

شناسایی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری سدهای بتنی: یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر تصمیم‌گیری چندمعیاره و یادگیری ماشین

چکیده

دوباره‌کاری در پروژه‌های بزرگ سدسازی، پدیده‌ای پرهزینه و تأخیرزا است که به دلیل خطاها، تغییرات طراحی یا نقص‌های اجرایی رخ می‌دهد و کیفیت، بهره‌وری و ایمنی سازه را به شدت تهدید می‌کند. این پژوهش با رویکرد نوین تلفیقی تصمیم‌گیری چندمعیاره-یادگیری ماشین، عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری را شناسایی، وزن‌دهی و اولویت‌بندی نمود. داده‌ها از ۲۶ خبره متخصص با پرسش‌نامه‌ای دوسطحی (۱۰ معیار اصلی و ۱۰۰ زیرمعیار) بر اساس طیف لیکرت جمع‌آوری شد. وزن‌دهی تصمیم‌گیری چندمعیاره با چهار روش (تکنیک ساده ارزیابی چندویژگی، آنتروپی شانون، اهمیت معیارها از طریق همبستگی میان‌معیاری و مرکز ثقل رتبه‌ای) و میانگین هندسی انجام گرفت که سه معیار برتر طراحی و فناوری (وزن ≈ 0.31)، زمین‌شناسی و زیست‌محیطی (0.18) و قراردادی (0.12) را نشان داد. ده زیرمعیار برتر شامل نفوذ آب زیرزمینی، هزینه بالای فناوری‌های دیجیتال، مشکلات امنیت سایبری، نقص در تراکم بتن و فشارهای سیاسی (فاصله وزنی کم ≈ 0.08) بودند. برای تقویت دقت، ۱۰ مدل یادگیری ماشین آموزش داده شد. رگرسیون کمترین مربعات جزئی با خطای میانگین مربعات آزمون 0.28 و ضریب تعیین آزمون 0.9984 بهترین عملکرد را داشت؛ مدل‌های رگرسیون ريج بیزی منظم شده و رگرسیون ريج نیز با ضریب تعیین 0.997 در رتبه‌های بعدی بودند. اهمیت پیش‌بینی‌شده مدل‌های برتر، عوامل ژئوتکنیکی (نفوذ آب زیرزمینی: $3/9$)، کیفیت بتن (متراکم $\approx 5/6$) و فناوری‌های دیجیتال (هزینه بالا $\approx 3/3$) را در صدر تأیید کرد که با وزن‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره همخوانی کامل داشت. رویکرد تلفیقی، دقت پیش‌بینی را تا 99.8 درصد افزایش داد و ابزاری پویا برای مدیریت پیشگیرانه ارائه نمود.

واژه‌های کلیدی: دوباره‌کاری، سد بتنی، تصمیم‌گیری چندمعیاره، یادگیری ماشین، مقیاس لیکرت، آنتروپی

مقدمه

در پروژه‌های عمرانی، دوباره‌کاری^۱ به اقداماتی اطلاق می‌شود که به دلیل فراموشی، خطا، نقص یا تغییرات ناگهانی، باید مجدداً اجرا شوند؛ فعالیت‌هایی که هیچ ارزش افزوده‌ای ایجاد نمی‌کنند، بلکه موجب صرف زمان و هزینه بیشتر، کاهش بهره‌وری و تخریب کیفیت پروژه‌ها می‌شوند (Ayalp and Arslan, 2025). مطالعات مختلف نشان داده‌اند که دوباره‌کاری در پروژه‌های عمرانی تأثیر چشمگیری بر اجرای این پروژه‌ها دارد. براین اساس، گزارش‌های میدانی و آماری مواردی را به‌عنوان پیامدهای اصلی دوباره‌کاری معرفی کرده‌اند. مطالعات پیشین نیز نشان داده‌اند که دوباره‌کاری می‌تواند به طور متوسط حدود ۵۲ درصد از افزایش کل هزینه‌های پروژه‌های عمرانی را شامل شود و باعث تأخیرهایی تا حدود ۲۲ درصد گردد (Ayalp and Arslan, 2025). افزون بر این، رابطه معناداری میان هزینه دوباره‌کاری و ضایعات مصالح نیز گزارش شده است (Mahamid, 2022).

مطالعات متعدد، علل و ریشه‌های دوباره‌کاری را مورد بررسی قرار داده‌اند که برخی از متداول‌ترین آن عوامل عبارت‌اند از: خطاها، تغییرات یا حذف‌های طراحی؛ طولانی‌شدن عدم تشخیص خطای طراحی، احتمال وقوع دوباره‌کاری را افزایش می‌دهد (Karunasena et al., 2025). تغییرات ناگهانی در طراحی یا سفارش اصلاح کار؛ چه از سوی کارفرما، چه توسط طراح، موجب دوباره‌کاری می‌شود (Anonymouse, 2020). کمبود مهارت نیروی کار و نظارت ناکافی که باعث بروز خطا در اجرا و در نهایت دوباره‌کاری می‌شود (Mahamid, 2022). مشکلات هماهنگی و ارتباط بین تیم‌های طراحی و اجرای پروژه‌ها؛ سند این ناسازگاری‌ها نیز در بسیاری از تحقیقات ذکر شده است (Karunasena et al., 2025). همچنین یک تحقیق میدانی در پروژه‌های ساخت در کشور چین با استفاده از پرسش‌نامه و تحلیل عاملی، ۳۹ عامل را شناسایی کرد که عمدتاً شامل مدیریت فرآیند، مدیریت پیمان، مدیریت پیمانکار و زیرپیمان‌کار، تغییرات طرح، مدیریت محدوده پروژه و عوامل محیطی بودند (Ye et al., 2015). گزارش‌های مروری نیز گواهی می‌دهند که اگر چه

^۱Reworking

شناخت علل اولیه (ریشه‌ای) دوباره‌کاری افزایش‌یافته، اما صنایع ساخت هنوز در اقدامات پیشگیرانه موفق نبوده‌اند؛ محققان پیشنهاد کرده‌اند که فرهنگ «مدیریت خطا» شامل رهبری حقیقی، امنیت روان‌شناختی، پذیرش خطا و تاب‌آوری سازمانی باید ایجاد شود تا ابزارهایی مثل مدل‌سازی اطلاعات ساختمان^۱ یا مؤثر واقع شوند (Love et al., 2022).

پروژه‌های سده‌سازی از منظر ماهیت ریسک، با بسیاری از پروژه‌های متعارف عمرانی تفاوت اساسی دارند. این پروژه‌ها به دلیل وابستگی شدید به شرایط ژئوتکنیکی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی و همچنین حساسیت بسیار بالای عملکرد نهایی سازه به کیفیت طراحی، اجرا و کنترل مصالح، با سطح بالاتری از عدم قطعیت و پیچیدگی مواجه‌اند. در چنین پروژه‌هایی، دوباره‌کاری صرفاً به معنای افزایش هزینه یا تأخیر زمانی نیست، بلکه می‌تواند پیامدهایی همچون کاهش ایمنی سازه، افزایش خطر نشت و ضعف عملکرد بهره‌برداری، آسیب‌های محیط‌زیستی و تشدید ریسک‌های بلندمدت نگهداری را به همراه داشته باشد. از این رو، مدیریت ریسک دوباره‌کاری در پروژه‌های سده‌سازی مستلزم رویکردی متمایز، دقیق و پیش‌بینانه است که بتواند تعامل عوامل فنی، اجرایی، محیطی و مدیریتی را به صورت یکپارچه تحلیل کند.

با توجه به پیچیدگی، حساسیت فنی، مالی و زیست‌محیطی بالا در پروژه‌های سده‌های بتنی، تأثیر دوباره‌کاری در این دو دسته پروژه‌ها در مقایسه با پروژه‌های معمولی بسیار بیشتر است. در این نوع پروژه‌ها، رعایت کیفیت بالا، ایمنی کارکنان و نگهداری از سد، در کنار ریسک‌های زمین‌شناسی و محیطی، حساسیت دوباره‌کاری را بی‌نهایت افزایش می‌دهند. بنابراین، هدف این تحقیق، شناسایی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری در سده‌های بتنی با استفاده از رویکردی نوین، یعنی تلفیق تحلیل چندمعیاره سلسله‌مراتبی و یادگیری ماشین^۲ (ML) است.

پیشینه تحقیق

مفهوم «دوباره‌کاری» در پروژه‌های عمرانی به‌عنوان یکی از معضلات مدیریتی شناخته شده است که معمولاً موجب افزایش هزینه، زمان‌بری و کاهش کیفیت در اجرا می‌شود. بررسی‌های علمی نشان می‌دهد که باوجود مطالعات گسترده‌ای که به علل ریشه‌ای دوباره‌کاری پرداخته‌اند، این پدیده همچنان در عمل مشکل‌ساز است و کاهش آن نیازمند ایجاد یک فرهنگ مدیریت خطا شامل شناسایی به‌موقع، ثبت و تحلیل علت‌ها و بهبود فرآیند در سازمان‌های ساخت و ساز است (Love et al., 2022).

به‌طور کلی، عواملی مانند خطاهای طراحی یا اجرایی نادرست، عدم انطباق مصالح مصرفی با مشخصات فنی آنها و ثبت ناقص خطاها در زمان و مکان مناسب، از علل مهم بروز دوباره‌کاری در پروژه‌ها هستند (زوقی و همکاران، ۱۴۰۲؛ Mahamid, 2022). مطالعات دیگری نشان داده‌اند که استفاده از روش‌های نوین مدیریت پروژه، مانند مدل‌سازی اطلاعات ساختمان با بهبود هماهنگی میان ذی‌نفعان و تشخیص خودکار خطاها، می‌تواند به طور چشمگیری باعث کاهش دوباره‌کاری شود. برای مثال در یک بررسی تحقیقی، استفاده از مدل معادلات ساختاری نشان داد که به‌کارگیری مدل‌سازی اطلاعات ساختمان و ثبت صحیح خطاها در زمان مناسب سبب کاهش چشمگیر دوباره‌کاری می‌شود (زوقی و همکاران، ۱۴۰۲). همچنین در یک مطالعه مدل‌سازی سیستم‌های پویایی، سیاست‌های مدیریت اشتباه (مانند جذب موقت نیروی کار برای تسریع پروژه) شناسایی شدند که منجر به افزایش خطا و دوباره‌کاری می‌شوند، و از سوی دیگر آموزش نیروی انسانی به‌عنوان راهکار مؤثر برای کاهش آنها معرفی شده است (غلامحسینی و همکاران، ۱۴۰۲). مطالعاتی در ایران نیز بر اهمیت رویکردهای نوین همچون مدل‌سازی اطلاعات ساختمان برای کاهش دوباره‌کاری تأکید دارند. برای مثال، در پژوهشی نشان دادند که استفاده از مدل‌سازی اطلاعات ساختمان همراه با ثبت به‌موقع خطاها، باعث کاهش چشمگیر موارد دوباره‌کاری در پروژه‌های عمرانی می‌شود (عسکری خوزنکلائی، ۱۴۰۳). همچنین نتایج یک مطالعه پویایی سیستم‌ها در

^۱Building Information Modeling (BIM)

^۲Machine Learning

پروژه‌های ایرانی نشان داد که برخی سیاست‌های مدیریتی، نظیر به‌کارگیری نیروی کار موقت برای جبران تأخیر، باعث افزایش خطا و دوباره‌کاری می‌شوند، درحالی‌که آموزش و ارتقاء مهارت نیروی انسانی می‌تواند این پدیده را کاهش دهد (Li and Taylor, 2011).

ویژگی‌های پروژه‌های سدسازی و مدیریت ریسک

پروژه‌های سدسازی به دلیل مقیاس بزرگ، پیچیدگی فنی و محیطی و هزینه‌های هنگفت، از حساسیت و ریسک بالایی برخوردارند (کاتبی و همکاران، ۱۳۹۷). سدها به‌عنوان تأسیسات زیربنایی کلیدی، آب را ذخیره می‌کنند و در صورت وقوع مشکل می‌توانند خطرات جانی و مالی گسترده‌ای ایجاد کنند. به همین دلیل، شناسایی دقیق ریسک‌ها و عدم قطعیت‌های مرتبط با پروژه‌های سدسازی قبل از اجرا از اهمیت زیادی برخوردار است (ساداتی بالادهی و همکاران، ۱۳۹۳). مطالعات محققان ایرانی نیز بر این نکته تأکید دارند که غفلت از شناسایی به‌موقع ریسک‌های مهم (مانند مخاطرات ژئوتکنیکی) می‌تواند اهداف پروژه را به خطر اندازد و لزوم استفاده از مدیریت ریسک ساخت‌یافته را نشان می‌دهد (رحمتی دیرانلوئی و همکاران، ۱۳۹۶). در واقع، به‌کارگیری روش‌های مدیریت ریسک (به‌عنوان ابزار کمکی برای شناسایی، تحلیل و واکنش منظم به ریسک‌ها) می‌تواند بروز پیامدهای منفی را به حداقل رسانده و احتمال موفقیت سدسازی را افزایش دهد (زندیان و همکاران، ۱۳۹۳؛ Wang et al., 2022). برای مثال، یک تحقیق موارد متعدد ریسک در پروژه‌های سدسازی را شناسایی کرد و با استفاده از روش ماتریس احتمال اثر، ده ریسک برتر را در مطالعه موردی (سد شهر بیجار) رتبه‌بندی نمود (رحمتی دیرانلوئی و همکاران، ۱۳۹۶). در مطالعات دیگری نیز ابتدا ریسک‌های احتمالی سدها استخراج و سپس با روش تحلیل حالات بالقوه خرابی و آثار آن^۱ (FMEA) فاز اولویت‌بندی شدند تا ریسک‌های بحرانی مشخص گردند و نشان داده‌اند که ریسک‌های ژئوتکنیکی، عدم کیفیت پی‌سازی و نقص در زهکشی از عوامل اصلی بروز دوباره‌کاری و شکست در سدها هستند (ساداتی بالادهی و همکاران، ۱۳۹۳؛ فلاح و همکاران، ۱۳۹۳). این مطالعات نشان می‌دهند که ترکیب تحلیل ریسک با مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، ابزاری اثربخش در مدیریت پروژه‌های سدسازی است.

در مطالعه سد علویان، از روش فازی برای رتبه‌بندی بر اساس شباهت به راجل ایده‌آل^۲ (فازی تاپسیس، FTOPSIS) برای اولویت‌بندی ریسک‌های پروژه‌های سدسازی در شرایط عدم قطعیت استفاده شده است. این پژوهش با به‌کارگیری معیارهای احتمال وقوع، شدت تأثیر و تکرارپذیری، ۱۱ ریسک اصلی را شناسایی و رتبه‌بندی نمود. نتایج نشان داد که ریسک "شباهت طراحی" دارای بالاترین اولویت و ریسک "زمین‌لرزه" کم‌ترین اولویت را داراست. این تحقیق گواهی بر اثربخشی روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی در مدیریت ریسک پروژه‌های پیچیده عمرانی مانند سدسازی است (Haghshenas et al., 2016).

روش‌های وزن‌دهی و تصمیم‌گیری چندمعیاره

در اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره نقش مهمی دارند. روش‌هایی مانند آنترופی شانون و اهمیت معیارها از طریق همبستگی میان‌معیاری^۳ (CRITIC) برای وزن‌دهی عینی معیارها بر اساس پراکندگی داده‌ها و همبستگی معیارها استفاده می‌شوند (Zavadskas and Turskis, 2011). این روش‌ها در مطالعات ایمنی سدها نیز به‌کار رفته‌اند، برای مثال در تحقیقی که توسط در سال ۲۰۲۴ انجام شد، روش سنجش عملکرد ایمنی سد^۴ (DSPM) مبتنی بر نظریه بازی را برای ارزیابی سطح ایمنی سدها پیشنهاد کرد (Fu et al., 2024). روش مرکز ثقل رتبه‌ای^۵ ROC نیز به‌عنوان یک روش مبتنی بر رتبه‌بندی، امکان لحاظ کردن ترجیحات کارشناسان در کنار داده‌های عینی را فراهم می‌آورد. در کنار این روش‌ها، روش مرکز ثقل رتبه‌ای نیز مبتنی بر

^۱Failure Mode and Effects Analysis

^۲Fuzzy Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

^۳Criteria Importance Through Inter-Criteria Correlation

^۴Dam Safety Performance Measurement

^۵Rank Order Centroid

رتبه‌بندی بوده و ترجیحات کارشناسان را بدون نیاز به مقایسه زوجی لحاظ می‌کند (Stillwell et al., 1981). به‌طور کلی، ترکیب این روش‌ها می‌تواند کاستی‌های هر روش را پوشش دهد. در جمع‌بندی، ویژگی‌های چهار روش عبارت‌اند از آنتورپی، حساس به پراکندگی اطلاعات خبرگان، CRITIC، لحاظ همزمان کنتراست و تعارض، مرکز ثقل رتبه‌ای، ورود ترجیحات رتبه‌ای بدون مقایسه زوجی، SMART، سادگی، تبیین‌پذیری بالا و ارائه خط مبنای منطقی است. این ترکیب در تحقیق حاضر نیز استفاده شده است.

تلفیق یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره در پروژه‌های عمرانی سدسازی

در دهه اخیر، ترکیب هوش مصنوعی (AI) و تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) به‌عنوان رویکردی قدرتمند برای بهبود تصمیم‌سازی در پروژه‌های عمرانی مطرح شده است. هدف این رویکرد، کاهش سوگیری انسانی و افزایش دقت تحلیل داده‌های پیچیده است (Mlybari and Elgohary, 2025). در مدیریت پروژه، مدل‌های ترکیبی یادگیری ماشین توانسته‌اند عوامل کلیدی موفقیت مدیریت پرتفوی پروژه را با دقت بیشتری شناسایی کنند (Elmabwy et al., 2024). در پروژه‌های سدسازی، ترکیب GIS، یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره موجب افزایش دقت تحلیل مکانی و قابلیت اعتماد تصمیم‌گیری شده است (Al-Ruzouq et al., 2019). همچنین مرور نظام‌مند روش تصمیم‌گیری چندمعیاره در مدیریت سدها تأکید می‌کند که این رویکردها چارچوب مناسبی برای ترکیب عوامل فنی، اقتصادی و زیست‌محیطی فراهم می‌آورند (Zamarrón-Mieza et al., 2017).

تحقیقات جدید نشان می‌دهند که مدل‌های یادگیری عمیق مانند حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت ضربی^۱ (MLSTM) همراه با MCDM، ابزارهای مؤثری برای تحلیل خطرات محیطی مانند سیلاب‌ها هستند (Mohammadifar et al., 2023; Rashidi Shikhteymour et al., 2023). در حوزه پایش سدها، مدل‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین برای شناسایی ناهنجاری‌ها استفاده شده‌اند و نقش مهمی در تشخیص زودهنگام خطرات دارند (Salazar et al., 2021). همچنین چارچوب‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدیریت ارزش در پروژه‌های عمرانی ارائه شده‌اند که یکپارچه‌سازی یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره را تقویت می‌کنند (Mlybari and Elgohary, 2025). در مجموع، مرور مطالعات پیشین نشان می‌دهد که تلفیق یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره نه تنها موجب بهبود دقت در ارزیابی ریسک و انتخاب گزینه‌های بهینه در پروژه‌های سدسازی می‌شود، بلکه بستری مناسب برای توسعه سیستم‌های تصمیم‌یار هوشمند در مدیریت پروژه‌های عمرانی آینده نیز فراهم می‌کند.

رویکردهای نوین یادگیری ماشین در تحلیل عوامل دوباره‌کاری در پروژه‌های سدسازی

رویکردهای نوین یادگیری ماشین به‌عنوان ابزاری قدرتمند و تحول‌آفرین در تحلیل داده‌های پیچیده و چندبعدی پروژه‌های عمرانی، قابلیت شناسایی الگوهای پنهان، پیش‌بینی رفتار عوامل مؤثر و کاهش سوگیری‌های ذهنی در روش‌های سنتی را دارند (Feng et al., 2019). در پروژه‌های ساختمانی، مدل‌های نظارت‌شده مانند رگرسیون یا درخت‌محور، امکان پردازش داده‌های ژئوتکنیکی و اجرایی را فراهم کرده و ریسک‌های پنهان را آشکار می‌کنند (De Sousa et al., 2024). برای مثال، در سدهای بتنی، یادگیری ماشین عمده‌تاً برای پیش‌بینی تغییر شکل، نشست و ارزیابی لرزه‌ای استفاده شده است. مدل‌های عمیق برای پیش‌بینی تغییر شکل سدهای قوسی توسعه یافته و دقت پیش‌بینی را تا ۹۵ درصد افزایش داده‌اند (Qu et al., 2019). بررسی منابع معتبر نشان می‌دهد که کاربرد یادگیری ماشین در سدهای بتنی عمده‌تاً بر پیش‌بینی تغییر شکل و ارزیابی ایمنی تمرکز داشته است. برای نمونه، در مطالعه‌ای جامع، مدل‌های یادگیری عمیق (Deep Learning) مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی^۲ (RNNs) و مدل‌های ترکیبی برای پیش‌بینی تغییر شکل سدهای

^۱Multi-Criteria Decision-Making

^۲Multiplicative Long Short-Term Memory

^۳Recurrent Neural Networks

بتنی قوسی توسعه یافته‌اند، که دقت پیش‌بینی را تا ۹۵ درصد افزایش داده و نیاز به بازسازی‌های پرهزینه را کاهش می‌دهد (Wei et al., 2025).

این مدل‌ها با ادغام داده‌های زمانی-مکانی، اثرات حرارتی و هیدرولوژیکی را در نظر می‌گیرند و از روش‌های سنتی تحلیلی فراتر می‌روند (Cao et al., 2025). همچنین، در سدهای بتنی وزنی نیز الگوریتم‌هایی مانند جنگل تصادفی^۱ برای تحلیل رفتار لرزه‌ای استفاده شده‌اند (Babadi et al., 2025). در ایران، شبکه‌های عصبی برای تخمین مصرف سیمان در سدهای کارون-۴ و بختیاری به کار رفته و دقت مدل به‌طور قابل‌توجهی افزایش یافته است (Rahimi et al., 2019). مدل‌های تقویت گرادیان شدید^۲ (XGBoost) برای تحلیل عواملی مانند رانش زمین در سد کارون-۳ نیز استفاده شده‌اند و روش‌های یادگیری ماشین همچنین در طراحی لرزه‌ای سدهای بتنی دوبعدی (2D) نقش کلیدی داشته‌اند (Hariri-Ardebili and Pourkamali-Anaraki, 2022). این تحقیقات، بر اهمیت داده‌های محلی مانند شرایط خاک ایران تأکید دارند و نشان می‌دهند که یادگیری ماشین می‌تواند چالش‌های منحصربه‌فرد سدسازی در مناطق لرزه‌خیز را مدیریت کند (Rahimi et al., 2019).

شکاف تحقیقاتی و نوآوری تحقیق حاضر

با بررسی انتقادی مطالعات فوق، می‌توان مشاهده کرد که ادبیات پیشین در دو حوزه کلیدی با محدودیت مواجه است: نخست، تکیه غالب بر روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره سنتی (MCDM) که ماهیتی ایستا دارند و قادر به تحلیل الگوهای پیچیده و غیرخطی در داده‌های اجرایی نیستند. دوم، فقدان مدل‌های پیش‌بینانه (Machine Learning) که بتوانند بر مبنای داده‌های واقعی پروژه، وقوع دوباره‌کاری را پیش‌بینی کنند. اکثر مطالعات موجود صرفاً به شناسایی عوامل (Identification) محدود شده‌اند و از قدرت پیش‌بینی (Prediction) غافل مانده‌اند.

پژوهش حاضر با هدف پر کردن این شکاف، ضمن تلفیق دانش خبرگان (رویکرد کیفی) با الگوریتم‌های یادگیری ماشین (رویکرد کمی)، فراتر از تحلیل‌های ایستا عمل کرده و یک سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند برای پیش‌بینی و مدیریت دوباره‌کاری ارائه می‌دهد. بدین ترتیب، جایگاه این پژوهش در گذار از مطالعات صرفاً توصیفی به مدل‌های پیش‌بینانه کاربردی در صنعت سدسازی تعریف می‌شود، لذا نوآوری اصلی این مطالعه در ارائه یک چارچوب تلفیقی MCDM-ML برای تحلیل و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری در پروژه‌های سدسازی بتنی نهفته است. این پژوهش با تکیه بر داده‌های بومی پروژه‌های سدسازی ایران و ترکیب دانش خبرگان با مدل‌های یادگیری ماشین، ضمن ارتقای دقت در شناسایی و رتبه‌بندی عوامل، امکان بهره‌گیری از یک ابزار تصمیم‌یار پیش‌بینانه و کاربردی را فراهم می‌کند. بدین ترتیب، پژوهش حاضر فراتر از رویکردهای صرفاً توصیفی یا مبتنی بر یک روش تصمیم‌گیری، یک چارچوب یکپارچه برای تصمیم‌سازی، پیش‌بینی و مدیریت ریسک دوباره‌کاری در پروژه‌های سدسازی ارائه می‌دهد.

مواد و روش‌ها

پژوهش حاضر از نظر هدف، پژوهشی کاربردی-توسعه‌ای و از نظر ماهیت و روش جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها، یک پژوهش ترکیبی (آمیخته کیفی-کمی) مبتنی بر مطالعه موردی تجربی است. منطق روش‌شناختی این پژوهش در دو فاز اصلی طراحی شده است:

(۱) فاز کیفی (خبره‌محور): با بهره‌گیری از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) و نظرات کارشناسان و خبرگان صنعت سدسازی، به شناسایی، غربالگری و وزن‌دهی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری پرداخته می‌شود.

(۲) فاز کمی (داده‌محور): با تکیه بر داده‌های واقعی و تاریخی پروژه‌های سدسازی بتنی در ایران، از ۱۰ الگوریتم یادگیری ماشین (ML) جهت پیش‌بینی و تحلیل الگوهای دوباره‌کاری استفاده می‌گردد.

^۱Random Forest

^۲Extreme Gradient Boosting

جامعه آماری فاز اول شامل خبرگان برجسته حوزه مدیریت پروژه‌های سدسازی و فاز دوم شامل بانک اطلاعاتی مستندات فنی و اجرایی سدهای بتنی کشور است.

تمرکز مطالعه بر شناسایی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری در سدهای بتنی، باتکیه بر داده‌های میدانی و به‌کارگیری چهار روش معتبر وزن‌دهی SMART، آنتروپی شانون، CRITIC و مرکز ثقل رتبه‌ای است. استفاده از این ترکیب روشی باهدف پوشش نقاط ضعف هر روش منفرد و دستیابی به وزن‌های پایدارتر و واقع‌بینانه‌تر انجام شد (Zavadskas and Turskis, 2011).

جامعه آماری، روش نمونه‌گیری ابزار گردآوری داده‌ها

جامعه آماری شامل متخصصان حوزه سدسازی با تجربه عملی در مدیریت، طراحی یا اجرای پروژه‌های عمرانی بزرگ‌مقیاس بود. نمونه‌گیری به‌صورت هدفمند (Purposive Sampling) صورت گرفت تا صرفاً افراد واجد شرایط در پژوهش مشارکت کنند. معیارهای انتخاب شامل حداقل ۱۰ سال سابقه کاری، مشارکت در طراحی یا اجرا، و آشنایی با مدیریت ریسک و کیفیت بود. در مجموع ۲۶ خبره شامل مهندسان مشاور، پیمانکاران، مدیران پروژه و ناظران در مطالعه شرکت کردند. ابزار گردآوری داده‌ها پرسش‌نامه محقق‌ساخته‌ای بود که براساس مرور نظام‌مند پیشینه تحقیق (Love and Smith, 2003; Hwang et al., 2009) و مصاحبه نیمه‌ساختاریافته با پنج کارشناس طراحی شد. پرسش‌نامه شامل دو سطح که سطح اول شامل ده معیار اصلی شامل عوامل طراحی، ژئوتکنیکی، مصالح، اجرا، مدیریتی-قراردادی و عوامل محیطی-اجتماعی و سطح دوم شامل صد زیرمعیار (برای هر معیار ۱۰ مورد) بود.

روایی محتوایی ابزار با استفاده از نظر خبرگان و انطباق گویه‌ها با ادبیات پژوهش مورد تأیید قرار گرفت. با توجه به ساختار پرسشنامه و ماهیت خبرگانی مطالعه، پایایی ابزار نیز از طریق توافق خبرگان و تدوین شفاف گویه‌ها تقویت شد.

ارزیابی هر زیرمعیار بر اساس طیف پنج‌گزینه‌ای لیکرت کیفی بی‌تأثیر (یک)، تأثیر کم (دو)، تأثیر متوسط (سه)، تأثیر زیاد (چهار)، تأثیر بسیار زیاد (پنج) انجام شد. این طیف در بسیاری از تحقیقات تصمیم‌گیری چندمعیاره برای ترجمه قضاوت‌های کیفی به مقادیر کمی توصیه شده است (Zavadskas and Turskis, 2011; Saaty and Vargas, 2022). پاسخ‌های کیفی به مقادیر عددی یک تا پنج نگاشت شدند. برای جلوگیری از اثر مقیاس و تضمین مقایسه‌پذیری معیارها، داده‌ها در مراحل روش‌های آنتروپی و CRITIC نرمال‌سازی شدند.

روش‌های وزن‌دهی

روش ساده رتبه‌بندی چند ویژگی SMART^۱

روش SMART یکی از ساده‌ترین و درعین‌حال معتبرترین تکنیک‌های وزن‌دهی است که میانگین امتیازات هر زیرمعیار را محاسبه کرده و آن را بر مجموع میانگین‌ها تقسیم می‌کند تا وزن نسبی به‌دست آید (Edwards, 1977). فرمول کلی:

$$\frac{\bar{x}_j}{\sum_{j=1}^m \bar{x}_j} = w_j \quad (۱)$$

که در آن $\bar{x}_j$ میانگین امتیاز زیرمعیار j و m تعداد کل زیرمعیارهاست.

روش آنتروپی شانون

روش آنتروپی شانون بر اصل «اطلاعات» استوار است و پراکندگی داده‌ها را به‌عنوان شاخص اهمیت معیارها در نظر می‌گیرد (Shannon, 1948; Zeleny, 1982). مراحل:

نرمال‌سازی ستون‌ها:

¹ Simple Multi-Attribute Rating Technique

$$\frac{x_{ij}}{\sum_i^n x_{ij}} = p_{ij} \quad (2)$$

محاسبه آنتروپی:

$$-k \sum_{i=1}^n p_{ij} \times \ln p_{ij}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

که در آن: $k = 1/\ln(n)$ ، افزایش در آنتروپی شانون باعث افزایش عدم اطمینان و کاهش اطلاعات در مورد دانش متغیر تصادفی $P(x)$ می شود.

محاسبه درجه انحراف: $d_j = E_j - 1$

وزن نهایی:

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^m d_j} \quad (4)$$

۱.۱.۱. روش اهمیت معیارها از طریق همبستگی بین معیارها CRITIC

این روش توسط Diakoulaki و همکاران (۱۹۹۵)، معرفی شده و اهمیت هر معیار را بر اساس همزمانی شدت کنتراست (انحراف معیار) و تعارض (همبستگی منفی با سایر معیارها) محاسبه می کند:

$$C_j = -\sigma_j \sum_{k=1}^m (1 - r_{jk}) \quad (5)$$

که σ_j ، انحراف معیار و r_{jk} ضریب همبستگی پیرسون بین معیارهای j و k است.

وزن نهایی:

$$w_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^m C_j} \quad (6)$$

روش مرکز ثقل رتبه ای ROC

روش مرکز ثقل رتبه ای یک تکنیک تقریبی وزن دهی بر اساس رتبه بندی است. پس از رتبه بندی میانگین امتیازات، وزن معیار رتبه ir از رابطه زیر محاسبه می شود (استیل ول و همکاران، ۱۹۸۱):

$$w_r = \frac{1}{m} \sum_{k=r}^m \frac{1}{k} \quad (7)$$

با توجه به تعداد معیارهای اصلی، مقدار $m = 10$ در نظر گرفته شد این روش در شرایطی که مقایسه زوجی انجام نشده ولی رتبه بندی موجود است، دقت مناسبی دارد.

تجمع وزن ها و تحلیل داده ها

برای کاهش سوگیری و افزایش پایداری، وزن های به دست آمده از چهار روش با میانگین هندسی ترکیب شدند (زاوادسکاس و ترسکیز، ۲۰۱۱):

$$w_j^* = \frac{(\prod_{t=1}^T w_{jt})^{1/T}}{\sum_{j=1}^m (\prod_{t=1}^T w_{jt})^{1/T}} \quad (8)$$

که $T = 4$ تعداد روش هاست. این وزن های تلفیقی، مبنای رتبه بندی نهایی زیرمعیارها و محاسبه وزن معیارهای اصلی قرار گرفتند.

روش‌های یادگیری ماشین

برای افزایش دقت تحلیل و کاهش سوگیری‌های ذاتی روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیار، از رویکرد یادگیری ماشین به‌عنوان مکمل استفاده شد. این رویکرد، بر پایه مدل‌های نظارت‌شده رگرسیون، اهمیت نسبی زیرمعیارها را به‌عنوان متغیرهای مستقل (ویژگی‌ها) و امتیازات خبرگان را به‌عنوان متغیر وابسته (هدف) در نظر گرفت و پیش‌بینی‌های داده‌محور تولید کرد (De Sousa et al., 2024). داده‌های نرمال‌شده به نسبت ۲۰/۸۰ به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند تا از بیش‌برازش جلوگیری شود. این تقسیم‌بندی استاندارد، امکان ارزیابی تعمیم‌پذیری مدل‌ها را فراهم می‌آورد (Pedregosa, 2011). تعداد ۱۰ مدل یادگیری ماشین بر روی داده‌ها آموزش داده شد، شامل: رگرسیون کمترین مربعات جزئی^۱ (PLSR)، رگرسیون بیزی منظم‌شده^۲، رگرسیون ریب^۳، ماشین بردار پشتیبان^۴ (SVM)، شبکه الاستیک^۵، ترکیب تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۶ و تقویت گرادیانی (PCA+GB)، الگوریتم تقویت مبتنی بر متغیرهای رده‌ای^۸ (CatBoost)، جنگل تصادفی، تقویت گرادیانی (GB)، تقویت گرادیان شدید. این مدل‌ها بر اساس کتابخانه ساین‌کیت‌لرن^۹ و کتاب‌های تخصصی انتخاب شدند، زیرا رگرسیون کمترین مربعات جزئی و رگرسیون ریب برای مدیریت هم‌خطی در داده‌های چندبعدی مناسب‌اند، در حالی که مدل‌های درخت‌محور مانند تقویت گرادیان شدید و جنگل تصادفی برای الگوهای غیرخطی مؤثر هستند (De Sousa et al., 2024). آموزش با بهینه‌سازی پارامترهای هایپر (Hyper-parameters) از طریق جستجوی شبکه‌ای (Grid Search) و اعتبارسنجی متقابل انجام گرفت.

ارزیابی بر اساس خطای میانگین مربعات (MSE) و ضریب تعیین (R^2) انجام گرفت، که MSE انحراف پیش‌بینی از واقعیت را و R^2 تناسب مدل با داده‌ها را اندازه‌گیری می‌کند (De Sousa et al., 2024). نتایج MSE و R^2 برای هر مدل در مجموعه‌های آموزش و آزمون محاسبه شد تا تعادل بین برازش و تعمیم‌پذیری بررسی گردد. مدل‌های برتر برای محاسبه اهمیت پیش‌بینی‌شده عوامل انتخاب شدند، و سپس با وزن‌های تلفیقی روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیار مقایسه و ادغام گردید تا اولویت‌بندی نهایی پایدارتری حاصل شود (Mohammadifar et al., 2023). تمام محاسبات یادگیری ماشین با زبان پایتون انجام شد، و صحت آن‌ها با نمونه‌گیری تصادفی و بررسی دستی تأیید گردید. بررسی دستی تأیید گردید (Pedregosa, 2011). همچنین صحت محاسبات با نمونه‌گیری تصادفی و بررسی دستی نتایج تأیید گردید. خروجی شامل جداول وزن هر زیرمعیار در هر روش؛ جدول وزن تلفیقی؛ رتبه‌بندی ۱۰ معیار اصلی؛ شناسایی ۱۰ زیرمعیار برتر بود. این خروجی‌ها مبنای بخش نتایج و بحث مقاله قرار گرفتند.

نتایج و بحث

پس از گردآوری داده‌های و تبدیل طیف کیفی به مقادیر عددی یک تا پنج، وزن هر یک از ۱۰۰ زیرمعیار با چهار روش SMART، آنتروپی شانون، CRITIC و مرکز ثقل رتبه‌ای محاسبه شد. به‌منظور جلوگیری از سوگیری ناشی از محدودیت هر روش منفرد، وزن‌ها با میانگین هندسی ترکیب و به‌عنوان وزن تلفیقی در تحلیل استفاده شدند. این رویکرد باعث شد که هم پراکندگی واقعی داده‌ها، هم

^۱Partial Least Squares Regression

^۲Bayesian Ridge Regression

^۳Ridge

^۴Support Vector Machine

^۵Elastic Net

^۶Principal Component Analysis

^۷Gradient Boosting

^۸Categorical Boosting

^۹scikit-learn

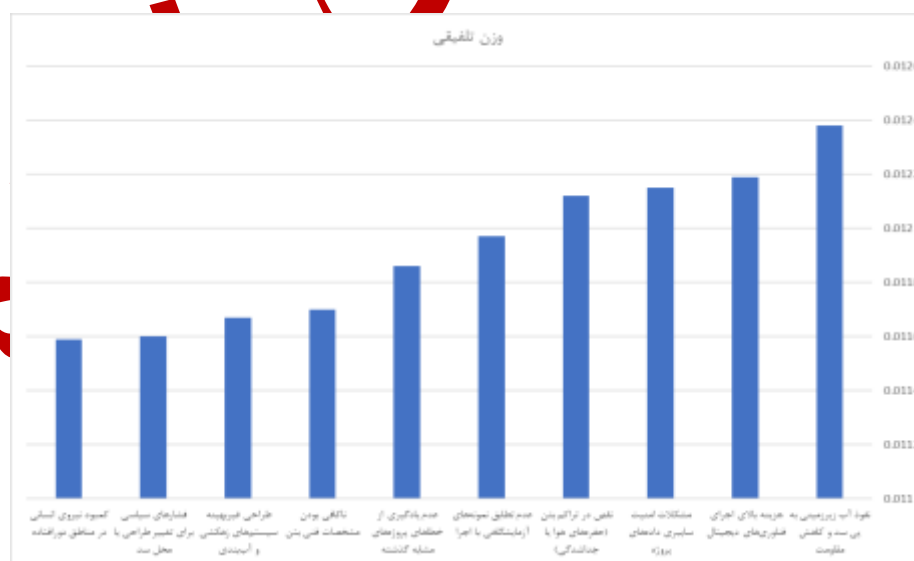
^{۱۰}Cross-Validation

همبستگی بین معیارها و هم قضاوت رتبه‌ای خبرگان لحاظ شود. در ادامه نتایج سطح زیر معیارها را بیان می‌گردد (Diakoulaki et al., 1995). تحلیل وزن‌های تلفیقی نشان داد که عوامل فنی و مدیریتی با ماهیت بحرانی در صدر رتبه‌بندی قرار دارند. جدول یک، ۱۰ زیرمعیار با بیشترین وزن تلفیقی و شکل یک توزیع وزنی این ۱۰ عامل را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که فاصله بین رتبه اول و دهم بسیار کم است (حدود ۰/۰۰۰۸ واحد)، که بیانگر اهمیت تقریباً هم‌سطح این عوامل در بروز دوباره کاری است. با این حال، سه عامل نخست، دو عامل فنی (نفوذ آب زیرزمینی، نقص در تراکم بتن) و یک عامل فناورانه-مدیریتی (هزینه بالای فناوری‌های دیجیتال) به‌وضوح وزن بالاتری دارند.

با توجه به شکل جدول و نمودار یک، نفوذ آب زیرزمینی به پی سد، عاملی کلاسیک در شکست یا ضعف عملکرد سدهای بتنی است. این عامل در پروژه‌های سدسازی بتنی اهمیت مضاعف دارد زیرا به ساختار مقاومتی پی و بدنه سد مرتبط است و هزینه رفع آن بسیار بالاست. دومین زیرمعیار مهم، هزینه بالای اجرای فناوری‌های دیجیتال می‌باشد. اگرچه فناوری‌هایی مانند مدل‌سازی اطلاعات ساختمان و سیستم‌های مانیتورینگ هوشمند می‌توانند دوباره کاری را کاهش دهند، اما هزینه اولیه بالای آن‌ها در برخی پروژه‌ها باعث حذف یا اجرای ناقص این فناوری‌ها شده است، که خود می‌تواند موجب افزایش خطا و دوباره کاری شود.

جدول ۱. ده زیر معیار برتر

رتبه	زیرمعیار	وزن تلفیقی
۱	نفوذ آب زیرزمینی به پی سد و کاهش مقاومت	۰/۱۲۳۸
۲	هزینه بالای اجرای فناوری‌های دیجیتال	۰/۱۲۱۹
۳	مشکلات امنیت سایبری داده‌های پروژه	۰/۱۲۱۵
۴	نقص در تراکم بتن (حفره‌های هوا یا جداشدگی)	۰/۱۲۱۲
۵	عدم تطابق نمونه‌های آزمایشگاهی با اجرا	۰/۱۱۹۷
۶	عدم یادگیری از خطاهای پروژه‌های مشابه گذشته	۰/۱۱۸۶
۷	ناکافی بودن مشخصات فنی بتن	۰/۱۱۷۰
۸	طراحی غیربهبوده سیستم‌های زهکشی و آب‌بندی	۰/۱۱۶۷
۹	فشارهای سیاسی برای تغییر طراحی یا محل سد	۰/۱۱۶۰
۱۰	کمبود نیروی انسانی در مناطق دورافتاده	۰/۱۱۵۹



شکل ۱. ده زیرمعیار برتر بر اساس وزن تلفیقی

مشکلات امنیت سایبری: با دیجیتالی شدن پروژه‌ها، حملات یا تهدیدات امنیتی می‌توانند موجب ازدست‌رفتن داده‌ها یا نیاز به بازاجرای بخش‌هایی از پروژه شوند.

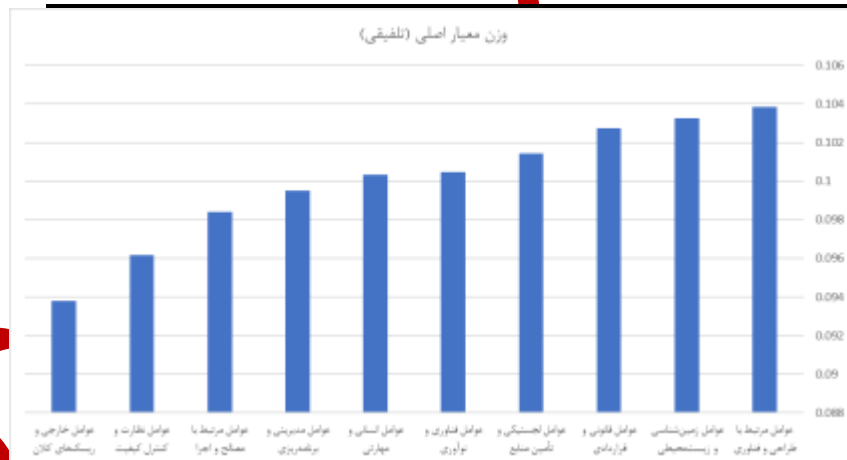
کیفیت و تراکم بتن: نقص در تراکم (وجود حفره‌های هوا، جداشدگی دانه‌ها) باعث کاهش دوام و مقاومت می‌شود و اصلاح آن مستلزم هزینه و زمان اضافی است.

سایر عوامل مانند فشارهای سیاسی و کمبود نیروی انسانی نشان‌دهنده اثرگذاری شرایط بیرونی و منابع انسانی بر دوباره‌کاری هستند.

در ادامه نتایج سطح معیارهای اصلی و رتبه‌های اصلی ارائه می‌گردد، با جمع وزن زیرمعیارها، وزن معیارهای اصلی استخراج شد. نتایج در جدول و شکل دو آمده است.

جدول ۲. اوزان معیارهای اصلی

شناسه اصلی	معیار	عوامل اصلی	وزن معیار اصلی (تلفیقی)
۱		عوامل مرتبط با طراحی و فناوری	۰/۱۰۳۸۵۹
۲		عوامل زمین‌شناسی و زیست‌محیطی	۰/۱۰۳۲۶
۳		عوامل قانونی و قراردادی	۰/۱۰۲۷۵۶
۴		عوامل لجستیکی و تأمین منابع	۰/۱۰۱۴۴۵
۵		عوامل فناوری و نوآوری	۰/۱۰۰۴۶۵
۶		عوامل انسانی و مهارتی	۰/۱۰۰۳۱۸
۷		عوامل مدیریتی و برنامه‌ریزی	۰/۰۹۹۵۱۷
۸		عوامل مرتبط با مصالح و اجرا	۰/۰۹۸۴۱۴
۹		عوامل نظارت و کنترل کیفیت	۰/۰۹۶۱۷۳
۱۰		عوامل خارجی و ریسک‌های کلان	۰/۰۹۳۷۹۳



شکل ۲. اوزان معیارهای اصلی

سه معیار اول (عوامل مرتبط با طراحی و فناوری، عوامل زمین‌شناسی و زیست‌محیطی و عوامل قانونی و قراردادی) مجموعاً حدود ۳۱ درصد از وزن کل را به خود اختصاص داده‌اند، که نشان‌دهنده تمرکز عوامل بحرانی در این حوزه‌هاست. با بررسی موارد فوق نتایج زیر بدست آمد. عوامل طراحی و فناوری: شامل کیفیت طراحی، هماهنگی نقشه‌ها، استفاده از فناوری‌های نوین، و مدیریت تغییرات است. وزن بالای این معیار نشان می‌دهد که خطاها و کمبودها در این بخش بیشترین سهم را در دوباره‌کاری دارند. عوامل زمین‌شناسی و زیست‌محیطی: شرایط پیش‌بینی نشده زمین، نشت آب، و تغییرات محیطی می‌تواند طرح اولیه را تحت تأثیر قرار دهند و نیاز به اصلاحات پرهزینه ایجاد کنند. عوامل قانونی و قراردادی: ضعف در اسناد قرارداد، ابهامات حقوقی یا فشارهای سیاسی و قانونی می‌تواند تغییرات ناخواسته یا تعلیق

کار را باعث شوند. در نهایت با جمع‌بندی نتایج کمی می‌توان بیان کرد: فاصله وزنی بین بسیاری از عوامل کم است، لذا راهکارهای مدیریت دوباره‌کاری باید چندبخشی باشند. تمرکز بر کنترل کیفیت طراحی، مطالعات ژئوتکنیک دقیق، اجرای کامل فناوری‌های نوین، و بهبود نظام قراردادی می‌تواند بیشترین تأثیر را در کاهش دوباره‌کاری داشته باشد. تطابق نتایج با یافته‌های پیشینه تحقیق (مثلاً اهمیت عوامل ژئوتکنیکی و مدیریتی) نشان می‌دهد که رویکرد چندمعیاره تلفیقی انتخاب‌شده توانسته است ساختار واقعی عوامل اثرگذار را منعکس کند.

چیرگی عوامل ژئوتکنیکی و آب‌بندی یا زهکشی در صدر عوامل برتر (مانند نفوذ آب به پی سد، کیفیت پی‌سازی و طراحی یا اجرای سیستم‌های زهکشی) با شواهد آماری و تحلیلی بین‌المللی هم‌راستا است. تحلیل‌های کمی کمیسیون بین‌المللی سدهای بزرگ نشان می‌دهد سهم قابل‌توجهی از حوادث یا نقایص سدها به مسائل ژئوتکنیکی پی و فرسایش داخلی بازمی‌گردد؛ به‌ویژه در سدهای بتنی و خاکی-سنگریزه‌ای، که ضعف پی‌سازی و نشست یا نفوذ از علل برجسته قلمداد شده‌اند. این هم‌سویی نشان می‌دهد وزن بالایی که خبرگان به زیرمعیارهای مرتبط با نفوذ آب، آماده‌سازی پی، و طراحی آب‌بندی یا زهکشی داده‌اند، از منظر شواهد بین‌المللی کاملاً موجه است (ICOLD, 2020; ICOLD, 2016).

همچنین برتری عوامل مرتبط با کیفیت بتن و اجرا (مانند نقص در تراکم، حفره‌های هوا، جدایش‌ها) با ادبیات فنی سازگار است. مطالعات متعددی ضعف در کنترل کیفیت مصالح و اجرا را از ریشه‌های پرتکرار دوباره‌کاری و ائتلاف منابع در پروژه‌های عمرانی معرفی کرده‌اند و بر اهمیت تراکم مناسب و عمل‌آوری صحیح بتن برای کاهش تعمیرات و دوباره‌کاری تأکید نموده‌اند (ICOLD, 2020; Dougherty et al., 2012). جایگاه عوامل طراحی و مدیریت تغییرات یا هماهنگی اسناد در رتبه‌های بالای تحقیق حاضر نیز با یافته‌های شاخص محققین در مورد دوباره‌کاری سازگار است: بررسی‌ها نشان می‌دهد «تغییرات کارفرما» و «خطا یا کاستی در طراحی» از ریشه‌های با اثر هزینه‌ای بزرگ‌تر در پروژه‌های ساخت هستند و به‌طور مستقیم احتمال دوباره‌کاری و تأخیر را افزایش می‌دهند (Hwang et al., 2009). این نتیجه، وزنی که خبرگان تحقیق حاضر به «طراحی یا فناوری و مدیریت تغییرات» داده‌اند، تقویت می‌کند (Forcada et al., 2017). با بررسی منابع داخلی می‌توان دریافت که ارزیابی ریسک سدها نیز در اولویت بالای ریسک‌های ژئوتکنیکی، کیفیت مصالح یا اجرا و آب‌بندی یا زهکشی هستند. در مورد سد ایوشان، چارچوب‌های چندمعیاره مبتنی بر آنتروپی شانون برای وزن‌دهی شاخص‌ها و فازی تاپسیس برای اولویت‌بندی نشان داده‌اند که شاخص‌های زمین‌شناسی، محیطی و کنترل کیفیت در صدر عوامل بحرانی قرار می‌گیرند؛ نتیجه‌ای که با الگوی اوزان تلفیقی تحقیق حاضر هم‌خوان دارد (Beiranvand, 2024; Beiranvand and Rajaei, 2023).

تحقیقات اخیر در حوزه ارزیابی ایمنی سدها نشان می‌دهند که روند پژوهش‌ها به سمت ترکیب روش‌های وزن‌دهی عینی و ذهنی حرکت کرده است تا محدودیت‌های هر روش منفرد کاهش یابد. برای مثال، در ارزیابی ایمنی سدهای سنگریزه‌ای و خاکی، روش‌های آنتروپی شانون و CRITIC برای استخراج وزن‌های عینی به کار رفته و سپس این وزن‌ها با سازوکارهای تلفیقی مانند روش نقطه ایده‌آل ادغام شده‌اند تا وزنی با پایداری و دقت بیشتر حاصل شود (Liwei et al., 2019). نتایج این مطالعات نشان می‌دهد که ادغام وزن‌ها، موجب افزایش ثبات تصمیم‌گیری و کاهش سوگیری می‌شود؛ منطقی که در پژوهش حاضر نیز با استفاده از میانگین هندسی وزن‌های چهار روش دنبال شده است (Liwei et al., 2019; Fu et al., 2024).

ادغام چهار روش SMART، آنتروپی شانون، CRITIC و مرکز ثقل رتبه‌ای در این تحقیق، همسو با روندهای نوین پژوهش‌های ارزیابی ایمنی سدهای بتنی است که وزن‌دهی ذهنی و عینی را با هدف افزایش پایداری، دقت و کاهش سوگیری ترکیب می‌کنند. در این مطالعات، روش‌های آنتروپی و CRITIC به‌عنوان روش‌های عینی، و روش‌های رتبه‌ای یا قضاوتی مانند مرکز ثقل رتبه‌ای، به‌عنوان روش‌های ذهنی به کار می‌روند. یافته‌های پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهند که ترکیب این دو نوع وزن‌دهی، دقت سطح‌بندی ریسک و ایمنی را به‌طور معناداری افزایش می‌دهد (Dehkordi et al., 2025).

نتایج یادگیری ماشین

برای اعتبارسنجی و تقویت وزن‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، ۱۰ مدل یادگیری ماشین بر روی داده‌های اهمیت زیرمعیارها (به‌عنوان ویژگی) و امتیازات خبرگان (به‌عنوان هدف) آموزش داده شد. جدول سه، عملکرد مدل‌ها را نشان می‌دهد. نتایج بخش آزمون نشان داد رگرسیون کمترین مربعات جزئی با MSE و R^2 به ترتیب ۰/۹۹۸۴ و ۰/۰۰۲۸، بهترین عملکرد را دارد، در حالی که مدل‌های رگرسیون بیزی منظم‌شده و رگرسیون ریدج نیز با R^2 بزرگتر از ۰/۹۹۹۷ تعمیم‌پذیری عالی نشان دادند (De Sousa et al., 2024).

جدول ۳. مقایسه عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین

رتبه	آزمون		آموزش		مدل
	R^2	MSE	R^2	MSE	
۱	۰/۹۹۸۴	۰/۰۰۲۸	۰/۹۹۹۹۷	۰/۰۰۰۰۲۴	رگرسیون کمترین مربعات جزئی (PLSR)
۲	۰/۹۹۷۳	۰/۰۰۴۹	۱≈	۰≈	رگرسیون بیزی منظم‌شده
۳	۰/۹۹۷۲	۰/۰۰۵۰	۱≈	۰≈	رگرسیون ریدج (Ridge)
۴	۰/۹۸۰۶	۰/۰۳۵۱	۰/۹۹۳۰۰	۰/۰۰۶۴	ماشین بردار پشتیبان
۵	۰/۹۷۶۶	۰/۰۴۲۴	۰/۹۹۹۹۹	۰≈	شبکه الاستیک
۶	۰/۹۶۵۰	۰/۰۶۳۴	۰/۹۹۹۹۹	۰≈	ترکیب تحلیل مؤلفه‌های اصلی و تقویت گرادینتی (PCA+GB)
۷	۰/۶۸۱۰	۰/۵۷۸۸	۰/۹۹۹۹۸	۰≈	الگوریتم تقویت مبتنی بر متغیرهای رده‌ای
۸	۰/۶۴۳۸	۰/۶۴۶۲	۰/۹۵۲۱۰	۰/۰۴۳۱	جنگل تصادفی (RF)
۹	۰/۶۳۰۱	۰/۶۷۱۱	۰/۹۹۹۹۹	۰≈	تقویت گرادینتی (GB)
۱۰	۰/۵۷۵۰	۰/۷۷۱۰	۰/۹۹۹۹۸	۰/۰۰۰۰۱۶	تقویت گرادینتی شدید

تلفیق نتایج تصمیم‌گیری چندمعیاره و یادگیری ماشین

رویکرد تلفیقی پیشنهادی، وزن‌های روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیار را با اهمیت پیش‌بینی شده توسط مدل‌های یادگیری ماشین ادغام کرد تا اولویت‌بندی پایدارتری حاصل شود. برای ارزیابی تطابق میان این وزن‌ها و اهمیت‌های استخراج‌شده توسط روش‌های یادگیری ماشین، همبستگی پیرسون بین آن‌ها محاسبه شد ($r = ۰/۸۷$ برای رگرسیون کمترین مربعات جزئی و $r = ۰/۸۵$ برای رگرسیون ریدج)، که همخوانی قوی بین وزن‌های خبره‌محور و ویژگی‌های داده‌محور را نشان می‌دهد. این نوع ادغام و اعتبارسنجی آماری وزن‌ها با رویکردهای مشابه در مطالعات تلفیقی یادگیری ماشین و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیار برای پروژه‌های بزرگ و پروژه‌های آبی همسو است (Elnabwy et al., 2024; Zamarrón-Mieza et al., 2017).

در تحلیل معیارها، عوامل ژئوتکنیکی مانند نفوذ آب با وزن $MCDM = ۰/۰۰۳۹$ و پیش‌بینی ($PLSR \approx ۳/۹$) و کیفیت بتن (تراکم $MCDM \approx ۰/۰۰۳۲$) و پیش‌بینی ($Ridge \approx ۵/۶$) در صدر فهرست قرار گرفتند؛ این همگرایی میان نتایج روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیار و پیش‌بینی‌های یادگیری ماشین اعتبار نتایج اولویت‌بندی را تقویت می‌کند، رویکردی که در مطالعات مکان‌یابی سد و تحلیل ریسک هیدرولوژیک نیز نتایج معنادار و قابل‌اعتمادی ارائه داده است (Al-Ruzouq et al., 2019; Mohammadifar et al., 2023). علاوه بر این، مدل‌های یادگیری ماشین توانستند سوگیری‌های بالقوه ناشی از وزن‌گذاری‌های انسانی در روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیار را با ارائه پیش‌بینی‌های داده‌محور جبران کنند؛ این جبران باعث افزایش چشمگیر دقت کلی اولویت‌بندی شد، به‌گونه‌ای که معیار ضریب تعیین R^2 بر روی مجموعه آزمون به مقدار ۹۹/۸ درصد رسید. چنین بهبودهای قابل‌توجهی در دقت مدل‌های پیش‌بینی و تشخیص ناهنجاری در مطالعات مرتبط با رفتار سد و پایش هیدرومتری نیز گزارش شده‌اند (Rashidi Shikhteymour et al., 2023; Salazar et al., 2021; Okabe, 2024).

در نتیجه، ترکیب نظام‌مند روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و الگوریتم‌های یادگیری ماشین نه تنها موجب همگرایی نتایج وزنی و اهمیت ویژگی‌ها می‌شود، بلکه قابلیت پیش‌بینی و پایداری تصمیم‌گیری در پروژه‌های سدهای و پروژه‌های بزرگ عمرانی را نیز به طرز محسوسی افزایش می‌دهد (Mlybari and Elgohary, 2025; Elnabwy et al., 2024).

این تلفیق، عوامل مدیریتی مانند ابهام در قراردادهای (رتبه‌ی بالای روش تصمیم‌گیری چندمعیاره، پیش‌بینی $PLSR = 5/481$) را نیز برجسته ساخت، که بیانگر پتانسیل یادگیری ماشین در شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های مدیریتی پروژه است. در نهایت، رویکرد ترکیبی MCDM-ML به عنوان ابزاری پویا برای مدیریت پیشگیرانه عمل می‌کند؛ به گونه‌ای که وزن‌های حاصل از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره مبنای اولیه تصمیم‌سازی را فراهم می‌کنند و پیش‌بینی‌های یادگیری ماشین در نقش سازوکاری برای اعتبارسنجی و به‌روزرسانی تطبیقی این وزن‌ها عمل می‌نمایند (Mlybari and Elgohary, 2025; Elnabwy et al., 2024). نتایج مدل‌های یادگیری ماشین در این پژوهش با مطالعات معتبر در زمینه ارزیابی ریسک و اولویت‌بندی عوامل پروژه‌های ساختمانی و سدهای همخوانی دارد. برای نمونه، محمدی‌فر و همکاران در سال ۲۰۲۳ در ارزیابی خطر سیلاب با مدل‌های MLSTM و روش تصمیم‌گیری چندمعیاره نشان دادند که مدل‌های خطی-منظم‌شده برای مدیریت هم‌خطی داده‌های چندبعدی، مانند ویژگی‌های هیدرولوژیکی و عوامل مدیریتی، عملکرد بسیار خوبی دارند و مقادیر ضریب تعیین بر روی مجموعه آزمون در محدوده بالا گزارش شده است (Mohammadifar et al., 2023). مشابهت عملکرد مدل‌های خطی-منظم‌شده با یافته‌های این پژوهش، که ضریب تعیین آزمون برابر $0/9984$ برای PLSR به دست آمد، قابل توجه است. علاوه بر این، تفاوت در حجم داده‌ها نیز اهمیت دارد؛ پژوهش‌های پیشین از داده‌های گسترده‌تری استفاده کردند، در حالی که داده‌های محدود در پژوهش حاضر، مدل‌های خطی را به دلیل سادگی و توانایی تعمیم‌پذیری بالاتر، به گزینه‌ی ترجیحی تبدیل نمودند. این نتایج نشان می‌دهد که تلفیق رویکرد یادگیری ماشین و روش تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌تواند حتی در شرایط محدودیت داده نیز به شناسایی دقیق عوامل ریسک و اولویت‌بندی مؤثر کمک کند (Mlybari and Elgohary, 2025; Elnabwy et al., 2024; Rashidi Shikhteymour et al., 2023).

به‌طور کلی، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که مدل‌های خطی-منظم‌شده مانند PLSR و Ridge برای تحلیل داده‌های ساختاریافته و محدود، عملکرد برتری دارند، در حالی که مدل‌های غیرخطی و درختی مانند RF و MLSTM برای داده‌های نویزی مناسب‌تر هستند. این الگو با مطالعات پیشین در حوزه ارزیابی ریسک و مدیریت پروژه‌های عمرانی و سدهای همخوانی دارد (Mohammadifar et al., 2023; Rashidi Shikhteymour et al., 2023).

تفاوت‌های مشاهده‌شده عمدتاً ناشی از حجم و نوع داده‌ها کمی با کیفی است؛ در پژوهش حاضر، با توجه به محدودیت داده‌ها، مدل‌های خطی به دلیل سادگی، قابلیت تعمیم‌پذیری و تفسیرپذیری بالاتر، ترجیح داده شدند. این نتایج همچنین پتانسیل تلفیق داده‌های حسگر و جریان‌های داده آینده را برجسته می‌کند، که امکان توسعه سیستم‌های تصمیم‌یار پویا در پروژه‌های سدهای ایرانی را فراهم می‌آورد (Elnabwy et al., 2024; Al-Ruzouq et al., 2019).

مقایسه یافته‌ها با پروژه‌های عمرانی مشابه

در پروژه‌های بزرگ عمرانی، نتایج مطالعات نشان می‌دهند که طراحی ناکافی، تغییرات دیر هنگام کارفرما و ضعف کنترل کیفیت از پرتکرارترین عوامل دوباره‌کاری هستند (Hwang et al., 2009). تطابق این عوامل با یافته‌های پژوهش حاضر نشان می‌دهد که چرخه دوباره‌کاری در پروژه‌های سدهای نیز، علی‌رغم تفاوت‌های فنی، با پروژه‌های بزرگ عمرانی دارای الگوهای مشابه مدیریتی و کیفی است. همچنین مطالعات جدید بر اهمیت فرهنگ یادگیری از خطا (Error Mastery Culture) برای کاهش دوباره‌کاری تأکید دارند. این امر با وزن بالایی که خبرگان در پژوهش حاضر برای زیرمعیار «یادگیری از پروژه‌های مشابه» قائل شده‌اند، کاملاً سازگار است (Akhil and Jagathyraj, 2024). شدت وزن عوامل ژئوتکنیکی، از جمله نفوذ آب به پی سد، در تحقیق حاضر نسبت به برخی پژوهش‌های عمومی ساخت‌وساز بسیار بالاتر است. این موضوع با ماهیت ریسک‌محور و حساس پروژه‌های سدهای همسو بوده و با گزارش‌های کمیسیون بین‌المللی سدهای بزرگ هماهنگ است که این عوامل را از ریشه‌های اصلی دوباره‌کاری و شکست سدها معرفی می‌کند.

(ICOLD, 2019). افزون بر این، وزن بالای عوامل طراحی و فناوری با شواهدی همسو است که نشان می‌دهد. پیاده‌سازی ناقص فناوری‌های نوین (مانند مدل‌سازی اطلاعات ساختمان یا سیستم‌های پایش هوشمند) و مدیریت ضعیف تغییرات می‌تواند خود منشأ دوباره‌کاری شود (Ergin and Acar, 2022).

در یک جمع‌بندی مقایسه‌ای انجام شده می‌توان دریافت:

سه خوشه‌ی الف) ژئوتکنیک و آب‌بندی یا زهکشی، ب) کیفیت بتن یا اجرا و ج) طراحی یا مدیریت تغییر که در اوزان تلفیقی صدرنشین هستند، دقیقاً با مدارک آماری بولتن کمیسیون بین‌المللی سدهای بزرگ و مطالعات ASCE یا مرورهای سیستماتیک هم‌راستا هستند. این همگرایی، اعتبار بیرونی نتایج را تقویت می‌کند (ICOLD, 2019; Hwang et al., 2009). با اتکا به این هم‌سویی، باید مبنای تمرکز اقدامات کاهش دوباره‌کاری باشد؛ دقیقاً همان حوزه‌هایی که هم در پیشینه تحقیق و هم در اوزان تلفیقی تحقیق حاضر، اثرگذارترین هستند (کاتبی و همکاران، ۱۳۹۷؛ Hwang et al., 2009).

در پروژه‌های سدسازی، نفوذ آب زیرسطحی و شرایط غیرقابل پیش‌بینی زمین، علاوه بر تأخیر و هزینه، خطر مستقیم برای ایمنی ایجاد می‌کنند (Ergin and Acar, 2022; Beiranvand and Rajaei, 2023).

انتخاب و ترکیب چهار روش وزن‌دهی (SMART-Shanon Entropy-CRITIC-ROC) با میانگین هندسی، همسو با روندهای روز ارزیابی ایمنی یا ریسک سدهاست که روش‌های عینی - ذهنی را ادغام می‌کنند (Liwei et al., 2019).

کیفیت بتن و اجرا نیز از عوامل بحرانی است؛ ضعف تراکم و وجود حفره‌های هوا یا جداشدگی دانه‌ها از عوامل پرتکرار دوباره‌کاری هستند (Hwang et al., 2009; Salazar et al., 2021). عوامل طراحی و مدیریت تغییرات نیز به‌شدت اثرگذارند؛ تغییرات دیرنگام کارفرما، عدم هماهنگی اسناد طراحی و استفاده ناقص از فناوری‌های نوین، منشأ اصلی دوباره‌کاری در پروژه‌های عمرانی و سدسازی هستند (Liwei et al., 2019).

تحلیل نتایج ریسک‌های خارجی و کلان

بر اساس تحلیل‌های انجام‌شده در حوزه ریسک‌های خارجی و کلان، رخدادهای طبیعی غیرمترقبه (مانند زلزله و سیل) با امتیاز قطعی ۷،۱۲ و رتبه‌نهایی اول در این دسته، بیشترین تأثیر را بر پروژه‌های سدسازی دارند. پس از آن، اعتراضات جوامع محلی و نوسانات تقاضای انرژی و آب در رتبه‌های دوم و سوم قرار دارند.

نکته حائز اهمیت در این یافته‌ها، همگرایی نتایج در روش‌های مختلف تصمیم‌گیری (TOPSIS, VIKOR, WASPAS) است که نشان از پایداری رتبه‌بندی دارد. به‌عنوان مثال، رخدادهای طبیعی در تمامی روش‌های مورد استفاده بالاترین اولویت را کسب کرده‌اند که این امر ضرورت توجه به مدیریت پیشگیرانه و سناریوسازی برای بلایای طبیعی را در برنامه‌ریزی پروژه‌های سدسازی دوچندان می‌کند. همچنین، رتبه پایین عدم یادگیری از خطاهای پروژه‌های مشابه در این دسته، نشان می‌دهد که اگرچه این عامل برای سازمان مهم است، اما از دید خبرگان، در برابر ماهیت خارجی ریسک‌های طبیعی، در اولویت‌های بعدی مدیریت ریسک قرار می‌گیرد.

پیشنهادهای مدیریتی

۱. تقویت مطالعات ژئوتکنیک و آب‌بندی: انجام مطالعات زیرسطحی دقیق و مدل‌سازی سه‌بعدی و استفاده از فناوری‌های نوین ترزیق و آب‌بندی (ICOLD, 2016).

۲. بهبود نظام کنترل کیفیت بتن و اجرا: استفاده از تست‌های غیرمخرب (NDT) و تدوین پروتکل‌های اصلاحی و جلوگیری از تکرار خطاها (Rashidi Shikhteymour et al., 2023).

۳. مدیریت طراحی و تغییرات: استقرار کامل مدل سازی اطلاعات ساختمان و آموزش تخصصی کاربران (Beiranvand, 2024) و ایجاد فرایند رسمی مدیریت تغییرات و بررسی اثر هزینه-زمان قبل از تصویب تغییرات (Hwang et al., 2009).
۴. ادغام روش های تصمیم گیری چندمعیار در ارزیابی ریسک: ترکیب وزن دهی ذهنی و عینی (SMART, Shannon Entropy, ROC, CRITIC) و بازبینی دوره های وزن ها براساس داده های واقعی پروژه ها (Dehkordi et al., 2025).
۵. ایجاد فرهنگ یادگیری سازمانی: نهادینه سازی فرهنگ تسلط بر خطا و به اشتراک گذاری درس آموخته ها میان پروژه ها (Salazar et al., 2021).

دلالات مدیریتی یافته ها

نتایج این پژوهش حاکی از آن است که عوامل دوباره کاری در پروژه های سدسازی دارای پیامدهای مدیریتی متفاوتی در مراحل مختلف چرخه پروژه هستند. به طور مشخص، در مرحله برنامه ریزی، ریسک های ناشی از عدم قطعیت های ژئوتکنیکی و محیطی ایجاب می کند که مطالعات پایه، ارزیابی ریسک و تخصیص منابع با دقت بیشتری انجام شود. در مرحله طراحی، یافته ها بر اهمیت کاهش ناهماهنگی های بین بخشی، بازبینی چندلایه طراحی و کنترل تغییرات تأکید دارند. در مرحله اجرا، نتایج نشان می دهد که کیفیت عملیات بتن ریزی، تراکم، آب بندی، زهکشی و نظارت میدانی از مهم ترین کانون های مداخله مدیریتی برای کاهش دوباره کاری هستند. در مرحله کنترل، بهره گیری از نظام های ثبت خطا، تحلیل داده محور، و مدل های پیش بینانه می تواند قابلیت تصمیم گیری پیشگیرانه را ارتقا دهد. بنابراین، ارزش کاربردی یافته های این مطالعه در آن است که به مدیران پروژه کمک می کند اقدامات کنترلی را نه به صورت عمومی، بلکه متناسب با هر مرحله از پروژه طراحی و اجرا کنند.

دلالات مدیریتی و کاربردی عملی یافته ها در پروژه های سدسازی

یافته های این پژوهش صرفاً یک رتبه بندی توصیفی نیست، بلکه یک مکانیزم تصمیم یار ریسک مبنا ارائه می کند که می تواند در چند حوزه کلیدی مدیریت پروژه های سدسازی به کار گرفته شود. در این چارچوب، اوزان معیارهای اصلی (سطح کلان) نشان می دهد کدام حوزه ها سهم بیشتری در بروز دوباره کاری/ریسک دارند و رتبه زیرمعیارها (سطح خرد) مشخص می کند منابع مدیریتی دقیقاً باید روی چه عوامل عملیاتی متمرکز شوند. همچنین خروجی مدل های یادگیری ماشین می تواند به عنوان ابزار پایش پیش نگر برای پیش بینی ریسک های دوباره کاری در طول اجرا استفاده شود.

دلالات اجرای پژوهش

یافته های این پژوهش می توانند مبنای تصمیم گیری ریسک مبنا در پروژه های سدسازی قرار گیرند. در حوزه مدیریت ادعا و قرارداد، اولویت ریسک ها می تواند برای مستندسازی وقایع، شفاف سازی بندهای قراردادی و تعیین نوع پاسخ های قراردادی به کار رود. در مدیریت زمان، نتایج پژوهش امکان شناسایی ریسک های سطح اول، تخصیص بافر زمانی هدفمند و تعریف نقاط کنترل پیش از ورود به مراحل بعدی را فراهم می کند. در مدیریت هزینه، این رتبه بندی مبنای تخصیص بودجه احتیاطی و سرمایه گذاری پیشگیرانه بر عوامل پراثر است. در ایمنی و HSE نیز ریسک های اولویت دار می توانند به سناریوهای اضطراری و شاخص های هشدار زودهنگام تبدیل شوند. همچنین، در مدیریت قرارداد و تدارکات، یافته ها ضرورت شفاف سازی بندهای مرتبط با شرایط قهری، تغییرات و الزامات گزارش دهی را نشان می دهند. در مجموع، مدل پیشنهادی با ترکیب اولویت بندی ریسک و پیش بینی داده محور، چارچوبی کاربردی برای تصمیم گیری پیش نگر و کاهش دوباره کاری در پروژه های سدسازی ارائه می کند.

محدودیت های پژوهش

نتایج این پژوهش متأثر از شرایط بومی پروژه‌های سدسازی بتنی در ایران و مبتنی بر داده‌های خبرگانی و واقعی گردآوری شده در این بستر است؛ از این‌رو، تعمیم مستقیم اوزان و رتبه‌بندی عوامل به سایر زمینه‌ها نیازمند احتیاط و واسنجی مجدد است. همچنین، استفاده از نمونه‌گیری هدفمند خبرگان، با وجود تناسب روش‌شناختی، می‌تواند با درجاتی از قضاوت ذهنی همراه باشد. افزون بر این، تمرکز پژوهش بر یک نوع خاص از پروژه‌های زیرساختی، دامنه تعمیم‌پذیری نتایج را محدود می‌سازد. در نهایت، کارایی بخش یادگیری ماشین نیز تابع کیفیت و کفایت داده‌های ورودی است؛ لذا توسعه پایگاه‌های داده گسترده‌تر می‌تواند در مطالعات آتی به بهبود دقت مدل‌ها منجر شود.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

پژوهش حاضر با هدف شناسایی و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر دوباره‌کاری در پروژه‌های سد بتنی، از رویکرد تلفیقی نوین MCDM-ML بهره برد. داده‌های گردآوری شده از ۲۶ خبره متخصص، با پرسش‌نامه‌ای دوسطحی شامل ۱۰ معیار اصلی و ۱۰۰ زیرمعیار، بر اساس طیف لیکرت به مقادیر عددی تبدیل و وزن‌دهی شدند. وزن‌دهی براساس تصمیم‌گیری چندمعیاره با چهار روش مختلف (تکنیک ساده ارزیابی چندویژگی، آنالیز شانون، اهمیت معیارها از طریق همبستگی میان‌معیاری، و مرکز ثقل رتبه‌ای) و میانگین هندسی انجام شد و برای تقویت دقت، ۱۰ مدل یادگیری ماشین شامل رگرسیون کمترین مربعات جزئی (PLSR)، رگرسیون بیزی منظم‌شده و رگرسیون ریب روی داده‌ها آموزش داده شدند. این تلفیق، تصویر دقیقی از ساختار عوامل بحرانی مؤثر بر دوباره‌کاری فراهم آورد و سوگیری‌های ذهنی تصمیم‌گیرندگان را با پیش‌بینی‌های داده‌محور کاهش داد. این یافته‌ها با مطالعات پیشین در زمینه تحلیل عوامل بحرانی و اولویت‌بندی پروژه‌های عمرانی و سدسازی همسو هستند و اعتبار نتایج را تقویت می‌کنند. نتیجه‌گیری تحقیق حاضر شامل موارد زیر است:

۱- تحلیل وزن‌های تلفیقی تصمیم‌گیری چندمعیاره نشان داد که سه خوشه اصلی عوامل ژئوتکنیکی و آب‌بندی یا زهکشی (وزن $\approx 0/178$)، کیفیت بتن و اجرا ($\approx 0/102$) و طراحی و مدیریت تغییرات ($\approx 0/310$) بیشترین اثر را بر بروز دوباره‌کاری دارند. زیرمعیارهای برتر شامل نفوذ آب زیرزمینی به پی سد (وزن $\approx 0/00392$)، نقص در تراکم بتن ($\approx 0/00318$) و هزینه بالای اجرای فناوری‌های دیجیتال ($\approx 0/00291$) بودند.

۲- نتایج یادگیری ماشین این یافته‌ها را تأیید و تقویت کرد؛ رگرسیون کمترین مربعات جزئی با میانگین خطای آزمون برابر با $0/0028$ و ضریب تعیین آزمون برابر با $0/9984$ بهترین عملکرد را داشت، و مدل‌های رگرسیون بیزی منظم‌شده و رگرسیون ریب نیز با ضریب تعیین بزرگتر از $0/997$ تعمیم‌پذیری عالی نشان دادند. اهمیت پیش‌بینی‌شده توسط مدل‌های برتر، نفوذ آب ($\approx 3/9$)، تراکم بتن ($\approx 5/6$) و هزینه فناوری ($\approx 3/3$) را در صدر قرار داد.

۳- در بخش عوامل ژئوتکنیکی، پیشگیری از نشت آب و آماده‌سازی پی سد برجسته است، زیرا نواقص جزئی می‌تواند عملیات بازسازی پرهزینه‌ای ایجاد کند. در کیفیت بتن و اجرا، ضعف تراکم و عمل‌آوری به‌عنوان علل رایج دوباره‌کاری شناسایی شد. در طراحی و مدیریت تغییرات، تغییرات دیر هنگام و استفاده ناقص از فناوری‌های نوین محرک‌های کلیدی بودند، که تلفیق روش‌ها امکان پیش‌بینی پویا را فراهم آورد.

۴- ترکیب چهار روش تصمیم‌گیری چندمعیاره (دو روش عینی، یک رتبه‌ای و یک امتیازدهی ساده) از طریق میانگین هندسی، با اعتبارسنجی یادگیری ماشین، امکانی برای لحاظ پراکندگی داده‌ها، همبستگی معیارها و ترجیحات خبرگان ایجاد کرد و پایداری وزن‌ها را افزایش داد. این رویکرد، با ادغام پیش‌بینی‌های مدل‌های برتر یا ضریب تعیین برابر با $0/998$ ، دقت کلی را تا $99/8$ درصد رساند و با پژوهش‌های ارزیابی ایمنی سدها همخوانی دارد.

۵- با توجه به سهم بالای سه خوشه اصلی، راهبردهای مدیریتی باید بر پیشگیری متمرکز شوند: ژئوتکنیک و آب‌بندی: سرمایه‌گذاری در مطالعات دقیق و فناوری‌های پایش نوین (مانند حسگرهای هوشمند).

کیفیت عمل آوری بتن: بهبود تراکم با کنترل لحظه‌ای و مستندسازی خطاها.

طراحی و تغییرات: استفاده بهینه از مدل‌سازی اطلاعات ساختمان و کنترل تغییرات کارفرما.

هم‌سویی نتایج با شواهد داخلی و خارجی، اعتبار بیرونی را تقویت می‌کند. این چارچوب تلفیقی می‌تواند برای پروژه‌های عمرانی ایران و دیگر کشورها به کار رود و مبنای تصمیم‌گیری برای تخصیص منابع و کاهش دوباره‌کاری باشد.

برای مسیرهای آینده پژوهشی، پیشنهاد می‌شود:

بررسی اثرات مالی عوامل با مدل‌های اقتصاد مهندسی.

ادغام یادگیری ماشین پیشرفته با تصمیم‌گیری چندمعیاره برای پیش‌بینی پیش از وقوع.

مقایسه‌سازی با پروژه‌های زیرساختی دیگر برای الگوهای مشترک.

در جمع‌بندی از منظر نظری، مطالعه حاضر با پیوند دادن دانش خبرگان و مدل‌های یادگیری ماشین، شکاف موجود میان رویکردهای کلاسیک تصمیم‌گیری چندمعیاره و روش‌های پیش‌بینی داده‌محور را پوشش می‌دهد و چارچوبی یکپارچه برای تحلیل ریسک دوباره‌کاری ارائه می‌کند. از منظر عملی، نتایج پژوهش می‌تواند به عنوان مبنایی برای تصمیم‌گیری ریسک‌منا در مراحل مختلف برنامه‌ریزی، طراحی، اجرا و کنترل پروژه به کار رود و به مدیران کمک کند تا منابع محدود را بر عوامل بحرانی متمرکز سازند، از بروز دوباره‌کاری جلوگیری کنند، و هزینه و تأخیر پروژه را کاهش دهند.

به‌طور کلی، یافته‌ها نشان می‌دهد که استفاده همزمان از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و یادگیری ماشین می‌تواند دقت تحلیل را افزایش داده و قابلیت اتکای نتایج را در محیط‌های واقعی پروژه بهبود دهد. این رویکرد نه تنها به اولویت‌بندی عوامل ریسک کمک می‌کند، بلکه امکان توسعه یک ابزار پیش‌نگر برای پایش و کنترل دوباره‌کاری را نیز فراهم می‌سازد.

در نهایت، پژوهش حاضر نشان داد که رویکرد تلفیقی تصمیم‌گیری چندمعیاره-یادگیری ماشین، تصویر روشنی از اولویت عوامل دوباره‌کاری در سدهای بتنی ارائه می‌دهد. نتایج، علاوه بر اعتبار علمی، ارزش عملیاتی بالایی برای مدیران و سیاست‌گذاران دارد و نقشه راهی برای کاهش هزینه، زمان و ریسک فراهم می‌گردد.

پژوهش‌های آینده می‌توانند:

۱. مدل پیشنهادی را در سایر انواع پروژه‌های عمرانی و زیرساختی نیز آزمون کنند؛
۲. با افزایش حجم نمونه و تنوع خبرگان، اعتبارسنجی بیرونی مدل را تقویت نمایند؛
۳. از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر یادگیری ماشین و رویکردهای هیبریدی برای بهبود دقت پیش‌بینی استفاده کنند؛
۴. اثر متغیرهای زمینه‌ای مانند شرایط قراردادی، محیطی و سازمانی را در بروز دوباره‌کاری بررسی نمایند.

مراجع

۱. رحمتی دیرانلوئی، مسعود؛ اشرفی روفجایی، بهمن؛ و حجت‌پناه، شایان (۱۳۹۶). شناسایی و مدیریت ریسک پروژه‌های ساخت سد بر اساس استاندارد PMBOK مطالعه موردی: پروژه سد شهر بیجار. (هفتمین کنگره سالانه بین‌المللی مهندسی عمران، معماری و توسعه شهری. تهران. <https://civilica.com/doc/1373611>
۲. زندیان، سید مهدی؛ شاه‌حسینی، وحید و مریدی، علی (۱۳۹۳). شناسایی و ارزیابی ریسک پروژه‌های ساخت سد در مرحله ساخت (پایان‌نامه کارشناسی ارشد). وزارت علوم، تحقیقات و فناوری، مؤسسه آموزش عالی مهر البرز، دانشکده فنی و مهندسی.

۳. زوقی، ملیحه؛ جعفری فشارکی، محمد و حمصیان اتفاق، مهرداد (۱۴۰۲). مدل‌سازی تأثیر مدل‌سازی اطلاعات ساختمان (BIM) در کاهش بازکاری پروژه‌های ساختمانی با استفاده از روش معادلات ساختاری. *نشریه مهندسی و مدیریت ساخت*, ۱ (۲), ۱-۱۵.
۴. ساداتی بالادهی، سیدحسین؛ طاهری امیری، محمدجواد؛ جواهری بارفوروشی، مائده و راستگو، سیما (۱۳۹۳). شناسایی و اولویت بندی ریسک پروژه های سد سازی با استفاده از روش FMEA-FUZZY. *اولین کنفرانس بین المللی مدیریت در قرن ۲۱*.
۵. عسکری خوزنکلائی، سروش (۱۴۰۳). تحلیل نقش فناوری مدل‌سازی اطلاعات ساخت (BIM) در بهبود عملکرد پروژه های عمرانی طی چرخه حیات پروژه. بیست و ششمین کنفرانس ملی مهندسی عمران، معماری و توسعه شهری.
۶. غلامحسینی، داود؛ نواله دزفولی، محمدحسین و حمصیان اتفاق (۱۴۰۲). مدل سازی کاهش خطا و دوباره کاری در فعالیت های عمرانی با استفاده از روش پویایی سیستم. *نشریه مهندسی و مدیریت ساخت*, ۱ (۲), ۸۹-۹۵.
۷. فلاح احمد علی؛ زینی، مسعود؛ فرخی، کامران و حسن‌نژاد، مرتضی (۱۳۹۲). شناسایی و تحلیل ریسک سد با استفاده از تکنیک FMEA، مطالعه موردی: سد البرز در بابل. *سومین کنفرانس بین‌المللی رویکردهای نوین در صرفه‌جویی انرژی*. <https://civilica.com/doc/305422/>.
۸. کاتبی، علی؛ موسوی، سیدمحمد و شهسوار، سجاد (۱۳۹۷). شناسایی و اولویت بندی ریسک‌های پروژه‌های طرح و ساخت سدسازی با استفاده از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی. *اولین کنفرانس فرصت‌ها و چالش‌ها در مهندسی استان البرز*. <https://civilica.com/doc/853222/>

REFERENCES

- Askari Khozankalai, S. (2024). Analysis of the role of Building Information Modeling (BIM) technology in improving the performance of construction projects during the project life cycle. 26th National Conference on Civil Engineering, Architecture and Urban Development. (In Persian)
- Sadati Baladehi, S.H., Taheri Amiri, M.J., Javaheri Barforoshi, M., and Rastgou, S. (2014). Identifying and prioritizing risks in dam construction projects using the FMEA-FUZZY method. First International Conference on Management in the 21st Century. (In Persian)
- Akhil, M. V. Jagathyraj, VP. (2024). Causes of Reworks in Projects: A Systematic Review of Literature. Available at SSRN 5123908. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5123908> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5123908>.
- Al-Ruzouq, R., Shanableh, A., Yilmaz, A. G., Idris, A., Mukherjee, S., Khalil, M. A., & Gibril, M. B. A. (2019). Dam site suitability mapping and analysis using an integrated GIS and machine learning approach. *Water*, 11(9), 1880. <https://doi.org/10.3390/w11091880>.
- Anonymouse. (2020). Rework in Construction: Its Sources and Causes. <https://theconstructor.org/construction/prevent-rework-construction/235948/>.
- Ayalp, G. G. and Arslan, F. 2025. Modeling Critical Rework Factors in the Construction Industry: Insights and Solutions. *Buildings*, 15(4), 606. <https://doi.org/10.3390/buildings15040606>.
- Babadi, A.M., Mirzabozorg, H. & Baharan, K. (2025). Predictive modeling of concrete arch dam behavior: evaluating the efficacy of Random Forest and Radial Basis Function Networks. *AI Civ. Eng.* 4, 22. <https://doi.org/10.1007/s43503-025-00071-9>.
- Beiranvand, B. (2024). Development of modified fuzzy FMEA method in environmental risk assessment of earth dams. *Scientific Reports*. 14(1), 17585. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68217-w>.
- Beiranvand, B., Rajaei, T. (2023). Environmental risk management of eyvashan dam using traditional-FMEA and FIS-fmea methods. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*. 7(3). 1-20. <https://doi.org/10.22115/scce.2023.369468.1564>.
- Cao, X., Sheng, J., Jiang, C., Yuan, D., & Zhang, H. (2025). Concrete dam deformation prediction model considering the time delay of monitoring variables. *Scientific Reports*, 15(1), 92806. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-92806-y>.
- Dehkordi, M. F., Hatefi, S. M., & Tamošaitienė, J. (2025). An Integrated Fuzzy Shannon Entropy and Fuzzy ARAS Model Using Risk Indicators for Water Resources Management Under Uncertainty. *Sustainability*, 17(11), 5108. <https://doi.org/10.3390/su17115108>.

- De Sousa, L. J., Martins, J. P., & Sanhudo, L. (2024). Predicting construction project compliance with machine learning model: Case study using Portuguese procurement data. *Engineering, Construction and Architectural Management*, *31*(13), 1–21. <https://doi.org/10.1108/ECAM-09-2023-0973>.
- Diakoulaki, D. Mavrotas, G. Papayannakis, L. (1995). Determining objective weights in multiple criteria problems: The critic method. *Computers & operations research*. 22(7), 763-770. [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(94\)00059-H](https://doi.org/10.1016/0305-0548(94)00059-H).
- Dougherty, J. M. Hughes, N. Zack Jr, J. G. (2012). The impact of rework on construction and some practical remedies. *In Navigant Construction Forum* (Vol. 21). https://www.researchgate.net/publication/286351362_The_impact_of_rework_on_construction_and_some_practical_remedies.
- Edwards, W. (1977). How to use multiattribute utility measurement for social decisionmaking. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*. 7(5), 326-340.
- Elnabwy, M. T., Khalaf, D., Mlybari, E. A., & Elbeltagi, E. (2024). An integrated machine learning approach for evaluating critical success factors influencing project portfolio management adoption in the construction industry. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 1–20. <https://doi.org/10.1108/ECAM-05-2024-0537>.
- Ergin, A., & Acar, E. (2022). Change management in construction: a systematic review. *In Proceedings 7th Construction project configuration management Conference (IPCMC2022)*.
- Falah, A. A., Zini, M., Farrokhi, K., & Hassan Nejad, M. (2013). Identification and analysis of dam risks using FMEA technique, case study: Alborz Dam in Babol. 3rd International Conference on Novel Approaches in Energy Conservation. <https://civilica.com/doc/305422/>. (In Persian)
- Feng, D.-C., Liu, Z.-T., Wang, X.-D., Chen, Y., Chang, J.-Q., Wei, D.-F., & Jiang, Z.-M. (2019). Machine learning-based compressive strength prediction for concrete: An adaptive boosting approach. *Construction and Building Materials*, 230, 117000. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117000>.
- Forcada, N., Gangoellis, M., Casals, M., & Macarulla, M. (2017). Factors affecting rework costs in construction. *Journal of construction engineering and management*. 143(8), 04017032.
- Fu, Z., Feng, P., & Luo, Z. (2024). Comprehensive assessment of dam safety using a game-theory-based dam safety performance measure. *Water*, 16(5), Article 659. <https://doi.org/10.3390/w16050659>.
- Gholamhosseini, Davud; Navaleh Dezfuli, Mohammad Hossein and Homsian, Etefah (1402). Modeling error and rework reduction in construction activities using system dynamics method. *Journal of Construction Engineering and Management*, 8(2), 89-95. (In Persian)
- Hariri-Ardebili, M. A., & Pourkamali-Anaraki, F. (2022). An automated machine learning engine with inverse analysis for seismic design of dams. *Water*, 14(23), 3898. <https://doi.org/10.3390/w14233898>.
- Hwang, B. G., Thomas, S. R., Haas, C. T., & Caidas, C. H. (2009). Measuring the impact of rework on construction cost performance. *Journal of Construction Engineering and Management*, 135(3), 187-198. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2009\)135:3\(187\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2009)135:3(187)).
- ICOLD. (2020). Rock-filled concrete dam: Design and practice (ICOLD Bulletin). International Commission on Large Dams - Retrieved from https://www.researchgate.net/profile/Feng-Jin-29/post/What-ia-the-disadvantages-of-two-stage-concrete/attachment/600faf2507ac3700010233ab/AS%3A984106213048320%401611640613194/download/RF_C_Bulletin_2020-12%28final+version+to+ICOLD%29.pdf.
- ICOLD. (2019). *Dam incident database / Bulletin 99 update: Statistical analysis of incidents and failures. (2001–2019)* Paris: International Commission on Large Dams. https://www.icoldchile.cl/boletines/188.pdf?utm_source=chatgpt.com.
- ICOLD. (2016). Dam incident data base: Objectives, data definition and structure. *Paris: International Commission on Large Dams*.
- Karunasena, G. Gurmu, A. Shooshtarian, S. Udawatta, N. Ranthika Perera, C. S. Maqsood, T. (2025). Effect of construction defects on construction and demolition waste management in building construction: a systematic literature review. *Integrated Environmental Assessment and Management*, 21(2), 233-244. <https://doi.org/10.1093/inteam/vjae026>.
- Katebi, Ali; Mousavi, Seyed Mohammad and Shahsavar, Sajjad (2018). Identifying and prioritizing risks of dam design and construction projects using fuzzy multi-criteria decision-making. The first conference on opportunities and challenges in engineering in Alborz province. <https://civilica.com/doc/853222/>. (In Persian)
- Li, Y., & Taylor, T. R. (2011). The impact of design rework on construction project performance. *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the System Dynamics Society*, 1–15.

- Liwei, H., Mingkai, L., Hongyang, Z., Liang, Y., & Wei, G. (2019). Safety assessment model of earth-rock dam based on ideal point-cloud theory. *Journal of Engineering Science & Technology Review*, 12(4), 38-50. <https://doi.org/10.25103/jestr.124.05>.
- Love, P. E. Matthews, J. Sing, M. C. Porter, S. R. Fang, W. (2022). State of science: Why does rework occur in construction? What are its consequences? And what can be done to mitigate its occurrence?. *Engineering*, 18, 246-258.
- Love, P. E., & Smith, J. (2003). Benchmarking, benchaction, and benchlearning: Rework mitigation in projects. *Journal of Management in Engineering*, 19(4), 147-159. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0742-597X\(2003\)19:4\(147\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0742-597X(2003)19:4(147)).
- Mahamid, I. (2023). Rework investigation in residential building projects: Cost, factors and effects. *International Review of Applied Sciences and Engineering*, 15(1), 1–15. <https://doi.org/10.1556/1848.2023.00694>.
- Mahamid, I. (2022). Impact of rework on material waste in building construction projects. *International Journal of Construction Management*, 22(8), 1500-1507. <https://doi.org/10.1080/15623599.2020.1728607>.
- Mohammadifar, A., Gholami, H., & Golzari, S. (2023). Novel integrated modelling based on multiplicative long short-term memory (mLSTM) deep learning model and ensemble multi-criteria decision making (MCDM) models for mapping flood risk. *Journal of Environmental Management*, 345, 118838. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118838>.
- Mlybari, E. A., & Elgohary, H. A. (2025). AI-driven value management in construction: A theoretically-grounded framework with empirical validation. *Journal of Umm Al-Qura University for Engineering and Architecture*. <https://doi.org/10.1007/s43995-025-00203-3>.
- Okabe, H. (2024). *Prediction of dam seepage through a machine learning technique and its application* (Technical report). ETH Zurich Research Collection. Retrieved from <https://www.research-collection.ethz.ch>.
- Pedregosa F. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011) 2825-2830.
- Qu, X., Yang, J., & Chang, M. (2019). A deep learning model for concrete dam deformation prediction based on RS-LSTM. *Journal of Sensors*, 4581672. <https://doi.org/10.1155/2019/4581672>.
- Rahimi, E., Teshnizi, E. S., Rastegarnia, A., & Shariati, E. M. (2019). Cement take estimation using neural networks and statistical analysis in Bakhtiari and Karun 4 dam sites, in south west of Iran. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. Advance online publication.
- Rahmati Diranloui, M. Ashrafi Rofchaei, B. Hojjat Panah, S. (2017). Identification and Risk Management of Dam Construction Projects Based on PMBOK Standard (Case Study: Bijar City Dam Project). 7th Annual International Congress on Civil Engineering, Architecture and Urban Development. Tehran. <https://civilica.com/doc/1373611>. (In Persian)
- Rashidi Shikhteymour, S., Borji, M., Bagheri-Gavkosh, M., Azimi, E., & Collins, T. W. (2023). A novel approach for assessing flood risk with machine learning and multi-criteria decision-making methods. *Applied Geography*, 158, 103035. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2023.103035>.
- Saaty, T.L. Vargas, L. St, C. (2022). *The Analytic Hierarchy Process*. Springer.
- Shaffiee Haghshenas, S., Lashieh Neshaei, M. A., Pourkazem, P., & Shaffiee Haghshenas, S. (2016). The risk assessment of dam construction projects using fuzzy TOPSIS (Case study: Alavian earth dam). *Civil Engineering Journal*, 2(4), 147–158. <https://doi.org/10.28991/cej-2016-00000022>.
- Salazar, F., Conde, A., Irazabal, J., & Vicente, D. J. (2021). Anomaly detection in dam behaviour with machine learning classification models. *Water*, 13(17), 2387. <https://doi.org/10.3390/w13172387>.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, 27(3), 379-423.
- Stillwell, W. G. Seaver, D. A. Edwards, W. (1981). A comparison of weight approximation techniques in multiattribute utility decision making. *Organizational behavior and human performance*, 28(1), 62-77.
- Wang, T., Li, Z., Ge, W., Zhang, Y., Jiao, Y., Zhang, H., Sun, H., & van Gelder, P. (2022). Risk assessment methods of cascade reservoir dams: A review and reflection. *Natural Hazards*, 115(2), 1601–1622. <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05609-z>.
- Wei, H., Liu, X., Wang, F., & Ai, X. (2025). An integrated deep learning model for predicting concrete dam deformation with multi-point spatiotemporal correlation. *Measurement*, 256, 118546. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.118546>.
- Ye, G., Jin, Z., Xia, B., & Skitmore, M. (2015). Analyzing causes for reworks in construction projects in China. *Journal of Management in Engineering*, 31(6), Article 04014097. DOI:10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000347.
- Zamarrón-Mieza, I., Yepes, V., & Moreno-Jiménez, J. M. (2017). A systematic review of application of multi-criteria decision analysis for aging-dam management. *Journal of Cleaner Production*, 147, 217–230. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.01.092>.

- Zandian, S. M., Shah Hosseini, V., & Moridi, A. (2014). Identification and evaluation of risks in dam construction projects during the construction phase (Master's thesis). Ministry of Science, Research and Technology, Mehr Alborz Higher Education Institute, Faculty of Engineering. (In Persian)
- Zavadskas, E. and Turskis, Z. (2011) Multiple Criteria Decision Making (MCDM) Methods in Economics: An Overview. *Technological and Economic Development of Economy*, 17, 397-427. <https://doi.org/10.3846/20294913.2011.593291>
- Zeleny, M. (1982). Multiple Criteria Decision Making. *McGraw-Hill, Company*.
- Zeleny, M. (1982) Multiple Criteria Decision Making. McGraw Hill, New York.
- Zoghi, M., Jafari Fesharki, M., & Hamsian Eteghad, M. (2024). Modeling the effect of building information modeling (BIM) in reducing rework in construction projects using structural equations method. *Journal of Engineering and Construction Management*, 8(2), 1–15. (In Persian)

Identifying Factors Affecting Concrete Dams Rework: A Hybrid Approach Based on Multi-Criteria Decision-Making and Machine Learning

ABSTRACT

Rework in large concrete dam projects (LCDP) is a costly and delay-inducing phenomenon, arising from errors, design changes, or execution defects, which severely threatens the quality, productivity, and safety of the structure. This research employs a novel hybrid multi-criteria decision-making (MCDM) and machine learning (ML) approach to identify, weight, and prioritize the factors influencing rework. Data were collected from 26 expert specialists using a two-level questionnaire (10 main criteria and 100 sub-criteria) based on a Likert scale. The MCDM weighting was performed using four methods (Simple Multi-Attribute Rating Technique - SMART, Shannon's Entropy, Criteria Importance Through Inter Criteria Correlation, and Rank Sum) and the geometric mean. This process identified the top three criteria as Design and Technology (weight ≈ 0.31), Geological and Environmental (0.18), and Legal and Contractual (0.12). The top ten sub-criteria included groundwater infiltration, high cost of digital technologies, cybersecurity issues, defects in concrete compaction, and political pressures (with a low weight gap of ≈ 0.0008). Among methods, Partial Least Squares Regression (PLSR) demonstrated the best performance with a test mean squared error of 0.0028 and a test R^2 of 0.9984. Regularized Bayesian regression and Ridge regression models, with $R^2 > 0.997$, ranked next. The predicted importance from the top ML models confirmed that geotechnical factors (e.g. groundwater infiltration: ≈ 3.9), concrete quality (compaction: ≈ 5.6), and digital technologies (high cost: ≈ 3.3) were the most critical, showing complete alignment with the MCDM weights. The integrated hybrid approach increased prediction accuracy to 99.8%, providing a dynamic tool for proactive project management.

Keywords: Rework, Concrete dam, Multi-criteria decision-making, Machine Learning, Likert scale, Entropy.

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Rework is widely recognized as one of the most critical challenges in large-scale construction projects, particularly in complex infrastructure systems such as concrete dams. Rework refers to the need to redo or correct completed construction activities due to errors, omissions, design changes, quality deficiencies, or unexpected environmental conditions. In dam construction projects, rework can lead to significant financial losses, schedule delays, inefficient resource utilization, and even structural safety risks. Given the enormous investments associated with dam projects and their long service life, minimizing rework is essential for ensuring construction efficiency, structural reliability, and long-term sustainability. Concrete dams represent highly complex engineering systems that involve multidisciplinary design, extensive geotechnical investigations, large-scale material placement, and strict quality control processes. The presence of uncertainties related to geological conditions, groundwater flow, material performance, and construction methods further complicates project execution. As a result, even minor deviations in design, planning, or execution may trigger extensive rework activities that affect project performance. Previous studies have examined various causes of rework in construction projects, including design deficiencies, inadequate communication among project stakeholders, poor construction practices, contractual ambiguities, and environmental uncertainties. However, most existing approaches rely heavily on subjective assessments or single analytical techniques, which may not fully capture the complex relationships among the multiple factors influencing rework. Consequently, there is a need for integrated analytical frameworks that combine expert knowledge with advanced computational techniques in order to provide more accurate and reliable decision support. In response to this need, the present study proposes a hybrid analytical framework that integrates multi-criteria decision-making (MCDM) techniques with machine learning (ML) models to systematically identify and prioritize the key factors contributing to rework in concrete dam projects. The main objective of this research is to determine the relative importance of various technical, managerial, environmental, and contractual factors affecting rework and to develop a predictive framework

capable of validating and reinforcing the prioritization results. More specifically, the study aims to: identify the critical criteria and subcriteria associated with rework in concrete dam construction; evaluate and weight these factors using multiple MCDM techniques; analyze the relationships among the identified variables through machine learning models; and ultimately provide a comprehensive and data-driven decision-support tool for project managers, engineers, and policymakers involved in dam construction projects. By integrating expert judgment with advanced data-driven modeling, the research seeks to enhance the accuracy of rework risk assessment and to support more effective preventive management strategies in large-scale hydraulic infrastructure projects.

Materials and Methods

The research methodology employed in this study is based on a hybrid analytical approach combining multi-criteria decision-making techniques and machine learning algorithms. The study relied on expert knowledge obtained from professionals with substantial experience in dam construction and related engineering fields. A total of 26 experts participated in the study, representing various professional backgrounds including structural engineering, geotechnical engineering, project management, quality control, and construction supervision. Their expertise ensured that the collected data reflected diverse perspectives on the causes and implications of rework in concrete dam projects. To systematically capture expert opinions, a structured two-level questionnaire was developed. At the first level, ten main criteria were identified based on a comprehensive review of the literature and consultations with domain experts. These criteria represented the primary categories of factors that may contribute to rework in dam construction projects, including design and technological factors, geological and environmental conditions, legal and contractual aspects, construction quality issues, managerial and organizational factors, and other related domains influencing project performance. At the second level, a total of one hundred detailed subcriteria were defined under the ten main criteria. These subcriteria represented specific factors that may lead to rework during different stages of dam construction. Examples of such factors include groundwater infiltration into the dam foundation, insufficient geological investigations, inadequate drainage design, poor concrete compaction, segregation or voids in concrete placement, design inconsistencies, high costs associated with digital construction technologies, cybersecurity risks in digital systems, political pressures affecting project decisions, and contractual conflicts between stakeholders. Experts evaluated the importance of each subcriterion using a Likert-scale rating system. The collected responses were then converted into quantitative values for further analysis. In order to determine the relative importance of the criteria and subcriteria, four different multi-criteria decision-making methods were employed. These methods included the Simple Multi-Attribute Rating Technique, Shannon entropy weighting, a correlation-based importance assessment method, and the rank centroid technique. Each of these methods provides a different perspective on the weighting process, thereby reducing methodological bias. To obtain a unified set of weights, the results of the four methods were aggregated using the geometric mean. This integration process produced a robust and balanced set of weights representing the relative importance of the criteria and subcriteria influencing rework in concrete dam projects. In the second stage of the analysis, machine learning models were developed to evaluate the predictive capability of the identified factors and to verify the results obtained from the MCDM analysis. A dataset was constructed using the expert evaluation scores as input variables. Twelve different machine learning regression models were trained and evaluated in order to identify the most accurate predictive approach. Among these models, particular attention was given to Partial Least Squares Regression (PLSR), Ridge Regression, and Regularized Bayesian Ridge Regression due to their effectiveness in handling high-dimensional datasets and correlated predictors. The models were trained using appropriate training datasets and subsequently validated using testing datasets to assess their predictive accuracy. Model performance was evaluated using statistical indicators such as mean squared error (MSE) and the coefficient of determination (R^2). In addition to prediction accuracy, the relative importance of variables identified by the machine learning models was analyzed and compared with the weights obtained from the MCDM analysis in order to evaluate the consistency of the results.

Results

The results of the multi-criteria decision-making analysis revealed clear patterns in the relative importance of the factors contributing to rework in concrete dam projects. Among the ten main criteria evaluated in the study, design and technological factors were identified as the most influential category, with an approximate weight of 0.31. This finding highlights the critical role of accurate design documentation, advanced engineering technologies, and effective coordination among design disciplines in preventing construction errors and minimizing rework. The second most significant category was geological and environmental factors, which obtained a weight of approximately 0.18. This result reflects the importance of accurate geological investigations and appropriate management of environmental conditions in dam construction projects. Geological uncertainties, groundwater conditions, and environmental constraints may significantly influence the stability and constructability of dam structures, thereby increasing the likelihood of rework if not properly addressed during the planning and design stages. Legal and contractual factors ranked third among the main criteria, with a weight of approximately 0.12. This finding emphasizes the influence of contract management, regulatory requirements, and legal frameworks on project execution. Issues such as contractual ambiguities, change orders, and disputes between project stakeholders can lead to modifications in construction activities, which often result in rework and additional project costs. At the subcriteria level, several factors emerged as particularly critical contributors to rework. Groundwater infiltration into the dam foundation or structural components was identified as one of the most influential technical factors. Similarly, deficiencies in concrete compaction and placement practices were found to significantly increase the likelihood of rework due to their impact on structural integrity and durability. In addition, technological challenges such as the high costs of implementing digital construction technologies and concerns related to cybersecurity in digital project management systems were identified as emerging factors affecting modern construction environments. The machine learning analysis further reinforced the findings of the MCDM approach. Among the twelve evaluated models, Partial Least Squares Regression demonstrated the highest predictive accuracy, achieving a test mean squared error of approximately 0.0028 and a coefficient of determination of approximately 0.9984. These results indicate an extremely strong predictive relationship between the identified factors and the

occurrence of rework. Ridge Regression and Regularized Bayesian Ridge Regression also demonstrated high levels of predictive performance, with coefficients of determination close to 0.997. The analysis of feature importance within these models revealed strong agreement with the priorities obtained from the MCDM analysis. In particular, geotechnical factors such as groundwater infiltration, construction quality factors such as inadequate concrete compaction, and technological challenges such as high implementation costs of digital systems were consistently identified as the most influential predictors of rework.

The consistency between the results of the MCDM analysis and the machine learning models confirms the reliability of the proposed hybrid framework. By combining expert-based decision analysis with data-driven predictive modeling, the study provides a comprehensive understanding of the complex relationships among the factors influencing rework in concrete dam construction projects.

Conclusion

The findings of this study demonstrate that the integration of multi-criteria decision-making techniques and machine learning models provides a powerful analytical framework for identifying and prioritizing the factors affecting rework in concrete dam projects. The results indicate that design and technological issues, geological and environmental conditions, and legal and contractual factors are the most influential categories contributing to rework in such projects. At a more detailed level, specific factors such as groundwater infiltration, inadequate concrete compaction, technological implementation challenges, and contractual complexities play significant roles in increasing the likelihood of rework during dam construction. These findings highlight the importance of comprehensive geological investigations, rigorous quality control in concrete placement, improved coordination among design and construction teams, and clear contractual frameworks in order to minimize rework risks. The machine learning analysis confirmed the robustness of the prioritization results and demonstrated the high predictive capability of the proposed framework. The superior performance of the Partial Least Squares Regression model indicates that linear regression models with appropriate regularization can effectively capture the relationships among complex engineering variables even when the available dataset is relatively small. Overall, the hybrid MCDM–ML approach developed in this research offers a practical decision-support tool for engineers, project managers, and policymakers involved in dam construction projects. By providing a systematic and data-driven method for evaluating rework risk factors, the framework can help improve project planning, reduce unnecessary construction modifications, and enhance the overall efficiency and sustainability of dam infrastructure development. Future research may expand this framework by incorporating larger datasets from real construction projects, integrating additional machine learning techniques, and exploring the applicability of the proposed approach to other types of large-scale infrastructure projects such as tunnels, bridges, and hydropower facilities. Such developments could further strengthen the ability of decision-makers to manage construction risks and improve project performance in complex engineering environments.