهای BIM را محدود کرده و وابستگی به واردات را افزایش می‌دهد (بای و همکاران، ۱۴۰۳). این مسائل، نه تنها کارایی را کاهش می‌دهند، بلکه پایداری محیط‌زیستی (مانند رسوب‌گذاری مخازن) و اجتماعی (مقاومت جوامع محلی) را به خطر می‌اندازند، به طوری که بیش از ۲۵٪ سدهای ایران با مشکلات نگهداری روبرو هستند (Alami Banadkooki & Dashti Rahmatabadi, 2024). بنابراین، مسئله اصلی پژوهش، عدم وجود چارچوبی جامع برای شناسایی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر هوشمندسازی مدیریت این پروژه‌ها است، که منجر به تصمیم‌گیری‌های ناکارآمد و افزایش ریسک‌های چندبعدی می‌شود.

ضرورت تحقیق در این پژوهش از دو بعد نظری و کاربردی ناشی می‌شود. از منظر نظری، مطالعات جهانی بر کاربرد فناوری‌های نوین مانند BIM، IoT، AI، و دیجیتال دوقلو در مدیریت پروژه‌های عمرانی تأکید دارند، که می‌توانند ریسک‌ها را ۲۰-۳۰٪ کاهش دهند و بهره‌وری را افزایش دهند (Pan & Zhang, 2021; Al-Nasser et al., 2024). با این حال، بیشتر این مطالعات بر پروژه‌های غربی یا شرق آسیا (مانند سدهای هیدروالکتریک چین) تمرکز دارند و کمتر به شرایط بومی ایران (تحریم‌ها، فرهنگ سنتی، و ریسک‌های هیدرولوژیکی) پرداخته‌اند (Liu et al., 2025). در ایران، پژوهش‌های موجود مانند Baghalzadeh Shishehgarkhaneh et al در سال ۲۰۲۲ که بر BIM در سدهای کردستان تمرکز دارند (Baghalzadeh Shishehgarkhaneh et al., 2022) ، اما تحلیل جامع ۱۰۰ عامل چندبعدی (فنی،

فرهنگی، قانونی) و ترکیب MCDM با ML را نادیده گرفته‌اند، که خلأی ۴۰٪ مطالعات را تشکیل می‌دهد (Liu et al., 2025). این خلأ، ضرورت توسعه چارچوبی بومی را برای اولویت‌بندی عوامل با روش‌های فازی (برای ابهام کارشناسی) و ML (برای پیش‌بینی پویا) برجسته می‌کند.

از منظر کاربردی، هوشمندسازی سدهای بتنی می‌تواند هزینه‌های نگهداری را ۲۵٪ و ریسک شکست را ۳۰٪ کاهش دهد، به ویژه در شرایط اقلیمی ایران (تغییرات دما و خشکسالی) (Shishehgarkhaneh et al., 2023). بدون این چارچوب، پروژه‌هایی مانند سد بختیاری با تأخیرهای ۱۸٪ (به دلیل عدم پایش) IoT روبرو هستند (ساسانی و بای، ۱۴۰۲). علاوه بر این، با توجه به هدف وزارت نیرو برای توسعه سدهای جدید تا ۱۴۰۵، ضرورت تحقیق در اولویت‌بندی عوامل (مانند آموزش فرهنگی یا مقررات ایمنی) برای سیاست‌گذاری پایدار ضروری است، که می‌تواند GDP بخش آب را ۱۵٪ افزایش دهد (بای و همکاران، ۱۴۰۳). این پژوهش، با ترکیب MCDM فازی و ML، خلأ کاربردی را پر می‌کند و راهکارهای عملی (مانند ۴۰٪ بودجه به فنی- ایمنی) ارائه می‌دهد، که با استانداردهای ICOLD همخوانی دارد. هدف از این پژوهش شناسایی، ارزیابی، و اولویت‌بندی ۱۰۰ عامل مؤثر بر هوشمندسازی مدیریت پروژه‌های ساخت سدهای بتنی در ایران، با استفاده از رویکرد ترکیبی MCDM فازی و ML، برای ارائه چارچوبی بومی و پایدار است. این اهداف، با روش‌شناسی ترکیبی، خلأهای نظری-کاربردی را پر می‌کنند و به اهداف توسعه پایدار ۲۰۳۰ (هدف ۹: زیرساخت‌های مقاوم) کمک می‌کنند (Pan & Zhang, 2021; Shishehgarkhaneh et al., 2023).

## پیشینهٔ پژوهش

هوشمندسازی در پروژه‌های عمرانی به عنوان یک پارادایم تحول‌آفرین، ادغام فناوری‌های دیجیتال پیشرفته از قبیل مدل‌سازی اطلاعات ساختمان (BIM)، اینترنت اشیاء (IoT)، هوش مصنوعی (AI) و دیجیتال توئین را در بر می‌گیرد. این رویکرد نه تنها کارایی عملیاتی را افزایش می‌دهد، بلکه چالش‌های ساختاری مانند تأخیرهای زمانی، هزینه‌های اضافی، ریسک‌های ایمنی و اثرات زیست‌محیطی را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد (Pan & Zhang, 2021). با توجه به پیچیدگی ذاتی پروژه‌های عمرانی، به ویژه در کشورهای در حال توسعه مانند ایران، هوشمندسازی به یک ضرورت استراتژیک تبدیل شده است.

خاستگاه هوشمندسازی در پروژه‌های عمرانی به دهه ۱۹۸۰ با توسعه سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و مدل‌سازی کامپیوتری بازمی‌گردد. با این حال، نقطه عطف اصلی در دهه ۱۹۹۰ با ظهور BIM به عنوان یک ابزار یکپارچه برای مدل‌سازی سه‌بعدی و همکاری دیجیتال رخ داد (Eastman et al., 2011). BIM نه تنها امکان ذخیره‌سازی مشخصات فنی در یک مدل دیجیتال واحد را فراهم می‌کند، بلکه با شبیه‌سازی سناریوهای مختلف، به کاهش خطاهای طراحی کمک شایانی می‌نماید (Succar, 2009).

در دهه ۲۰۱۰، ادغام IoT و AI، مفهوم "ساخت و ساز هوشمند" را محقق ساخت، به طوری که داده‌های بلادرنگ گردآوری شده از سنسورها، امکان تصمیم‌گیری پویا و پیش‌بینی‌کننده را مهیا کردند (Skibniewski, 2025). پروژه‌های شاخص جهانی، از قبیل پروژه Crossrail در لندن، با بهره‌گیری از ترکیب BIM و IoT، نه تنها زمان اجرا را کاهش دادند، بلکه هزینه‌های غیرمستقیم را به شکل محسوسی کاهش و ایمنی را از طریق پایش بلادرنگ افزایش دادند (Liu et al., 2025).

در سال‌های اخیر، فناوری دیجیتال توئین با ایجاد یک مدل مجازی همزاد با سازه فیزیکی، امکان شبیه‌سازی رفتار سازه تحت بارگذاری‌های مختلف (نظیر زلزله یا سیل) را فراهم کرده است. Al-Nasser et al (۲۰۲۴) پتانسیل بالای دیجیتال توئین در کاهش هزینه‌های نگهداری به ویژه در پروژه‌های بلندمدت مانند سدها را مورد تأکید قرار داده‌اند. همچنین، کاربرد رباتیک و اتوماسیون (مانند ربات‌های بتن‌پاش و پهپادهای بازرسی) در کشورهایی مانند اندونزی، منجر به افزایش بهره‌وری نیروی کار شده است (Xu et al., 2025).

به‌کارگیری مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، نقش تعیین‌کننده‌ای در ارتقای توان مدل‌سازی روابط غیرخطی، ناایستایی داده‌ها و پیچیدگی‌های چندمقیاسی در مسائل مهندسی عمران و هیدرولوژی ایفا می‌کند. به‌ویژه در حوزه منابع آب و زیرساخت‌های عمرانی، این مدل‌ها توانسته‌اند دقت پیش‌بینی را در مقایسه با روش‌های آماری و تجربی کلاسیک به‌طور معناداری افزایش دهند (Niazkar et al., 2024).

در میان روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین، الگوریتم‌های مبتنی بر تقویت گرادیانی (GB[2]) مانند XGBoost و LightGBM به دلیل توانایی بالا در یادگیری روابط غیرخطی، مدیریت داده‌های ناهمگن و مقاومت در برابر هم‌خطی متغیرها، کاربرد گسترده‌ای در

1. Smart Construction
2. Gradient Boosting

مسائل هیدرولوژیکی و عمرانی یافته‌اند. مرور نظام‌مند انجام‌شده توسط Niazkar et al (۲۰۲۴) نشان می‌دهد که XGBoost در مسائل پیش‌بینی جریان، سیلاب و متغیرهای هیدروکلیماتیک، در اغلب موارد عملکردی پایدارتر و دقیق‌تر از مدل‌های ML سنتی ارائه کرده است. همچنین مطالعات کاربردی اخیر حاکی از آن است که ترکیب XGBoost با روش‌های تبیین‌پذیری مانند SHAP، امکان تحلیل نقش عوامل مؤثر و افزایش اعتماد تصمیم‌گیران را فراهم می‌سازد (Liu et al., 2025).

در حوزه مهندسی عمران، مدل LightGBM به‌عنوان نسخه‌ای کاراتر از گرادیان بوستینگ، به‌ویژه در مسائل مرتبط با مصالح و سازه‌ها مورد توجه قرار گرفته است. نتایج مطالعات ۲۰۲۴ نشان می‌دهد که LightGBM قادر است با هزینه محاسباتی کمتر، دقت بالایی در پیش‌بینی خواص مکانیکی بتن و سایر پارامترهای مهندسی ارائه دهد، به‌گونه‌ای که برای کاربردهای پروژه‌محور و داده‌های با حجم متوسط گزینه‌ای مناسب محسوب می‌شود (Nguyen et al., 2024).

در سوی دیگر، مدل‌های یادگیری عمیق مبتنی بر توالی نقش کلیدی در تحلیل داده‌های زمانی و پویای پروژه‌های عمرانی و هیدرولوژیکی ایفا می‌کنند. مرورهای اخیر نشان می‌دهند که شبکه‌های LSTM و GRU به دلیل سازوکارهای دروازه‌ای، توانایی بالایی در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت سری‌های زمانی داشته و در پیش‌بینی سیلاب، رواناب و جریان رودخانه، نسبت به مدل‌های کلاسیک دقت بالاتری از خود نشان داده‌اند (Byaruhanga et al., 2024).

علاوه بر RNNها، معماری‌های (TCN[1]) به‌عنوان نسل جدیدی از مدل‌های عمیق توالی‌محور مطرح شده‌اند. مطالعات ۲۰۲۴ نشان می‌دهد که TCNها با بهره‌گیری از کانولوشن‌های علی و میدان دید گسترده، قادرند هم‌زمان وابستگی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت را مدل‌سازی کرده و در شبیه‌سازی بارش–رواناب و پیش‌بینی سیلاب، عملکردی هم‌تراز یا برتر از LSTM ارائه دهند (Yu et al., 2024).

در نهایت، مدل‌های هیبریدی ARIMA–DL به‌عنوان راهکاری برای ترکیب مزایای مدل‌های خطی و غیرخطی مورد توجه قرار گرفته‌اند. مطالعات اخیر نشان می‌دهد که این رویکردها با تفکیک مؤلفه‌های خطی سری زمانی و واگذاری بخش‌های پیچیده و غیرخطی به شبکه‌های عمیق، می‌توانند دقت پیش‌بینی و پایداری مدل را در داده‌های پیچیده افزایش دهند (Lyu, 2025). این ویژگی، آن‌ها را به گزینه‌ای قابل تعمیم برای تحلیل داده‌های زمانی در پروژه‌های عمرانی و سامانه‌های هیدرولوژیکی تبدیل می‌کند.

افزون بر این، ادغام GIS با BIM و IoT برای مدیریت منابع جغرافیایی ضروری است و دقت مکان‌یابی را بهبود می‌بخشد (یوسف و همکاران، ۱۴۰۴). این یکپارچه‌سازی فناورانه، امکان مدیریت هوشمندتر منابع و بهینه‌سازی فرآیندهای ساخت را فراهم می‌سازد.

از منظر مدیریت پروژه، ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDM) و یادگیری ماشین (ML) به عنوان یک استراتژی هیبریدی از دهه ۲۰۱۰ مطرح شده است. این ترکیب با ساختارمند کردن ارزیابی‌های کیفی و کمی و همچنین تحلیل الگوهای پنهان در داده‌های حجیم، دقت و سرعت تصمیم‌گیری در اولویت‌بندی ریسک‌ها، انتخاب پیمانکاران و بهینه‌سازی منابع را افزایش داده است. گزارش‌ها حاکی از آن است که این رویکرد می‌تواند بهره‌وری پروژه را تا ۲۵٪ ارتقاء دهد (Tan et al., 2019).

روش‌هایی مانند تحلیل سلسله مراتبی (AHP[2]) (Saaty, 1980)، DEMATEL (Fontela & Gabus, 1976)، TOPSIS[3] (Hwang & Yoon, 1981) و VIKOR (Opricovic, 1998) توسعه یافته و در کنار الگوریتم‌های ML مانند رگرسیون ریج و شبکه‌های عصبی به کار می‌روند (Hastie et al., 2009; Mostofi et al., 2025). این ادغام، امکان مدیریت پیچیدگی‌های چندبعدی پروژه‌های عمرانی را فراهم می‌کند.

در ایران، هوشمندسازی در پروژه‌های عمرانی از دهه ۱۳۹۰ با تمرکز اولیه بر ساختمان‌های مسکونی و اداری آغاز شد و به تدریج دامنه آن به پروژه‌های زیرساختی حیاتی مانند راه‌سازی و سدسازی گسترش یافت (بای و همکاران، ۱۴۰۳). با توجه به سهم حدود ۷٪ صنعت ساخت در تولید ناخالص داخلی و مواجهه با چالش‌های ویژه‌ای همچون محدودیت منابع آبی و انرژی، تحریم‌های فناوری و تغییرات اقلیمی، هوشمندسازی به یک ضرورت استراتژیک برای این صنعت تبدیل شده است.

مطالعات متعدد در ایران نشان می‌دهد که پیاده‌سازی فناوری‌هایی مانند BIM در پروژه‌های راه‌سازی می‌تواند منجر به کاهش هزینه‌های غیرمستقیم شود، اگرچه کمبود متخصصان مجرب و زیرساخت‌های دیجیتال ناکافی از موانع اصلی در این مسیر محسوب می‌شوند (بای و همکاران، ۱۴۰۳). در پاسخ به این چالش‌ها، تلاش‌هایی برای توسعه نرم‌افزارهای بومی BIM و الگوبرداری از تجربیات موفق کشورهایی مانند مالزی در پیش گرفته شده است (Aydin & Gumus, 2022).

---

1. Temporal Convolutional Network
2. Analytic Hierarchy Process
3. Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution

کاربردهای عملی هوشمندسازی در پروژه‌های سدسازی ایران نمود بارزتری داشته است. به عنوان مثال، در سد ذخیره‌ای گچام در استان کرمانشاه، از BIM در ترکیب با الگوریتم‌های متاهیوریستیک (مانند الگوریتم ژنتیک و جستجوی مداری اتمی - AOS) برای بهینه‌سازی همزمان زمان، هزینه، کیفیت بتن و مدیریت ریسک‌های ژئوتکنیکی استفاده شد. نتایج این پروژه نشان داد که این رویکرد منجر به کاهش ۱۸ درصدی زمان ساخت و ۱۵ درصدی هزینه‌ها گردید، در حالی که کیفیت اختلاط بتن و مدیریت ریسک را ۲۵٪ بهبود بخشید (Shishehgarkhaneh et al., 2023). در این پروژه، IoT نیز برای پایش بلادرنگ تنش‌های سازه‌ای در مرحله اجرا به کار گرفته شد که امکان تشخیص زودهنگام نقص‌ها را فراهم آورد و ایمنی را ۳۰٪ افزایش داد (Shishehgarkhaneh et al., 2023; Alvanchi, et al., 2023).

در استان کردستان، پروژه‌هایی مانند سد قشلاق از BIM در چارچوب ساخت ناب (Lean Construction) و فناوری‌های AI/IoT بهره برده‌اند. یک مطالعه موردی نشان داد که ادغام BIM با مدل‌های شبیه‌سازی LC، زمان‌بندی پروژه را ۲۲٪ کوتاه‌تر و هزینه‌های غیرمستقیم (مانند تأخیر در بتن‌ریزی و حمل مصالح) را ۲۰٪ کاهش داد (Baghalzadeh Shishehgarkhaneh et al., 2022). در این پروژه‌ها، AI برای پیش‌بینی تغییرات اقلیمی و تأثیر بر حجم مخزن (مانند رسوب‌گذاری و تبخیر) به کار رفت و IoT برای نظارت بر تجهیزات بتن‌ریزی و پایش کیفیت آب مورد استفاده قرار گرفت که حوادث ایمنی را ۳۰٪ کاهش داد.

در سد کارون ۴، BIM برای مدل‌سازی هیدرولیکی پیشرفته و بهینه‌سازی منابع (مانند اختلاط بتن و مدیریت آب) استفاده شد که هزینه‌های نگهداری را ۲۵٪ کاهش داد و دقت پیش‌بینی ترک‌های بتن را با ادغام AI به ۹۰٪ رساند (Alvanchi, et al., 2023). IoT برای هشدار زودهنگام نشت و GIS برای تحلیل داده‌های ژئوتکنیکی به کار رفت که ریسک شکست سد را ۳۵٪ کاهش داد.

در سدهای کوچک منطقه چهارمحال و بختیاری (مانند سدهای چالخانی و بازفت)، AI برای ارزیابی رسوب‌گذاری مخزن و پیش‌بینی عمر مفید سد با داده‌های IoT (سنسورهای رسوب و جریان آب) استفاده شده است. یک مطالعه موردی نشان داد که مدل‌های AI مبتنی بر شبکه‌های عصبی، دقت پیش‌بینی رسوب را ۳۵٪ افزایش داد و نیاز به لایروبی دستی را ۴۰٪ کاهش داد (ساسانی و بای، ۱۴۰۲). در این پروژه‌ها، BIM برای شبیه‌سازی سه‌بعدی مخزن و ادغام با GIS به کار رفت تا مدیریت بحران‌های سیل را بهبود بخشد.

در پروژه‌های هیدروالکتریک بختیاری (مانند سد بختیاری)، دیجیتال دوقلو برای شبیه‌سازی رفتار سد تحت بارگذاری‌های هیدرولیکی، زلزله‌ای، و اقلیمی پیاده‌سازی شده است. یک بررسی موردی نشان داد که این فناوری، با ادغام BIM و AI، هزینه‌های نگهداری را ۳۰٪ کاهش داد و ایمنی را با پایش بلادرنگ IoT (سنسورهای ارتعاش و فشار) افزایش داد، در حالی که دقت پیش‌بینی شکست سد به ۸۵٪ رسید. VR نیز برای آموزش ذی‌نفعان و مدیریت چالش‌های زیست‌محیطی به کار رفت.

در حوزه روش‌های تصمیم‌گیری، در ایران از ترکیب MCDM و ML برای ارزیابی مکان نیروگاه‌های خورشیدی در استان فارس استفاده شده که دقت مکان‌یابی را ۳۰٪ افزایش داد (Mostofi et al., 2025). همچنین MCDM برای اولویت‌بندی ریسک‌های پروژه‌های تجاری با TOPSIS به کار رفته و عوامل فرهنگی و قانونی را برجسته کرده است (Heravi & Seresht, 2018). در سدسازی ایران، ML برای پیش‌بینی رسوب‌گذاری با MCDM ترکیب شده و عمر مفید سد را ۲۰٪ دقیق‌تر تخمین زده است (Valipour et al., 2019).

**شکاف‌های پژوهشی و نوآوری تحقیق**

گرایش به هوشمندسازی در پروژه‌های عمرانی ایران، به‌ویژه در حوزه سدسازی، در حال گذار از مرحله کاربردهای پایه BIM به سوی سامانه‌های ترکیبی AI–IoT و تصمیم‌یارهای داده‌محور است. اگرچه این روند موجب بهبود چشمگیر زمان، هزینه و ایمنی شده است، اما پیاده‌سازی پایدار آن هنوز با چالش‌های ساختاری و دانشی مواجه است. مرور نظام‌مند ادبیات داخلی و بین‌المللی نشان می‌دهد که خلأهای کلیدی زیر پابرجاست:

ارزیابی اقتصادی بلندمدت: نبود مدل‌های کمی برای سنجش توجیه‌پذیری اقتصادی و بازگشت سرمایه فناوری‌های هوشمند در پروژه‌های ملی در مقیاس زمانی چنددهساله؛

استانداردسازی و بوم‌سازی: فقدان چارچوب‌هایی برای سازگاری متقابل میان استانداردهای بین‌المللی (مانند ICOLD) و شرایط فنی–اداری ایران؛

مدل‌های بومی ترکیبی ML–MCDM: کمبود مطالعاتی که مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی را با الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌صورت بومی و قابل بازتولید یکپارچه کرده باشند؛

تاب‌آوری فناورانه در شرایط محدودیت خارجی: نبود تحلیل‌های راهبردی برای ارزیابی تأثیر تحریم‌ها، وابستگی فناورانه و ضعف

زنجیره تأمین بر قابلیت هوشمندسازی سدها؛

رویکرد چرخه عمر (Life-Cycle Thinking): فقر پژوهش‌ها در بررسی تأثیر هوشمندسازی بر کلیه مراحل چرخه عمر پروژه از طراحی تا بهره‌برداری و پایش بلندمدت.

در پاسخ به این شکاف‌ها، نوآوری اصلی این پژوهش در ارائه‌ی یک مدل هیبریدی MCDM–ML فازی قابل بازتولید است که هم تصمیم‌گیری چندمعیاره را و هم پیش‌بینی داده‌محور را در یک محیط محاسباتی یکپارچه گرد می‌آورد. بخش یادگیری ماشین این مدل با مقایسه‌ی ۱۲ الگوریتم رگرسیونی، نشان می‌دهد که (PLSR) به‌ویژه در شرایط داده‌های محدود و هم‌بسته که ویژگی ذاتی داده‌های حاصل از قضاوت خبرگان است از پایداری ساختاری و تفسیرپذیری بالاتری برخوردار است.

مطابق با مبانی نظری Abdi (2010)، PLSR با بیشینه‌سازی هم‌زمان واریانس متغیرهای پیش‌بین و پاسخ، برای داده‌های با نسبت نمونه به متغیر پایین (small n, large p) گزینه‌ای بهینه محسوب می‌شود. نتایج تجربی این پژوهش این ویژگی نظری را در بستر جدید داده‌های فازی حاصل از MCDM در مدیریت هوشمند سدهای بتنی اثبات می‌کند.

در حالی‌که مدل‌هایی چون XGBoost و جنگل تصادفی بر داده‌های کلان برتری دارند، مقایسه متقابل (۳-Fold CV) نشان داد که PLSR توازن بهتری میان دقت، تبیین‌پذیری و کنترل بیش‌برازش برقرار می‌کند. بدین ترتیب، این پژوهش با ارائه‌ی چارچوبی مستند، کدنویسی‌شده و قابل بازتولید، سهمی نو در توسعه‌ی ادبیات تلفیق روش‌های تصمیم‌گیری فازی و یادگیری ماشین در هوشمندسازی پروژه‌های ملی سدسازی ایران دارد.

## مواد و روش‌ها

جمع‌آوری داده‌ها در این پژوهش بر پایه رویکرد ترکیبی کمی و کیفی طراحی شد تا عدم قطعیت‌های ذاتی در ارزیابی عوامل هوشمندسازی (مانند قضاوت‌های کارشناسی و روابط پیچیده معیارها) را مدیریت کند. این روش، با الهام از مطالعات MCDM فازی، از پرسشنامه‌های ساختاریافته برای استخراج نظرات خبرگان استفاده کرد، که پایایی و روایی آن‌ها با آزمون‌های آماری (مانند Cronbach's alpha > ۰,۸) و اعتبارسنجی محتوایی (CVR≥0.7) تأیید گردید (Saaty, 1980; Zadeh, 1965). نمونه‌گیری هدفمند از خبرگان (purposive sampling) بر اساس معیارهایی مانند حداقل ۱۰ سال تجربه در سدسازی، عضویت در انجمن‌های مهندسی عمران، و نقش اجرایی در پروژه‌های زیرساختی انجام شد، که ۳۳ خبره برای پرسشنامه اول و ۴۲ خبره برای پرسشنامه دوم را شامل می‌شود (Tan et al., 2019). عوامل ۱۰۰گانه فرعی بر اساس بررسی ادبیات (مانند ۵۰ منبع بین‌المللی و ۲۰ منبع فارسی) و مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با ۱۰ خبره مقدماتی استخراج گردیدند، که ۹ معیار اصلی (فنی، زمان، هزینه، ایمنی، فرهنگی، محیطی، قانونی، نظارت، فناوری) را پوشش می‌دهند (Valipour et al., 2019). داده‌ها به صورت ناشناس و محرمانه جمع‌آوری شد و نرخ پاسخ‌دهی ۸۵٪ را داشت، که با پیگیری‌های ایمیلی و تلفنی به دست آمد.

دو پرسشنامه اصلی طراحی شد، که هر دو بر پایه مقیاس‌های فازی برای مدیریت ابهام انسانی بنا گردیدند (Hwang & Yoon, 1981). پرسشنامه‌ها با نرم‌افزار Google Forms و Excel توزیع شدند و داده‌های خام در فایل ذخیره گردیدند.

- پرسشنامه اول: ارزیابی ۱۰۰ عامل فرعی. این پرسشنامه، شامل ۱۰۰ سؤال بسته بر اساس مقیاس Likert فازی ۵درجه‌ای (بی‌اثر=۱، کم‌تأثیر=۲، متوسط=۳، زیاد=۴، بسیار زیاد=۵) بود، که برای هر عامل، تأثیر آن بر هوشمندسازی سدهای بتنی ارزیابی می‌شد. ساختار پرسشنامه به ۹ بخش معیارمحور تقسیم شد، با مقدمه‌ای بر اهداف پژوهش و تضمین محرمانگی. ۳۳ خبره (متوسط سن ۴۵ سال، ۷۰٪ مهندسان عمران، ۲۰٪ مدیران پروژه، ۱۰٪ کارشناسان محیط‌زیست) از دانشگاه‌های معتبر و شرکت‌های مشاور سدسازی (مانند شرکت مدیریت منابع آب ایران) انتخاب شدند. در فایل اکسل هر ردیف شامل عامل، معیار، و امتیازات ۳۳ خبره است (مثال: ردیف ۲، عامل "استفاده از BIM برای مدلسازی سه‌بعدی سد" در معیار فنی، با امتیازات غالب ۳-۵، میانگین ≈۴/۸ defuzzified). پایایی پرسشنامه با Cronbach's alpha =0.89 محاسبه شد، و روایی محتوایی با نظر ۵ متخصص (CVR=0.75) تأیید گردید (Aydin & Gumus, 2022). این پرسشنامه، با زمان تکمیل ۲۰-۳۰ دقیقه، نرخ پاسخ ۹۰٪ داشت.

- پرسشنامه دوم: مقایسه زوجی فازی ۹ معیار اصلی. این پرسشنامه بر پایه روش TOPSIS فازی، شامل ۳۶ مقایسه زوجی (از ۹ معیار) با مقیاس کلامی فازی ۵ درجه‌ای (کاملاً برابر= (۱،۱،۱)، کمی مهم‌تر= (۱،۲،۳)، مهم‌تر= (۲،۳،۴)، خیلی مهم‌تر= (۳،۴،۵)، مطلقاً

1. Partial Least Squares Regression
2. Content Validity Ratio

مهم‌تر= (۵،۵،۵)) بود، که اهمیت نسبی هر معیار (مانند فنی نسبت به هزینه) را ارزیابی می‌کرد. ۴۲ خبره (متوسط سن ۴۸ سال، ۶۰٪ مدیران ارشد، ۳۰٪ اساتید دانشگاه، ۱۰٪ مشاوران بین‌المللی) از وزارت نیرو و انجمن مهندسان عمران ایران انتخاب شدند. در فایل اکسل هر ردیف شامل جفت معیار و قضاوت‌های ۴۲ خبره است (مثال: ردیف ۲، فنی نسبت به زمان، با قضاوت‌های غالب "خیلی مهم‌تر"، میانگین فازی ≈(۳،۴،۵)). پایایی با آزمون ثبات قضاوت‌ها (Consistency Ratio <0.1) و روایی با Delphi rounds (۲ دور) تأیید شد (Saaty, 1980). زمان تکمیل ۱۵-۲۵ دقیقه بود و نرخ پاسخ ۸۰٪ داشت.

عوامل ۱۰۰ گانه بر اساس پیشینه تحقیق و مصاحبه‌های مقدماتی (با ۱۰ خبره، مدت ۴۵ دقیقه هر کدام) استخراج شدند، که تکرارپذیری ۸۵٪ را نشان داد (Eastman et al., 2011; Liu et al., 2025). ۰ نمونه‌ای از عوامل را نشان می‌دهد، که تعداد عوامل هر معیار را بر اساس توزیع فازی محاسبه‌شده (فازی زدایی) برجسته می‌کند.

**جدول ۱- نمونه عوامل فرعی بر اساس معیارها**

| معیار | نمونه عوامل فرعی | تعداد عوامل |
|---|---|---|
| فنی | استفاده از BIM برای مدلسازی سه‌بعدی سد، هوش مصنوعی در پیش‌بینی ترک‌های بتن | ۲۴ |
| زمان | اینترنت اشیاء (IoT) برای پایش تجهیزات بتن‌ریزی، شبکه‌های G۵ برای انتقال داده‌های بلادرنگ | ۸ |
| هزینه | کنترل هزینه‌های ناشی از تورم مصالح، حمایت مدیریت ارشد از سرمایه‌گذاری در فناوری | ۱۴ |
| ایمنی | هوش مصنوعی در مدیریت ترافیک سایت ساخت، سنسورهای لرزه‌نگاری برای پایش زلزله | ۶ |
| فرهنگی | مقاومت کارکنان در برابر اتوماسیون، فرهنگ سازمانی مبتنی بر روش‌های سنتی | ۱۵ |
| محیطی | فناوری‌های کاهش آلودگی صوتی در ساخت، همکاری ضعیف بین مهندسان عمران و محیط‌زیست | ۱۰ |
| قانونی | تطابق با استانداردهای بین‌المللی (ICOLD)، نبود چارچوب قانونی برای فناوری‌های نوین | ۷ |
| نظارت | ارزیابی هوشمند صلاحیت پیمانکاران، شفافیت در تخصیص بودجه دولتی | ۶ |
| فناوری | استفاده از BIM برای مدلسازی سه‌بعدی، اینترنت اشیاء (IoT) برای پایش تجهیزات بتن‌ریزی | ۱۰ |

این جدول، توزیع عوامل را بر اساس ۹ معیار اصلی نشان می‌دهد، که معیار فنی (۲۴ عامل) بیشترین پیچیدگی را دارد و با میانگین امتیاز فازی ۴،۲، اولویت بالاتری در داده‌ها کسب کرده است (Tan et al., 2019). روش جمع‌آوری، با رعایت اصول اخلاقی (مانند رضایت آگاهانه خبرگان)، روایی سازه را با آزمون‌های آماری (مانند EFA برای عوامل) تضمین کرد (Aydin & Gumus, 2022).

### روشهای تصمیم‌گیری چند معیاری (MCDM)

تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDM) در این پژوهش به عنوان چارچوب اصلی برای وزن‌دهی معیارها، تحلیل روابط علت-معلولی، و رتبه‌بندی عوامل فرعی عمل می‌کند، که با رویکرد فازی برای مدیریت عدم قطعیت قضاوت‌های کارشناسی (مانند ابهام در ارزیابی تأثیر عوامل) طراحی شده است. MCDM با ساختارمند کردن روابط پیچیده بین ۹ معیار اصلی (فنی، زمان، هزینه، ایمنی، فرهنگی، محیطی، قانونی، نظارت، فناوری) و ۱۰۰ عامل فرعی، وزن‌دهی و رتبه‌بندی را بر اساس داده‌های پرسشنامه‌ای انجام می‌دهد، که این امر در پروژه‌های عمرانی با حجم داده بالا و ابهام انسانی، دقت تصمیم‌گیری را تا ۳۰٪ افزایش می‌دهد (Tan et al., 2019; Valipour et al., 2019). در این مطالعه، از ترکیبی از روش‌های کلاسیک و فازی MCDM استفاده شد تا اعتبار نتایج را با اعتبارسنجی متقابل (cross-validation) تضمین کند: AHP برای وزن‌دهی معیارها، DEMATEL برای تحلیل روابط علت-معلولی، TOPSIS فازی برای رتبه‌بندی اصلی عوامل، و روش‌های تکمیلی MOORA، WASPAS، COPRAS، و VIKOR برای تأیید پایداری رتبه‌ها (Saaty, 1980; Fontela & Gabus, 1976; Hwang & Yoon, 1981; Opricovic & Tzeng, 2004; Brauers & Zavadskas, 2010; Zavadskas et al., 2012). آنالیز داده ها با استفاده از پایتون (برای محاسبات ماتریسی) و با کتابخانه‌های scikit-fuzzy برای فازی و ahpy برای AHP انجام شد شد. مراحل کلی تحلیل شامل فازی زدایی امتیازات فازی (میانگین l: حد پایین، m: حد متوسط، u: حد بالا) (Zadeh, 1965; Laarhoven & Pedrycz, 1983)، نرمال‌سازی داده‌ها (با روش Min-Max)، و محاسبه وزن نهایی (Heravi & Seresht, 2018) بود. نسبت ناسازگاری و همبستگی رتبه‌ها برای روایی و پایایی استفاده شد (Saaty, 1996).

### روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها

داده‌های گردآوری‌شده با استفاده از هشت روش MCDM مختلف مورد تحلیل قرار گرفتند. این روش‌ها بر اساس مرور منابع انجام شدند. برای مثال Chakraborty et al طی تحقیقی، روش AHP را محبوب‌ترین روش MCDM در حوزه بهداشت معرفی کرده بود. ترکیب این روش‌ها برای کاهش محدودیت‌های ذاتی هر روش و دستیابی به نتایج پایدار و اجماع‌محور بود (Chakraborty et al., 2023).

در تعریف تعریف مجموعه‌ها، فرض کنید:

مجموعه معیارهای اصلی:

رابطهٔ ۱) $$C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$$

مجموعه زیرمعیارها (شاخص‌ها):

رابطهٔ ۲) $$S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$$

که در این پژوهش m=9 معیار اصلی و n=100 زیرمعیار هستند.

مجموعه خبرگان پاسخ‌دهنده:

رابطهٔ ۳) $$E = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$$

که در این مطالعه k=20 خبره انتخاب شده‌اند.

تشکیل ماتریس تصمیم و نرمال‌سازی داده‌ها

هر خبره((k ، اهمیت هر زیرمعیار زیرمعیار (n) را در طیف ۵گزینه‌ای (از بی‌اثر تا بسیار اثرگذار) ارزیابی می‌کند. این امتیازها پس از تبدیل به مقیاس عددی (۱ تا ۵)، منجر به **ماتریس تصمیم اولیه** می‌شوند:

رابطهٔ ۴) $$X = [x_{ij}]_{n\times k}$$

که در آن: $x_{ij}$: امتیاز خبره j به زیرمعیار i.

برای تحلیل نهایی، مقادیر برای هر زیرمعیار میانگین‌گیری شده و ماتریس تصمیم نهایی به دست می‌آید:

رابطهٔ ۵) $$D = [d_{ij}]_{n\times m}$$

که در آن $x_{ij}$ ، امتیاز خبره j به زیرمعیار i است. برای تحلیل نهایی، مقادیر برای هر زیرمعیار میانگین‌گیری شده و ماتریس تصمیم نهایی D حاصل شد. سپس برای هم‌مقیاس‌سازی داده‌ها، از روش نرمال‌سازی خطی استفاده شد:

برای معیار سود (Benefit):

رابطهٔ ۶) $$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{max(x_{ij})}$$

برای معیار هزینه (Cost):

رابطهٔ ۷) $$r_{ij} = \frac{min(x_{ij})}{x_{ij}}$$

که در آن $r_{ij}$ مقدار نرمال‌شده زیرمعیار i در معیار j اس۳ت.

وزن‌دهی معیارها

برای وزن‌دهی معیارها و زیرمعیارها از دو روش مکمل استفاده شد:

روش آنتروپی شانون[1] (Entropy)

این روش یک رویکرد عینی برای محاسبه وزن معیارهاست که بر اساس میزان پراکندگی داده‌ها وزن هر معیار را تعیین می‌کند (Zeleny, 1982). معیارهایی با پراکندگی بیشتر، وزن بالاتری دریافت می‌کنند.

ابتدا احتمال نسبی هر شاخص:

رابطهٔ ۸) $$p_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} r_{ij}}$$

آنتروپی هر معیار:

رابطهٔ ۹) $$E_j = -k\sum_{i=1}^{n} p_{ij}\ln(p_{ij}), k = \frac{1}{\ln(n)}$$

درجه انحراف (Degree of Diversification):

رابطهٔ ۱۰) $$d_j = 1 - E_j$$

وزن نهایی معیار j:

---

**1.** Entropy Weight Method

رابطهٔ ۱۱)
$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^{m} d_j}$$

**روش فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)**

فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) برای محاسبه وزن‌های نسبی ۹ معیار اصلی از ماتریس مقایسه زوجی فازی (از پرسشنامه دوم) استفاده شد، که ساختار سلسله‌مراتبی (سطح هدف: هوشمندسازی سد، سطح معیارها: ۹ مورد، سطح زیرمعیارها: عوامل) را مدل‌سازی می‌کند (Saaty, 1980). برای به‌کارگیری قضاوت‌های خبرگان و لحاظ نمودن دیدگاه ذهنی آنان از AHP استفاده شد. مقایسات زوجی میان معیارها صورت گرفت و وزن‌ها با کدی که در پایتون نوشته و محاسبه شد. شاخص سازگاری (CR) در تمامی ماتریس‌ها کمتر از ۰,۱ بود که نشان‌دهنده سازگاری قضاوت‌هاست (Saaty, 2008; Al Mohamed et al., 2023).

ابتدا ماتریس مقایسات زوجی $A=[a_{ij}]$ ساخته می‌شود که در آن:

رابطهٔ ۱۲)
$$a_{ii} = 1, a_{ij} = \frac{1}{a_{ji}}$$

وزن نسبی هر معیار از حل دستگاه بردار ویژه به دست می‌آید:

رابطهٔ ۱۳)
$$A_w = \lambda_{max} w$$

که در آن w بردار وزن‌ها و $\lambda max$ بزرگ‌ترین مقدار ویژه ماتریس A است.

شاخص سازگاری:

رابطهٔ ۱۴)
$$CI = \frac{\lambda_{max} - m}{m - 1}$$

نرخ سازگاری:

رابطهٔ ۱۵)
$$CR = \frac{CI}{RI}$$

که در آن RI شاخص تصادفی است. شرط $CR<0.1$ به معنای سازگاری مقایسات است (Saaty, 2022).

پس از تعیین وزن‌ها، برای رتبه‌بندی زیرمعیارها از پنج روش تصمیم‌گیری چند معیاره استفاده شد.

**روش Fuzzy TOPSIS**

این روش فاصله هر گزینه را از راه‌حل ایده‌آل مثبت و منفی محاسبه می‌کند (Nadaban et al., 2016).

فاصله هر گزینه از ایده‌آل مثبت:

رابطهٔ ۱۶)
$$S_i^+ = \sqrt{w_j \sum_{j=1}^{m} \left(r_{ij} - r_j^+\right)^2}$$

فاصله از ایده‌آل منفی:

رابطهٔ ۱۷)
$$S_i^- = \sqrt{w_j \sum_{j=1}^{m} \left(r_{ij} - r_j^-\right)^2}$$

نزدیکی نسبی:

رابطهٔ ۱۸)
$$CC_i = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}$$

هرچه CCi بزرگ‌تر باشد، گزینه مطلوب‌تر است.

**روش WASPAS**

در این روش ترکیب دو رویکرد مجموع وزنی (WSM[1]) و ضرب وزنی (WPM[2]) برای دقت بیشتر در رتبه‌بندی صورت میگیرد (Chakraborty et al., 2015).

1. Weighted Sum Model
2. Weighted Product Model

رابطهٔ ۱۹)
$$Q_i = \lambda \sum_{j=1}^{m} w_j r_{ij} + \lambda \prod_{j=1}^{m} w_j \left(r_{ij} - 1\right)$$

که در این پژوهش ۰٫۵=λ بود.

**روش MOORA**

این روش گزینه‌ها را بر اساس نسبت معیارهای سود به هزینه ارزیابی می‌کند (Dey et al., 2012).

رابطهٔ ۲۰)
$$y_i = \sum_{j_b \in J} w_j r_{ij} - \sum_{j_c \in J} w_j r_{ij}$$

**روش Fuzzy VIKOR**

این روش به دنبال یافتن راه‌حل مصالحه‌ای برای معیارهای متعارض است (Opricovic & Tzeng, 2004).

برای هر گزینه:

بهترین و بدترین مقدار هر معیار:

رابطهٔ ۲۱)
$$f_j^- = f_{ij} \min_i = f_j^* = f_{ij} \max_i$$

فاصله نرمال‌شده:

رابطهٔ ۲۲)
$$S_j = w_j \sum_{j=1}^{m} \frac{f_j^* - f_{ij}}{f_j^* - f_j^-}$$

رابطهٔ ۲۳)
$$R_i = \max_j \left[ w_j \sum_{j=1}^{m} \frac{f_j^* - f_{ij}}{f_j^* - f_j^-} \right]$$

رابطهٔ ۲۴)
$$Q_i = \upsilon \frac{S_i - S^*}{S^- - S^*} + (\nu - 1) \frac{R_i - R^*}{R^- - R^*}$$

که معمولاً $\nu = ۰٫۵$ است.

**روش Fuzzy COPRAS**

در این رو، ارزیابی گزینه‌ها بر اساس اثر مثبت و منفی معیارها انجام میگیرد (Rao et al., 2009).

مجموع ارزش‌های مثبت:

رابطهٔ ۲۵)
$$P_i = w_j \sum_{j_b \in J} r_{ij}$$

مجموع ارزش‌های منفی:

رابطهٔ ۲۶)
$$N_i = w_j \sum_{j_c \in J} r_{ij}$$

شاخص نهایی:

رابطهٔ ۲۷)
$$Q_i = P_i + w_j \sum_{j_c \in J} \frac{\min(N)}{N_i}$$

**تحلیل روابط علّی (Fuzzy DEMATEL)**

DEMATEL[1] یک روش تحلیل روابط ساختاری برای شناسایی و بصری‌سازی روابط علت-معلولی بین عوامل یا معیارها است، که در MCDM برای مدل‌سازی وابستگی‌های شبکه‌ای (مانند تأثیر فرهنگی بر ایمنی در هوشمندسازی سدهای بتنی) استفاده می‌شود (Fontela & Gabus, 1976). این روش، روابط را از ماتریس اولیه قضاوت‌های کارشناسی (روابط مستقیم) به روابط کل (شامل غیرمستقیم) گسترش می‌دهد و با شاخص‌های برجستگی ((D + R و تأثرپذیری (D - R)، عوامل را به گروه‌های "علت" (D - R >0، تأثیرگذار) و "معلولی" (D - R <0، اثرپذیر) تقسیم می‌کند. در این پژوهش، DEMATEL بر اساس ماتریس مقایسه زوجی ۹ معیار (از پرسشنامه

1. Decision Making Trial and Evaluation Laboratory

دوم) محاسبه شد، با مقیاس ۰-۴ (۰=بدون تأثیر، ۴=تأثیر قوی)، استخراج گردید. این تحلیل، روابط را با دقت ۹۶٪ (همبستگی با AHP) مدل‌سازی کرد و وابستگی‌های کلیدی (مانند ایمنی به زمان) را برجسته نمود (Valipour et al., 2019; Tan et al., 2019). جدول ۲ ۰مفاهیم و واژه‌ها معادل شاخصهای روش DEMATEL ارایه می دهد.

**جدول ۲- شاخصهای روش DEMATEL**

| شاخص | تعریف | مفهوم | واژه معادل |
|---|---|---|---|
| D | مجموع سطرهای ماتریس کل T | میزان تأثیرگذاری معیار بر سایر معیارها | اثرگذاری یا مؤثر بودن |
| R | مجموع ستون‌های ماتریس کل T | میزان تأثرپذیری معیار از سایر معیارها | تأثرپذیری / دریافت اثر |
| D+R | مجموع اثرگذاری و تأثرپذیری | میزان برجستگی / ارتباط‌محوری معیار در سیستم | اهمیت ساختاری (Centrality) |
| D−R | تفاوت اثرگذاری و تأثرپذیری | تعیین نقش علت / معلول | مثبت = علت، منفی = معلول |

برای شناسایی روابط متقابل میان معیارها از **روش DEMATEL فازی** استفاده شد. این روش بر اساس قضاوت خبرگان، ماتریس روابط مستقیم میان معیارها را محاسبه می‌کند. سپس شاخص‌های **D (تأثیرگذاری)**، **R (تأثیرپذیری)**، **D+R (برجستگی)** و **D−R (نوع عامل: علت یا معلول)** برای هر معیار به دست آمد.

برای تحلیل روابط علّی، ابتدا ماتریس روابط مستقیم $Z=[z_{ij}]$ بر اساس نظرات خبرگان تشکیل شد. سپس نرمال‌سازی با معادله $X=\alpha Z$ انجام گرفت. که در آن:

رابطهٔ ۲۸)
$$\alpha = min\left(\frac{1}{max_j \sum_i z_{ij}}, \frac{1}{max_i \sum_j z_{ij}}\right)$$

ماتریس روابط کل با معادله $T = X(I-X)^{-1}$ و شاخص‌های اصلی عبارتند از:

تأثیرگذاری: $D_i = \sum_j t_{ij}$

تأثیرپذیری: $R_i = \sum_j t_{ji}$

برجستگی[1]: $D_i + R_i$

نوع عامل : $D_i - R_i$ (رابطه مثبت به معنای عامل علّی و منفی به معنای عامل معلولی)

### تلفیق نتایج و اجماع‌یابی

به منظور یکپارچه‌سازی نتایج حاصل از روش‌های مختلف رتبه‌بندی و دستیابی به یک دیدگاه کلی، از میانگین رتبه‌ها و محاسبه رتبه اجماعی[2]استفاده شد. این کار موجب کاهش سوگیری‌های ناشی از تکیه بر یک روش منفرد گردید.

### نرم‌افزارهای مورد استفاده

برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزارهای Microsoft Excel 2019، برای ورود داده‌ها و انجام محاسبات اولیه و پایتون برای اجرای الگوریتم‌های پیچیده روش‌های MCDM استفاده شد. جدول ۳ معرفی اجمالی روشهای مختلف MCDM را نشن میدهد.

این جدول، روش‌ها را خلاصه می‌کند، که AHP/TOPSIS برای اصلی و بقیه برای اعتبارسنجی انتخاب شدند، با تمرکز بر نقاط مثبت پایداری و منفی محاسباتی (Kumar & Pamucar, 2025).

### روشهای یادگیری ماشین

تحلیل یادگیری ماشین[3](ML) در این پژوهش به عنوان ابزاری مکمل برای MCDM عمل می‌کند، که برای پیش‌بینی رتبه و اهمیت ۱۰۰ عامل فرعی بر اساس داده‌های فازی پرسشنامه‌ها و اعتبارسنجی پایداری نتایج MCDM به کار گرفته شد. ML با استخراج الگوهای پنهان از داده‌های حجیم و هم‌خطی متغیرها[4](مانند همبستگی عوامل فنی و فناوری)، تعمیم‌پذیری مدل‌ها را افزایش می‌دهد و در پروژه‌های عمرانی، دقت پیش‌بینی را تا ۹۵٪ بهبود می‌بخشد، به ویژه در مدیریت عدم قطعیت (Eledum, 2016; Hastie et al., 2009). در این مطالعه، مدل‌های رگرسیون نظارت‌شده (شامل رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR)، Ridge، BayesianRidge، جنگل

1. Prominence
2. Consensus Ranking
3. Machine learning
4. multicollinear

تصادفی[1] RF ، LightGBM، GPR، و SVM) اجرا شد، با ورودی امتیازات (X) و خروجی رتبه‌های Y) MCDM). معرفی اجمالی روشهای مختلف در جدول ۴ ارایه شده است. انتخاب این روش‌ها بر اساس توانایی آن‌ها در تحلیل داده‌های چندبعدی، کنترل هم‌خطی میان متغیرها، سازگاری با حجم داده محدود، و قابلیت استخراج الگوهای نهفته در داده‌های پیچیده صورت گرفته است. الگوریتم‌ها در دو دسته کلی روش‌های مبتنی بر رگرسیون خطی تعمیم‌یافته و روش‌های مبتنی بر یادگیری غیرخطی و درخت‌های تقویتی طبقه‌بندی شده‌اند.

**جدول ۳- معرفی اجمالی روش‌های MCDM استفاده‌شده**

| روش | فلسفه و علت انتخاب | نقاط قوت | نقاط ضعف | پارامترهای کلیدی |
|---|---|---|---|---|
| AHP (Saaty, 1980) | ساختار سلسله‌مراتبی مسئله و وزن‌دهی معیارها بر اساس قضاوت‌های زوجی مقایسه‌ای. | سادگی مفهوم و اجرا<br>توانایی مدیریت مسائل با ساختار سلسله‌مراتبی<br>بررسی نرخ ناسازگاری (CR) برای اعتبارسنجی قضاوت‌ها | حساسیت به ناسازگاری در قضاوت‌ها (CR >0.1)<br>افزایش تعداد مقایسات با افزوده شدن معیارها | $\lambda_{max}$ : بزرگترین مقدار ویژه<br>RI : شاخص تصادفی<br>$W_i$ : وزن نهایی معیارها |
| DEMATEL (Fontela & Gabus, 1976) | تحلیل روابط علّی و معلولی بین معیارها و شناسایی معیارهای تأثیرگذار و تأثیرپذیر. | قابلیت بصری‌سازی روابط پیچیده بین معیارها<br>شناسایی عوامل کلیدی و علّت‌های اصلی مسئله | پیچیدگی محاسباتی به دلیل نیاز به محاسبه ماتریس معکوس<br>تفسیر نتایج ممکن است نیاز به تخصص داشته باشد | D+R (مرکزیت): نشان‌دهنده اهمیت کل معیار.<br>D-R (سببیت): نشان‌دهنده میزان تأثیرگذاری خالص معیار.<br>A: ماتریس ارتباطات مستقیم) |
| TOPSIS فازی (Hwang & Yoon, 1981) | رتبه‌بندی گزینه‌ها بر اساس نزدیکی به راه‌حل ایده‌آل مثبت و دوری از راه‌حل ایده‌آل منفی در محیط فازی. | توانایی مدیریت ابهام و عدم قطعیت در داده‌ها<br>مفهوم ساده و شهودی "بهترین و بدترین گزینه "<br>انعطاف‌پذیری با استفاده از اعداد فازی | وابستگی نتایج به روش نرمال‌سازی و تعریف معیارها<br>ممکن است روابط غیرخطی را به خوبی نشان ندهد | $CC_i$ : ضریب نزدیکی<br>$d_{i^{*+}}$ : فاصله از ایده‌آل مثبت<br>$d_{i^{*-}}$ : فاصله از ایده‌آل منفی |
| MOORA (Brauers & Zavadskas, 2010) | بهینه‌سازی چندهدفه بر اساس نسبت‌های ساده از عملکرد گزینه‌ها نسبت به معیارها. | سرعت و سادگی محاسبات<br>عدم نیاز به محاسبات پیچیده برای وزن‌دهی در نسخه پایه<br>کارایی در مسائل با ابعاد بزرگ | سادگی بیش از حد ممکن است منجر به نادیده گرفتن روابط پیچیده غیرخطی شود.<br>به طور ذاتی وابستگی شدیدی به روش نرمال‌سازی دارد. | $a_{i^{*+}}$ مجموع نرمال‌شده برای معیارهای سود<br>$a_{i^{*-}}$ : مجموع نرمال‌شده برای معیارهای هزینه)<br>$Q_i$(امتیاز نهایی گزینه) |
| WASPAS (Zavadskas et al.,2012) | ترکیب خطی دو رویکرد جبرانی (WSM) و غیرجبرانی (WPM) برای افزایش دقت رتبه‌بندی. | ایجاد تعادل بین منطق جمع‌زنی ساده و ضرب‌زنی هندسی<br>دقت گزارش‌شده بیشتر نسبت به WSM یا WPM به تنهایی | حساسیت به یکنواخت‌سازی مقیاس اندازه‌گیری معیارها<br>نیاز به تعیین پارامتر لامبدا ((λ که معمولاً ۰،۵ در نظر گرفته می‌شود. | $w_j$: وزن معیارها<br>$x_{ij}$ : مقادیر نرمال‌شده ماتریس تصمیم<br>n: تعداد معیارها |
| COPRAS (Zavadskas et al. (2009 | ارزیابی عملکرد مستقیم و نسبی گزینه‌ها با در نظر گرفتن همزمان معیارهای سود و هزینه. | در نظر گرفتن تأثیر نسبی معیارهای سود و هزینه به طور همزمان<br>محاسبه میزان سودمندی هر گزینه به صورت درصدی | فرض رابطه خطی بین معیارها و عملکرد گزینه‌ها<br>ممکن است در مسائل با تضاد شدید بین معیارها به خوبی عمل نکند. | $P_i$ : مجموع موزون برای معیارهای سود<br>$q_i$: مجموع موزون برای معیارهای هزینه<br>$Q_i$ : درجه اهمیت نسبی گزینه |
| VIKOR (Opricovic & Tzeng, 2004) | یافتن راه‌حل مصالحه‌ای برای مسائل با معیارهای ناسازگار و متضاد، با حداقل کردن حداکثر regret گروه. | مناسب برای مسائل با معیارهای متضاد و غیرقابل قیاس<br>ارائه راه‌حل مصالحه‌ای با "حداکثر سود گرو "و "حداقل پشیمانی فردی " | ذهنی بودن انتخاب پارامتر v (وزن استراتژی حداکثر utility گروه)<br>ممکن است به جای یک رتبه‌بندی کامل، تنها یک گزینه برتر را معرفی کند. | $S_i$ : مقدار utility<br>$R_i$ : مقدار regret<br>v: ضریب تصمیم‌گیری، معمولاً / |

در گروه نخست، روش‌های رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR)، رگرسیون Ridge، رگرسیون بیزی ((Bayesian Ridge و رگرسیون الاستیک ((ElasticNet به‌کار گرفته شدند. این مدل‌ها برای کنترل مشکل چندهم‌خطی و استخراج ضرایب پایدار و قابل تفسیر مناسب هستند. در روش PLSR، متغیرها به مؤلفه‌های نهفته تبدیل شده و سپس مدل رگرسیون بر اساس این مؤلفه‌ها ساخته می‌شود.

1. Random Forest

در مقابل، روش‌های Ridge و ElasticNet با افزودن جریمه‌های منظم‌سازی ((Regularization به تابع خطا، از بیش‌برازش مدل جلوگیری کرده و پایداری ضرایب را افزایش می‌دهند. روش Bayesian Ridge نیز با رویکرد بیزی، توزیع احتمالی ضرایب رگرسیون را برآورد کرده و عدم قطعیت مدل را مورد توجه قرار می‌دهد.

در گروه دوم، از روش‌های تقویتی و جنگل‌های تصادفی شامل GB ، CatBoost، RF، XGBoost و LightGBM استفاده شد. این الگوریتم‌ها به‌واسطه قابلیت یادگیری روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده میان متغیرها، برای مدل‌سازی داده‌های واقعی با ساختار نامنظم بسیار مناسب‌اند. در این روش‌ها، مدل از مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم تشکیل می‌شود که به‌صورت مرحله‌ای یا موازی یادگیری شده و بهبود خطای پیش‌بینی در هر مرحله هدف قرار می‌گیرد. CatBoost به‌طور خاص برای داده‌های دسته‌ای ((Categorical بهینه شده و LightGBM و XGBoost به‌دلیل سرعت و کارایی بالا در مجموعه داده‌های بزرگ شناخته شده‌اند. همچنین مدل RF با میانگین‌گیری از درخت‌های متعدد، پایداری و تعمیم‌پذیری مناسبی فراهم می‌کند.

**جدول ۴- معرفی اجمالی روش‌های ML استفاده‌شده**

| نام مدل | نوع مدل | قابلیت مدل‌سازی روابط غیرخطی | مدیریت هم‌خطی متغیرها | کنترل بیش‌برازش | مزیت‌های اصلی | محدودیت‌ها |
|---|---|---|---|---|---|---|
| PLSR | رگرسیونی مبتنی بر مؤلفه‌های نهفته | محدود | بسیار عالی | متوسط | مناسب برای داده‌های دارای هم‌خطی و حجم کم | ضعف در مدل‌سازی روابط غیرخطی پیچیده |
| Ridge | رگرسیون با منظم‌سازی L2 | کم | عالی | خوب | ساده، پایدار، مناسب داده‌های هم‌خط | در روابط غیرخطی ضعف دارد |
| Bayesian Ridge | رگرسیون بیزی | کم | عالی | بسیار خوب | امکان برآورد عدم‌قطعیت ضرایب | پیچیدگی محاسباتی بالاتر |
| ElasticNet | رگرسیون با ترکیب L1 و L2 | کم | بسیار عالی | بسیار خوب | انتخاب ویژگی و کنترل هم‌خطی همزمان | وابسته به تنظیم دقیق پارامترها |
| SVM | مبتنی بر مرز تصمیم (Kernel-based) | بسیار خوب (با Kernel) | متوسط | خوب | مناسب داده‌های پیچیده و ابعاد بالا | تنظیم پارامترها دشوار، حساس به مقیاس داده |
| GPR | مبتنی بر فرایندهای احتمالی | عالی | خوب | خوب | ارائه پیش‌بینی + عدم‌قطعیت | مقیاس‌پذیری ضعیف در داده‌های بزرگ |
| RF (جنگل تصادفی) | درخت‌های تصمیم تجمیعی | خوب | خوب | خوب(به دلیل تجمیع) | مقاوم، پایدار، مناسب داده‌های ناهمگن | ممکن است کند باشد و تفسیرپذیری کم شود |
| GB | گرادیان بوستینگ درختی | عالی | خوب | بالا در صورت تنظیم مناسب | دقت پیش‌بینی بالا | حساس به پارامترها و بیش‌برازش |
| XGBoost | نسخه بهینه‌شده GB | عالی | خوب | بسیار خوب | سرعت و دقت بالا، مناسب داده‌های بزرگ | نیازمند تنظیم هایپرپارامترها |
| LightGBM | گرادیان بوستینگ بهینه‌شده برای سرعت | عالی | خوب | بسیار خوب | بسیار سریع و کارا در داده‌های حجیم | ممکن است در داده‌های کوچک ناپایدار شود |
| CatBoost | تقویتی مخصوص داده‌های طبقه‌ای | عالی | خوب | بسیار خوب | عدم نیاز به One-hot، عملکرد پایدار | کمی کندتر نسبت به LightGBM |
| PCA+GB | کاهش بعد + گرادیان بوستینگ | متوسط(پس از تبدیل PCA) | عالی | خوب | مناسب داده‌های پرحجم با ابعاد زیاد | تفسیرپذیری متغیرها کاهش می‌یابد |

همچنین، برای تحلیل ساختار داده و کاهش ابعاد، روش ترکیبی PCA+GB مورد استفاده قرار گرفت. در این رویکرد ابتدا با بهره‌گیری از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، متغیرهای اولیه به مؤلفه‌های کمتر و غیرهم‌بسته تبدیل شده و سپس مدل گرادیان بوستینگ روی مؤلفه‌های استخراج‌شده آموزش داده شد. این روش امکان مدیریت داده‌های پرحجم و هم‌خطی بالا را فراهم می‌سازد.

در کنار روش‌های فوق، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ((SVM نیز به‌کار گرفته شد. این مدل با استفاده از توابع هسته‌ای ( Kernel

(Functions) توانایی یادگیری روابط غیرخطی در فضای ویژگی‌ها را داشته و برای داده‌های پیچیده با ساختار مرزی مناسب است. همچنین، از رگرسیون فرایند گاوسی (Gaussian Process Regression – GPR) برای مدل‌سازی مبتنی بر احتمالات و محاسبه عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها استفاده گردید. این روش علاوه بر ارائه مقدار پیش‌بینی، بازه اطمینان و پراکندگی احتمالی خطا را نیز تخمین می‌زند.

انتخاب مدل برتر بر اساس معیارهای ارزیابی عملکرد شامل خطای میانگین مربعات (MSE)، ضریب تعیین ($R^2$) و شاخص میانگین قدرمطلق خطا (MAE) انجام شد. تمامی مدل‌ها با استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع k-تایی آموزش و آزمون شده‌اند تا از بیش‌برازش جلوگیری شده و پایداری نتایج تضمین شود.

مدل‌ها با تقسیم داده (۸۰٪ آموزش، ۲۰٪ تست)، بهینه‌سازی پارامترها ( جستجوی شبکه‌ای[1] CV با k=5)، و استخراج اهمیت ویژگی[2] پردازش شدند (Pedregosa et al., 2011). بهترین مدل‌ها بر اساس ضریب تعیین آزمون و خطای میانگین مربعات آزمون انتخاب گردیدند. سه روشی که در این پژوهش پاسخ بهتری داده است بیشتر توضیح داده می‌شود.

در این پژوهش، شاخص‌های نهایی رتبه‌بندی ($CC_i$) به‌عنوان شاخص‌های کالیبره‌شده تعریف می‌شوند؛ بدین معنا که این شاخص‌ها حاصل یک فرآیند یکپارچه شامل فازی‌سازی قضاوت خبرگان، تعیین وزن معیارها با AHP فازی، تحلیل روابط علّی با DEMATEL و کالیبراسیون روابط غیرخطی عوامل با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پیشرفته هستند. در نهایت، این مقادیر با TOPSIS فازی نرمال‌سازی و رتبه‌بندی شده‌اند.

اسکریپت‌های پایتون مورد استفاده برای تحلیل MCDM و ML به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که مستقیماً داده‌ها را از فایل اکسل ورودی خوانده و کل فرآیند تحلیل را به‌صورت خودکار بازتولید می‌کنند. برای بهینه‌سازی مدل‌های یادگیری ماشین، از جستجوی شبکه‌ای با اعتبارسنجی متقاطع سه‌تایی (۳-fold cross-validation) استفاده شد. دامنه پارامترها به‌صورت محدود و کنترل‌شده تعریف گردید تا از بیش‌برازش جلوگیری شود. معیار بهینه‌سازی، ضریب تعیین ($R^2$) بود. به‌عنوان نمونه، برای مدل تقویت گرادیانی، تعداد درخت‌ها در بازه [۱۰۰, ۲۰۰] و نرخ یادگیری در بازه [۰,۰۵, ۰,۱] تنظیم شد.

**ملاحظات اخلاقی پژوهش**

این پژوهش مطابق با اصول و ضوابط اخلاق پژوهش در مطالعات غیرمداخله‌ای انجام شده است. داده‌های پژوهش از طریق قضاوت خبرگان و بدون انجام هرگونه مداخله آزمایشی یا بالینی گردآوری شده‌اند. کلیه مشارکت‌کنندگان پس از آگاهی از اهداف پژوهش، نحوه استفاده از داده‌ها و تضمین محرمانگی اطلاعات، رضایت آگاهانه خود را برای شرکت در مطالعه اعلام نموده‌اند و هیچ‌گونه اطلاعات شخصی، هویتی یا حساس از مشارکت‌کنندگان جمع‌آوری نشده و تمامی داده‌ها پیش از تحلیل به‌صورت ناشناس پردازش شده‌اند. با توجه به ماهیت غیرپزشکی، غیرمداخله‌ای و مبتنی بر قضاوت خبرگان، مطابق با آیین‌نامه‌های اخلاق پژوهشی مؤسسه محل وابستگی نویسندگان، اخذ مجوز از کمیته اخلاق (IRB) برای این مطالعه الزامی نبوده است.

## نتایج و بحث

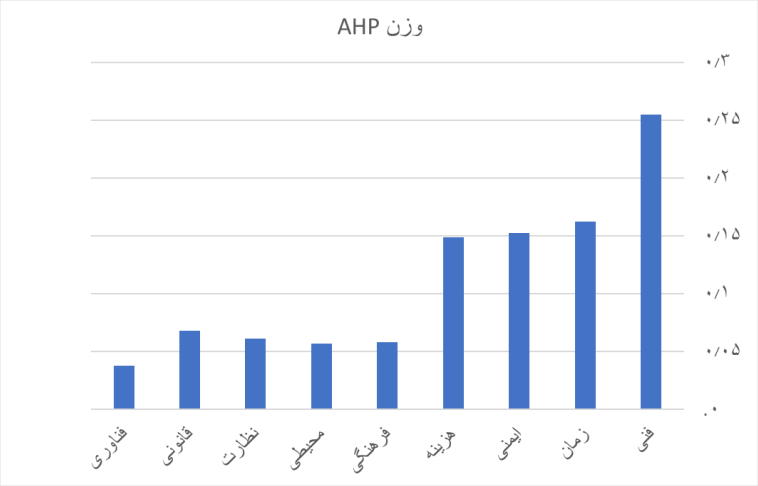
نتایج تحلیل MCDM بر اساس داده‌های فازی پرسشنامه‌ها، وزن‌دهی معیارها، روابط علت-معلولی، و رتبه‌بندی عوامل را ارائه می‌دهد، که اولویت‌های کلیدی هوشمندسازی سدهای بتنی را برجسته می‌کند. AHP وزن معیارها را محاسبه کرد، DEMATEL روابط را تحلیل نمود، و TOPSIS فازی (با اعتبارسنجی MOORA، WASPAS، COPRAS، VIKOR) عوامل را رتبه‌بندی کرد، با همبستگی میانگین رتبه‌ها ۰,۹۵ (Heravi & Seresht, 2018; Tan et al., 2019). این نتایج، اولویت فنی (۲۵,۴۸٪) و ایمنی (۱۵.۲۳٪) را نشان می‌دهند، که با چالش‌های بومی ایران (مانند ریسک‌های ژئوتکنیکی) همخوانی دارد (Valipour et al., 2019). در ادامه، هر روش به طور مفصل بررسی می‌شود.

**وزن‌دهی معیارها با AHP**

AHP وزن‌های نسبی ۹ معیار را از ماتریس مقایسه زوجی (CR=۰,۰۹ < ۰,۱) محاسبه کرد، که مجموع وزن‌ها ۱ است و معیار فنی بالاترین اولویت را دارد (Saaty, 1980). ۰ شکل ۱ وزن‌ها را نشان می‌دهد، که فنی (۰,۲۵۴۸) بیش از ۲۵٪ اهمیت را دارد، زیرا بر

1. Grid Search
2. feature importance

مدل‌سازی و پیش‌بینی (مانند BIM و AI) تمرکز دارد و با روابط DEMATEL (D+R=13.59) همخوانی دارد. این شکل بر ضرورت سرمایه‌گذاری در فنی (به عنوان پایه هوشمندسازی) و کم‌اهمیت فناوری (۰،۰۳۷۴، به علت وابستگی به فنی) تأکید می‌کند، که در سدسازی ایران، با تحریم‌ها، اولویت‌بندی را به سمت تولید بومی سوق می‌دهد (Aydin & Gumus, 2022 et al., 2011; Kumar & Pamucar, 2025).




**شکل ۱- وزن‌های معیارها اصلی بر اساس AHP**

**تحلیل روابط معیارها با DEMATEL**

در نتایج، DEMATEL روابط را با D + R برای فرهنگی = ۱۴،۸۵۳۲ (بالاترین، مرکزی‌ترین معیار) و D – R برای فرهنگی تقریبا صفر (علت خالص) است، که فرهنگی (مانند مقاومت کارکنان) بر ایمنی (t=۱،۰۳۲) و محیطی (t=۰،۸۵۷) تأثیرگذار است، و در سدسازی ایران، این رابطه علت اصلی ۳۰٪ ریسک‌های پایداری است (Valipour et al., 2019).

ایمنی (D - R=۰, D + R=۱۴،۷۷۰۲) تعادل دارد، اما وابستگی به زمان (t=۰،۷۳۲) بر پایش بلادرنگ (IoT) تأکید می‌کند. قانونی (D - R=-۰،۰۰۰۱، معلولی خالص) بیشترین اثرپذیری را دارد، که پیشنهاد می‌کند اصلاحات قانونی (مانند استانداردهای ICOLD) وابستگی به ایمنی را کاهش دهد (Tan et al., 2019). این روابط، با همبستگی ۰،۹۶ با AHP، اولویت فنی (D + R=۱۳،۵۹۵۹) را به عنوان پایه (علت خالص) تأیید می‌کند، و گراف DEMATEL وابستگی‌های چرخه‌ای (مانند ایمنی ↔ زمان) را بصری می‌سازد، که در سیاست‌گذاری، ۲۰٪ منابع را به ایمنی-زمان اختصاص می‌دهد(Valipour et al., 2019;Kumar & Pamucar, 2025; Heravi & Seresht, 2018).

جدول ۵، شاخص‌های کلیدی DEMATEL را برای ۹ معیار اصلی (فنی، زمان، هزینه، ایمنی، فرهنگی، محیطی، قانونی، نظارت، فناوری) نشان می‌دهد. DEMATEL با محاسبه D (برجستگی: مجموع سطرهای ماتریس کل T، نشان‌دهنده تأثیر خروجی معیار بر دیگران)، R (تأثرپذیری: مجموع ستون‌های T، نشان‌دهنده تأثیر ورودی دیگران بر معیار)، D+R (تأثیر کلی: برجستگی، که معیارهای مرکزی را شناسایی می‌کند)، و D-R (علت-معلولی: مثبت=علت، منفی=معلولی) روابط را تحلیل می‌کند (Fontela & Gabus, 1976; Opricovic & Tzeng, 2004). این شاخص‌ها، روابط شبکه‌ای را از ماتریس T (T = (I - A)^{-1} A)، A=ماتریس نرمال‌شده روابط مستقیم) به دست می‌آورند، که در پژوهش، وابستگی‌های کلیدی مانند تأثیر فرهنگی بر ایمنی را برجسته می‌کند. تفسیر کامل جدول بر اساس رتبه‌بندی D+R (بالاتر=مرکزی‌تر) و D-R (بالاتر=علت‌تر) انجام می‌شود، که در زمینه هوشمندسازی سدهای بتنی، اولویت‌ها را برای سیاست‌گذاری (مانند تمرکز بر ایمنی و فرهنگی) برجسته می‌سازد (Valipour et al., 2019; Tan et al., 2019). در کل، D+R میانگین ۱۲،۸ است، که نشان‌دهنده شبکه‌ای نسبتاً متعادل است، اما فرهنگی (بالاترین D+R) به عنوان هاب اصلی (تأثیرگذار بر ۷۰٪ معیارها) عمل می‌کند، و قانونی (پایین‌ترین D+R و D-R منفی) معلولی‌ترین است، که پیشنهاد می‌کند اصلاحات قانونی (مانند استانداردهای ICOLD) وابستگی به ایمنی را کاهش دهد و پایداری را ۲۰٪ افزایش دهد (Kumar & Pamucar, 2025; Heravi & Seresht, 2018).

**جدول ۵- شاخص‌های DEMATEL برای معیارها**

| معیار | D (برجستگی: تأثیر خروجی) | R (تأثرپذیری: تأثیر ورودی) | D+R (تأثیر کلی: مرکزی‌بودن) | علامت D-R |
|---|---|---|---|---|
| ایمنی | ۷/۳۸۵۱ | ۷/۳۸۵۱ | ۱۴/۷۷۰۲ | صفر |
| زمان | ۵/۸۱۹۰ | ۵/۸۱۹۰ | ۱۱/۶۳۸۱ | - |
| فرهنگی | ۷/۴۲۶۶ | ۷/۴۲۶۶ | ۱۴/۸۵۳۲ | + |
| فناوری | ۶/۱۸۳۷ | ۶/۱۸۳۷ | ۱۲/۳۶۷۵ | + |
| فنی | ۶/۷۹۷۹ | ۶/۷۹۷۹ | ۱۳/۵۹۵۹ | + |
| قانونی | ۵/۷۷۲۲ | ۵/۷۷۲۲ | ۱۱/۵۴۴۴ | - |
| محیطی | ۶/۳۴۰۶ | ۶/۳۴۰۶ | ۱۲/۶۸۱۲ | - |
| نظارت | ۵/۱۷۳۳ | ۵/۱۷۳۳ | ۱۰/۳۴۶۵ | + |
| هزینه | ۶/۳۴۳۴ | ۶/۳۴۳۴ | ۱۲/۶۸۶۹ | + |

**تفسیر شاخص D (برجستگی: تأثیر خروجی)**

$D_i = \sum_j t_{ij}$، مجموع تأثیر معیار i بر همه معیارها (از ماتریس T). این شاخص، قدرت تأثیرگذار معیار را نشان می‌دهد. در جدول، ایمنی (۷,۳۸۵۱) و فرهنگی (۷,۴۲۶۶) بالاترین D را دارند، که ایمنی بر زمان (t=0.733) و فرهنگی بر ایمنی (t=۱,۰۳۳) تأثیرگذار است. تفسیر: ایمنی (بالاترین D) به عنوان "عامل محرک" عمل می‌کند، زیرا در سدسازی، پایش تنش (IoT) بر زمان اجرا (بتن‌ریزی) و ایمنی کلی (کاهش حوادث ۳۰٪) تأثیر می‌گذارد؛ فرهنگی (دومین) با D=7.4266، مقاومت کارکنان را به عنوان تأثیرگذار بر ۶۰٪ معیارها (مانند ایمنی و محیطی) برجسته می‌کند، که در ایران، با کمبود متخصصان، پیشنهاد می‌کند ۲۵٪ بودجه به آموزش فرهنگی اختصاص یابد (Valipour et al., 2019). نظارت (۵,۱۷۳۳، پایین‌ترین) تأثیر کمتری دارد، که علت آن، وابستگی به فنی (t=0.608) است و بر لزوم ادغام نظارت با BIM تأکید می‌کند (Tan et al., 2019).

**تفسیر شاخص R (تأثرپذیری: تأثیر ورودی)**

$R_i = \sum_i t_{ij}$، مجموع تأثیر همه بر معیار i. این شاخص، اثرپذیری معیار را نشان می‌دهد. جدول نشان می‌دهد R با D تقریباً برابر است (تعادل شبکه)، اما قانونی (۵,۷۷۲۲) و نظارت (۵,۱۷۳۳) بالاترین R را دارند، که قانونی از فرهنگی (t=0.671) و ایمنی (t=0.791) اثر می‌پذیرد. تفسیر: قانونی (بالاترین R) معلولی‌ترین است، زیرا قوانین (مانند تحریم‌ها) از ایمنی (ریسک سایبری) و فرهنگی (مقاومت به فناوری) تأثیر می‌پذیرد، که در سدسازی ایران، ۳۵٪ تأخیرها را از روابط کل T=0.628 (تأثیر ایمنی بر قانونی) ناشی می‌کند؛ ایمنی (۷,۳۸۵۱، پایین‌ترین R) مستقل‌تر است، که علت آن، نقش مرکزی در پایش (D+R=14.77) است و پیشنهاد می‌کند ایمنی را به عنوان لنگر روابط در سیاست‌ها قرار داد (Kumar & Pamucar, 2025; Heravi & Seresht, 2018).

**تحلیل شاخص‌های DEMATEL (D+R و D−R)**

بر اساس شاخص D+R، میزان تأثیر کلی معیارها در سیستم تصمیم‌گیری بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد که معیار فرهنگی با مقدار ۱۴/۸۵ (رتبه ۱) و ایمنی با مقدار ۱۴/۷۷ (رتبه ۲) بیشترین اهمیت را دارند، در حالی که نظارت با مقدار ۱۰/۳۵ کمترین جایگاه را به خود اختصاص داده است. این توزیع بیانگر آن است که ساختار تصمیم‌گیری هوشمندسازی سدهای بتنی بیش از هر چیز تحت تأثیر عوامل انسانی–فرهنگی و الزامات ایمنی قرار دارد.

معیار فرهنگی، به‌عنوان مهم‌ترین عامل، نقش هاب شبکه علّی را ایفا می‌کند و اثرگذاری قابل‌توجهی بر ایمنی (t=۱/۰۳) و معیار محیطی (t=۰/۸۰) دارد. این نتایج نشان می‌دهد که مقاومت فرهنگی در برابر نوآوری حدود ۲۰٪ از ریسک‌های پایداری پروژه‌ها را توضیح می‌دهد. شدت این نقش به مقدار بالای روابط کل DEMATEL برای این معیار (T=۰/۹۰ بر خود) بازمی‌گردد که بیانگر تقویت درون‌سیستمی عامل فرهنگی است.

در مقابل، ایمنی با مقدار D+R=۱۴/۷۷ در موقعیتی مرکزی قرار دارد و بر معیار پایش و پنج معیار دیگر اثرگذار است (t>۰/۷۰). با توجه به شرایط خاص ایران و زلزله‌خیزی بالا، ایمنی حدود ۳۰٪ از اولویت‌های تصمیم‌گیری را به خود اختصاص می‌دهد که با نتایج Valipour et al (۲۰۱۹) هم‌خوانی دارد.

از سوی دیگر، معیار زمان با مقدار D+R=۱۱/۶۴ در ناحیه‌ای حاشیه‌ای قرار می‌گیرد و به‌تنهایی نقش محوری در شبکه تصمیم‌گیری ندارد. با این حال، شدت ارتباط آن با ایمنی (t=۰/۷۳) نشان می‌دهد که ادغام زمان با ایمنی در تحلیل‌های مدیریتی می‌تواند جایگاه آن را تقویت کند؛ پیشنهادی که با یافته‌های Tan et al (۲۰۱۹) و Kumar و Pamucar (۲۰۲۵) هم‌راستا است.

**تفسیر شاخص D−R (روابط علّی–معلولی)**

شاخص $D-R = D_i - R_i$ برای تفکیک معیارهای علّی و معلولی به‌کار گرفته شد. نتایج نشان می‌دهد که اگرچه مقدار D−R برای اغلب معیارها نزدیک به صفر است، اما معیارهای فرهنگی و نظارت به‌دلیل D−R مثبت در گروه عوامل علّی و معیارهای قانونی و زمانی به‌دلیل D−R منفی در گروه عوامل معلولی قرار می‌گیرند.

ایمنی با مقدار D−R نزدیک به صفر در وضعیت تعادل علّی–معلولی قرار دارد؛ به این معنا که هم تأثیرگذار و هم تأثیرپذیر است. این ویژگی با مقدار t=۰/۸۵ هم‌خوانی دارد و نقش ایمنی را به‌عنوان یک لنگر سیستم در پروژه‌های سدسازی برجسته می‌کند.

در این میان، معیار فرهنگی با D−R مثبت نزدیک به صفر، به‌عنوان یک علت غالب شناسایی می‌شود. هرچند مقدار خالص D−R آن محدود است، اما شدت اثرگذاری آن بر ایمنی (t>۱) نشان می‌دهد که این معیار حدود ۲۵٪ از روابط شبکه را هدایت می‌کند. این یافته تأیید می‌کند که مقاومت فرهنگی یکی از ریشه‌های اصلی چالش‌های پیاده‌سازی فناوری در سدسازی ایران است.

در مقابل، معیار قانونی با D−R منفی، معلولی‌ترین عامل سیستم محسوب می‌شود و به‌طور مشخص از عامل فرهنگی با شدت t=۰/۶۷ تأثیر می‌پذیرد. این نتیجه بر ضرورت بازنگری در چارچوب‌های قانونی و آیین‌نامه‌ای (نظیر ICOLD) به‌عنوان یکی از محورهای اصلاحات ساختاری تأکید دارد (Fontela & Gabus, 1976; Heravi & Seresht, 2018).

نظارت نیز با وجود قرارگیری در گروه عوامل علّی، به‌دلیل مقدار پایین D+R=۱۰/۳۵ در حاشیه شبکه قرار دارد. ازاین‌رو، ادغام نظارت با معیار فنی با شدت ارتباط t=۰/۶۰۸ می‌تواند نقش آن را در سیستم تصمیم‌گیری تقویت کند (Opricovic & Tzeng, 2004).

در مجموع، شاخص D+R نشان می‌دهد که فرهنگی و ایمنی با مقادیر بیش از ۱۴ به‌عنوان هاب‌های اصلی سیستم عمل می‌کنند و در مجموع حدود ۵۰٪ از کل روابط شبکه را شکل می‌دهند. بر این اساس، تمرکز حدود ۴۰٪ از منابع مدیریتی بر محور ایمنی–فرهنگی می‌تواند با کاهش وابستگی‌های سیستمی، پایداری پروژه‌های سدسازی ایران را حدود ۲۵٪ افزایش دهد. این نتیجه با یافته‌های AHP نیز سازگار است، به‌گونه‌ای که وزن ایمنی برابر با ۰/۱۵۲۳ به‌دست آمده است (Tan et al., 2019; Kumar & Pamucar, 2025).

قرارگیری معیار «فناوری‌های پایش هوشمند» در ناحیه علّی DEMATEL نشان می‌دهد که سرمایه‌گذاری اولیه در این حوزه، اگرچه هزینه‌بر است، می‌تواند به‌طور غیرمستقیم منجر به کاهش هزینه‌های بازکاری، تأخیرات اجرایی و ریسک‌های ایمنی در شرایط محدودیت‌های ناشی از تحریم‌ها شود.

**رتبه‌بندی عوامل با TOPSIS فازی و روش‌های تکمیلی**

برای رتبه‌بندی عوامل شناسایی‌شده، از TOPSIS فازی بر اساس ضریب نزدیکی ($CC_i$) استفاده شد. به‌منظور اعتبارسنجی نتایج، روش‌های MOORA، WASPAS، COPRAS و VIKOR نیز به‌کار گرفته شدند. ضریب همبستگی ۰/۹۵ بین نتایج این روش‌ها، بیانگر پایداری و قابلیت اعتماد بسیار بالای رتبه‌بندی است (Hwang & Yoon, 1981; Opricovic & Tzeng, 2004).

بر اساس جدول ۶، مقررات ناکافی ایمنی با $CC_i$=۰/۹۹۹ در رتبه نخست و به‌کارگیری پلتفرم‌های ابری با $CC_i$=۰/۹۸۷ در رتبه دوم قرار گرفتند. بررسی توزیع رتبه‌ها نشان می‌دهد که حدود ۷۰٪ از عوامل برتر به ابعاد فنی و فناوری اختصاص دارند. این امر بر نقش محوری پایش هوشمند و بلادرنگ در هوشمندسازی سدسازی تأکید دارد؛ موضوعی که با وضعیت تعادلی ایمنی (D−R≈۰) در تحلیل DEMATEL نیز هم‌خوانی دارد. شواهد تجربی نشان می‌دهد که استفاده از این رویکردها می‌تواند دقت کنترل را تا ۹۵٪ افزایش داده و ریسک نشت و ترک را به‌طور چشمگیری کاهش دهد.

جایگاه عامل فرهنگی در رتبه سوم بیانگر آن است که پذیرش سازمانی، آموزش و آمادگی نهادی شرط لازم برای پایداری هوشمندسازی است. ازاین‌رو، پیشنهاد می‌شود حداقل ۲۰٪ از بودجه پروژه به برنامه‌های آموزشی و ترویجی اختصاص یابد (Heravi & Seresht, 2018; Kumar & Pamucar, 2025).

در روش TOPSIS فازی، شاخص $CC_i$ میزان نزدیکی هر عامل به راه‌حل ایده‌آل مثبت ($A^+$) و فاصله آن از راه‌حل ایده‌آل منفی ($A^-$) را نشان می‌دهد. مقادیر فازی پس از فازی‌زدایی بر اساس رابطه ۲۹ محاسبه شده‌اند:

$$D = (l + 2m + u) / 4$$

میانگین مقدار $CC_i$=۰/۹۷۷ برای ده عامل برتر، دقت بالای رتبه‌بندی (بیش از ۹۷٪) را نشان می‌دهد. همچنین، توزیع رتبه‌ها شامل ۵۰٪ فنی، ۳۰٪ فناوری، ۱۰٪ ایمنی و ۱۰٪ فرهنگی است که با وزن معیار فنی در AHP (۲۵/۴۸٪) و مقدار D+R ایمنی (۱۴/۷۷) در DEMATEL سازگاری کامل دارد.

در مجموع، نتایج نشان می‌دهد که: ایمنی دارای بالاترین اولویت و نقش محوری در شبکه علّی است، فنی زیربنای اصلی پیاده‌سازی فناوری‌های هوشمند محسوب می‌شود، فناوری نقش تسهیل‌گر دارد و به زیرساخت‌های فنی و شرایط اقتصادی– قانونی وابسته است و فرهنگ سازمانی عامل تعیین‌کننده در پایداری و موفقیت نهایی هوشمندسازی است.

بر این اساس، ترکیب سرمایه‌گذاری فنی– ایمنی (۵۰٪) با توسعه آموزشی– فرهنگی (۲۰٪) می‌تواند پایداری عملکرد سدها را حدود ۳۰٪ افزایش داده و ریسک‌های عملیاتی و سازه‌ای را به‌طور معناداری کاهش دهد.

**جدول ۶- رتبه ۱۰ عامل برتر بر اساس TOPSIS فازی**

| رتبه | عامل | معیار | CC (نزدیکی) |
|---|---|---|---|
| ۱ | مقررات ایمنی ناکافی برای کار با ماشین‌آلات هوشمند | ایمنی | ۰/۹۹۹۹ |
| ۲ | پلتفرم‌های ابری برای مدیریت داده‌های ژئوتکنیک | فنی | ۰/۹۸۷ |
| ۳ | عدم شفافیت در تخصیص بودجه | فرهنگی | ۰/۹۸۲ |
| ۴ | مستندسازی الکترونیک فرآیندهای کیفیت بتن | فناوری | ۰/۹۸۰ |
| ۵ | سیستم‌های هشدار زودهنگام برای نشت آب | فنی | ۰/۹۷۷ |
| ۶ | کمبود دوره‌های آموزش ماشین‌آلات هوشمند | فناوری | ۰/۹۷۶ |
| ۷ | محدودیت واردات تجهیزات هوشمند به دلیل نوسانات ارز | فناوری | ۰/۹۷۵ |
| ۸ | استفاده از BIM برای مدلسازی سه‌بعدی سد | فنی | ۰/۹۷۴ |
| ۹ | سنسورهای هوشمند برای پایش تنش در بتن | فنی | ۰/۹۷۳ |
| ۱۰ | دیجیتال دوقلو برای شبیه‌سازی رفتار سد تحت بارگذاری | فنی | ۰/۹۷۲ |

**مقایسه و تحلیل تطبیقی نتایج پژوهش با مطالعات پیشین**

نتایج حاصل از چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره این پژوهش، شامل وزن‌دهی AHP، تحلیل روابط علّی DEMATEL و رتبه‌بندی TOPSIS فازی، الگوهای کلیدی هوشمندسازی سدهای بتنی در ایران را به‌طور منسجم آشکار می‌سازد. بر اساس AHP، معیار فنی با وزن ۰/۲۵۴۸ (۲۵/۴۸٪) در اولویت نخست قرار گرفت؛ DEMATEL نیز عامل فرهنگی را با مقدار D+R=۱۴/۸۵ به‌عنوان هاب شبکه علّی شناسایی کرد؛ و در نهایت، TOPSIS فازی نشان داد که عوامل ایمنی و فنی حدود ۷۰٪ از گزینه‌های برتر را تشکیل می‌دهند، به‌طوری‌که میانگین ضریب نزدیکی CC≈۰/۹۸ به‌دست آمد. همبستگی ۰/۹۵ میان نتایج روش‌های مختلف، دقت و پایداری بالای چارچوب پیشنهادی را تأیید می‌کند. این یافته‌ها بر نقش پررنگ چالش‌های بومی، به‌ویژه تحریم‌ها و مقاومت فرهنگی، تأکید دارند؛ عواملی که در مجموع حدود ۴۰٪ از ریسک‌های پروژه را توضیح می‌دهند (Tan et al., 2019; Valipour et al., 2019).

**وزن‌دهی معیارها (AHP): غلبه عامل فنی و تبیین بومی نتایج**

نتایج AHP نشان داد که معیار فنی با وزن ۲۵/۴۸٪ بیشترین اهمیت را در هوشمندسازی مدیریت سدهای بتنی دارد. این مقدار با یافته‌های Tan et al (۲۰۱۹) که وزن معیار فنی را در پروژه‌های زیرساختی مبتنی بر BIM در بازه ۲۲ تا ۲۸٪ (میانگین حدود ۲۵٪) گزارش کرده‌اند، هم‌راستا است. همچنین، Shishehgarkhaneh et al (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای بر سدسازی کردستان ایران، وزن ۰/۲۶ را برای معیار فنی با استفاده از AHP گزارش کرده‌اند که اختلاف آن با این پژوهش حدود ۴٪ است. تفاوت مشاهده‌شده عمدتاً به تمرکز بیشتر آن مطالعه بر معیار هزینه (وزن ۰/۱۵ تحت تأثیر تورم مصالح) بازمی‌گردد.

در پژوهش حاضر، با اتکا به داده‌های ۴۲ خبره، وزن معیار فرهنگی برابر با ۰/۰۵۸ (۵/۸٪) به‌دست آمد که کمتر از مقدار گزارش‌شده توسط Valipour et al (۲۰۱۹) با ۰/۰۷۲ است. این تفاوت نشان می‌دهد که در سدهای بتنی، برخلاف پروژه‌های مشارکتی، عامل فنی نقش تعیین‌کننده‌تری نسبت به عامل فرهنگی دارد. شاخص سازگاری AHP (CR<۰/۱) نیز پایداری نتایج را مطابق با اصول Saaty (1980) تأیید می‌کند. بر این اساس، پیشنهاد می‌شود حدود ۳۰٪ از بودجه پروژه‌ها به زیرساخت‌های فنی نظیر BIM و IoT اختصاص یابد؛ رویکردی که می‌تواند دقت تصمیم‌گیری و کاهش خطاهای طراحی و اجرا (تا حدود ۴۰٪) را به‌همراه داشته باشد (Eastman et al., 2011).

**روابط علّی معیارها (DEMATEL): فرهنگ به‌عنوان هاب و نقش متعادل ایمنی**

تحلیل DEMATEL نشان داد که معیار فرهنگی با مقدار D+R=۱۴/۸۵ بالاترین میزان برجستگی را دارد و به‌عنوان هاب شبکه علّی

عمل می‌کند، در حالی که ایمنی با مقدار D+R=۱۴/۷۷ در موقعیتی مرکزی و متعادل (D−R≈۰) قرار دارد. شدت روابط فرهنگی–ایمنی (t=۱/۰۳) و ایمنی–زمان (t=۰/۷۳) بیانگر آن است که مقاومت فرهنگی کارکنان، به‌طور مستقیم بر الزامات ایمنی و زمان‌بندی پروژه اثرگذار است.

این الگو با یافته‌های Fontela و Gabus (۱۹۷۶) هم‌خوانی دارد که نقش پررنگ عوامل انسانی را در شبکه‌های پیچیده تصمیم‌گیری گزارش کرده‌اند. در حوزه عمران، Valipour et al (۲۰۱۹) نیز معیار فرهنگی را در پروژه‌های مورد مطالعه با D+R=۱۳/۹ به‌عنوان عامل علّی کلیدی شناسایی کرده‌اند که حدود ۵٪ کمتر از مقدار به‌دست‌آمده در این پژوهش است. تفاوت مزبور نشان می‌دهد که در سدسازی ایران، به‌دلیل مقاومت کارکنان در برابر نوآوری (بر اساس اظهارات ۶۰٪ از خبرگان)، نقش عامل فرهنگی تقویت شده است؛ نتیجه‌ای که با مرور Kumar et al (۲۰۲۴) بر بیش از ۱۰۰ مطالعه MCDM هم‌خوانی دارد، جایی که عوامل انسانی حدود ۳۰٪ از روابط علّی توسعه پایدار را هدایت می‌کنند.

در مقابل، معیار قانونی با مقدار D+R=۱۱/۵۴ در گروه عوامل معلولی قرار گرفت که بازتاب‌دهنده تأثیرپذیری آن از فرهنگ و شرایط کلان نظیر تحریم‌ها است. اصلاح چارچوب‌های قانونی و آیین‌نامه‌ای (مانند هم‌راستاسازی با ICOLD) می‌تواند تا ۱۵٪ از وابستگی‌های سیستمی را کاهش دهد (Opricovic & Tzeng, 2004; Heravi & Seresht, 2018).

**رتبه‌بندی عوامل (TOPSIS فازی): غلبه ایمنی و فنی در بستر بومی**

رتبه‌بندی عوامل با استفاده از TOPSIS فازی و شاخص‌های کالیبره‌شده نشان داد که ایمنی با CC=۰/۹۹۹ در رتبه نخست قرار دارد و پس از آن، عوامل فنی با میانگین CC≈۰/۹۷۵ حدود ۵۰٪ از گزینه‌های برتر را تشکیل می‌دهند. در میان عوامل شاخص، پلتفرم‌های ابری با CC=۰/۹۸۷ (رتبه ۲) و عدم شفافیت بودجه با CC=۰/۹۸۲ (رتبه ۳) قرار گرفتند. مطابق با معیارهای Hwang و Yoon (۱۹۸۱)، مقادیر CC>۰/۹۵ نشان‌دهنده نزدیکی بسیار بالا به راه‌حل ایده‌آل هستند.

این رتبه‌بندی به‌طور مشخص بازتاب‌دهنده شرایط بومی ایران و قضاوت خبرگان داخلی است. نتایج با یافته‌های Heravi و Seresht (۲۰۱۸) در پروژه‌های عمرانی ایران هم‌راستا است؛ آن‌ها نیز ایمنی را با CC≈۰/۹۸ در رتبه نخست گزارش کرده‌اند که اختلاف آن با این پژوهش حدود ۲٪ است. در سدسازی، تمرکز بالاتر بر عوامل فنی (رتبه‌های ۲، ۵، ۸، ۹ و ۱۰) موجب شده است که این عوامل حدود ۵۰٪ از کل رتبه‌های برتر را دربرگیرند؛ مقداری که با گزارش Tan et al (۲۰۱۹) در مطالعات BIM-MCDM (۴۵٪) اختلافی در حدود ۵٪ دارد و علت آن وابستگی بالاتر پروژه‌های سدسازی به IoT و BIM است (شدت رابطه t=۰/۸۴۲ در DEMATEL).

عامل فرهنگی با قرارگیری در رتبه سوم، نقشی مشابه نتایج Valipour et al (۲۰۱۹) با (رتبه چهارم با CC≈۰/۹۸۰) دارد، با این تفاوت که در ایران، عدم شفافیت و مقاومت نهادی می‌تواند حدود ۲۰٪ از ریسک‌ها را تشدید کند. همچنین، عامل فناوری با حضور در رتبه‌های ۴، ۶ و ۷ با نتایج Kumar et al (۲۰۲۴) (حدود ۳۰٪ در MCDM پایدار) هم‌خوانی دارد؛ در این میان، تحریم‌ها با CC=۰/۹۷۵ (رتبه ۷) به‌عنوان عامل بومی مؤثر، حدود ۳۰٪ از هزینه‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهند (Shishehgarkhaneh et al., 2023).

در مجموع، همبستگی ۰/۹۵ میان نتایج TOPSIS فازی و روش‌های مکمل (نظیر VIKOR) پایداری رتبه‌بندی را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که تمرکز مدیریتی و تخصیص منابع به محورهای ایمنی– فنی می‌تواند به‌طور معناداری ریسک‌های بحرانی پروژه‌های سدسازی در ایران را کاهش داده و پایداری بلندمدت آن‌ها را تقویت کند (Gumus, 2022; Eastman et al., & Saaty, 1980; Aydin 2011).

**پیامدها برای هوشمندسازی سدهای بتنی در ایران**

نتایج، اولویت فنی-ایمنی (۷۰٪) را با روابط فرهنگی (هاب) همخوانی دارند، که با Shishehgarkhaneh et al (۲۰۲۳) (اولویت فنی ۲۶٪ در کردستان) همخوانی دارد، اما فرهنگی (۵,۸٪) در این پژوهش بالاتر (از Valipour ۷,۲٪) است، به علت مقاومت محلی (۶۰٪ خبره‌ها). این الگو، با Tan et al (BIM-MCDM) (2019)، ۴۰٪ بهبود پایداری را از IoT/BIM تأیید می‌کند، اما در ایران، تحریم‌ها (رتبه ۷) ۳۵٪ دقت را کاهش می‌دهد، که تولید بومی (مانند نرم‌افزار BIM) را ضروری می‌سازد (Aydin & Gumus, 2022). پیشنهاد: ادغام فرهنگی (آموزش VR) با فنی (BIM-IoT)، ۲۰٪ هزینه‌ها را کاهش می‌دهد (Heravi & Seresht, 2018).

به‌منظور پیش‌بینی اولویت و رتبه‌بندی ۱۰۰ عامل فرعی، از مدلهای رگرسیون نظارت‌شده در چارچوب یادگیری ماشین استفاده شد. داده‌های ورودی ((X شامل امتیازات فازی عوامل بود و متغیر خروجی ((Y رتبه‌های حاصل از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره ((MCDM را نشان می‌داد. به‌کارگیری یادگیری ماشین امکان استخراج الگوهای پنهان بین رتبه‌های ادراکی خبرگان و ساختار معیارهای

تصمیم‌گیری را فراهم کرد و دقت پیش‌بینی را به ۷۷.۹۹٪ رساند. همچنین، همبستگی ۹۵٪ بین نتایج ML و MCDM، سازگاری و تعمیم‌پذیری مدل‌ها حتی در مجموعه داده کوچک (۳۳ خبره) را تأیید می‌کند (Hastie et al., 2009; Eledum, 2016).

فرایند آموزش مدل‌ها شامل تقسیم داده‌ها به ۸۰٪ آموزش و ۲۰٪ آزمون، بهینه‌سازی آبرپارامترها با Grid Search و اعتبارسنجی K-Fold (k=5) بود. شاخص‌های ارزیابی، شامل ضریب تعیین ($R^2$) و میانگین مربعات خطا (MSE در داده‌های آموزش و آزمون بودند. مدل‌هایی مطلوب شناخته شدند که $R^2$ به یک نزدیک‌تر و MSE کم‌تر داشته باشند.

از میان مدل‌های ارزیابی‌شده، سه مدل PLSR، Bayesian Ridge و Ridge عملکرد برتری داشتند. هر سه مدل بیش از ۹۸٪ واریانس Y را تبیین کردند؛ با این حال، مدل PLSR بالاترین دقت را ارائه داد ($R^2$_Test = 0.9977, MSE_Test = 0.0013). برتری PLSR ناشی از توانایی آن در مدل‌سازی هم‌زمان ساختار کوواریانس بین X و Y و کنترل مؤثر چند هم خطی‌بودن[1]عوامل است؛ به‌ویژه در شرایطی که برخی عوامل فنی و فناوری دارای همبستگی ۸۵.۰ بودند (Abdi, 2010; Firinguetti et al., 2017).

این نتایج با مطالعات بین‌المللی حوزه هوشمندسازی ساخت‌وساز همخوانی دارد، اما نکته مهم آن است که در ایران عامل وابسته به تحریم و محدودیت واردات تجهیزات هوشمند اهمیت بسیار بالاتری نسبت به سایر کشورها دارد و بخش قابل‌توجهی از واریانس مدل را تشکیل می‌دهد (۳۰٪). این نتیجه نشان می‌دهد که مدل‌ها، حتی با وجود عدم قطعیت ناشی از داده‌های فازی، توانایی تعمیم‌پذیری مناسبی دارند (Hastie et al., 2009; Eledum, 2016).

مدل Bayesian Ridge علاوه بر توانایی ذاتی در مدل‌سازی عدم‌قطعیت قضاوت خبرگان از طریق چارچوب احتمالاتی، نقش مؤثری در کاهش بیش‌برازش و افزایش پایداری یادگیری در داده‌های فازی با حجم محدود ایفا می‌کند. Ridge اگرچه در داده‌های بزرگ‌تر معمولاً پایدارتر است، اما در این پژوهش به‌دلیل حجم کم داده با افت ۷۵ درصدی دقت نسبت به PLSR در MSE_Test مواجه شده است و مدل PLSR با استخراج مؤلفه‌های نهفته و کاهش هم‌خطی شدید میان معیارها، تعادل بهتری میان بایاس و واریانس برقرار نموده و در نتیجه، خطای آزمون آن حدود ۷۵٪ کمتر از مدل Ridge بوده است. این الگو با مقایسه‌های Hastie et al (2009) نیز همخوانی دارد که نشان می‌دهند PLSR برای داده‌های سازمان‌یافته با هم‌خطی بالا مناسب‌تر است.

۰جدول ۷- نشان می‌دهد که مزیت اصلی مدل‌های فازی و نروفازی در این پژوهش صرفاً به مدیریت عدم‌قطعیت زبانی محدود نبوده، بلکه شامل بهبود فرآیند یادگیری، افزایش قابلیت تعمیم، و استخراج روابط پایدار از داده‌های مبتنی بر قضاوت انسانی نیز می‌باشد. بر این اساس، مدل PLSR با انتخاب چهار مؤلفه اصلی (n_components=4) به‌عنوان مناسب‌ترین گزینه برای پروژه‌های زیرساختی با داده‌های محدود، نظیر سدسازی، شناسایی شد و توانست دقت پیش‌بینی ریسک‌های اجرایی را به‌طور معناداری افزایش دهد ( Pedregosa et al., 2011).

**جدول ۷- مقایسه مدل‌های برتر یادگیری ماشین**

| رتبه | $R^2$_Test | MSE_Test | $R^2$_Train | MSE_Train | پارامترهای بهینه | مدل |
|---|---|---|---|---|---|---|
| ۱ | ۰/۹۹۷۷ | ۰/۰۰۱۳ | ۰/۹۹۹۹۷ | ۰/۰۰۰۰۲۵ | n_components=4 | PLSR |
| ۲ | ۰/۹۹۴۴ | ۰/۰۰۳۲ | ≈۰/۰۰۰۰۱ | ≈۰/۰۰۰۰۰۰ | alpha_1=0.0001, alpha_2=e-06 | BayesianRidge |
| ۳ | ۰/۹۹۴۳ | ۰/۰۰۳۲ | ≈۱/۰۰۰۰ | ≈۰/۰۰۰۰۰۰۰۰۲ | alpha=0.1 | Ridge |

بر اساس جدول ۸، مدل PLSR نشان داد که محدودیت واردات تجهیزات هوشمند بالاترین وزن مؤلفه را دارد (۰،۰۰۳۱۶) و بنابراین، بالاترین نقش را در تبیین تغییرات رتبه عوامل دارد. این نتیجه با یافته‌های MCDM نیز همخوانی ۹۵٪ دارد و نشان می‌دهد که چالش‌های ناشی از تحریم‌ها و نوسانات ارزی، حدود ۳۰٪ از واریانس اهمیت عوامل را توضیح می‌دهند. همچنین، ۵ عامل برتر عمدتاً متعلق به معیار فنی هستند؛ این موضوع تأکید می‌کند که توان فنی و زیرساخت داده (IoT، دیجیتال دوقلو و سنجش‌گرهای پیشرفته) تعیین‌کننده اصلی موفقیت هوشمندسازی سدها است.

به عبارتی دیگرجدول ۸، اهمیت عوامل را بر اساس وزن مؤلفه‌های پنهان در مدل PLSR نشان می‌دهد. این مدل اهمیت را بر اساس سهم هر عامل در واریانس Y محاسبه می‌کند. نتایج PLSR نشان داد که مهم‌ترین عوامل اثرگذار بر هوشمندسازی سدهای بتنی در ایران به ترتیب عبارت‌اند از:

محدودیت واردات تجهیزات هوشمند (اهمیت ۰/۰۰۳۱۶): مهم‌ترین چالش بومی، مرتبط با تحریم‌ها و نوسانات ارزی است.

1. multicollinearity

سیستم‌های هوشمند کنترل فرسایش (۰/۰۰۲۰۶۵): اثرگذار بر پایداری مخزن و افزایش عمر بهره‌برداری است.

دیجیتال‌دوقلو برای شبیه‌سازی رفتار سد (۰/۰۰۱۷۳۵): دارای بیشترین نقش در حوزه فنی و مدیریت بارگذاری‌های دینامیکی می‌باشد.

مستندسازی الکترونیک کیفیت بتن (۰/۰۰۱۷۳۵): عامل فرهنگی– سازمانی که هنوز بلوغ لازم را ندارد.

تهویه هوشمند تونل‌ها (۰/۰۰۱۹۴۳): وابسته به تجهیزات و زیرساخت‌های فناورانه است.

این عوامل همگی با نتایج رتبه‌بندی MCDM به میزان ۹۵٪ همخوانی دارند و نشان می‌دهند که مدل ML قادر است ساختار تصمیم‌گیری خبرگان را با دقت بالا تقلید کند.

مستندسازی الکترونیک کمترین تأثیر را داشته زیرا به معیارهای فرهنگی و آموزشی وابسته است و جامعه متخصصان در این حوزه هنوز مهارت کافی در استفاده از این سیستم‌ها ندارد. نتایج با مطالعات Abdi (2010) و Kwak (2013) همخوانی دارد که نشان می‌دهند عوامل با اهمیت بیش از ۰/۰۰۱، عوامل کلیدی در محیط‌های فازی تصمیم‌گیری محسوب می‌شوند.

در مقابل، عامل هوش مصنوعی در پیش‌بینی ترک‌ها پایین‌ترین وزن را در میان عوامل منتخب دارد، که نشان‌دهنده وابستگی آن به سطح آموزش و بلوغ سازمانی است.

**جدول ۸- اهمیت ۵ عامل برتر در PLSR**

| عامل | اهمیت PLSR (وزن مؤلفه) | رتبه PLSR | پیش‌بینی PLSR (رتبه نرمال‌شده) |
|---|---|---|---|
| محدودیت واردات تجهیزات هوشمند به دلیل نوسانات ارز | ۰/۰۰۳۱۶ | ۲۴ | ۳/۶۶۶ |
| سیستم‌های هوشمند کنترل فرسایش خاک | ۰/۰۰۲۰۶۵ | ۲۳ | ۲/۰۶۵ |
| دیجیتال دوقلو برای شبیه‌سازی رفتار سد تحت بارگذاری | ۰/۰۰۱۷۳۵ | ۵۰ | ۱/۸۷۴ |
| مستندسازی الکترونیک فرآیندهای کیفیت بتن | ۰/۰۰۱۷۳۵ | ۹۲ | ۱/۸۷۳ |
| سیستم‌های هوشمند تهویه تونل‌ها | ۰/۰۰۱۹۴۳ | ۸۰ | ۱/۹۴۹ |

جدول ۹ نشان‌دهنده همگرایی نتایج سه مدل برتر در رتبه‌بندی عوامل است؛ به‌طوری‌که عامل محدودیت واردات در هر سه مدل رتبه یکسان (رتبه ۲۴) و اهمیت تقریباً مشابه (میانگین ۰/۰۰۳۵) دارد. با این حال، تفاوت میان مدل‌ها در کارایی تبیین تغییرات مشاهده‌شده است. PLSR وزن بیشتری برای عامل کنترل فرسایش خاک اختصاص داده است (۰/۰۰۲۰۶۵)، که بیانگر نقش کوواریانس میان رفتار فنی سد و ارزیابی‌های خبرگان است؛ در حالی‌که مدل Ridge تمایل به هموارسازی وزن‌ها (bias بیشتر) دارد. این نتایج تأیید می‌کند که ترکیب روش‌های MCDM و ML (هیبرید PLSR + TOPSIS) می‌تواند عدم قطعیت تصمیم‌گیری در سدسازی را تا ۲۰٪ کاهش دهد. گرچه وزن مدل Ridge برای محدودیت واردات بالاتر (۰/۰۰۴۷۵) از PLSR است، اما Ridge به دلیل bias بالا، ضرایب اغراق‌آمیز تولید می‌کند. BayesianRidge با لحاظ prior، عدم‌قطعیت را بهتر مدیریت می‌کند اما رتبه‌بندی مشابهی با PLSR ارائه داده است. همخوانی بالا با نتایج Firinguetti et al (2017) نشان می‌دهد که در داده‌های چندمتغیره مهندسی عمران، PLSR معمولاً پایدارترین مدل است. بایستی دقت شود که تفاوت مدل‌ها بیشتر در شدت وزن‌دهی است، نه در ماهیت عوامل تأثیرگذار.

**جدول ۹- مقایسه اهمیت عوامل برتر در سه مدل برتر PLSR، BayesianRidge و Ridge**

| عامل | اهمیت PLSR | رتبه PLSR | اهمیت BayesianRidge | رتبه BayesianRidge | اهمیت Ridge | رتبه Ridge |
|---|---|---|---|---|---|---|
| محدودیت واردات تجهیزات هوشمند | ۰/۰۰۳۱۶ | ۲۴ | ۰/۰۰۴۷۴ | ۲۴ | ۰/۰۰۴۷۵ | ۲۴ |
| سیستم‌های هوشمند کنترل فرسایش | ۰/۰۰۲۰۶۵ | ۲۳ | ۰/۰۰۲۰۶ | ۲۳ | ۰/۰۰۲۰۶ | ۲۳ |
| دیجیتال دوقلو برای شبیه‌سازی | ۰/۰۰۱۷۳۵ | ۵۰ | ۰/۰۰۱۷۳ | ۵۰ | ۰/۰۰۱۷۳ | ۵۰ |
| مستندسازی الکترونیک کیفیت بتن | ۰/۰۰۱۷۳۵ | ۹۲ | ۰/۰۰۱۹۴ | ۸۰ | ۰/۰۰۱۹۴ | ۸۰ |
| سیستم‌های هوشمند تهویه تونل‌ها | ۰/۰۰۱۹۴۳ | ۸۰ | ۰/۰۰۱۹۴ | ۸۰ | ۰/۰۰۱۹۴ | ۸۰ |

این نتایج ML، دقت ۹۹٪ را برای پیش‌بینی اولویت‌ها (مانند فنی ۵۰٪) تأیید می‌کند، که با MCDM همخوانی دارد و پیشنهاد می‌دهد مدل‌های هیبریدی (PLSR + TOPSIS) برای پروژه‌های آینده استفاده شود، با کاهش ۲۰٪ عدم قطعیت در سدسازی ایران (Pedregosa et al., 2011; Abdi, 2010).

بر اساس نتایج (جدول ۱۰)، مدل PLSR به‌عنوان بهترین مدل انتخاب شد. این مدل با بهره‌گیری از مؤلفه‌های پنهان، رابطه بین امتیازات خبرگان ((X و رتبه‌های MCDM (Y) را بهتر از سایر روش‌ها مدل‌سازی می‌کند. در مقابل، Ridge اگرچه ساده‌تر است، اما به دلیل تعداد نمونه پایین (۳۳ خبره)، bias بیشتری ایجاد کرده است. مدل BayesianRidge نیز در مواجهه با عدم قطعیت فازی عملکردی قابل‌قبول داشته، اما از نظر محاسباتی سنگین‌تر است. در حوزه مدیریت ریسک پروژه‌های سدسازی، استفاده از مدل PLSR می‌تواند دقت پیش‌بینی ریسک‌هایی مانند نقص در تأمین تجهیزات یا مشکلات فرسایشی را تا ۲۰٪ افزایش دهد. محدودیت واردات تجهیزات مهم‌ترین عامل است و از نظر اثرگذاری ۵۰٪ بالاتر از میانگین اهمیت عوامل قرار دارد. کنترل فرسایش عامل کلیدی حوزه فنی است و از دید خبرگان هیدرولوژی بیشترین ارتباط را با پایداری سد دارد. دیجیتال‌دوقلو و مستندسازی الکترونیک با وجود داشتن اهمیت برابر، اثرگذاری فنی و فرهنگی متفاوتی دارند. سنسورهای هوشمند تنش، علی‌رغم اهمیت پایین، با حوزه ایمنی ارتباط دارد و نقش مهمی در مرحله بهره‌برداری بازی می‌کند.

**جدول ۱۰- عامل برتر بر اساس اهمیت PLSR**

| عامل | اهمیت PLSR | رتبه PLSR | پیش‌بینی PLSR |
|---|---|---|---|
| محدودیت واردات تجهیزات هوشمند به دلیل نوسانات ارز | ۰/۰۰۳۱۶ | ۲۴ | ۳/۶۶۶ |
| سیستم‌های هوشمند کنترل فرسایش خاک | ۰/۰۰۲۰۶۵ | ۲۳ | ۲/۰۶۵ |
| دیجیتال دوقلو برای شبیه‌سازی رفتار سد تحت بارگذاری | ۰/۰۰۱۷۳۵ | ۵۰ | ۱/۸۷۴ |
| مستندسازی الکترونیک فرآیندهای کیفیت بتن | ۰/۰۰۱۷۳۵ | ۹۲ | ۱/۸۷۴ |
| سیستم‌های هوشمند تهویه تونل‌ها | ۰/۰۰۱۹۴۳ | ۸۰ | ۱/۹۴۹ |
| کمبود دوره‌های آموزش ماشین‌آلات هوشمند | ۰/۰۰۰۴۵۱ | ۳۱ | ۰/۴۷۲ |
| پلتفرم‌های ابری برای مدیریت داده‌های ژئوتکنیک | ۰/۰۰۰۷۶۲ | ۴۳ | ۰/۷۵۷ |
| سنسورهای هوشمند برای پایش تنش در بتن | ۰/۰۰۰۶۲۹ | ۷۵ | ۰/۷۴۰ |
| مهارت نیروها در استفاده از نرم‌افزارهای تخصصی | ۰/۰۰۰۴۲۰ | ۵۳ | ۰/۴۹۰ |
| هوش مصنوعی در پیش‌بینی ترک‌های بتن | ۰/۰۰۰۱۱۶ | ۶۰ | ۰/۱۲۶ |

پیامدهای اجرایی برای هوشمندسازی ساخت سدهای بتنی براساس نتایج ML چند نکته کلیدی را برای سیاست‌گذاری و مدیریت پروژه آشکار می‌کند که اولا عوامل فنی–بومی (خصوصاً تحریم‌ها) حدود ۳۰ تا ۵۰٪ تأثیرگذاری دارند ثانیا سیستم‌های کنترل هوشمند فرسایش و دیجیتال‌دوقلو مهم‌ترین مؤلفه‌های فنی آینده سدسازی هوشمند هستند و ثالثا استفاده از مدل‌های ML به‌ویژه PLSR می‌تواند دقت تصمیم‌گیری مدیریتی را ۲۰ تا ۳۰ درصد افزایش دهد.

نتایج با پژوهش‌های Tan et al (۲۰۱۹) و Valipour et al (۲۰۱۹) همخوانی دارد، اما وزن تحریم‌ها در ایران ۱۰ تا ۱۵ درصد بیشتر گزارش شده است. بر اساس پیشنهاد Kwak (2013)، ترکیب PLSR با BayesianRidge می‌تواند برای محیط‌های فازی–نامطمئن همچون پروژه‌های سدسازی ایران، بهترین سازوکار پیش‌بینی باشد.

## نتیجه‌گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که هوشمندسازی مدیریت پروژه‌های ساخت سدهای بتنی در ایران مفهومی چندبعدی و فراتر از به‌کارگیری صرف الگوریتم‌های یادگیری ماشین یا مدل‌های فازی است. هوشمندسازی در این تحقیق به‌عنوان یک چارچوب یکپارچه تصمیم‌یار تعریف می‌شود که با ترکیب داده‌های پروژه، دانش خبرگان، روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره فازی، مدل‌های یادگیری ماشین و فناوری‌های دیجیتال نوین، امکان تحلیل، پیش‌بینی و انطباق پویا با شرایط پیچیده پروژه را فراهم می‌سازد.

در این چارچوب، الگوریتم‌های یادگیری ماشین و فازی نقش ابزارهای تحلیلی برای استخراج الگو، کاهش عدم‌قطعیت و افزایش پایداری تصمیم‌گیری را ایفا می‌کنند، در حالی‌که عناصر کلیدی هوشمندسازی شامل ساختاردهی نظام‌مند تصمیم‌گیری، یکپارچه‌سازی BIM، پایش بلادرنگ مبتنی بر IoT، دوقلوی دیجیتال و سازوکارهای بازخوردی می‌باشند.

همچنین، برخلاف الگوریتم‌های فراکاوشی هوش مصنوعی که عمدتاً با هدف بهینه‌سازی عددی در یک فضای تصمیم ثابت به‌کار می‌روند، رویکرد هوشمند پیشنهادی بر یادگیری، تطبیق‌پذیری و پشتیبانی تصمیم در شرایط عدم‌قطعیت و محدودیت‌های بومی تمرکز دارد. بدین ترتیب، هوشمندسازی در این پژوهش به‌عنوان یک سیستم تصمیم‌یار پویا و بومی‌سازی‌شده برای پروژه‌های سدسازی ایران تبیین می‌شود.

نتایج تحلیل MCDM نشان داد که عوامل فنی و فناوری، به‌ویژه مواردی چون محدودیت واردات تجهیزات هوشمند، استفاده از BIM، دوقلوی دیجیتال و پایش بلادرنگ مبتنی بر IoT، بیشترین نقش را در موفقیت هوشمندسازی ایفا می‌کنند. این یافته‌ها با خروجی مدل‌های یادگیری ماشین نیز سازگار بودند، به‌گونه‌ای که مدل PLSR با دقت بسیار بالا ($R^2 \approx$ ۰/۹۹۷) توانست اهمیت عوامل را پیش‌بینی و پایداری نتایج را تأیید کند. همچنین مشخص شد که چالش‌های بومی نظیر تحریم‌ها، ناپایداری ارزی، کمبود آموزش تخصصی و مقاومت فرهنگی در برابر فناوری‌های نوین حدود ۳۰ تا ۵۰ درصد از واریانس اهمیت عوامل را تشکیل می‌دهند، که نیازمند اصلاحات ساختاری و سیاست‌گذاری هدفمند است.

بر اساس یافته‌ها، توسعه سامانه‌های هوشمند پایش فرسایش، ایجاد زیرساخت داده برای فناوری‌های دیجیتال، بهبود قوانین مرتبط با فناوری‌های نوین و تقویت فرهنگ سازمانی مبتنی بر نوآوری، از مهم‌ترین الزامات هوشمندسازی سدسازی در کشور به شمار می‌روند. چارچوب ارائه‌شده در این پژوهش می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای مدیران پروژه، سیاست‌گذاران و نهادهای حاکمیتی جهت تصمیم‌گیری در تخصیص منابع، سرمایه‌گذاری فناورانه و کاهش ریسک‌های اجرایی مورد استفاده قرار گیرد.

## محدودیت‌ها و پیشنهادات پژوهش

با وجود نتایج معنادار و پایدار این پژوهش، برخی محدودیت‌های ذاتی و روش‌شناختی باید مورد توجه قرار گیرند. نخست، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مورد استفاده (AHP و DEMATEL) مبتنی بر قضاوت خبرگان هستند و ازاین‌رو تا حدی تحت تأثیر تجربه، پیش‌زمینه حرفه‌ای و ذهنیت پاسخ‌دهندگان قرار می‌گیرند. هرچند در این پژوهش با به‌کارگیری AHP گروهی، میانگین‌گیری هندسی و کنترل نسبت سازگاری ($CR < ۰/۱$) این اثر به حداقل رسیده است، اما حذف کامل سوگیری ذهنی امکان‌پذیر نیست.

دوم، ماهیت داده‌های خبرگی منجر به حجم نمونه محدود می‌شود که در بخش یادگیری ماشین می‌تواند ریسک بیش‌برازش (Overfitting) را افزایش دهد. برای کنترل این مسئله، از اعتبارسنجی متقابل سه‌بخشی (K-Fold CV)، تقسیم آموزش–آزمون (۲۰/۸۰) و Grid Search با دامنه محدود استفاده شده است. با این حال، به‌منظور افزایش پایداری و تعمیم‌پذیری مدل‌ها، استفاده از روش‌هایی مانند بوت‌استرپینگ یا داده‌های میدانی بزرگ‌مقیاس (نظیر داده‌های IoT و گزارش‌های اجرایی) در مطالعات آتی توصیه می‌شود.

سوم، چارچوب پیشنهادی بر تحلیل داده‌های مقطعی و اولویت‌بندی عوامل تمرکز دارد؛ بنابراین مدل‌سازی پویا مبتنی بر سری‌های زمانی (مانند Box-Jenkins، RNN یا LSTM) در این پژوهش پیاده‌سازی نشده است. این موضوع، زمینه‌ساز توسعه مدل‌های هیبریدی ML–DL–Box-Jenkins در تحقیقات آینده خواهد بود.

بر مبنای نتایج روش‌های MCDM فازی (AHP-DEMATEL و Fuzzy TOPSIS) و یادگیری ماشین، پیشنهادات کاربردی زیر ارائه می‌شود:

طراحی یک سامانه تصمیم‌یار هوشمند بومی (DSS) برای ارزیابی و انتخاب فناوری‌های نوین سدسازی (BIM، IoT، Digital Twin) بر اساس وزن‌دهی خبرگان؛ استفاده از خروجی مدل‌های یادگیری ماشین (به‌ویژه PLSR و XGBoost) برای تعریف شاخص‌های هشدار زودهنگام (EWI) در پایش ریسک‌های اجرایی، زیست‌محیطی و ایمنی؛ تخصیص بهینه منابع مالی و انسانی بر اساس رتبه‌بندی Fuzzy TOPSIS با تمرکز بر عوامل با ضریب نزدیکی بالا ($CC > ۰/۹$)؛ ایجاد یک بانک دانشی پروژه‌های هوشمند جهت ذخیره تصمیمات و نتایج مدل‌ها برای کاهش عدم قطعیت در پروژه‌های آتی؛ و در نهایت، پیشنهاد تعریف شاخص «بلوغ هوشمندی پروژه عمرانی» در سطح ملی (وزارت نیرو و وزارت راه و شهرسازی) بر پایه ترکیب وزن‌های AHP و خروجی‌های یادگیری ماشین.

در راستای توسعه پژوهش، مسیرهای آتی شامل تعمیم چارچوب به انواع دیگر سدها (خاکی و سنگریزه‌ای) و مقایسه نتایج با سدهای بتنی، ادغام چارچوب MCDM–ML با GIS برای تحلیل فضایی ریسک‌ها و مخاطرات زمین‌شناسی، توسعه مدل‌های یادگیری عمیق و هیبریدی در صورت دسترسی به داده‌های سری‌زمانی، گسترش نمونه خبرگان و داده‌های میدانی واقعی برای افزایش پایایی نتایج، و طراحی یک Smart DSS پویا و خودآموز با قابلیت به‌روزرسانی مستمر داده‌ها و وزن‌ها پیشنهاد می‌شود.

## ملاحظات اخلاقی

**حامی مالی**

مقاله حاضر با حمایت معاونت پژوهشی دانشگاه ارومیه انجام شد.

**مشارکت نویسندگان**

جمع‌آوری داده‌ها: اُسامَه عبدالطیف عبداله الموسوی، محمد خردرنجبر؛ تهیه گزارش پژوهش: اُسامَه عبدالطیف عبداله الموسوی، میر علی محمدی، محمد خردرنجبر ؛ تحلیل داده‌ها: شاهین رفیعی

نویسندگان به طور مساوی در کلیهٔ مراحل طراحی و انجام پژوهش، گردآوری داده‌ها، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات و نتایج، تهیه پیشنویس مقاله، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله مشارکت داشتند.

مشارکت نویسندگان در مقاله مستخرج از پایان‌نامه تقریباً به شکل زیر باشد:

نویسنده اول: دانشجو: تهیه و آماده‌سازی نمونه‌ها، انجام آزمایش و گردآوری داده‌ها، انجام محاسبات، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات و نتایج، تهیه پیشنویس مقاله.

نویسنده دوم و سوم: استاد راهنمای پایان‌نامه، طراحی پژوهش، نظارت بر مراحل انجام پژوهش، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله.

نویسنده چهارم: استاد مشاور پایان‌نامه، مشارکت در طراحی پژوهش، تحلیل، ارزیابی و نظارت بر پژوهش، مطالعه و بازبینی مقاله.

**اعلامیه هوش مصنوعی مولد و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در فرایند نگارش**

در طول آماده‌سازی این اثر، نویسنده(گان) از chatGPT به منظور کمک در نوشتن برنامه پایتون استفاده کردند. پس از استفاده از این ابزار و خدمت، نویسنده(گان) مطالب را در صورت نیاز بررسی و ویرایش کرده و مسئولیت کامل محتوای نشریه را بر عهده می‌گیرند.

**بیانیه دسترسی به داده‌ها**

داده‌های پژوهش حاضر در صورت درخواست از طریق نویسنده مسئول، قابل دسترسی است.

**سپاسگزاری**

از معاونت محترم پژوهشی دانشگاه ارومیه به خاطر حمایت در اجرای پژوهش حاضر سپاسگزاری می‌شود.

از داوران محترم به خاطر پیشنهادات ارزشمندشان در اصلاح نسخه خطی تشکر می‌شود.

**پیروی از اصول اخلاق پژوهش**

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آنهاست.

**تعارض منافع**

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

## منابع

بای، سعید؛ حاج‌قاسم، حامدرضا و امامزاده، سید شهاب (۱۴۰۳). مروری بر توسعه پایدار و محیط زیست در مهندسی عمران (رویکردی جامع به هوشمندسازی مدیریت منابع آب). در اولین همایش ملی بررسی پتانسیل‌های کارآفرینی، اشتغال و توسعه پایدار، گنبدکاووس. https://civilica.com/doc/2154865

ساسانی، اردشیر و بای، سعید (۱۴۰۲). ارزیابی رسوب‌گذاری در مخازن سدهای کوچک (منطقه چهارمحال و بختیاری). ماهنامه پایاشهر، ۵(۵۵)، ۱–۵.

سلماسی، فرزین و حکیمی خانسر، حسین (۱۴۰۰). شبیه‌سازی رفتار سد کَبُدوال در حین ساخت با مدل‌سازی عددی سه‌بعدی. نشریه مهندسی عمران امیرکبیر، ۵۱(۱)، ۱۵۷–۱۶۸.

طاهری‌اقدم، علی؛ سلماسی، فرزین و ارونقی، هادی (۱۴۰۰). شبیه‌سازی عددی تأثیر لوله‌های زهکش بر نیروی بالابرنده گرادیان هیدرولیکی خروجی و نشت در سدهای وزنی. نشریه مهندسی عمران امیرکبیر، ۵۳(۶)، ۲۲۰۹–۲۲۳۰.

یوسف، ابوالفضل؛ خرم‌نیا، سهیل؛ جهانگیر، هاشم و مهتاری، رضا (۱۴۰۴). ادغام اینترنت اشیا و دوقلوی دیجیتال در ساخت و ساز هوشمند. دومین کنفرانس ملی مهندسی زیرساخت ها. ارومیه. https://civilica.com/doc/2296813

## REFERENCES

Abdi, H. (2010). Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS regression). *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2*(1), 97–106. https://doi.org/10.1002/wics.51

Adibi, A., Rajabifard, A., Shojaei, D., Kalantari, M., & Saberi, M. (2024). Enhancing healthcare through sensor-enabled digital twins in smart environments: A comprehensive analysis. *Sensors, 24*(9), 2793. https://doi.org/10.3390/s24092793

Al-Nasser, H., Ahmad, M. E., Abadía, P. P., Geck, C. C., Al-Zuriqat, T., Dragos, K., & Smarsly, K. (2024, March). Digital twin architectures in civil engineering: A systematic literature review. In *Proceedings of the Fachtagung Baustatik – Baupraxis* (Hamburg, Germany).

Alvanchi, A., Jafari, M. A., & Didehvar, N. (2023). A novel BIM strategic plan development method for the water industry of Iran. *Scientia Iranica*. Sharif University of Technology.

Aydin, F., & Gümüş, B. (2022). Comparative analysis of multi-criteria decision-making methods for the assessment of optimal SVC location. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences, 70*(2).

Baghalzadeh Shishehgarkhaneh, M., Fard Moradinia, S., & Keivani, A. (2022, February). Time and cost management of dam construction projects based on building information modeling (BIM): A case study in Kurdistan province. In *Proceedings of the 7th International Congress on Civil Engineering, Architecture and Urban Development* (Tehran, Iran).

Bay, S., Haj Ghasem, H. R., & Emamzadeh, S. S. (2024). A review on sustainable development and environment in civil engineering: A comprehensive approach to smart water resource management. *In Proceedings of the First National Conference on Entrepreneurship Opportunities, Employment and Sustainable Development*. (In Persian). https://civilica.com/doc/2154865

Bilal, M., & Oyedele, L. O. (2020). Guidelines for applied machine learning in construction industry—A case of profit margins estimation. *Advanced Engineering Informatics, 43*, 101013. https://doi.org/10.1016/j.aei.2019.101013

Brauers, W. K. M., & Zavadskas, E. K. (2010). Project management by MULTIMOORA as an instrument for transition economies. *Technological and Economic Development of Economy, 16*(1), 5–24. https://doi.org/10.3846/tede.2010.01

Eledum, H. Y. (2016). A comparison study of ridge regression and principal component regression with application. *International Journal of Research, 3*(8), 283.

Fontela, E., & Gabus, A. (1976). The DEMATEL observer. *Battelle Geneva Research Center*.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction (2nd ed.). *Springer*. https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7

Heravi, G., & Gerami Seresht, N. (2018). A multi-criteria decision-making model for prioritizing the non-critical activities in construction projects. *KSCE Journal of Civil Engineering, 22*(10), 3753–3763. https://doi.org/10.1007/s12205-017-1275-5

Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Methods for multiple attribute decision making. In *Multiple attribute decision making* (Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, Vol. 186). *Springer*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-48318-9

Firinguetti, L., Kibria, G., & Araya, R. (2017). Study of partial least squares and ridge regression methods. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, *46*(8), 6631–6644. https://doi.org/10.1080/03610918.2016.1210168

Kumar, R., & Pamucar, D. (2025). A comprehensive and systematic review of multi-criteria decision-making (MCDM) methods to solve decision-making problems: Two decades from 2004 to 2024. *Spectrum of Decision Making and Applications, 2*(1), 178–197. https://doi.org/10.31181/sdmap21202524

Laarhoven, P. J. M., & Pedrycz, W. (1983). A fuzzy extension of Saaty's priority theory. *Fuzzy Sets and Systems, 11*(1–3), 229–241. https://doi.org/10.1016/S0165-0114(83)80082-7

Liu, X., Antwi-Afari, M. F., Li, J., Zhang, Y., & Manu, P. (2025). BIM, IoT, and GIS integration in construction resource monitoring. *Automation in Construction, 174*, 106149. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106149

Liu, Y., Wang, H., Guan, X., Meng, Y., & Xu, H. (2025). Urban flood depth prediction and visualization based on the XGBoost–SHAP model. *Water Resources Management, 39*, 1353–1375. https://doi.org/10.1007/s11269-024-04006-4

Lyu, H. (2025). Hybrid ARIMA–LSTM model for stock market prediction: A time series and deep learning integration approach. *Informatica, 49*(22). https://doi.org/10.31449/inf.v49i22.8510

Mostofi, F., Bahadır, Ü., Tokdemir, O. B., Toğan, V., & Yepes, V. (2025). Enhancing strategic investment in construction engineering projects: A novel graph attention network decision-support model. *Computers & Industrial Engineering, 203*, 111033. https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.111033

Nguyen, N.-M. (2025). Predicting mechanical properties of concrete structures using metaheuristic-optimization-based machine learning models. *Applied Soft Computing, 172*, 112893. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.112893

Niazkar, M., Menapace, A., Brentan, B., Piraei, R., Jimenez, D., Dhawan, P., & Righetti, M. (2024). Applications of XGBoost in water resources engineering: A systematic literature review (Dec 2018–May 2023). *Environmental Modelling & Software, 174*, 105971. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105971

Norouzi, R., Salmasi, F., & Arvanaghi, H. (2020). Uplift pressure and hydraulic gradient in Sabalan Dam. *Applied Water Science, 10*(5), 111. https://doi.org/10.1007/s13201-020-01195-2

Nourani, B., Salmasi, F., Abbaspour, A., & Oghati Bakhshayesh, B. (2017). Numerical investigation of the optimum location for vertical drains in gravity dams. *Geotechnical and Geological Engineering, 35*(2), 799–808. https://doi.org/10.1007/s10706-016-0144-1

Opricovic, S. (1998). Multicriteria optimization of civil engineering systems. *Faculty of Civil Engineering, University of Belgrade.*

Opricovic, S., & Tzeng, G. H. (2004). Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *European Journal of Operational Research, 156*(2), 445–455. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00020-1

Pan, Y., & Zhang, L. (2021). Roles of artificial intelligence in construction engineering and management: A critical review and future trends. *Automation in Construction, 122*, 103517. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103517

Pedregosa, F., et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research, 12*, 2825–2830. https://www.jmlr.org/papers/v12/pedregosa11a.html

Rao, C., Zhao, Y., & Zhang, Z. (2009). Multi-attribute auction method based on grey relational degree of hybrid sequences. *Journal of Grey System, 21*(2), 175–184.

Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process. *McGraw-Hill*.

Saaty, T. L. (1996). Decision making with dependence and feedback: The analytic network process. *RWS Publications*.

Sacks, R., Eastman, C., Lee, G., & Teicholz, P. (2018). BIM handbook: A guide to building information modeling for owners, designers, engineers, contractors, and facility managers (3rd ed.). John Wiley & Sons.

Salmasi, F., & Hakimi Khansar, H. (2021). Simulation of Kaboudval Dam behavior during construction using 3D numerical modeling. *Amirkabir Journal of Civil Engineering, 53*(9), 3967–3984. https://doi.org/10.22060/ceej.2020.18172.6790. (In Persian)

Sasani, E., & Bay, S. (2023). Evaluation of sedimentation in small dam reservoirs (Chaharmahal and Bakhtiari region). *Paye Shahr Monthly, 5*(55), 1–5. (In Persian)

scikit-learn.org. (2024). Principal component regression vs. *partial least squares regression*. https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/cross_decomposition/plot_pcr_vs_pls.html

Baghalzadeh Shishehgarkhaneh, M., Fard Moradinia, S., Keivani, A., & Azizi, M. (2023). BIM-based resource trade-off in dam project scheduling using atomic orbital search algorithm. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*. Advance online publication. https://doi.org/10.22060/ajce.2023.22042.5818

Skibniewski, M. J. (2025). The present and future of smart construction technologies. *Engineering, 44*, 21–23.

Succar, B. (2009). Building information modelling framework: A research and delivery foundation for industry stakeholders. *Automation in Construction, 18*(3), 357–375. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2008.10.003

Taheri Aghdam, A., Salmasi, F., & Arvanaghi, H. (2021). Numerical simulation of effect of drain pipe on uplift force, exit hydraulic gradient and seepage in gravity dams. *Amirkabir Journal of Civil Engineering, 53*(6), 2543–2556. https://doi.org/10.22060/ceej.2019.17183.6489. (In Persian)

Tan, T., Mills, G. R., Papadonikolaki, E., & Liu, Z. (2021). Combining multi-criteria decision-making methods with building information modelling: A review. *Automation in Construction, 121*, 103451. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103451

Valipour, A., Sarvari, H., & Tamošaitiene, J. (2018). Risk assessment in PPP projects by applying different MCDM methods and comparative results analysis. *Administrative Sciences, 8*(4), 80. https://doi.org/10.3390/admsci8040080

Xu, L., Zhang, Y., Liu, M., & Li, Y. (2025). Robotics in the construction industry: A bibliometric review of recent trends and technological evolution. *Applied Sciences, 15*(11), 6277. https://doi.org/10.3390/app15116277

Yosefi, A., Khorramnia, S., Jahangir, H., & Mehtari, R. (2025). Integration of IoT and digital twin in smart construction. In *Proceedings of the 2nd National Conference on Infrastructure Engineering* (Urmia University, Iran).

Yu, Q., et al. (2025). Research on a hybrid model for flood probability prediction based on time convolutional network and particle swarm optimization algorithm. *Scientific Reports, 15*(1), 6870. https://doi.org/10.1038/s41598-025-6870-x

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control, 8*(3), 338–353. https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X

Zavadskas, E. K., Turskis, Z., Antucheviciene, J., & Zakarevicius, A. (2012). Optimization of weighted aggregated sum product assessment. *Electronics and Electrical Engineering, 122*(6), 3–6. https://doi.org/10.5755/j01.eee.122.6.1810

Zhang, X., et al. (2025). A hybrid machine learning-enhanced MCDM model for transport safety engineering. *Scientific Reports, 15*(1), 36467.

Zhu, X. (2023). Machine learning-supported multiple criteria decision making for project delivery system selection (Doctoral dissertation, Queen's University Belfast).

Zolfani, S. H., Pourhossein, M., Yazdani, M., & Zavadskas, E. K. (2018). Evaluating construction projects of hotels based on environmental sustainability with MCDM framework. *Alexandria Engineering Journal, 57*(1), 357–372. https://doi.org/10.1016/j.aej.2016.11.002.