فصلنامه مدیریت راهبردی در سیستم های صنعتی (مدیریت صنعتی سابق)
دانشگاه آزاد اسلامی واحد سنندج
سال نوزدهم/ شماره ۶۹ / پاییز ۱۴۰۳

مقایسه میزان اثرات علل اقتصادی و قانونی/نهادی بر مدت‌زمان کل و دقت مدل‌های پیش‌بینی پروژه‌های ساخت ایران

فرشاد پیمان
دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
محمد خلیل‌زاده (نویسنده مسئول)
دانشیار، گروه مهندسی صنایع، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
Email: khalilzadeh@srbiau.ac.ir
ناصر شهسواری‌پور
استاد، گروه مدیریت صنعتی، دانشگاه ولی عصر (عج)، رفسنجان، ایران
مهدی روانشادنیا
دانشیار، گروه مهندسی عمران، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۱۱ ❋ تاریخ پذیرش ۱۴۰۳/۱۰/۰۲

چکیده

با پیشرفت فناوری‌های دیجیتال به عنوان محور توسعه صنعت ۴/۰، نیاز به توسعه زیرساخت‌های تامین انرژی تجهیزات یک چالش مدیریتی ایجاد نموده است. این چالش در ارتباط با فناوری بلاکچین به عنوان سنگ بنای توسعه فناوری در بخش‌های اقتصادی، صنعتی و سرمایه‌گذاری که نیاز به منابع عظیم تامین انرژی پایدار دارد، دارای اهمیتی دوچندان است. با این وجود، تحقیقات اندکی به بررسی این موضوع از دیدگاه علم تصمیم‌گیری پرداخته و راهکارهای موجود پاسخگوی نیاز مدیران به منظور ارائه استراتژی‌های شفاف و قابل اعتماد نیست. در همین راستا، این پژوهش رویکردی ترکیبی مبتنی بر روش‌های تصمیم‌گیری و بهینه‌سازی ریاضی چند هدفه توسعه داده است که در آن انواع منابع انرژی تجدیدپذیر با هدف توسعه سرمایه-گذاری سبز در ارزهای دیجیتال اولویت‌بندی می‌شوند. بدین منظور، در گام نخست مهمترین معیارهای مدیریت سرمایه‌گذاری و توسعه انرژی‌های تجدیدپذیر به کمک روش سوارا فازی وزن‌دهی شده و در گام بعد، تمامی گزینه‌های موجود شامل انرژی-های تجدیدپذیر خورشیدی، بادی، رویکاوری گرمایی، زیست توده و برقابی و غیره به کمک روش‌های آیداس و ویکور فازی اولویت‌بندی می‌شوند. سپس با توسعه یک مدل بهینه‌سازی چندهدفه مقدار سرمایه‌گذاری در هر گزینه براساس توابع اقتصادی، زیست محیطی و اجتماعی به صورت بهینه تعیین می‌شود. به منظور ارائه تمامی پاسخ‌های پارتویی قابل حصول، روش محدودیت اپسیلون تقویت شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. مطابق با نتایج عددی می‌توان مشاهده نمود که انرژی‌های تجدیدپذیر خورشیدی، بادی، رویکاوری گرمایی، زیست توده و برقابی به عنوان انرژی‌های تجدیدپذیر اولویت‌دار انتخاب شده است. همچنین سهم سرمایه‌گذاری در انرژی خورشیدی دارای بالاترین مقدار و برای انرژی برقابی در پایین مقدار قرار دارد. استفاده از نتایج این پژوهش می‌تواند به عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری در مدیریت سرمایه‌گذاری انرژی‌های تجدیدپذیر در سایر حوزه‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

کلمات کلیدی: برآورد مدت‌زمان کل و تأخیر، پروژه‌های ساخت ایران، علل قانونی/نهادی و اقتصادی خارجی، هوش مصنوعی.

۱- مقدمه

الف) بیان مسئله

طبق ادعای سازمان برنامه و بودجه در سال ۱۳۸۵، ۹۰٪ طرح‌های عمرانی، افزایش زمان (تأخیر[1]) و هزینه داشته‌اند و ۶۰٪ پروژه‌های نیمه‌کاره، نیاز به طی ۱۵ سال داشته‌اند تا به اتمام برسند. گفتنی است که متوسط عمر پروژه‌های عمرانی در ایران، ۹ سال بوده است؛ که فاصله زیادی با متوسط جهانی دارد. طبق آمار سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی در سال ۱۳۸۵ نیز متوسط زمان اتمام پروژه‌های ملی نزدیک به ۲/۲۲ برابر زمان برنامه‌ریزی‌شده پروژه‌ها بوده است (Mahyari, 2007). شایان ذکر است که پس از گذشت ۱۶ سال، متأسفانه پروژه‌های ساخت ایران همچنان با مشکلات فوق‌الذکر رو به رو هستند و به علت تورم[2] سنگین‌تر، اهمیت بسیار بیشتری نیز پیدا کردند.

همراه با پیچیده‌تر و پیشرفته‌تر شدن پروژه‌های عمرانی، شناسایی و ارزیابی انواع گوناگون ریسک‌ها به منظور بکارگیری اقدامات مقابله‌ای مناسب برای پاسخ‌گویی به آنها، امری بسیار مهم است:

۱. مثلاً فیروزی و همکاران (Firouzi et al., 2015) اقدام به رتبه‌بندی[3] ریسک‌های اقتصادی برای پروژه‌های طراحی و تدارکات و اجرا[4] (EPC) با استفاده از تکنیک ترتیب اولویت بر اساس شباهت به راه حل ایده آل فازی[5] (FTOPSIS) کرده‌اند. نتایج نهایی نشان از قرارگیری عوامل (تغییرات افزایشی و نوسانی نرخ ارز[6])، (افزایش تورمی قیمت مصالح) و (افزایش هزینه‌ها نسبت به برنامه) به ترتیب در رتبه‌های اول تا سوم داده‌اند.

۲. همچنین خلیل‌زاده و همکاران (Khalilzadeh et al., 2015) از روش‌های آزمون تصمیم‌گیری و آزمایش ارزیابی[7] فازی (FDEMATEL) و فرآیند تحلیل شبکه فازی[8] (FANP) برای رتبه‌بندی موانع ((درون سازمانی))، ((بخش غیردولتی)) و (فضای کسب و کار) در سر راه پروژه‌های مشارکت دولتی–خصوصی[9] (PPP) استفاده کرده‌اند. نتایج نهایی نشان از برتری اثرگذاری (فضای کسب و کار) با گزینه‌های (تغییر قوانین و مقررات دولتی[10])، (تغییرات نرخ ارز)، (تورم) و (دشواری اخذ مجوزها) بر عدم تحقق اهداف پروژه‌های PPP داده‌اند.

طبق پاراگراف‌های قبلی، برآورد دقیق زمان و اثر بسیار زیاد و مستقیم ریسک‌ها و علل اقتصادی و قانونی/نهادی[11] خارجی[12] (خارج از محدوده پروژه) در پروژه‌های ساخت ایران، بسیار مهم است. تلاش‌ها برای افزایش دقت برآورد مدت‌زمان کل (نهایی) و تأخیر این پروژه‌ها از طریق درنظرگیری عدم قطعیت‌ها[13]، ریسک‌های پیچیده و شرایط بی‌ثباتی موجود در این نوع پروژه‌ها همچنان ادامه دارد.

از طرفی دیگر، روش‌های مدل‌سازی پیش‌بینی گروهی[14]، تکنیک‌هایی بسیار جدید، پرکاربرد و دقیق‌تر از روش‌های مدل‌سازی برآورد منفرد[15] در کلیه موضوعات حوزه مدیریت هستند:

۱. مثلاً صادقی و همکاران (Sadeghi et al., 2023) اقدام به ارائه مدل‌هایی گروهی و منفرد برای تخمین رویگردانی مشتریان مخابرات کردستان نموده‌اند. روش‌های مدل‌سازی بکار رفته و بهینه بدست آمده توسط آنها عبارتند از: ۳ مدل

---

1. Time Overrun (Delay)
2. Inflation
3. Ranking
4. Engineering, Procurement, and Construction (EPC)
5. Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution of Fuzzy (FTOPSIS)
6. Exchange Rate
7. Decision Making Trial and Evaluation Laboratory of Fuzyy (FDEMATEL)
8. Analytic Network Process of Fuzzy (FANP)
9. Public-Private Partnership (PPP)
10. Changing government laws and regulations
11. Legal/Institutional
12. External Causes (Factors)
13. Uncertainty
14. Ensemble
15. Single

رگرسیونی، شبکه‌های عصبی مصنوعی[۱۶] (ANN)، تقویت تطبیقی یا سازگار[۱۷] (AdaBoost) (بهینه با دقت ۱۰۰٪) و جنگل تصادفی[۱۸] (RF) (بهینه با دقت ۱۰۰٪).

شایان ذکر است که بکارگیری روش‌های گروهی هوش مصنوعی[۱۹] (AI) برای تخمین زمان پایان و هزینه نهایی پروژه نیز عملی به‌روز و مهم است.

ب) اهداف اصلی، فرضیه و سؤالات تحقیق

۱. نوآوری و ۲ هدف اصلی این مقاله بر اساس شکاف‌ها و کمبودهای تحقیقات قبلی به ترتیب عبارتند از: مقایسه رتبه‌بندی مؤثرترین و پر ارجاع‌ترین علل قانونی/نهادی و اقتصادی خارجی (خارج از محدوده پروژه) تأثیرگذار بر مدت‌زمان کل پروژه و ایجادکننده تأخیر با استفاده از دو روش مشتمل بر ۱. بررسی تحقیقات مروری و پژوهشی بسیار معتبر یا پر ارجاع قبلی (شروع چاپ آثار با این موضوع از ۲۰۲۰) و ۲. تحلیل حساسیت[۲۰] (SA) انجام‌شده بر اساس نتایج تنها مدل پیش‌بینی گروهی – احتمالاتی یعنی تقویت کاهش شیب طبیعی[۲۱] (NGBoost-2020).

از روش اول (مربوط به هدف اول) به منظور شناسایی و یافتن مقدار تأثیر هر یک از عوامل نهادی/قانونی و اقتصادی خارجی بر مدت‌زمان پایان (کل) و تأخیرات پروژه‌های عمرانی کشورهای در حال توسعه (ایران و کشورهای بسیار مشابه‌اش) و نهایتاً رتبه‌بندی رایج‌ترین (دارای بیشترین فراوانی) و مؤثرترین علل ۲ گروه فوق‌الذکر استفاده می‌شود. از روش دوم (مربوط به هدف دوم) نیز به منظور یافتن اثر عوامل فوق‌الذکر بر دقت پیش‌بینی مدل‌های هوش مصنوعی [بر اساس نتایج تحلیل حساسیت یا SA] استفاده می‌شود. شایان ذکر است که برای بکارگیری روش دوم، کلیه آثار پژوهشی پیش‌بینی مدت‌زمان کل و میزان تأخیر با استفاده از مدل‌های دارای ورودی‌های همزمان مشتمل بر علل (ریسک‌های) نهادی/قانونی و اقتصادی خارجی (و سایر انواع ورودی) جمع‌آوری شده‌اند. پس برای رسیدن به هدف اول، کلیه آثار مروری (بررسی اثر عوامل) و پژوهشی (ارائه مدل‌های برآورد) جمع‌آوری شده‌اند و برای دستیابی به هدف دوم نیز فقط از آثار پژوهشی جمع‌آوری‌شده مربوط به هدف اول استفاده شده است.

مجموعاً فقط ۷ اثر مروری و ۱۵ اثر پژوهشی تا اواخر سال ۲۰۲۴ میلادی یافت شدند. برای رسیدن به هدف دوم، بر اساس قرار گرفتن یا نگرفتن هر عامل در هر یک از ۱۵ مرجع پژوهشی (ورودی‌های مدل این مقاله)، مدلی با استفاده از روش تقویت کاهش شیب طبیعی یا NGBoost-2020 (عدم استفاده تاکنون برای نیل به هدف دوم) برای پیش‌بینی درصد دقت برآورد تأخیر و مدت‌زمان کل (متغیر خروجی واقعی یا هدف[۲۲] مدل این مقاله) توسط هر یک از ۶۵ مدل ارائه‌شده در مراجع پژوهشی ساخته می‌شود. پس از ارائه مدل، تحلیل حساسیتی بر اساس نتایج مجموعه آموزشی[۲۳] و مجموعه آزمایشی[۲۴] به ۲ روش کاهش میانگین میانگین ناخالصی[۲۵] (MDI) و توضیحات افزودنی شاپلی[۲۶] (SHAP) در نرم‌افزار Python 3.8.2 انجام می‌شود.

۲. دو سؤال اصلی این پژوهش عبارتند از: ۱.. تأثیر عوامل اقتصادی اولاً بر مدت‌زمان اتمام و تأخیر پروژه‌های ساخت ایران و سایر کشورهای در حال توسعه و ثانیاً بر دقت مدل‌های برآورد بیشتر است، یا علل قانونی/نهادی؟ ۲.. روش تقویت کاهش شیب طبیعی با چه درصد خطایی قادر به پیش‌بینی درصد دقت تخمین مدت‌زمان کل و تأخیر توسط مدل‌های ارائه‌شده قبلی است؟

---

16 . Artificial Neural Network (ANN)
17 . Adaptive Boosting (AdaBoost)
18 . Random Forest (RF)
19 . Artificial Intelligence (AI)
20. Sensitivity Analysis (SA)
21. Natural Gradient Boosting (NGBoost-2020)
22. Actual Output or Target Variable
23. Training Dataset (Set)
24. Testing Dataset (Set)
25. Mean Decrease in Impurity (MDI)
26. SHapley Additive Explanations (SHAP)

۳. فرضیه اصلی این پژوهش عبارت است از: به نظر می‌رسد که میزان اثر عوامل قانونی/نهادی و اقتصادی خارجی بر مدت‌زمان و تأخیر، بسیار مشابه با میزان تأثیر عوامل مذکور بر دقت پیش‌بینی مدل‌های برآورد تأخیر و مدت‌زمان باشد.

ج) مروری بر ادبیات موضوع و شکاف‌های تحقیقاتی

ج-۱- مطالعات مروری ارزیابی علل اقتصادی و نهادی/قانونی تأخیرات

۱. دوردیف و حسینی (Durdyev & Hosseini, 2020) اقدام به تهیه لیستی جامع از علل تأخیر شناسایی‌شده در پروژه‌های ساخت جهان طی سال‌های ۱۹۸۵ تا ۲۰۱۸ بر اساس تنوع در مکان جغرافیایی و نوع پروژه‌ها نموده‌اند (بیشتر مطالعات از کشورهای در حال توسعه).

۲. سانی انیبیره و همکاران (Sanni-Anibire et al., 2022a)، مروری بر علل بسیار رایج جهانی تأخیر در صنعت ساخت طی ۱۵ سال گذشته بر اساس تنوع در قاره و کشور انجام پروژه و نوع پروژه انجام داده‌اند و برای رتبه‌بندی‌شان از روش شاخص اهمیت نسبی[۲۷] (RII) استفاده نموده‌اند.

۳. سلجوک و همکاران (Selcuk et al., 2022) اقدام به مروری بر ادبیات مربوط به علل بسیار مهم تأخیر پروژه‌های عمرانی در کشورهای در حال توسعه مشهور نموده‌اند.

۴. طارق و گردیزی (Tariq & Gardezi, 2023)، مطالعه‌ای مروری بر روی تأخیرهای پروژه‌های عمرانی جهان انجام داده‌اند. نهایتاً بررسی بر روی ۶۰ مرجع انتخاب‌شده بر اساس تنوع در کشور اجرای پروژه و نوع پروژه انجام شده است. رتبه‌بندی عوامل نیز با روش جنکس[۲۸] انجام گرفته است.

۵. گورگون و همکاران (Gurgun et al., 2024)، تحقیقی مروری بر روی علل تأخیر پروژه‌های ساخت جهان با اهداف شناسایی علل تأخیر، فناوری‌های بکار رفته برای جلوگیری از تأخیر و دلایل عدم جلوگیری از ایجاد تأخیرات با وجود فناوری‌های پیشرفته انجام داده‌اند. بدین منظور آثار علمی چاپ‌شده از سال ۱۹۸۸ تا ۲۰۲۱ میلادی در مشهورترین پایگاه‌های علمی بررسی شده‌اند.

۶. گومز کابررا و همکاران (Gómez-Cabrera et al., 2024)، اقدام به شناسایی علل تأخیر و افزایش هزینه‌های اضافی پروژه‌های عمرانی به طور جامع‌تری در سطح جهانی در طول سال‌های ۱۹۸۸ تا ۲۰۲۲ میلادی و از طریق جستجو در مشهورترین پایگاه‌های علمی دنیا نموده‌اند (به علت تمرکز تعداد بسیار زیادی از مطالعات قبلی صرفاً بر روی منطقه‌ای خاص، نوع خاصی از پروژه‌ها و یا صرفاً بر روی افزایش هزینه یا تأخیر). نهایتاً نتیجه‌گیری کرده‌اند که علل ایجاد افزایش هزینه و تأخیر، بسیار مشابه‌اند و در ۶ گروه تقسیم می‌شوند.

۷. پوروشوتامان و همکاران (Purushothaman et al., 2024) برای اولین بار، اقدام به شناسایی تعاملات بین علل تأخیر در پروژه‌های عمرانی کشورهای متنوعی از جهان کرده‌اند. نهایتاً ۶۵ علت تأخیر شناسایی‌شده در بین سال‌های ۲۰۱۷ تا ۲۰۲۳ میلادی در مقاله مذکور به ۸ دسته، تقسیم و سپس با درنظرگیری ارتباطات متقابلشان رتبه‌بندی شده‌اند. ضمناً نتیجه‌گیری شده است که ۴۴ تا از آنها دارای ارتباطات پیچیده‌ای با همدیگر هستند.

ج-۲- تحقیقات ارائه مدل‌های تخمین مدت‌زمان کل و تأخیر با ورودی‌های نهادی/قانونی و اقتصادی

یک نکته: در مراجع مورد بررسی در این زیربخش، برای هر نوع ریسک شناسایی‌شده طبق ادبیات قبلی به عنوان ورودی، یک سطح یا اثر کلی ریسک[۲۹] (طیف پنج‌گانه خیلی کم تا خیلی زیاد لیکرت[۳۰]) بر اساس نظرسنجی از خبرگان[۳۱] و ذی‌نفعان (با توزیع پرسش‌نامه) و با ضرب فراوانی وقوع یا احتمال[۳۲] ریسک در شدت پیامد[۳۳] آن بر تأخیر تعریف شده است.

---

27. Relative Importance Index (RII)
28. Jenks
29. Risk Level or Overall Impact
30. Likert-Type Scale
31. Experts
32. Occurrence Frequency or Probability or Likelihood
33. Severity of Consequence

۱. گوندیا و همکاران (Gondia et al., 2020) از ۵۱ پروژه ساخت مصر برای ارزیابی کاربرد روش‌های یادگیری ماشین[۳۴] (ML) در تحلیل ریسک تأخیر استفاده کرده‌اند. آنها برآورد را با روش‌های بیزی ساده[۳۵] (NB) (بهینه) و درخت تصمیم[۳۶] (DT) و در قالب یک مسئله کلاسه‌بندی[۳۷] با ورودی‌های[۳۸] شامل ۹ منبع ریسک انجام داده‌اند.

۲. یاسین و همکاران (Yaseen et al., 2020) از ۴۰ پروژه ساخت عراق با انواع گوناگون به منظور آزمایش روشی مبتنی بر بهینه‌سازی پارامترهای تنظیم[۳۹] در تخمین تأخیر بر اساس ۸ منبع ریسک ورودی استفاده کرده‌اند. آنها برای برآورد از یک مدل ترکیبی هوش مصنوعی شامل جنگل تصادفی همراه با الگوریتم ژنتیک[۴۰] (GA) استفاده نموده‌اند. نتایج انتهایی نشان از عملکرد قوی‌تر مدل ترکیبی نسبت به جنگل تصادفی و مدل‌های ۳ مطالعه قبلی (حداقل ۵٪ دقت برآورد بیشتر) داده‌اند.

۳. مدل‌های ارائه‌شده برای مسئله کلاسه‌بندی پیش‌بینی تأخیرات پروژه‌های ساخت نیجریه توسط اگویم و همکاران (Egwim et al., 2021) عبارتند از: یک مدل منفرد درخت تصمیم و ۳ مدل بیز ساده یا NB؛ ۶ مدل گروهی جنگل تصادفی، تقویت تطبیقی یا AdaBoost با مدل (یادگیرنده) پایه[۴۱] درخت رگرسیون و کلاسه‌بندی[۴۲] (CART)، تقویت کاهش شیب[۴۳] (GBoost)، تقویت کاهش شیب اضافی[۴۴] (XGBoost)، اجماع خود راه‌انداز یا بسته‌سازی[۴۵] (Bagging) و درختان اضافی[۴۶] (ET) و نهایتاً یک مدل گروهی ترکیبی انباشتن[۴۷]. مدل انباشتن در ۲ حالت تقسیم نمونه‌ها[۴۸] (الگوها)[۴۹] شامل نگهدارنده[۵۰] و اعتبارسنجی متقابل K قسمت[۵۱] (K-Fold)، کم‌خطاترین مدل بوده است.

۴. سنتیل و همکاران (Senthil et al., 2021) از الگوریتم سینوس کسینوس اصلاح‌شده[۵۲] (MSCA) مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی عمیق[۵۳] (DRNN) مدلی ترکیبی برای پیش‌بینی تأخیر ۱۰۰ پروژه ساخت هند استفاده نموده‌اند. نهایتاً نتایج قیاس مدل ترکیبی با ۴ مدل متداول قبلی نشان از بیشتر بودن حداقل ۵٪ دقت مدل ترکیبی جدید داده‌اند.

۵. آیسا و کیم (Isah & Kim, 2022) اقدام به ارزیابی اثر ۵ دسته ریسک پیچیده بر ۲۰۷ پروژه جاده‌ای کره‌جنوبی با استفاده از شبکه عصبی عمیق[۵۴] (DNN) برای اولین بار کرده‌اند. نتایج قیاس شبکه عصبی عمیق با ۲ مدل رایج قبلی نشان از عملکرد بهتر شبکه عصبی عمیق داده‌اند.

۶. خوان و لیو (Juan & Liou, 2022) از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با قوانین انجمنی یا ارتباطی[۵۵] (AR) (برای محدوده-محدوده‌بندی متغیرها) و دلفی فازی[۵۶] (FD) (برای تحلیل پرسش‌نامه‌های ۱۸ خبره) به منظور ارائه مدلی جامع ترکیبی جهت

---

34. Machine Learning (ML)
35. Naïve Bayes (NB)
36. Decision Tree (DT)
37. Classification
38. Input Variables
39. Optimization of Setting Parameters (Tuning)
40. Genetic Algorithm (GA)
41. Base Model (Learner)
42. Classification and Regression Tree (CART)
43. Gradient Boosting (GBoost)
44. Extreme Gradient Boosting (XGBoost)
45. Bootstrap Aggregating (Bagging)
46. Extra Trees (ET)
47. Stacking
48. Sample
49. Pattern
50. Hold-Out
51. Cross-Validation (K-Fold)
52. Modified Sine Cosine Optimization Algorithm (MSCA)
53. Deep Recurrent Neural Network (DRNN)
54. Deep Neural Network (DNN)
55. Association Rules (AR)
56. Fuzzy Delphi (FD)

تخمین درصد افزایش زمان نهایی نسبت به زمان اولیه پروژه‌های کمتر بررسی‌شده و طولانی مدرسه‌سازی دولتی تایوان استفاده کرده‌اند. دقت پیش‌بینی نهایی شبکه عصبی برای مجموعه آزمایشی، ۸۴/۲۱٪ بدست آمده است.

۷. مقائدی و ویندا‌پو (Moghayedi & Windapo, 2022) اقدام به مدل‌سازی تأثیر تجمعی منابع مختلف عدم قطعیت مثل رویدادهای مخرب (نوآوری) بر زمان کل پروژه‌های بزرگراهی آفریقای جنوبی با استفاده از سیستم استنتاج عصبی–فازی تطبیقی[۵۷] (ANFIS) نموده‌اند. نتایج نهایی نشان از کاهش چشمگیر ۳۶ درصدی خطای تخمین زمان اتمام پروژه‌های بزرگراهی با درنظرگیری عدم قطعیت (۰/۹۳٪ خطا) نسبت به حالت قطعی (۳۶/۹۲٪ خطا) داده‌اند. ضمناً تأثیر رویدادهای مخرب بر زمان، ۴۳/۷۳٪ بدست آمده است.

۸. سانی انیبیره و همکاران (Sanni-Anibire et al., 2022b) از روش‌های یادگیری ماشین منفرد شامل شبکه عصبی مصنوعی (بهینه برای مجموعه آزمایشی)، K نزدیک‌ترین همسایه[۵۸] (KNN) و ماشین بردار پشتیبان[۵۹] (SVM) و روش‌های گروهی رأی‌گیری[۶۰] و انباشتن به منظور ارزیابی اثرات ۵ کلاس ریسک ورودی بر میزان تأخیر پروژه‌های ساختمان‌سازی بلند مرتبه (برای اولین بار) در کشورهای عربی حوزه خلیج فارس استفاده کرده‌اند.

۹. لابل و همکاران (Lauble et al., 2023) از روش گروهی تقویت طبقه‌بندی[۶۱] (CatBoost) با یادگیرنده پایه درخت رگرسیون و کلاسه‌بندی به منظور قیاس با شهود متخصصین برای تخمین مدت‌زمان پروژه‌های دولتی آمریکا در مرحله پیش-طراحی استفاده نموده‌اند. مدل‌سازی با ورودی‌های شامل ۱۰ ویژگی مبتنی بر پروژه (پروژه‌محور، داخلی)، ۴ ویژگی مربوط به تغییرات بودجه و مدت‌زمان، ۶۵ ویژگی اقتصادی و ۲ شاخص جهانی نهادی انجام شده است. مقایسه نتایج نهایی در ۴ حالت نشان از عملکرد خیلی بهتر تقویت طبقه‌بندی از لحاظ دقت و نوسان در برآورد داده‌اند. آن ۴ حالت عبارتند از: با یا بدون ورودی-های مربوط به ویژگی‌های تغییرات پروژه‌ای و با یا بدون ورودی‌های مرتبط با عوامل خارجی (به ترتیب، حالات اول تا چهارم). در بهترین حالت یعنی حالت اول، خطا نسبت به حالت چهارم، بیشتر از نصف شده است. ضمناً در حالت سوم نسبت به حالت دوم، خطا به میزان ۱/۳۶٪ کاهش یافته است. این نتیجه نشان‌دهنده اهمیت بیشتر عوامل خارجی نسبت به عوامل پروژه‌محور نشان-دهنده تغییرات است.

۱۰. شیرازی و طوسی (Shirazi & Toosi, 2023) از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق[۶۲] (DMLP) برای تخمین تأخیر (استفاده برای اولین بار) در پروژه‌های سدسازی ایران به صورت مسئله کلاسه‌بندی و با بکارگیری مهمترین ریسک‌ها در کنار ۲ مشخصه پروژه‌محور (درنظرگیری همزمان، برای اولین بار) شامل مدت‌زمان برنامه‌ریزی‌شده[۶۳] (PD) پروژه و نوع مصالح استفاده نموده‌اند. نتایج نهایی قیاس شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق با مدل‌های پرکاربرد قبلی مثل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه سطحی[۶۴] (SMLP) نشان از برتری مدل جدید داده‌اند (برای کل مجموعه داده پس از استفاده به عنوان مجموعه آزمایشی به روش K(=5) قسمت). ضمناً دقت شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق در ۳ حالت همه ورودی‌ها، عدم بکارگیری ۲ مشخصه پروژه‌محور و عدم بکارگیری جستجوی شبکه به ترتیب برابر با ۹۴/۳۶٪، ۸۳/۷۰٪ و ۸۰/۴۸٪ بدست آمده است. تحلیل حساسیت نیز طبق خروجی‌های جنگل تصادفی و با استفاده از روش امتیازبندی اهمیت ویژگی[۶۵] (FIS) انجام شده است.

۱. کک (Koc, 2023) برای اولین بار از ۱.. روش تحلیل حساسیت یا SA دقیقی تحت عنوان توضیحات افزودنی شاپلی یا SHAP، ۲.. الگوریتم‌های نمونه‌گیری مجدد[۶۶] (مورد استفاده برای جبران تعداد کم پروژه‌های شکست‌خورده در میان کلیه

---

57. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)
58. K-Nearest Neighbors (KNN)
59. Support Vector Machine (SVM)
60. Voting
61. Categorical Boosting (CatBoost)
62. Deep Multilayer Perceptron Neural Network (DMLP)
63. Planned Duration (PD)
64. Shallow Multilayer Perceptron Neural Network (SMLP)
65. Feature Importance Scores (FIS)
66. Resampling

پروژه‌های مدل‌سازی) و ۳.. روش هوش مصنوعی جنگل تصادفی یا RF برای پیش‌بینی وقوع شکست (فسخ) قرارداد پروژه‌های مشارکت دولتی–خصوصی یا PPP اجراشده در بین سال‌های ۱۹۹۰ تا ۲۰۲۱ میلادی در سراسر جهان استفاده نموده‌اند. نتایج نهایی نشان از برتری روش نمونه‌گیری ترکیبی ماشین بردار پشتیبان یا SVM و اقلیت مصنوعی[۶۷] (SMOTE) با دقت یا Precision برابر با ۹۴/۸۰٪ داده‌اند.

۱۲. اگویم (Egwim et al., 2024) اقدام به تخمین وقوع یا عدم وقوع تأخیر در انواع گوناگونی از پروژه‌های ساخت کشورهای مختلف جهان با استفاده از ۹ گروه ریسک تأخیر (به عنوان ورودی‌ها) نموده است. از روش محدوده بین چارکی[۶۸] (IQR) برای حذف داده‌های پرت[۶۹] استفاده شده است. روش‌های مدل‌سازی منفرد یا Single مورد استفاده و دقتشان عبارتند از: درخت تصمیم یا DT (۵۸٪)، رگرسیون لجستیک[۷۰] (LR) (۶۷٪)، K نزدیک‌ترین همسایه یا KNN (۶۳٪)، ماشین بردار پشتیبان یا SVM (۶۳٪)، شبکه عصبی پرسپترون یا MLP (۷۵٪)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی[۷۱] (RBFN) (۷۵٪) و شبکه عصبی کاملاً متصل[۷۲] (FCNN) (۷۹٪). روش‌های گروهی یا Ensemble بکار رفته نیز عبارتند از: جنگل تصادفی یا RF (۶۳٪)، تقویت کاهش شیب یا GBoost (۶۷٪)، تقویت کاهش شیب اضافی یا XGBoost (۶۷٪)، درختان اضافی یا ET (۷۵٪)، تقویت تطبیقی یا سازگار یا AdaBoost (۶۳٪)، بیزی ساده یا NB (۷۱٪) و تقویت کاهش شیب سبک[۷۳] (LGBoost) (۶۷٪). پس مدل بهینه، FCNN بدست آمده است. ضمناً استفاده نویسنده از توضیحات افزودنی شاپلی یا SHAP سبب افزایش تفسیرپذیری و شفافیت توضیحات مربوط به مدل بهینه‌اش شده است.

۱۳. ماوی و همکاران (Mavi et al., 2024) اقدام به پیش‌بینی موفقیت انواع متنوعی از پروژه‌های ساخت متوسط و بزرگ در استرالیا و نیوزلند در مراحل اولیه و قبل از شروع پروژه با استفاده از سیستم استنتاج عصبی–فازی تطبیقی یا ANFIS و اعتبارسنجی متقابل K قسمت یا K-Fold نموده‌اند. ۵ خروجی مدل پیش‌بینی بر خلاف همه مطالعات قبلی شامل میانگین ۱۹ معیار موفقیت (تقسیم‌شده در ۵ گروه) بوده است. ۹ ورودی آن نیز میانگین ۵۳ عامل موفقیت (تقسیم‌شده در ۹ گروه) بوده‌اند. شایان ذکر است که میزان اثرگذاری عوامل بر موفقیت پروژه و میزان موفقیت پروژه در هر معیار خاص توسط ۱۴۲ مدیر پروژه، بر اساس یک پروژه اخیراً پایان‌یافته آنها و در بازه‌ای بین ۰ تا ۱۰۰ تعیین شده است. نهایتاً مدل ANFIS با مدل‌های رایج در این حوزه شامل رگرسیون لجستیک یا LR، درخت تصمیم یا DT، جنگل تصادفی یا RF و ماشین بردار پشتیبان یا SVM مقایسه شده است؛ که مقادیر قدرمطلق میانگین درصد خطا[۷۴] (MAPE) برای مجموعه آزمایشی به ترتیب برابر با ۲/۵۷٪ (بهینه)، ۴/۶۶٪، ۵/۴۰٪، ۳/۸۹٪ و ۳/۴۴٪ بدست آمده‌اند.

۱۴. اوانسریمانگ و ویسایانگ (Ouansrimeang & Wisaeang, 2024) اقدام به مقایسه ۴ الگوریتم یادگیری ماشین بسیار محبوب شامل شبکه عصبی عمیق یا DNN، شبکه عصبی یا ANN، درخت تصمیم یا DT و بیزی ساده یا NB با روش رتبه‌بندی شاخص اهمیت نسبی یا RII (روشی بسیار پرکاربرد برای رتبه‌بندی علل تأخیر پروژه‌های ساخت از طریق اختصاص وزن بر اساس نظرات خبرگان در پرسش‌نامه‌ها) در پیش‌بینی وقوع یا عدم وقوع تأخیر (با هدف شناسایی و رتبه‌بندی علل تأخیر بر اساس وزن اختصاص داده‌شده طبق نظرات خبرگان در پرسش‌نامه‌ها) در پروژه‌های ساخت دولتی کشور در حال توسعه تایلند به طور جامع‌تری نسبت به تحقیقات قبلی نموده‌اند. درصد دقت یا Accuracy هر ۵ روش به ترتیب ۹۰/۷۹٪ (بهینه)، ۹۰/۲۶٪، ۸۵/۲۶٪، ۶۸/۶۸٪ و ۷۷/۷۰٪ بدست آمده است.

---

67. Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)
68. Interquartile Range (IQR)
69. Outlier
70. Logistic Regression (LR)
71. Radial Basis Function Network (RBFN)
72. Fully Connected Neural Network (FCNN)
73. Light Gradient Boosting (LGBoost)
74. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

۱۵. یانگ و همکاران (Yang et al., 2024) اقدام به ارائه اولین مدل با روش گروهی انباشتن یا Stacking (دارای مدل پایه ماشین بردار پشتیبان یا SVM) جهت پیش‌بینی طبقه‌بندی ریسک‌های پروژه‌های پروژه‌های مشارکت دولتی–خصوصی یا PPP تصفیه آب با استفاده از ۲ گروه ریسک‌های اولیه (۱۷ ریسک مشترک با ادبیات قبلی) و ۱۲ ریسک جدید منحصر به هر پـروژه در هر کشور (با شرایط اقتصادی و اجتماعی منحصر بفرد) و هر نوع محیط زیست منحصر بفرد (یـک شـکاف دیگـر ادبیـات قبلـی) نموده‌اند. آنها مدل خود را جهت مقایسه با روش‌های برتر قبلی در این حوزه شامل درخت رگرسیون و کلاسه‌بندی یـا CART، K نزدیک‌ترین همسایه یا KNN، بیزی ساده یا NB، SVM و تجزیه و تحلیل تشخیص خطی[۷۵] (LDA) بر روی پروژه کـل سیستم تصفیه آب شهر جیوجیانگ چین (شروع پروژه از ۲۰۱۸ میلادی) آزمایش کرده‌اند. درصدهای دقت یا Accuracy بدست آمده برای هر مدل به ترتیب فوق عبارتند از: ۹۰/۲۵٪ (بهینه)، ۸۲/۵۱٪، ۸۵/۳۲٪، ۸۷/۷۸٪، ۸۴/۶۷٪ و ۸۴/۶۹٪.

ج–۳– خلاصه و نتایج مهم مرتبط با بررسی کلیه تحقیقات قبلی

خلاصه پیشینه مرتبط با اهداف اصلی این مقاله، در جدول شماره (۱) قابل مشاهده است:

جدول شماره (۱): خلاصه بخش مروری بر ادبیات موضوع کلیه کشورها (بیشتر در حال توسعه)

مرجع (سال چاپ)	تعداد پروژه‌ها یا تعداد مراجع و کشورهای بررسی‌شده	تعداد علل و ریسک-های تأخیر شناسایی-شده	ریسک‌های اقتصادی خارجی و (رتبه)	ریسک‌های قانونی و نهادی خارجی و (رتبه)
(Durdyev & Hosseini, 2020)	۹۷ مرجع (جهان– بیشتر در حال توسعه)	۱۴۹	تورم	کندی صدور مجوزها[۷۶]
(Sanni-Anibire et al., 2022a)	۶۳ مرجع (جهان)	۳۶	نوسانات قیمت‌ها[۷۷] (۱۸)	کندی صدور مجوزها (۲۷) و تغییر قوانین دولتی (۳۳)
(Selcuk et al., 2022)	۷۰ مرجع (۳۳ کشور در حال توسعه)	۳۰	تورم، نوسانات (افزایش) ارز (۲۰)	کندی صدور مجوزها (۲۱)
(Tariq & Gardezi, 2023)	۱۷۲ مرجع (جهان)	۴۳	تورم و نوسانات قیمت‌ها (۱۱)	کندی صدور مجوزها (۱۱)
(Gurgun et al., 2024)	۲۰۸ مقاله (جهان)	۷۹	نوسانات قیمت‌ها	کندی صدور مجوزها و تغییر قوانین دولتی
(Gómez-Cabrera et al., 2024)	۷۳ مرجع (جهان)	۹۳	تورم و نوسانات قیمت‌ها	کندی صدور مجوزها
(Purushothaman et al., 2024)	۴۷ مرجع (جهان)	۶۵	تورم و نوسانات قیمت‌ها	کندی صدور مجوزها (۶) و تغییر قوانین دولتی (۱۴)
(Gondia et al., 2020)	۵۱ پروژه (مصر)	۵۹	نوسانات قیمت‌ها	کندی صدور مجوزها و تغییر قوانین دولتی
(Yaseen et al., 2020)	۴۰ پروژه (عراق)	۳۷	تورم	تغییر قوانین دولتی
(Egwim et al., 2021)	۱۲۰ پرسش‌نامه (نیجریه)	۲۴	تورم (۲) و نوسانات قیمت‌ها (۲۰)	تغییر قوانین دولتی (۸)
(Senthil et al., 2021)	۱۰۰ پروژه (هند)	۱۰ منبع ریسک	تورم و نوسانات قیمت‌ها	کندی صدور مجوزها
(Isah & Kim, 2022)	۲۰۷ پروژه (کره جنوبی)	۱۴	تورم و نوسانات (افزایش) ارز	کندی صدور مجوزها و تغییر قوانین دولتی
(Juan & Liou, 2022)	۶۲ پروژه (تایوان)	۳۶	–	کندی صدور مجوزها (۱۰)
(Moghayedi & Windapo, 2022)	یک مطالعه موردی (آفریقای جنوبی)	۷۶	نوسانات قیمت‌ها و نوسانات نرخ ارز	تغییر قوانین دولتی

[75]. Linear Discriminant Analysis (LDA)
[76]. Delay (Slow) due to Permits (Permissions) and Approvals (Licences) Issues
[77]. Price Fluctuations

(Sanni-Anibire et al., 2022b)	۴۸ پرسش‌نامه (کشورهای عربی حوزه خلیج فارس)	۳۶	نوسانات قیمت‌ها	تغییر قوانین دولتی (جزء ۱۸ ریسک اول) و کندی صدور مجوزها
(Lauble et al., 2023)	۳۶۷ پروژه (آمریکا)	۶۵	شاخص‌های جهانی اقتصاد کلان	تعداد مجوزهای ساختمانی و شاخص‌های جهانی دیگر (نهادی)
(Shirazi & Toosi, 2023)	۵۳ پروژه (ایران)	۶۵	تورم (۶۵)	کندی صدور مجوزها (۷) و تغییر قوانین دولتی (۳۶)
(Koc, 2023)	۱۱۰۵۵ پروژه (۲۱۷ کشور جهان)	۵۱	تورم (۱۱) و نوسانات نرخ ارز (۱۰)	تغییر قوانین دولتی
(Egwim, 2024)	۳۲۴ پرسش‌نامه (جهان)	۵۲	تورم (۳۱) و نوسانات قیمت‌ها (۷)	کندی صدور مجوزها (۱۲) و تغییر قوانین دولتی (۱۴)
(Mavi et al., 2024)	۱۴۲ پرسش‌نامه (استرالیا و نیوزلند)	۵۳	–	تغییر قوانین دولتی (۳)
(Ouansrimeang & Wisaeang, 2024)	۳۸۰ پرسش‌نامه (تایلند)	۲۴	تورم (۱۲)	کندی صدور مجوزها (۱۹)
(Yang et al., 2024)	پروژه کلی PPP تصفیه آب یک شهر (چین)	۲۹	تورم	تغییر قوانین دولتی

در حوزه بررسی‌شده مقاله حاضر بر اساس جدول شماره (۱)، تنها ۲۲ مرجع و آن هم اخیراً (تعداد بسیار کمی مرجع و شروع چاپ از سال ۲۰۲۰) در انتشارات پر ارجاع جهان چاپ شده‌اند (غالباً از کشورهای در حال توسعه خصوصاً قاره‌های آفریقا و آسیا). از این ۲۲ مرجع، ۱۵ مطالعه در مورد ارائه مدل‌های پیش‌بینی و ۷ پژوهش به صورت مروری و تحلیلی هستند. این نتیجه در کنار تأکید مراجع مروری بررسی علل تأخیر (۴ مرجع مروری اول مورد بررسی در این مقاله) بر عدم وجود هیچ‌گونه اتفاق نظری میان پژوهشگران بر سر طبقه‌بندی، تعداد و نوع علل نشان از اهمیت زیاد موضوع می‌دهند.

ج-۴- شکاف‌های تحقیقات قبلی

در بین ۲۲ تحقیق یافت‌شده، دو شکاف عمده وجود دارد: ۱. عدم بررسی آثار مطرح مروری و پژوهشی به منظور شناسایی و رتبه‌بندی رایج‌ترین (دارای بیشترین فراوانی) و مؤثرترین علل اقتصادی خارجی و علل قانونی/نهادی خارجی (همزمان در کنار هم) اثرگذار بر مدت‌زمان کل و تأخیر پروژه‌های عمرانی و ۲. عدم بکارگیری تنها مدل گروهی- احتمالاتی یعنی تقویت کاهش شیب طبیعی یا NGBoost برای تعیین میزان اثر عوامل فوق‌الذکر به طور همزمان.

شایان ذکر است که با توجه به بهینه شدن ۴ روش مبتنی بر تقویت در اکثریت غالب تحقیقات بکارگیری این روش‌ها یعنی در (Egwim et al., 2021) و (Lauble et al., 2023)، روش NGBoost برای برآورد درصد دقت مدل‌های پیشین تخمین تأخیر و مدت‌زمان کل پروژه‌ها بسیار مناسب است. علت انتخاب مدل NGBoost، تنها روش مدل‌سازی دارای دو مزیت همزمان ۱. گروهی یا Ensemble بودن (ارائه نتایج برآورد دقیق‌تر در قیاس با مدل‌های منفرد یا Single به دلیل بکارگیری ترکیبی بهینه از مقادیر خروجی برآوردشده چند مدل منفرد) و ۲. احتمالاتی یا Probabilistic بودن (ارائه نتایج برآورد در بستر احتمالاتی یعنی به صورت میانگین یا Mean توزیع نرمال) است. لذا برای درنظرگیری شرایط نامشخص، همراه با تغییرات زیاد و محیط ناپایدار پروژه‌های عمرانی کشورهای در حال توسعه مثل ایران، بسیار مناسب است.

ضمناً از ۲۲ تحقیق یافت‌شده، فقط مرجع (Shirazi & Toosi, 2023) در مورد تأخیر پروژه‌های ساخت ایران (۵۳ پروژه سدسازی) بوده است؛ که دقت ۹۴/۳۶ درصدی از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق یا DMLP با ورودی‌های

مشتمل بر ۶۵ ریسک خارجی از جمله ریسک‌های قانونی/نهادی و اقتصادی برای برآورد میزان تأخیر بدست آمده است. نکته بسیار مهم در رابطه با شکاف دوم مطالعات قبلی، نیاز به مقایسه این میزان دقت با دقت مدل NGBoost است؛ که بتوان راجع به میزان و ترتیب اثرگذاری ریسک‌های مذکور بر خود تأخیر و مدت‌زمان کل پروژه‌های ساخت ایران در قیاس با جهان و همچنین در قیاس با اثرگذاری‌شان بر دقت مدل‌های برآورد نتیجه‌گیری کرد.

همچنین در مرجع (Shirazi & Toosi, 2023)، ریسک‌های کندی صدور مجوزها، تغییرات قوانین و مقررات دولتی و تورم در بین ۶۵ ریسک ورودی مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق یا DMLP به ترتیب رتبه‌های ۷، ۳۶ و ۶۵ را کسب نموده‌اند. لذا یکی از نتیجه‌گیری‌های بسیار مهم مربوط به شکاف اول مطالعات قبلی عبارت است از: در قیاس بین عوامل اقتصادی با قانونی/نهادی خارجی برای پروژه‌های عمرانی ایران، علل نهادی/قانونی پیشتازند (به ترتیب فوق).

۲- روش‌شناسی پژوهش

الف) بررسی اثر علل نهادی/قانونی و اقتصادی خارجی بر اساس رتبه‌بندی آنها در مطالعات قبلی

به منظور تعیین میزان اثر و اهمیت عوامل اقتصادی و نهادی/قانونی خارجی بر تأخیر و مدت‌زمان کل پروژه‌های ساخت کشورهای جهان (بیشتر در حال توسعه)، ابتدا رایج‌ترین و مؤثرترین عوامل بدست آمده در ۲۲ پژوهش قبلی جمع‌آوری شده‌اند و سپس رتبه آنها از ۱۲ مرجع دارای نتایج رتبه‌بندی، استخراج گردیده است.

بر اساس رتبه‌ها، محاسبه شده است که هر عامل، جزء چند درصد عوامل متداول برتر در هر یک از ۱۲ پژوهش قرار گرفته است. نهایتاً از میانگین درصدهای بدست آمده برای هر عامل، رتبه آن عامل در میان مجموع همه عوامل ذکرشده در ۱۲ تحقیق، محاسبه شده است. درصدهای برتر مربوط به ۲ گروه اقتصادی و نهادی/قانونی خارجی نیز از میانگین درصدهای برتر عوامل مربوط به هر گروه بدست آمده است.

ب) پیش‌بینی درصد دقت مدل‌های قبلی با استفاده از تقویت کاهش شیب طبیعی و تحلیل حساسیت

ب-۱- معرفی روش‌های انتخابی مدل‌سازی، نرمال‌سازی داده‌ها[۷۸] و تحلیل حساسیت

۱. روش گروهی تقویت کاهش شیب طبیعی یا NGBoost (۲۰۲۰)، توسعه‌یافته توسط دوان و همکاران (Duan et al., 2020) و بر اساس اولین روش مجموعه روش‌های مدل‌سازی تقویت یعنی تقویت کاهش شیب یا همان GBoost (۲۰۰۱) است. در این روش، خروجی تخمین‌زده‌شده به صورت ۲ مشخصه اصلی توزیع نرمال یعنی میانگین و انحراف معیار یا Standard Deviation ارائه می‌گردد. برای بهینه‌سازی مدل‌های متوالی مرتبط با NGBoost نیز از روش‌های قوانین امتیاز[۷۹] مثل روش تابع برآورد حداکثر شانس[۸۰] (MLE) استفاده می‌شود. شایان ذکر است که یادگیرنده پایه مدل گروهی NGBoost، همانند بسیاری از مدل‌های تقویت ارائه‌شده در تحقیقات قبلی، مدل ضعیف درخت رگرسیون و کلاسه‌بندی یا CART انتخاب شده است؛ که نمونه‌ها را بر اساس مشابهت محدوده مقادیر ورودی‌ها طبقه‌بندی کرده و سپس درخت‌های تصمیم را ترسیم می‌نماید.

۲. نرمال‌سازی داده‌ها با توجه به مقادیر ۰ و ۱ ورودی‌ها و مقادیر درصدی متغیر خروجی واقعی، لزومی ندارد.

۳. برای تحلیل حساسیت یا SA یعنی تعیین میزان اثر هر یک از ورودی‌ها بر خروجی واقعی مدل NGBoost، از ۲ روش کاهش میانگین ناخالصی یا MDI و توضیحات افزودنی شاپلی یا SHAP (روش‌هایی بسیار پر کاربرد در Python) استفاده می‌گردد. بدین طریق تأثیر و اهمیت هر یک از عوامل اقتصادی و نهادی/قانونی خارجی بر دقت پیش‌بینی مدل‌های هوش مصنوعی قبلی معلوم می‌شود. شایان ذکر است که علت انتخاب SHAP طبق مرجع بسیار معتبر (Koc, 2023) شامل ۲ مورد است: ۱.. عملکرد دقیق‌تر آن به دلیل درنظرگیری اثر متقابل[۸۱] ورودی‌ها بر همدیگر در تعیین میزان اثرگذاری هر یک بر متغیر

---

78. Data Normalization
79. Scoring Rule
80. Maximum Likelihood Estimation Function (MLE)
81. Interrelations

خروجی واقعی (یعنی درنظرگیری اثرات پیچیده‌تری از ورودی‌ها در تحلیل) و ۲.. افزایش تفسیرپذیری[۸۲] و شفافیت[۸۳] مدل‌های جعبه سیاه (مدل‌های فاقد تحلیل اثر).

ب-۲- انتخاب متغیرها و نمونه‌ها و بررسی داده‌های پرت[۸۴]

۱. متغیرهای ورودی مدل NGBoost، استفاده (عدد ۱) یا عدم استفاده (عدد ۰) از متداول‌ترین علل نهادی/قانونی و اقتصادی بکار گرفته‌شده به عنوان ورودی‌های مدل(ها) در ۱۵ اثر پژوهشی پیش‌بینی مدت‌زمان کل و تأخیر پروژه‌های ساخت در نظر گرفته شده‌اند. خروجی واقعی آن نیز درصد دقت برآورد مدل(های) ارائه‌شده در هر یک از ۱۵ اثر پژوهشی در نظر گرفته شده است.

۲. تعداد کل نمونه‌ها (الگوها) برابر با ۶۵ است؛ یعنی مجموعاً ۶۵ مدل در ۱۵ تحقیق یافت‌شده ارائه شده‌اند. کشورهای مورد مطالعه در ۱۵ پژوهش انجام‌شده در بین سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ میلادی، در جدول شماره (۱) مشخص شده‌اند (غالباً در حال توسعه). فقط یک تحقیق با اطلاعات پروژه‌های ایران (سدسازی) انجام شده است. کمترین و بیشترین مقادیر متغیر خروجی واقعی (درصد دقت یا Accuracy یا Precision) نیز به ترتیب برابرند با ۴۳/۵۰٪ و ۹۹/۰۷٪. شایان ذکر است که درصد دقت مدل‌های رگرسیونی از فرمول (MAPE − ۱۰۰) بدست آمده است.

۳. تعداد تکرارها در هر ۱۰٪ فاصله بین مقادیر خروجی واقعی عبارتند از: (۵۰-۴۰٪)=۴، (۶۰-۵۰٪)=۳، (۷۰-۶۰٪)=۱۲، (۸۰-۷۰٪)=۱۷، (۹۰-۸۰٪)=۱۴ و (۱۰۰-۹۰٪)=۱۵. لذا مقادیر درصد دقت متنوع‌اند و داده پرت وجود ندارد.

ب-۳- تقسیم‌بندی الگوها (نمونه‌ها) و معیارهای انتخاب الگوهای آزمایشی

۱. تعداد و درصد نمونه‌های مجموعه‌های آزمایشی و آموزشی به ترتیب برابر با ۱۳ (۲۰٪) و ۵۲ (۸۰٪) انتخاب شده است. ۲. معیارهای انتخاب الگوهای آزمایشی (مدل‌های استفاده‌شده در مطالعات قبلی که برای مجموعه آزمایشی مدل این مقاله انتخاب شده‌اند) نیز عبارتند از: ۱.. تنوع کشورها (از ۴ کشور- همه الگوها از یک کشور نباشند)؛ ۲.. تنوع روش‌های مدل‌سازی (حداقل ۱۰ روش- همه مدل‌ها با یک روش ساخته نشده نباشند)؛ ۳.. انتخاب قطعاً یک مدل از مرجع (Shirazi & Toosi, 2023) در مجموعه آزمایشی برای بررسی دقیق‌تر اثر عوامل و دقت مدل NGBoost برای ایران؛ ۴.. انتخاب تنها مدل مرجع (Juan & Liou, 2022) در مجموعه آزمایشی با هدف عدم وجود مدلی از مرجع مذکور در مجموعه آموزشی جهت سنجش دقیق‌تر قابلیت تعمیم مدل NGBoost)؛ ۵.. انتخاب چندین مدل از مراجع چاپ‌شده در سال ۲۰۲۴ در مجموعه آزمایشی به منظور سنجش قابلیت تعمیم مدل NGBoost برای نمونه‌های جدیدتر و ۶.. تصادفی بهینه یعنی با درنظرگیری ۵ شرط بالا، تغییر مجموعه هر یک از نمونه‌ها تا آخرین حد ممکن تا بهترین نتیجه برای نمونه‌های هر ۲ مجموعه آموزشی و آزمایشی حاصل گردد.

ب-۴- معیارهای ارزیابی عملکرد و محدوده‌بندی‌های کیفی مقادیر آنها

۱. معیارهای ارزیابی دقت و خطای مدل NGBoost عبارتند از: خطای جذر میانگین مربعات[۸۵] (RMSE) [رابطه (۱)]، ضریب همبستگی[۸۶] (R) و ضریب تعیین[۸۷] (R^2) [رابطه (۲)]، خطای قدرمطلق میانگین[۸۸] (MAE) [رابطه (۳)] و قدرمطلق میانگین درصد خطا یا MAPE [رابطه (۴)].

۲. محدوده‌بندی‌هایی برای سنجش دقیق‌تر مدل‌ها در مقاله پر استناد و کاملاً مشابه (Elmousalami, 2020) استفاده شده است. این محدوده‌بندی برای معیار MAPE عبارت است از: زیر ۱۰٪ (عالی یا Excellent)، بین ۱۰٪ تا ۲۰٪ (خوب یا Good)، بیشتر از ۲۰٪ تا ۵۰٪ (قابل قبول یا Acceptable) و بیشتر از ۵۰٪ (بی‌دقت یا Inaccurate).

---

82. Interpretability
83. Transparency
84. Outlier
85. Root Mean Squared Error (RMSE)
86. Coefficient of Correlation (R)
87. Coefficient of Determination (R^2)
88. Mean Absolute Error (MAE)

این محدوده‌بندی برای معیار R^2 نیز ۰/۹ و بیشتر (خیلی خوب یا Very Good)، ۰/۸ تا ۰/۸۹ (خوب یا Good)، ۰/۵۰ تا ۰/۷۹ (رضایت‌بخش یا Satisfactory) و کمتر از ۰/۵۰ (ضعیف یا Poor). این محدوده‌بندی برای معیار R، حداقل ۰/۸۰ (همبستگی زیاد یا High Correlation) و برابر با ۰/۳۰ (همبستگی پایین یا Low Correlation) است.

رابطه (۱)
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_{Ai} - Y_{Pi})^2}{n}}$$

رابطه (۲)
$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(Y_{Ai} - Y_{Aim})(Y_{Pi} - Y_{Pim})]}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^{n}(Y_{Ai} - Y_{Aim})^2\right]\left[\sum_{i=1}^{n}(Y_{Pi} - Y_{Pim})^2\right]}}, R^2 = \sqrt{R}$$

رابطه (۳)
$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n}|Y_{Ai} - Y_{Pi}|}{n}$$

رابطه (۴)
$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|Y_{Ai} - Y_{Pi}|}{Y_{Ai}}$$

که در آنها، Y_{Ai} مقدار خروجی واقعی نمونه iام، Y_{Pi} مقدار تخمینی مدل برای خروجی الگوی iام، Y_{Aim} میانگین ساده مقادیر Y_{Ai}، Y_{Pim} میانگین ساده مقادیر Y_{Pi} و n تعداد نمونه‌های یک مجموعه (آموزشی یا آزمایشی) است.

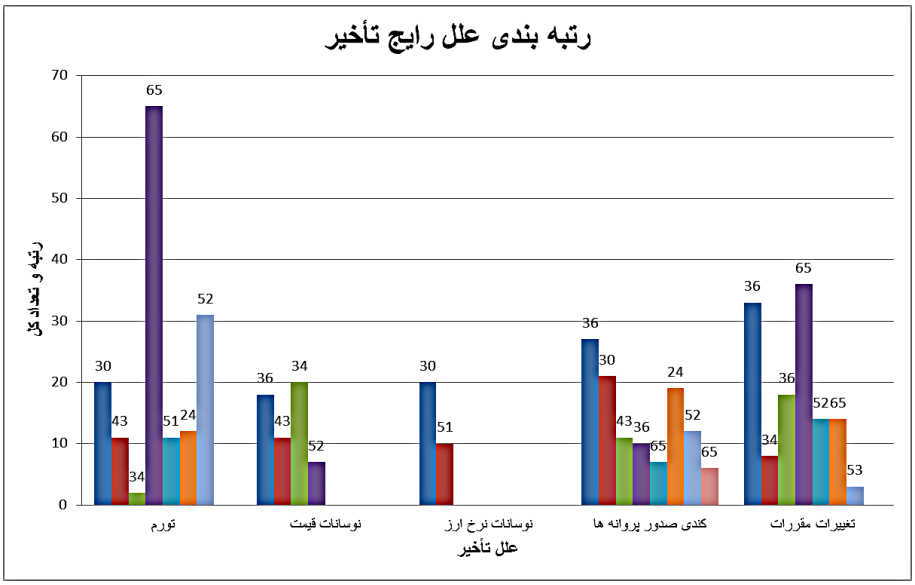
۳- نتایج و بحث

الف) بررسی اثر علل نهادی/قانونی و اقتصادی خارجی با استفاده از رتبه‌بندی آنها در مطالعات قبلی

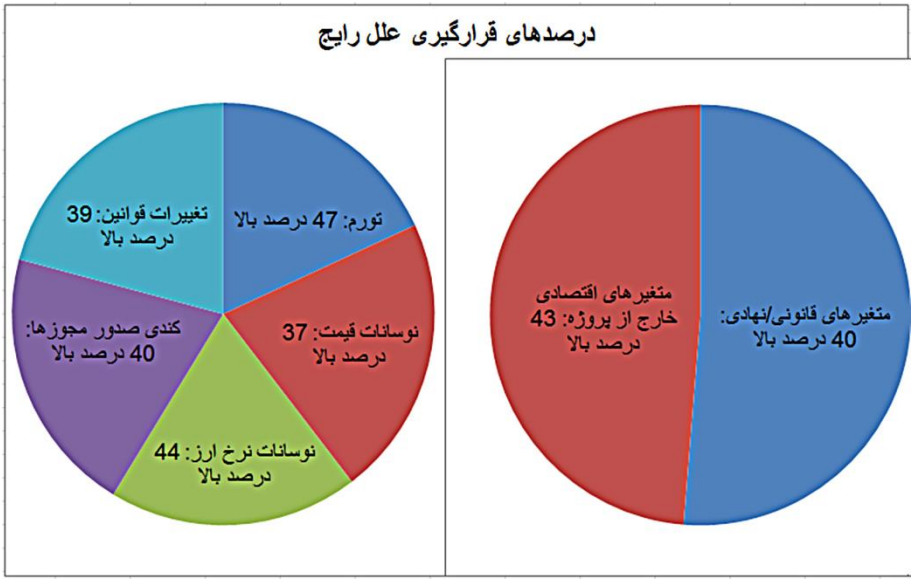
طبق جدول شماره (۱) و نتایج بدست آمده از همه کشورها (بیشتر در حال توسعه)، مهمترین علل اقتصادی خارجی تأخیر شامل ۱. تورم، ۲. نوسانات قیمت‌ها و ۳. نوسانات نرخ ارز هستند. همچنین رایج‌ترین علل قانونی/نهادی خارجی تأخیر شامل ۴. کندی صدور پروانه‌های ساخت و ۵. تغییر مقررات دولتی هستند. شکل شماره (۱)، رتبه‌بندی هر یک از ۵ علت متداول موجود در ۱۲ مطالعه دارای رتبه‌بندی را با هدف مقایسه میزان اهمیت و اثر ۵ علت نشان می‌دهد.

مطابق با شکل شماره (۱) و طبق میانگین رتبه‌های اثرگذاری بدست آمده، درصدهای قرارگیری هر یک از ۵ علت به ترتیب پاراگراف قبلی، جزء رایج‌ترین عوامل برتر (با بیشترین تأثیر) حدوداً عبارتند از: (۶۷، ۲۶، ۶، ۱۰۰، ۲۲، ۵۰ و ۶۰)، (۵۰، ۲۶، ۵۹ و ۱۳)، (۶۷ و ۲۰)، (۷۵، ۷۰، ۲۶، ۲۸، ۱۱، ۷۹، ۲۳ و ۹) و (۹۲، ۲۴، ۵۰، ۵۵، ۲۷، ۲۲ و ۶). پس ۵ علت به ترتیب پاراگراف قبلی و بر اساس میانگین درصدهای فوق‌الذکر، جزء ۴۷٪، ۳۷٪، ۴۴٪، ۴۰٪ و ۳۹٪ اول رایج‌ترین و مؤثرترین علل تأخیرات پروژه‌های عمرانی ایران و کشورهای بسیار مشابه‌اش قرار می‌گیرند [شکل شماره (۲)]. بر این اساس و از محاسبه میانگین درصدهای برتر هر یک از علل مربوط به ۲ گروه عوامل اقتصادی و قانونی/نهادی، آن ۲ گروه به ترتیب جمله فوق، جزء ۴۳٪ و ۴۰٪ علل برتر مؤثر بر تأخیرات قرار می‌گیرند [شکل شماره (۲)].

بر اساس شکل شماره (۲)، تأثیرگذارترین علل بر مدت‌زمان کل و تأخیر پروژه‌های عمرانی جهان (بیشتر در حال توسعه) به ترتیب شامل نوسانات قیمت‌ها، تغییر مقررات، کندی صدور پروانه‌ها، نوسانات نرخ ارز و تورم هستند (نتیجه اول هدف اصلی اول). همچنین تأثیرگذارترین گروه علل شامل نهادی/قانونی در قیاس با گروه علل اقتصادی هستند. پس علل نهادی/قانونی از لحاظ رتبه‌بندی گروهی، ۳٪ تأثیر و اهمیت بیشتری نسبت به عوامل اقتصادی در مورد افزایش تأخیرات پروژه‌های ایران و سایر کشورهای بسیار مشابه‌اش دارند (نتیجه دوم هدف اصلی اول). ضمناً مهمترین ریسک‌های نهادی/قانونی و اقتصادی در مقاله (Shirazi & Toosi, 2023) بر اساس رتبه آنها میان ۶۵ ریسک و در مقایسه با یکدیگر نیز به ترتیب شامل کندی صدور پروانه‌ها، تغییر مقررات و تورم هستند. لذا نتیجه سوم هدف اصلی اول عبارت است از: میزان اهمیت و اثر این ریسک‌ها در ایران، بسیار مشابه با سایر کشورهای جهان (بیشتر در حال توسعه) است.



شکل شماره (۱)– تعداد کل علل و رتبه ۵ علت اقتصادی و نهادی/قانونی رایج ذکرشده در ۱۲ مطالعه دارای رتبه‌بندی



شکل شماره (۲): درصدهای قرارگیری هر علت و دو گروه علل رایج در میان مؤثرترین عوامل تأخیر

ب) پیش‌بینی درصد دقت مدل‌های قبلی با استفاده از تقویت کاهش شیب طبیعی و تحلیل حساسیت

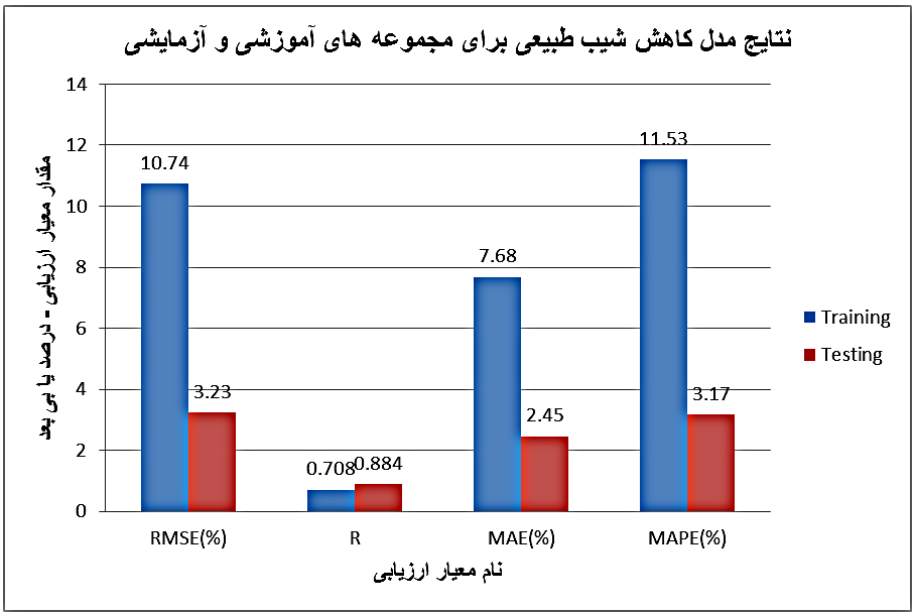
پس از تنظیم فراپارامترها[۸۹] از طریق روش سعی و خطا و اتمام مراحل ساخت و آزمایش مدل NGBoost در نرم‌افزار Python، Python، مقادیر بهینه تنظیمات مشخص گردید. فراپارامترهای اثرگذار و مقادیر بهینه‌شان عبارتند از: random_state = 0، n_estimators = 50، minibatch_frac = 1.0 و learning_rate = 0.1. مقادیر معیارهای ارزیابی نیز در جدول شماره (۲) و شکل شماره (۳) نمایش داده شده است. مقادیر خروجی برآوردشده و قدرمطلق میانگین درصد خطا یا MAPE برای نمونه‌های آزمایشی نیز در جدول شماره (۳) و شکل شماره (۴) نشان داده شده است.

89. Hyperparameters

۱. بر اساس جدول شماره (۲) و شکل شماره (۳) می‌توان نتیجه گرفت که عملکرد آموزش مدل در حد خوب و با همبستگی متوسط است. لذا مدل، بیش از حد[۹۰] بر روی نمونه‌های آموزشی متمرکز نشده است و قابلیت تعمیم آن برای مجموعه آزمایشی در حد عالی و با همبستگی زیاد بدست آمده است.

جدول شماره (۲): نتایج مدل تقویت کاهش شیب طبیعی و درجه‌بندی کیفی نتایج [طبق مقاله (Elmousalami, 2020)]

نام معیار ارزیابی / نام مجموعه	RMSE (%)	R^2	درجه R^2 طبق (Elmousalami, 2020)	R	درجه R طبق (Elmousalami, 2020)	MAE (%)	MAPE (%)	درجه MAPE طبق (Elmousalami, 2020)
آموزشی	۱۰/۷۴	۰/۵۰۱	بین ۰/۵ تا ۰/۷۹؛ رضایت‌بخش	۰/۷۰۸	کمتر از ۰/۸ و بیشتر از ۰/۳؛ همبستگی متوسط	۷/۶۸	۱۱/۵۳	بین ۱۰٪ تا ۲۰٪؛ خوب
آزمایشی	۳/۲۳	۰/۷۸۱	بین ۰/۵ تا ۰/۷۹؛ رضایت‌بخش	۰/۸۸۴	بیشتر از ۰/۸؛ همبستگی زیاد	۲/۴۵	۳/۱۷	کمتر از ۱۰٪؛ عالی



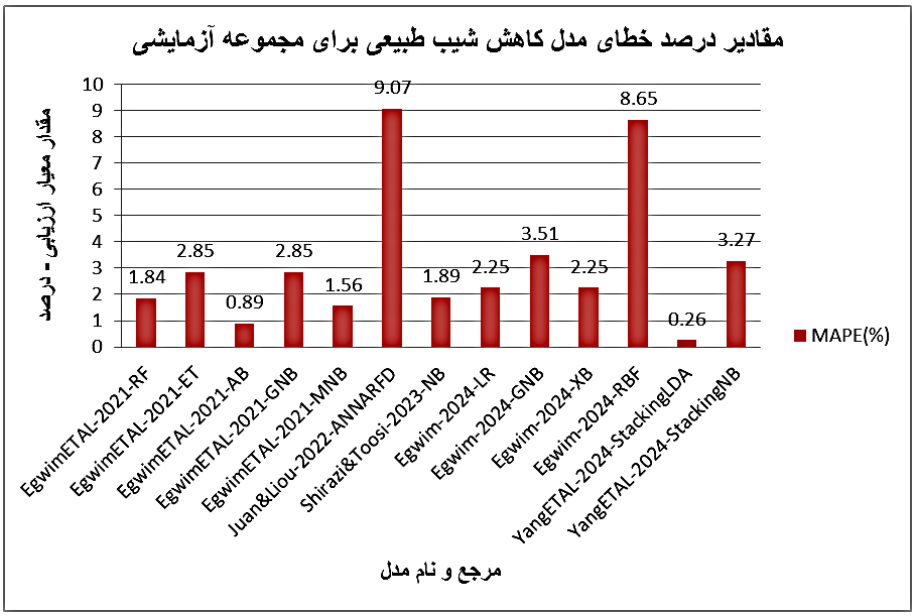
شکل شماره (۳): مقادیر معیارهای ارزیابی دقت مدل تقویت کاهش شیب طبیعی برای مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی

جدول شماره (۳): مقادیر هدف و خروجی برآوردشده مدل تقویت کاهش شیب طبیعی برای مجموعه آزمایشی و درجه‌بندی کیفی MAPE

ورودی‌ها/هدف / نام و مرجع مدل	خروجی واقعی (هدف) (٪)	خروجی برآوردشده مدل (٪)	MAPE (%)	درجه MAPE طبق (Elmousalami, 2020)
جنگل تصادفی یا RF؛ (Egwim et al., 2021)	۷۲/۵۰	۷۳/۸۳	۱/۸۴	کمتر از ۱۰٪؛ عالی
درختان اضافی یا ET؛ (Egwim et al., 2021)	۷۶	۷۳/۸۳	۲/۸۵	عالی
تقویت تطبیقی یا AdaBoost؛ (Egwim et al., 2021)	۷۴/۵۰	۷۳/۸۳	۰/۸۹	عالی
بیزی ساده گوسی[۹۱] (GNB)؛ (Egwim et al., 2021)	۷۶	۷۳/۸۳	۲/۸۵	عالی
بیزی ساده چند جمله‌ای[۹۲] (MNB)؛ (Egwim et al., 2021)	۷۵	۷۳/۸۳	۱/۵۶	عالی
شبکه عصبی–قوانین انجمنی–دلفی فازی یا ANN-AR-FD؛	۸۴/۲۱	۷۶/۵۷	۹/۰۷	عالی

[90]. Overfitting
[91]. Gaussian Naïve Bayes (GNB)
[92]. Multinomial Naïve Bayes (MNB)

(Juan & Liou, 2022)				
بیزی ساده یا NB؛ (Shirazi & Toosi, 2023)	۸۷/۹۴	۸۹/۶۰	۱/۸۹	عالی
رگرسیون لجستیک یا LR؛ (Egwim, 2024)	۶۷	۶۸/۵۱	۲/۲۵	عالی
بیزی ساده گوسی یا GNB؛ (Egwim, 2024)	۷۱	۶۸/۵۱	۳/۵۱	عالی
تقویت کاهش شیب اضافی یا XGBoost؛ (Egwim, 2024)	۶۷	۶۸/۵۱	۲/۲۵	عالی
شبکه عصبی تابع پایه‌ای شعاعی یا RBF؛ (Egwim, 2024)	۷۵	۶۸/۵۱	۸/۶۵	عالی
انباشتن تحلیل تشخیص خطی یا SLDA؛ (Yang et al., 2024)	۸۴/۶۹	۸۴/۹۱	۰/۲۶	عالی
انباشتن بیزی ساده یا SNB؛ (Yang et al., 2024)	۸۷/۷۸	۸۴/۹۱	۳/۲۷	عالی

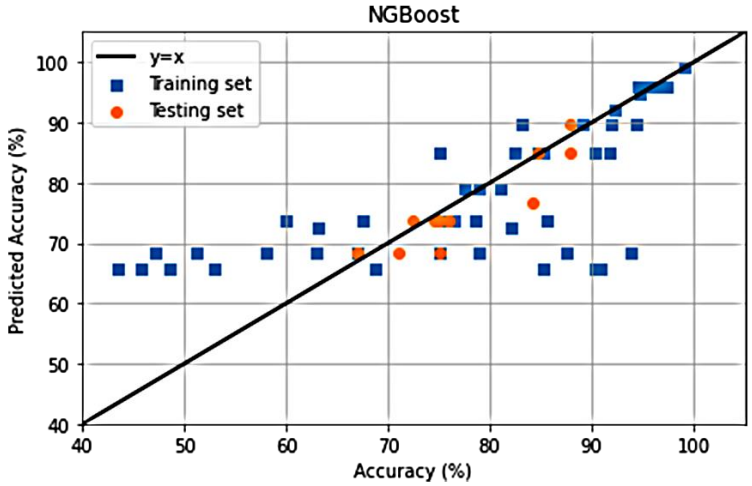


شکل شماره (۴): مقادیر قدرمطلق میانگین درصد خطا یا MAPE مدل تقویت کاهش شیب طبیعی برای مجموعه آزمایشی

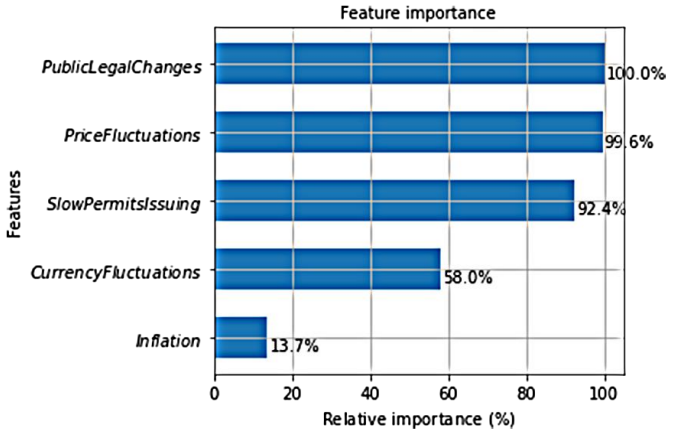
۲. مطابق با جدول شماره (۳) و شکل شماره (۴)، عملکرد و قابلیت تعمیم مدل NGBoost برای همه ۱۳ نمونه آزمایشی در حد عالی یا Excellent است. شایان ذکر است که شروط تنوع تعداد مراجع، سال چاپشان (۲۰۲۱ تا ۲۰۲۴ – بکارگیری حدوداً نیمی از نمونه‌های آزمایشی یعنی ۶ مدل قبلی از سال ۲۰۲۴ به منظور سنجش قابلیت تعمیم مدل NGBoost برای داده‌های جدیدتر)، تعداد کشورها و تعداد روش‌های مدل‌سازی در انتخاب مدل‌های مجموعه آزمایشی رعایت شده است. همچنین شرط قرار دادن مدلی در مجموعه آزمایشی از یک مرجع فاقد مدل در مجموعه آموزشی برای اندازه‌گیری درجه بالاتری از قابلیت تعمیم مدل NGBoost برای داده‌های بدون مورد مشابه در آموزش رعایت شده است. مقدار معیار MAPE برای تنها مدل با شرط فوق [ارائه‌شده در مرجع (Juan & Liou, 2022)] در محدوده عالی یا Excellent بدست آمده است. پس نتایج کاملاً قابل اعتماد و قابلیت تعمیم مدل NGBoost بسیار بالا است.

۳. مقدار معیار درصد خطا یا MAPE برای نمونه آزمایشی مربوط به مرجع (Shirazi & Toosi, 2023) با موضوع برآورد تأخیر پروژه‌های سدسازی ایران، ۱/۸۹٪ (یعنی دقت ۹۸/۱۱٪) بدست آمده است؛ که این مقدار و MAPE کل مجموعه آزمایشی (۳/۱۷٪ یعنی دقت ۹۶/۸۳٪) به دقت ۹۴/۳۶ درصدی مدل بهینه مقاله فوق‌الذکر یعنی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه عمیق یا DMLP، بسیار نزدیک هستند. لذا نتیجه اول هدف دوم شامل وجود اثر بسیار زیاد متداول‌ترین عوامل اقتصادی و نهادی/قانونی خارجی نامبرده هم بر مدت‌زمان کل و تأخیر پروژه‌های ایران و مشترکاً سایر کشورهای جهان (بیشتر در توسعه) و هم بر دقت برآورد مدل‌های قبلاً ارائه‌شده است.

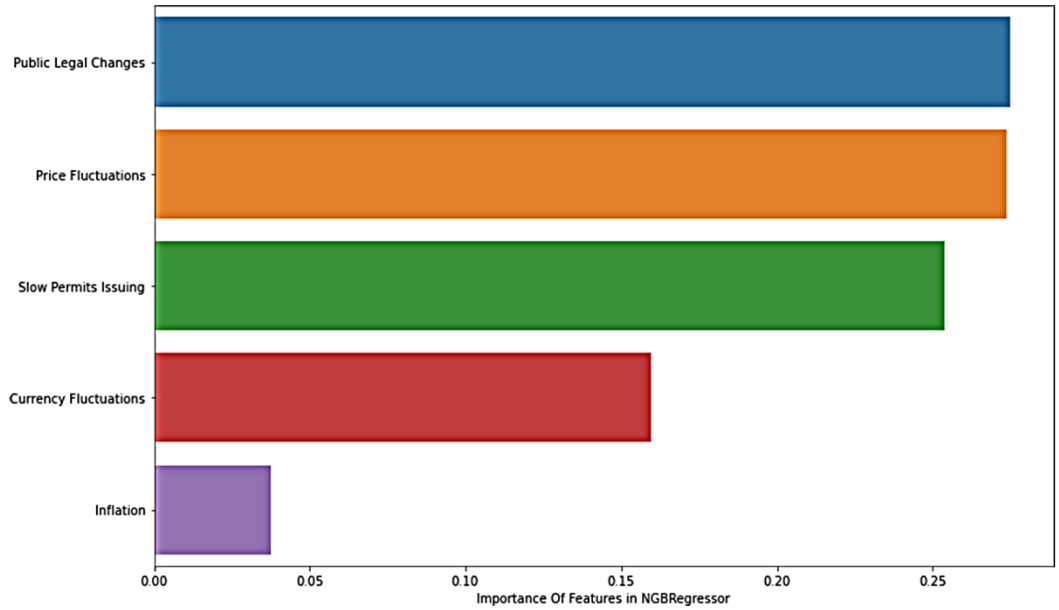
نمودار همبستگی بین مقادیر خروجی واقعی و خروجی برآوردشده مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی در شکل شماره (۵) موجود است. نمودار میله‌ای (مستطیلی) نتایج تحلیل حساسیت به روش کاهش میانگین ناخالصی یا MDI برای ۲ مجموعه آموزشی و آزمایشی و روش توضیحات افزودنی شاپلی یا SHAP برای مجموعه مهمتر آزمایشی (نمودارهای خروجی Python) نیز به ترتیب در شکل شماره (۶)، شکل شماره (۷) و شکل شماره (۸) نشان داده شده‌اند:



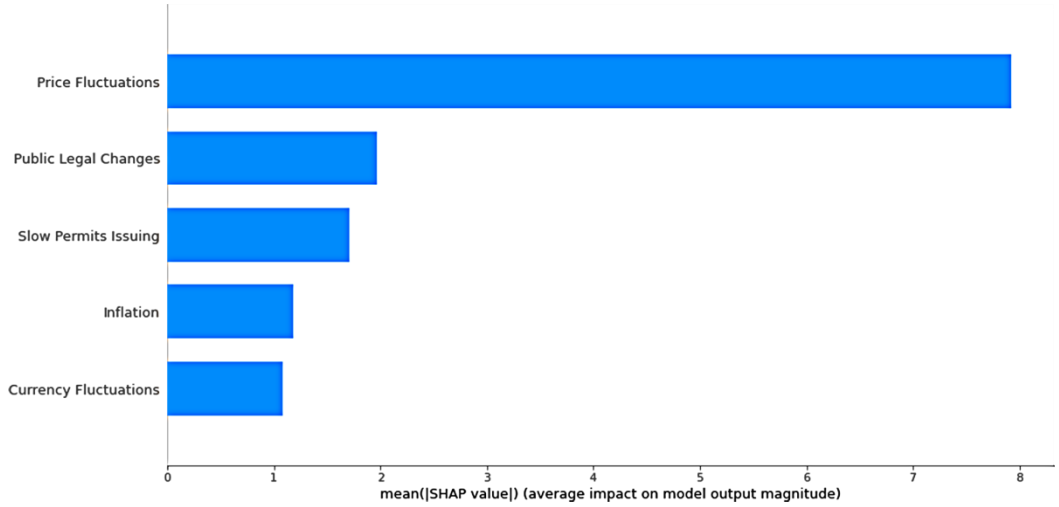
شکل شماره (۵): نمودار همبستگی مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی مدل تقویت کاهش شیب طبیعی (خروجی Python)



شکل شماره (۶): میزان اثر عوامل اقتصادی و قانونی/نهادی بر دقت برآورد مدل‌های مجموعه آموزشی (خروجی روش MDI در Python)



شکل شماره (۷): میزان اثر عوامل اقتصادی و قانونی/نهادی بر دقت برآورد مدل‌های مجموعه آزمایشی (خروجی روش MDI در Python)



شکل شماره (۸): میزان اثر عوامل اقتصادی و قانونی/نهادی بر دقت برآورد مدل‌های مجموعه آزمایشی (خروجی روش SHAP در Python)

طبق شکل شماره (۵)، همبستگی‌های بدست آمده برای مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب در حد متوسط و زیاد هستند. لذا مجدداً نتیجه‌گیری می‌شود که عملکرد مدل در هر دو مجموعه از لحاظ همبستگی کاملاً قابل اعتماد است.

۴. مطابق با نتایج روش تحلیل حساسیت کاهش میانگین ناخالصی یا MDI برای مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی در شکل شماره (۶) و شکل شماره (۷)، مهمترین علل رایج مؤثر بر دقت برآورد مدل‌های پیش‌بینی تأخیر و مدت‌زمان کل به ترتیب شامل ۱..تغییرات قوانین دولتی، ۲.. نوسانات قیمت‌ها، ۳.. کندی صدور مجوزها، ۴.. نوسانات نرخ ارز و ۵.. تورم هستند. شایان ذکر است که یکسان شدن نتایج تحلیل حساسیت مجموعه آموزشی با مجموعه آزمایشی نشان‌دهنده ۱.. تقسیم‌بندی دقیق و صحیح الگوهای آموزشی و آزمایشی، ۲.. عملکرد کاملاً قابل اعتماد مدل تقویت کاهش شیب طبیعی در برآورد و ۳.. نتایج دقیق و بسیار قابل اعتماد تحلیل حساسیت یا SA است. تفاوت نتایج MDI با نتایج روش توضیحات افزودنی شاپلی یا SHAP برای مجموعه مهمتر آزمایشی نیز در جابجایی رتبه‌های ۱ و ۲ و همچنین رتبه‌های ۴ با ۵ است؛ یعنی نتایج بسیار مشابه ۲ روش متفاوت تحلیل حساسیت که این نتیجه بار دیگر، ۳ نشانه فوق‌الذکر را اثبات می‌کند. همچنین تفاوت نتایج MDI و نتایج

SHAP با نتایج بررسی تحقیقات مروری و پژوهشی بسیار معتبر یا پر ارجاع قبلی به ترتیب صرفاً در جابجایی رتبه‌های ۱ و ۲ و نیز رتبه‌های ۴ و ۵ است. لذا نتیجه دوم هدف دوم شامل اثبات قطعی رتبه اثرگذاری بی‌نهایت مشابه هر یک از ۵ عامل نهادی/قانونی و اقتصادی ۱.. هم بر خود تأخیر و مدت‌زمان کل و ۲.. هم بر دقت تخمین مدل‌های قبلی است.

ج) نتیجه‌گیری و پیشنهادات آینده

۱. طبق نتایج روش بررسی تحقیقات مروری و پژوهشی بسیار معتبر یا پر ارجاع قبلی (تحقیقات بررسی‌کننده اثر عوامل اقتصادی و قانونی/نهادی خارجی به طور مشترک و همزمان بر مدت‌زمان کل و تأخیر پروژه‌های ساخت)، مهمترین و رایج‌ترین عوامل شامل ۳ عامل اقتصادی و ۲ علت نهادی/قانونی هستند.

۲. بر اساس نتایج روش فوق، میزان اهمیت و اثر ریسک‌های فوق‌الذکر در ایران، بی‌نهایت مشابه با سایر کشورهای جهان (بیشتر در حال توسعه) است.

۳. همچنین طبق نتایج روش فوق، علل نهادی/قانونی از لحاظ رتبه‌بندی گروهی، ۳٪ تأثیر و اهمیت بیشتری بر مدت‌زمان کل و تأخیر در قیاس با عوامل اقتصادی دارند.

۴. بی‌نهایت مشابهت میان ۱.. نتایج مدل جدید تقویت کاهش شیب طبیعی یا NGBoost-2020، ۲.. نتایج دو روش انتخابی برای تحلیل حساسیت (شامل کاهش میانگین ناخالصی یا MDI و توضیحات افزودنی شاپلی یا SHAP) و ۳.. نتایج روش بررسی تحقیقات مروری و پژوهشی بسیار معتبر یا پر ارجاع قبلی با همدیگر نشان از قابلیت تعمیم بسیار بالای مدل NGBoost و همچنین کاملاً دقیق و قابل اعتماد بودن کل نتایج این مقاله دادند.

۵. رتبه‌بندی ۵ عامل (علت، ریسک) بر اساس برآیند کلیه نتایج روش‌های ذکرشده در نتیجه ۴ عبارت است از: ۱ و ۲.. تغییرات قوانین دولتی و نوسانات قیمت‌ها؛ ۳.. کندی صدور پروانه‌های ساخت؛ ۴ و ۵.. نوسانات نرخ ارز و تورم.

۶. نتایج مدل جدید NGBoost نشان دادند که تعمیم بسیار بالایی برای نمونه‌های جدیدتر (سال ۲۰۲۴) نیز دارد.

۷. ضمناً نشان دادند که قادر است درصد دقت مدل‌های پیش‌بینی مدت‌زمان کل و تأخیر ارائه‌شده در مراجع قبلی را با دقتی برابر با ۹۶/۳۸٪ (در محدوده عالی یا Excellent طبق مرجعی جدید و پر استناد) تخمین بزند.

۸. با توجه به نزدیکی فوق‌العاده زیاد دقت ۹۶/۳۸ درصدی مدل جدید NGBoost به دقت ۹۴/۳۶ درصدی مدلی بهینه در تنها اثر کار شده بر روی پروژه‌های عمرانی ایران (سدسازی)، این نتایج بدست آمد: ۱.. اثر عوامل نامبرده بر خود تأخیر و مدت‌زمان کل پروژه‌های ساخت ایران و مشترکاً سایر کشورهای جهان (بیشتر در حال توسعه)، بسیار زیاد و ترتیب اثرگذاری نیز فوق‌العاده مشابه است (نتیجه قیاس اثرگذاری در ایران با جهان). ۲.. اثر عوامل نامبرده بر دقت برآورد مدل‌های قبلاً ارائه‌شده نیز بسیار زیاد و ترتیب اثرگذاری نیز فوق‌العاده مشابه با اثر بر خود تأخیر و مدت‌زمان کل است.

شکاف‌ها و کمبودهای مطالعات بسیار کم انجام‌شده از سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ و عدم اتفاق نظر پژوهشگران بر سر تعداد و نوع علل تأخیر طبق نتایج روش تحلیل آثار (پیشنهادات کارهای آینده برای بکارگیری همزمان عوامل اقتصادی و نهادی/قانونی خارجی برای برآورد مدت‌زمان کل و تأخیر) عبارتند از: ۱. عدم وجود پژوهش‌های بررسی همزمان اثر شاخص‌های اقتصادی و قانونی سازمان‌ها و نهادهای ملی و عمرانی کشورهای مختلف؛ ۲. نیاز به بکارگیری روش‌های مدل‌سازی گروهی یا Ensemble متنوع‌تر با ورودی‌هایی مشترک از ۲ گروه عوامل مذکور برای تخمین مدت‌زمان کل و تأخیر (به ویژه از مجموعه تقویت یا Boosting که در حوزه مورد بررسی این مقاله، نتایج بسیار خوبی داده‌اند).

٤- منابع

Duan, T., Avati, A., Ding, D. Y., Thai, K. K., Basu, S., Ng, A. & Schuler, A. (2020). NGBoost: Natural gradient boosting for probabilistic prediction. *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning (ICML)*, 13-18 July, Online (Virtual): Proceedings of Machine Learning Research (PMLR), *119*, 2690-2700. Retrieved 11 December, 2024, from https://proceedings.mlr.press/v119/

Durdyev, S. & Hosseini, M. R. (2020). Causes of delays on construction projects: A comprehensive list. *International Journal of Managing Projects in Business*, *13*(1), 20-46.

Egwim, C. N. (2024). Applied artificial intelligence for delay risk prediction of BIM-based construction projects. *Dissertation of Ph.D., United Kingdom, Hertfordshire, University of Hertfordshire*.

Egwim, C. N., Alaka, H., Toriola-Coker, L. O., Balogun, H. & Sunmola, F. (2021). Applied artificial intelligence for predicting construction projects delay. *Machine Learning with Applications*, *6*, 100166.

Elmousalami, H. H. (2020). Artificial intelligence and parametric construction cost estimate modeling: State-of-the-art review. *Journal of Construction Engineering and Management*, *146*(1), 03119008.

Firouzi, F., Esmaeilian, G. & Hezavehi, M. I. (2015). Fuzzy TOPSIS model of economic risk assessment for EPC projects of oil and gas. *Journal of Strategic Management in Industrial Systems*, *10*(32), 55-66. (in persian).

Gómez-Cabrera, A., Gutierrez-Bucheli, L. & Muñoz, S. (2024). Causes of time and cost overruns in construction projects: A scoping review. *International Journal of Construction Management*, *24*(10), 1107-1125.

Gondia, A., Siam, A., El-Dakhakhni, W. & Nassar, A. H. (2020). Machine learning algorithms for construction projects delay risk prediction. *Journal of Construction Engineering and Management*, *146*(1), 04019085.

Gurgun, A. P., Koc, K. & Kunkcu, H. (2024). Exploring the adoption of technology against delays in construction projects. *Engineering, Construction and Architectural Management*, *31*(3), 1222-1253.

Isah, M. A. & Kim, B. S. (2022). Assessment of risk impact on road project using deep neural network. *KSCE Journal of Civil Engineering*, *26*(3), 1014-1023.

Juan, Y. K. & Liou, L. E. (2022). Predicting the schedule and cost performance in public school building projects in Taiwan. *Journal of Civil Engineering and Management*, *28*(1), 51-67.

Khalilzadeh, M., Vasei, M., Seddighizade, D. & Azizian, A. (2015). Identifying the cause-and-effect relationship and ranking the obstacles to achieving the goals of public-private partnership investment projects (Case study: The partnership model of industrial development organizations in Iran). *Journal of Strategic Management in Industrial Systems*, *10*(33), 17-33. (in persian).

Koc, K. (2023). Role of Shapley additive explanations and resampling algorithms for contract failure prediction of public–private partnership projects. *Journal of Management in Engineering*, *39*(5), 04023031.

Lauble, S., Steuer, D. & Haghsheno, S. (2023). A comparative evaluation of decision trees and expert intuition to predict durations in the predesign phase. *The 2023 European Conference on Computing in Construction (2023 EC³) and The 40th International CIB W78 Conference*, 10–12 July, Heraklion, Crete, Greece: Conseil International du Bâtiment (CIB). Retrieved 11 December, 2024, from https://ec-3.org/publications/conferences/EC32023/papers/EC32023_161.pdf

Mahyari, H. (2007). Important cases of contracting claims. *Tadbir Journal*, *185*, 59-62. (in persian).

Mavi, N. K., Brown, K., Fulford, R. & Goh, M. (2024). Forecasting project success in the construction industry using adaptive neuro-fuzzy inference system. *International Journal of Construction Management*, *24*(14), 1550-1568.

Moghayedi, A. & Windapo, A. (2022). Modelling the uncertainty of cost and time in highway projects. *Infrastructure Asset Management, 9*(2), 73-88.

Ouansrimeang, S. & Wisaeang, K. (2024). Analyzing the critical delay factors for construction projects in the public sector using relative importance index and machine learning techniques. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, *8*(8), 6208.

Purushothaman, M. B., San Pedro, L. N. R. & Hoseini, A. G. (2024). Construction projects: Interactions of the causes of delays. *Smart and Sustainable Built Environment*, *ahead-of-print*(ahead-of-print), doi: 10.1108/SASBE-11-2023-0334.

Sadeghi, V., Bahrampour, A. & Hosseini, S. A. (2023). Identifying the influencing factors of customer churn of Kurdistan Telecommunications Company and presenting a model for predicting churn using machine algorithms. *Journal of Strategic Management in Industrial Systems*, *18*(65), 16-33. (in persian).

Sanni-Anibire, M. O., Zin, R. M. & Olatunji, S. O. (2022a). Causes of delay in the global construction industry: A meta analytical review. *International Journal of Construction Management*, *22*(8), 1395-1407.

Sanni-Anibire, M. O., Zin, R. M. & Olatunji, S. O. (2022b). Machine learning model for delay risk assessment in tall building projects. *International Journal of Construction Management*, *22*(11), 2134-2143.

Selcuk, O., Turkoglu, H., Polat, G. & Hajdu, M. (2022). An integrative literature review on the causes of delays in construction projects: Evidence from developing countries. *International Journal of Construction Management*, *List of Latest Articles*, doi: 10.1080/15623599.2022.2135939.

Senthil, J., Muthukannan, M., Urbański, M., Stępień, M. & Kądzielawski, G. (2021). MSCA based deep recurrent neural network for statistics risk management in construction projects. *Acta Montanistica Slovaca*, *26*(3), 481-497.

Shirazi, D. H. & Toosi, H. (2023). Deep multilayer perceptron neural network for the prediction of Iranian dam project delay risks. *Journal of Construction Engineering and Management*, *149*(4), 04023011.

Tariq, J. & Gardezi, S. S. (2023). Study the delays and conflicts for construction projects and their mutual relationship: A review. *Ain Shams Engineering Journal*, *14*(1), 101815.

Yang, R., Feng, J., Tang, J. & Sun, Y. (2024). Risk assessment and classification prediction for water environment treatment PPP projects. *Water Science & Technology*, *89*(5), 1264-1281.

Yaseen, Z. M., Ali, Z. H., Salih, S. Q. & Al-Ansari, N. (2020). Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model. *Sustainability*, *12*(4), 1514.

Comparing Effects of Economic and Legal/Institutional Causes on Total Duration and Forecasting Models Accuracy of Iranian Construction Projects

Farshad Peiman
Ph.D. Student, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
Mohammad Khalilzadeh (Corresponding Author)
Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
Email: khalilzadeh@srbiau.ac.ir
Nasser Shahsavari-Pour
Professor, Department of Industrial Management, Vali-e-Asr University, Rafsanjan, Iran.
Mehdi Ravanshadnia
Associate Professor, Department of Civil Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Abstract
The innovation of this paper lies in its comparison of the most frequently cited external legal/institutional and economic causes affecting the total duration and delays of construction projects. This analysis employs two methods: A review of previous research, focusing on seven studies from 2020. Second, a sensitivity analysis based on the results of an ensemble-probabilistic prediction model: Natural Gradient Boosting (NGBoost-2020). The ensemble approach offers superior estimation accuracy compared to single models, while the probabilistic nature of NGBoost makes it well-suited for managing delays and uncertainties, particularly in light of Iran's recent severe inflationary conditions. The inputs for the NGBoost model include the presence or absence of the most common economic and legal/institutional causes, analyzed across 65 models from previous studies (limited to 15 studies from 2020). The target variable consists of the prediction accuracy percentage from those prior models. The analysis identified several key factors influencing project duration and delays, including: changes in government regulations, price fluctuations, delays in license issuance, exchange rate fluctuations, and inflation. Additionally, the model presented in this paper achieved an accuracy of 96.83% for the testing set, which is closely aligned with the 94.36% accuracy of a previous model concerning the delays in Iran's dam construction projects. This suggests that these factors substantially impact project delays, both in Iran and worldwide, as well as the estimation accuracy of predictive models.

Keywords: Artificial Intelligence, Estimation of Total Duration and Delay, External Legal/Institutional and Economic Causes, Iranian Construction Projects.