Semnan University

Journal of Transportation Infrastructure Engineering

Journal homepage: https://jtie.semnan.ac.ir/?lang=en

ISSN: 2821-0549

*Research Article*

# Providing a Pattern to Improve the Productivity of Earthmoving Machinery in Infrastructure Projects Using Machine Learning Algorithms (Case Study: Gas Pipeline)

**Rojin Mohaghegh[a], Behnod Barmayehvar[b*], Hossein Toosi[c]**

[a] Department of Architectural Technology (Project and Construction Management), Faculty of Achitecture and Urban Planning, Iran Uiversity of Art, Tehran, I. R. Iran.
[b] Associate Professor, Department of Architectural Technology (Project and Construction Management), Faculty of Achitecture and Urban Planning, Iran Uiversity of Art, Tehran, I. R. Iran.
[c]Assistant Professor, Faculty of Achitecture, Uiversity of Tehran, Tehran, I. R. Iran.

**PAPER INFO**

***Paper history:***

Received: 2024-07-17
Revised: 2024-08-26
Accepted: 2024-08-28

***Keywords:***

Productivity of earthmoving machinery;
Machine learning lgorithm;
Energy infrastructure projects;
Gas pipeline construction project.

**ABSTRACT**

The objective of this study is to compare the effectiveness of industrial wastes including cement kiln dust (CKD), fly ash (FA), and ground granulated blast furnace slag (GGBFS) for stabilization of clay soils. To chemically stabilize the soil, optimal amounts of CKD (10%-20%), class C FA (20%-25%) and GGBFS (20%-30%) have been suggested. Considering the soil pH value with different percentages of additives, the amount of each additive was considered the same (20%) for better comparison. Standard compaction and California Bearing Ratio (CBR) tests were conducted on the mixtures. To investigate the microstructural effect of additives, the samples were subjected to scanning electrocleen microscopy (SEM) and X-ray diffraction (XRD) analysis. Results showed that CKD and FA decreased maximum dry density and increased optimum moisture content. Meanwhile, GGBFS decreased optimum moisture content of the samples and increased maximum dry density. The CBR in soil stabilized with CKD, FA, and GGBFS was 21.7, 13.3, and 15.7 times that of pure soil, respectively. According to the results of the SEM and XRD analysis, the increase in strength in the stabilized soil is caused by pozzolanic reactions and creation of cementation products, and as a result, binding of soil particles and stabilizers and filling of the pores. The higher the amount of free lime in the stabilizer, the greater the increase in soil strength. In practical projects, factors such as delay time (the time between the first contact of the additive and water and the final compaction of the mixture) and moisture content that affect the strength parameters should be considered. Also, environmental issues, such as potential of these additives to enter groundwater, are important.

*** Corresponding author.**
**E-mail address:** b.barmayehvar@art.ac.ir

**How to cite this article**: Mohaghegh, R., Barmayehvar, B., & Toosi, H. (2024). Providing a pattern to improve the productivity of earthmoving machinery in infrastructure projects using machine learning algorithms (Case Study: Gas pipeline). *Journal of Transportation Infrastructure Engineering*, *10*(2), 71-96
https://doi.org/10.22075/jtie.2024.34786.1681

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license.( https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

**مجله زیرساخت های حمل و نقل**

وبسایت نشریه: https://jtie.semnan.ac.ir/?lang=en

شاپا: 2821-0549

مقاله پژوهشی

# ارائه الگویی برای بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های زیرساختی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (نمونه موردی: خط لوله گاز)

**روژین محقق[۱]، بهنود برمایه ور[۲*]، حسین طوسی[۳]**

[۱]گروه فناوری‌معماری (مدیریت پروژه و ساخت)، دانشکده معماری و شهرسازی، دانشگاه هنر ایران، تهران، ایران.

[۲]دانشیار،گروه فناوری‌معماری (مدیریت پروژه و ساخت)، دانشکده معماری و شهرسازی، دانشگاه هنر ایران، تهران، ایران.

[۳]استادیار، دانشکده معماری، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

**اطلاعات مقاله**

دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۴/۲۷

بازنگری مقاله:۱۴۰۳/۰۶/۰۵

پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۶/۰۷

واژگان کلیدی:

بهره‌وری ماشین‌آلات عملیات خاکبرداری، الگوریتم یادگیری ماشین، پروژه‌های زیرساختی انرژی، پروژه احداث خط لوله گاز.

**چکیده**

**با توجه به جایگاه برجسته کشور ایران در دنیا از منظر منابع انرژی، مخصوصاً حوزه گازی، اجرای پروژه‌های زیرساختی انرژی، به‌ویژه خط لوله گاز، ضروری می‌نماید. با این وجود، یکی از چالش‌های اساسی در این نوع از پروژه‌ها، موضوع عدم بهره‌وری مناسب منابع (ماشین‌آلات و...) است. از این‌رو، هدف اصلی پژوهش حاضر عبارت است از بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری پروژه‌های احداث خط لوله گاز، با کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین. در این پژوهش، با بهره‌گیری از مطالعات کتابخانه‌ای، اسنادی (گزارش‌های روزانه هفت پروژه خطوط انتقال گاز)، قضاوت خبرگان، روش متن‌کاوی (و نرم‌افزار رپیدماینر)، معیارهای مؤثر بر تعیین بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز، شناسایی و نهایی شدند. به‌طور خلاصه، نتیجه اصلی پژوهش کنونی اشاره دارد که پیش‌بینی حجم خاکبرداری، از طریق الگوریتم پیش‌بینانه (به‌عنوان مبنای بهینه‌سازی بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری) و نیز الگوریتم دسته‌بندی و با استفاده از مدل یادگیری عمیق (به‌عنوان مدل منتخب و دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی حجم خاکبرداری)، قابل اجرا است. در واقع، یافته‌های پژوهش فعلی در راستای پیش‌بینی حجم خاکبرداری، پیش از شروع پروژه و تهیه برنامه زمان‌بندی کلی که در نهایت موجب بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های خط لوله گاز می‌شود، قابل استفاده است.**

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: b.barmayehvar@art.ac.ir

**استناد به این مقاله:** محقق, روژین, برمایه ور, بهنود & ,طوسی, حسین. (۱۴۰۳). ارائه الگویی برای بهبود بهره وری ماشین آلات خاکبرداری در پروژه های زیرساختی با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین (نمونه موردی: خط لوله گاز). مهندسی زیر ساخت های حمل و نقل , ۱۰(۲), ۷۱-۹۶ .
https://doi.org/10.22075/jtie.2024.34786.1681

This is an open access article under the CC-BY 4.0 license.( https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

## ۱. مقدمه

به‌طور کلی، کشور ایران حدود ۱۰ درصد ذخایر نفت (اسرافیلی دیزجی و کیانی هرچگانی، ۲۰۱۱) و همچنین ۱۷/۳ درصد از سهم گاز جهان را در اختیار دارد (وورلدمتر، ۲۰۲٤) و از این جهت می‌توان آن را یک ابرقدرت در حوزه انرژی دانست. امروزه بخش اعظم منابع مالی برای توسعه اقتصادی در ایران، از محل درآمدهای نفتی و گازی می‌باشد. به زعم متخصصین امر، موضوع تأمین مالی و توسعه منابع سرمایه‌گذاری را نمی‌توان برای توسعه پایدار اقتصادی کشور کافی دانست؛ بلکه باید به مدیریت صحیح این منابع نیز توجه نمود که یکی از بخش‌های آن، مدیریت پروژه است (فلاح نژاد، ۲۰۱۳). صنعت نفت و گاز به عنوان یکی از بزرگترین سازمان‌های اقتصادی کشور، دارای دو فعالیت اصلی شامل اجرای پروژه‌ها و امور بهره‌برداری می‌باشد. بنابراین، در بخش فعالیت‌های پروژه‌ای، این صنعت شاهد اجرای تعداد زیادی از طرح‌ها و پروژه‌های بزرگ می‌باشد.

پروژه‌های احداث خط لوله گاز به عنوان یکی از انواع پروژه‌های زیرساختی ذیل صنعت نفت و گاز، از دو بُعد ملی و همچنین بین‌المللی مورد توجه می‌باشند (بابپور، ۲۰۱٦). با این وجود، شواهد و اطلاعات نشان می‌دهد که درصد قابل توجهی از این پروژه‌ها از حیث دستیابی به اهداف دچار نقصان هستند (بیوس و همکاران، ۲۰۱۸). به عبارت دیگر، پروژه‌های صنعت نفت و گاز، نسبت به اهداف خود دارای انحراف هستند، محدودیت‌های مصوب پروژه‌ها، به‌خصوص حدود زمانی و هزینه‌ای، رعایت نمی‌شود و دوباره‌کاری در انجام پروژه‌های مذکور مشاهده می‌شود که مبیّن عدم موفقیت این پروژه‌ها می‌باشند (بابپور، ۲۰۱٦). از میان بسته‌های کاری چرخه حیات پروژه‌های زیرساختی احداث خط لوله گاز، خاکبرداری و مسیرسازی از جمله بحرانی‌ترین فعالیت‌ها در تهیه برنامه زمان‌بندی می‌باشند و مسیر بحرانی معمولاً از خاکبرداری و مسیرسازی عبور می‌کند. دو فاز خاکبرداری و مسیرسازی نسبت به سایر فازها، وابستگی بیشتری به شرایط جوی و ویژگی‌های زمین محل پروژه دارد (دافی، ۲۰۰۹). همچنین، شکست در مذاکرات با مالکین زمین‌ها و مشکلات حین عملیات مسیرسازی و خاکبرداری به عنوان مهمترین عوامل تأخیر در پروژه‌های احداث خط لوله گاز ذکر شده است (سویس و همکاران، ۲۰۱۹). ماشین‌آلات در کنار منابع انسانی، مواد و مصالح و پول، یکی از منابع مهم در پروژه‌ها، به‌ویژه پروژه‌های بزرگ زیر ساختی، محسوب می‌شود. در طول عملیات مسیرسازی، معمولاً ماشین‌آلات به صورت گروهی مشغول به حفاری و آماده‌سازی مسیر هستند و بهره‌وری این ماشین‌آلات تأثیر مستقیمی بر عملکرد پروژه دارد. این بهره‌وری معمولاً به عنوان کار انجام شده در واحد زمان تعریف می‌شود (پرچمی جلال و همکاران، ۲۰۰۹). امروزه در ایران تقریباً رویکرد مدونی برای پیش‌بینی حجم خاکبرداری در پروژه‌های احداث خطوط لوله گاز وجود ندارد و ترکیب ماشین‌آلات به صورت تجربی تعیین می‌شود. اگر ترکیب ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز با توجه به شرایط محیطی تعیین نشود، می‌تواند منجر به کاهش بهره‌وری ماشین‌آلات و هدر رفتن منابع در پروژه شود. برآورد اشتباه حجم خاکبرداری در فاز برنامه‌ریزی پروژه‌های احداث خط لوله گاز منجر به ارائه برنامه زمان‌بندی کلی و تفصیلی اشتباه می‌شود و عدم تخصیص مناسب ماشین‌آلات خاکبرداری با توجه به شرایط محیطی می‌تواند منجر به سرریز زمان و هزینه در فاز اجرا شود

(شهبازبیگی و همکاران، ۲۰۱٤).

در راستای افزایش بهره‌وری و تعیین ترکیب بهینه ماشین‌آلات، پژوهش‌های متعددی صورت گرفته است. از جمله، اویسی اسکویی و روانشادنیا (۲۰۱۲) در پژوهشی به تعیین آرایش بهینه ناوگان ماشین‌آلات عملیات خاکی با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداختند. در این پژوهش، به منظور یافتن آرایش بهینه ماشین‌آلات عملیات خاکی، مدلی بر اساس مدل‌های شبیه‌سازی ارائه شده است که در زمان اندکی امکان دستیابی به پاسخ بهینه را فراهم می‌نماید. نتایج تحقیقات نشان داده است که در الگوریتم ژنتیک توسعه‌یافته‌ای که وظیفه حل بهینه سازی مدل را بر عهده دارد، بدون هیچ محدودیتی قادر است فضای حل مسئله را جستجو نماید. نتایج حاصل از اعتبارسنجی مدل بیانگر کارآمدی مدل پیشنهادی جهت یافتن ناوگان ماشین‌آلات مناسب است. هسیائو و همکاران (۲۰۱۱) از مدل‌های شبیه‌سازی رویداد گسسته برای شبیه‌سازی برنامه اختصاص و اعزام ناوگان کامیون استفاده کرده‌اند. سپس از الگوریتم‌های ژنتیک جهت اختصاص و برنامه‌ریزی بهینه زمانی استفاده شده است. در تحقیق ذکر شده، با استفاده از یک روش نظری، نشان داده شده که الگوریتم ژنتیک می‌تواند راه‌حل‌های نزدیک به بهینه را به‌صورت مؤثر تعیین کند. این مکانیسم پیشنهادی قابل ارائه به شرکت‌های حمل‌ونقل و عملیات خاکی می‌باشد؛ به‌طوری که به‌آسانی می‌توانند از آن استفاده کنند. اشتهاردیان و همکاران (۲۰۱۲) مدل برنامه‌ریزی خطی جهت بهینه‌سازی تعداد ماشین‌آلات با هدف کاهش زمان و هزینه عملیات خاکی در پروژه‌های شهری ارائه کرده است. این مدل به مدیران پروژه کمک می‌کند، تا با توجه به محدودیتهای مالی و زمانی که با آن درگیر هستند بتوانند منابع مورد نظر از طریق بهینه سازی تعداد ماشین‌آلات جهت کمینه کردن زمان و هزینه خاکبرداری در دراز مدت وکوتاه مدت برنامه‌ریزی نموده تا منابع هنگام نیاز در دسترس قرار گیرد. اسکندری و همکاران (۲۰۱٤) بهینه‌سازی و بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات عملیات خاکی را به‌وسیله الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش، تلاش شده است تا با استفاده از الگوریتم ژنتیک چندمنظوره ترکیب‌هایی از ناوگان‌های مختلف برای انتخاب ناوگان ماشین‌آلات عملیات خاکی، شامل ماشین‌آلات حفاری با چند نوع مختلف کامیون، الگویی مناسب ارائه گردد.

پارنت و همکاران (۲۰۱٦) بهینه‌سازی و بهبود عملیات خاکی را با استفاده از محاسبات نرم‌افزاری مورد مطالعه قرار دادند. نتایج نشان داد که روش مورد مطالعه می‌تواند به جای محاسبات و تخصیص دستی مورد استفاده قرار گیرد.

سلیمی و همکاران (۲۰۱٦)، یک مدل مبتنی بر رگرسیون غیرخطی را برای پیش‌بینی بهره‌وری دستگاه حفاری تونل (سنگ‌های سخت) ارائه کردند. آنها از گزارش‌های عملکرد دو دستگاه حفاری تونل در پروژه تونل زاگرس به طول ۱٤/۳ کیلومتر به عنوان پایگاه داده استفاده کرده‌اند. آنها از الگوریتم‌های سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی و رگرسیون بردار پشتیبانی استفاده کردند و مطابق یافته‌های آنها، رگرسیون بردار پشتیبانی از عملکرد بهتری برخوردار است.

رستمی (۲۰۱٦) نیز مروری بر مدل‌های پیش‌بینی بهره‌وری دستگاه حفاری تونل با بهره‌گیری از شبیه‌سازی داشته است. مطابق یافته‌های او، مدل‌هایی که بهره‌وری دستگاه حفاری تونل را در زمین‌های نرم پیش‌بینی می‌کنند، دارای دقت بیشتری نسبت به مدل‌هایی هستند که بهره‌وری این دستگاه را در زمین‌های سخت پیش‌بینی می‌کنند. او معتقد است که تعدد عوامل مؤثر بر بهره‌وری

دستگاه حفاری تونل در زمین‌های سخت باعث شده است که مدل‌های مبتنی بر شبیه‌سازی، دقت مناسبی در پیش‌بینی بهره‌وری این ماشین‌آلات نداشته باشند.

ارمغانی و همکاران (۲۰۱۷) یک مدل هوشمند ترکیبی برای پیش‌بینی نرخ نفوذ دستگاه حفاری تونل در زمین‌های سخت تو سعه دادند. آنها از گزارش‌های یک پروژه تو نل انتقال آب در مالزی به عنوان پایگاه داده استفاده کردند. مدل پیشنهادی آنها حدوداً دارای ۹۱ درصد دقت می‌باشد.

عمران و چن (۲۰۱٦)، با بررسی پژوهش‌هایی در حوزه ساخت که ویژگی م شترک همه آن‌ها ا ستفاده از یکی از تکنیک‌های تحلیل داده بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱٤ بود، متو جه شدند که استفاده از مدل های پیش‌بینی‌کننده بیشترین کاربرد را در موضوع مدیریت ماشین‌آلات داشته‌اند.

در همین راستا، به طور کلی، پژوهش‌های دیگری نیز به این حوزه مو ضوعی تحقیقاتی از زوایای گوناگون و در بافت‌های مختلف پرداخته‌اند (از جمله، سیرکار و همکاران (۲۰۲۱) در صنعت نفت و گاز و کاسم و همکاران (۲۰۲۱) در بستر پروژه‌های زیرساختی).

لذا، پژوهش حاضر تلاش دارد تا با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی‌کننده، رگرسیون و دسته‌بندی به مبحث پیش‌بینی حجم خاکبرداری بپردازد. محتوای این پژوهش دارای دو بخش اساسی است: در بخش اول، یک مدل پیش‌بینانه مبتنی بر یادگیری ماشین برای پیش‌بینی حجم خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز توسعه داده شده و در بخش دوم که مبتنی بر بخش اول می‌باشد، الگویی برای بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات در عملیات خاکبرداری پروژه‌های خط لوله گاز ارائه می‌گردد. برای مدل‌سازی در این پژوهش از نرم‌افزار رپیدماینر[1] استفاده شده است.

### ۱-۱. نوآوری پژوهش

در خصوص شکاف تحقیقاتی این پژوهش، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. اولاً، تخصیص ماشین‌آلات عمرانی در عملیات خاکبرداری پروژه‌های احداث خط لوله گاز بدون توجه به شرایط زمینه‌ای می‌تواند منجر به کاهش بهره‌وری این ماشین‌آلات و سرریز زمان و هزینه شود. با عنایت به اینکه رویکرد مدونی برای بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری وجود ندارد، در این پژوهش، برای پو شش این نقطه ضعف، یک مدل مبتنی بر یادگیری ماشین به منظور پیش‌بینی و بهینه‌سازی بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث لوله گاز ارائه گردیده است. به عبارتی، تاکنون، تقریباً هیچ پژوهش جامعی، به‌ویژه در ایران، در زمینه پیش‌بینی بهره‌وری ماشین‌آلات (حجم خاکبرداری) در پروژه‌های ا حداث خط لو له گاز، با بهره‌گیری از الگوریتم های یادگیری ماشین، انجام نشده است. ثانیاً، پژوهش‌های پی شین در زمینه پیش‌بینی و بهبود بهره‌وری ما شین‌آلات به صورت عمومی به تمامی انواع پروژه‌ها پرداخته‌اند و تقریباً هیچ پژوهشی به صورت تخصصی به پروژه‌های احداث خط لوله گاز نپرداخته است. ثالثاً، در بیشتر پژوهش‌های پیشین از تکنیک‌های شبیه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم کلونی مورچگان برای بهبود بهره‌وری ما شین‌آلات ا ستفاده شده ا ست. لذا، به طور خیلی خلاصه، جنبه‌های نوآورانه این پژوهش به شرح زیر قابل بیان هستند:

-استفاده از تحلیل نرم‌افزاری (رویکرد متن‌کاوی) و ابزار پرسش‌نامه (به صورت نظرسنجی) در کنار استفاده از مطالعات کتابخانه‌ای به منظور شناسایی معیارهای مؤثر در تعیین بهره‌وری اکیپ‌های کاری ماشین‌آلات

[1]- RapidMiner

خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز.

-به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در ایجاد مدل پیش‌بینانه.

-توسعه یک مدل پیش‌بینانه برای پیش‌بینی حجم خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز.

-ارا ئه یک الگوی کاربردی برای بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز.

## ۲. روش پژوهش

### ۲-۱. جمع آوری داده‌ها

در این پژوهش، روش جمع‌آوری داده‌ها، ترکیبی از روش‌های کتابخانه‌ای، میدانی و اسنادی است. در ابتدا از روش کتابخانه‌ای به منظور آشنایی با پژوهش‌های پیشین و همچنین ا ستخراج اطلاعات مورد نیاز ا ستفاده شده است. با توجه به اطلاعات به دست آمده از مطالعات کتابخانه‌ای، فهرستی از معیارهای مؤثر بر بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری تهیه شده است (جدول ۱).

در ادامه، برای اطمینان از داده‌های به دست آمده و شناسایی میزان اهمیت آن‌ها پرسشنامه‌ای به‌صورت نظرسنجی در اختیار ۲٤ نفر از خبرگانی که تخصص، تجربه و سابقه و نیز دانش کافی در زمینه ماشین‌آلات عمرانی عمل یات خاکی و پروژه های خط لو له گاز داشتند، از طریق روش نمونه‌گیری هدفمند و نیز گلوله برفی، قرار گرفت. مشخصات افراد پاسخ دهنده خبره در جدول ۲ نشان داده شده است. در راستای افزایش صحت‌سنجی، روایی یا اعتبار این پرسشنامه‌ی دو گزینه‌ای با ۲۱ سؤال (بلی یا خیر) بر پایه‌ی مطالعات نظام‌مند و دقیق کتابخانه‌ای، مشورت از اساتید این حوزه و نیز خبرگان مشارکت‌کننده قابل تبیین ا ست. همچنین، پایایی یا قابلیت اعتماد و اطمینان این پرسشنامه، نیز با ا ستفاده از روش کودر-ریچارد سون (با شاخص پایایی ۰/۸ یعنی بیش از ۰/۷) قابل تبیین است. با توجه به نظرات خبرگان تعدادی از معیارها به‌عنوان کم‌اهمیت و تعدادی نیز با اهمیت زیاد معرفی شدند.

**جدول ۱. معیارهای مؤثر بر بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری**

| دسته معیار | معیار | منابع |
|---|---|---|
| معیارهای مرتبط با شرایط جوی | وضعیت آب و هوا | (Aadal et al., 2014) (Thomas & Kramer, 2002) (Panas & Pantouvakis ,2010) (Parthasarathy et al., 2017) (Ok & Sinha, 2006) |
| | دما (کمینه و بیشینه) | (Ok & Sinha, 2006) (Rashidi et al., 2014) |
| | درصد رطوبت | (Thomas & Kramer, 2002) |
| معیارهای مرتبط با ویژگی‌های زمین‌شناسی | نوع زمین | (Ok & Sinha, 2006] (Rashidi et al., 2014) (Edwards & Holt, 2000) (Karshenas & Feng, 1992) (Ranjithapriya & Arulselvan, 2020) |
| | جنس زمین (نوع خاک غالب) | (Rashidi et al., 2014) (Edwards & Holt, 2000) (Ranjithapriya & Arulselvan, 2020) |
| | مقاومت شیب | (Thomas & Kramer, 2002) (Edwards & Holt, 2000) |
| معیارهای مرتبط با مشخصات ماشین-آلات | تعداد و نوع ماشین‌آلات | (Parthasarathy et al., 2017) |
| | نو یا کهنه بودن ماشین‌آلات | (Rashidi et al., 2014) |
| | مقاومت غلتشی تایر ماشین‌آلات | (Thomas & Kramer, 2002) (Edwards & Holt, 2000) |
| | قدرت موتور ماشین‌آلات | (Panas & Pantouvakis ,2010) (Ok & Sinha, 2006) (Karshenas & Feng, 1992) |
| | مجموع تعداد در قدرت ماشین‌آلات | (Ok & Sinha, 2006) (Karshenas & Feng, 1992) |
| معیار مرتبط با برنامه‌ریزی | برنامه‌ریزی نادرست کارها | (Parthasarathy et al., 2017) (Dixit et al., 2017) |
| معیارها مرتبط با شرایط کاری و محیطی پروژه | شرایط محل کار از نظر خطرات احتمالی | (Edwards & Holt, 2000) (Dixit et al., 2017) |
| | شرایط محل کار از نظر فضای کافی برای تحرک ماشین‌آلات | (Rashidi et al., 2014) (Edwards & Holt, 2000) |
| | وضعیت دسترسی به سوخت (تعداد تانکر سوخت) | (Aadal et al., 2014) (Parthasarathy et al., 2017) |
| | تعداد اکیپ‌های کاری فعال در سایت | (Rashidi et al., 2014) |
| | ارتفاع از سطح دریا | (Thomas & Kramer, 2002) |
| | اشتراک گذاری ماشین‌آلات بین دو یا چند اکیپ کاری | (Parthasarathy et al., 2017) |

| | | |
|---|---|---|
| | مدت زمان (ساعت) | (Thomas & Kramer, 2002)<br>(Rashidi et al., 2014)<br>(Edwards & Holt, 2000)<br>Amirkhanian & Baker, 1992) |
| | تعداد شیفت کاری | (Thomas & Kramer, 2002)<br>(Rashidi et al., 2014) |
| معیار مرتبط با نیروی انسانی (اپراتورهای ماشین‌آلات) | میزان مهارت اپراتور ماشین‌آلات | (Thomas & Kramer, 2002)<br>(Panas & Pantouvakis ,2010)<br>(Ok & Sinha, 2006)<br>(Rashidi et al., 2014)<br>(Edwards & Holt, 2000)<br>(Ranjithapriya & Arulselvan, 2020)<br>(Dixit et al., 2017)<br>(Amirkhanian & Baker, 1992) |

**جدول ۲. مشخصات پاسخ‌دهندگان (خبرگان پژوهش)**

| تحصیلات | تعداد | درصد فراوانی |
|---|---|---|
| کارشناسی | ۷ | ۲۹,۱ |
| کارشناسی ارشد | ۱۳ | ٥٤,۲ |
| دکتری | ٤ | ١٦,۷ |
| مجموع | ۲٤ | ۱۰۰ |
| **رشته** | **تعداد** | **درصد فراوانی** |
| عمران | ۱۰ | ٤۱,۷ |
| صنایع | ٦ | ۲٥ |
| مدیریت ساخت | ۳ | ۱۲,٥ |
| مدیریت پروژه | ۱ | ٤,۲ |
| مکانیک | ۲ | ۸,۳ |
| مهندسی نفت | ۲ | ۸,۳ |
| مجموع | ۲٤ | ۱۰۰ |
| **سابقه کاری** | **تعداد** | **درصد فراوانی** |
| ٥ سال و کمتر | ٤ | ١٦,۷ |
| بین ٦ تا ۱۰ سال | ۸ | ۳۳,۳ |
| بین ۱۱ تا ۱٥ سال | ٦ | ۲٥ |
| بین ١٦ تا ۲۰ سال | ۳ | ۱۲,٥ |
| بین ۲۱ تا ۲٥ سال | ۱ | ٤,۲ |
| بیش از ۲٥ سال | ۲ | ۸,۳ |
| مجموع | ۲٤ | ۱۰۰ |

### ۲-۲. داده کاوی

در مرحله بعد، به‌منظور اعتباربخشی بیشتر با کمک ابزار متن‌کاوی در نرم‌افزار رپیدماینر (روش TF-IDF[1]، یا فراوانی وزنی کلمه کلیدی) به تحلیل مجدد پژوهش‌های پیشین پرداخته و وزن هر کدام از معیارها تعیین گردید (جدول ۳). در این پژوهش، در راستای صحت‌سنجی و اعتباربخشی، از ظرفیت فرآیند استاندارد فراصنعتی داده‌کاوی یا کریسپ[2] (به عنوان متداول‌ترین روش برای انجام پروژه‌های داده‌کاوی با فازهای درک کسب و کار، شناسایی و درک داده‌ها، آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی و ارزیابی (چپمن و همکاران، ۱۹۹۹) بهره‌گیری شده است. فراوانی وزنی کلمه کلیدی یک آمار عددی است که اهمیت یک کلمه را برای مجموعه‌ای که در آن واقع شده است، نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است TF-IDF از دو قسمت تشکیل شده است: TF که به معنای تعداد تکرار کلمه موردنظر در یک متن می‌باشد و IDF را نیز می‌توان تحت عنوان معکوس تعداد تکرار در کل متون در نظر گرفت. برتری قابل توجه این رویکرد در مقایسه با سایر رویکردهای متن‌کاوی این است که این روش صرفاً میزان تکرار یک کلمه کلیدی یا عبارت را در مدرک نشان نمی‌دهد، بلکه هدف آن نشان دادن اهمیت کلمه کلیدی مورد نظر با استفاده از مقایسه تعداد تکرار کلمه در متن با تکرار آن کلمه در مجموعه‌ای بزرگ‌تر از مستندات (کل اسناد مورد نظر) می‌باشد. با توجه به مطالب فوق، هر چه تکرار کلمه مورد نظر در یک متن بیشتر شده باشد (TF) ولی در متون دیگر کمتر تکرار شود (IDF)، مقدار TF-IDF آن بیشتر می‌شود و این مقدار می‌تواند معیار ارزشمندی جهت تشخیص وزن یک کلمه در مجموعه‌ای از اسناد باشد. در واقع نشان می‌دهد که یک کلمه چقدر می‌تواند دارای اهمیت باشد. به بیان دیگر، در این روش، معیارهایی که وزن آنها کمتر از ۰/۵ باشد در کمتر از نیمی از منابع مورد توجه قرار گرفته‌اند. فرمول دو مقدار مذکور عبارتند از:

TF (تعداد کل کلمات در سند)/(تعداد تکرار کلمه در سند)=

IDF=log (تعداد اسنادی که این عبارت درآن استفاده شده/تعدادکل‌اسناد)

پس از مراحل مذکور، فهرست نهایی معیارهای مؤثر تهیه شد. به این شیوه که معیارهایی که از نظر خبرگان کم‌اهمیت بودند (دما، درصد رطوبت، مقاومت غلتشی تایر ماشین‌آلات، برنامه‌ریزی نادرست کارها، شرایط محل کار از نظر فضای کافی برای تحرک ماشین‌آلات، تعداد اکیپ‌های کاری فعال در سایت، ارتفاع از سطح دریا، اشتراک‌گذاری ماشین‌آلات بین دو یا چند اکیپ کاری) و نیز فراوانی وزنی کلمه کلیدی آنها کمتر از ۰/۵ بود، حذف و بقیه موارد حفظ شدند (جدول ٤). در واقع، با استفاده از سه ابزار مطالعات کتابخانه‌ای، قضاوت خبرگان و روش متن‌کاوی به ۱٦ معیار نهایی و مؤثر دست یافته شد. اما از آنجایی که مدل‌سازی این پژوهش، بر اساس داده‌های واقعی استخراج شده از پروژه‌ها (گزارش روزانه ثبت شده توسط پیمانکاران)، به تعبیری از طریق بهره‌گیری از ظرفیت نمونه‌های موردی، صورت می‌گیرد، در نتیجه معیارهایی که در گزارش‌های پیمانکاران عموماً ثبت نمی‌شوند و دست‌یابی به مقادیر آن‌ها به‌نسبت امکان‌پذیر نیست، در این مدل‌سازی در نظر گرفته نشده‌اند. طبق این محدودیت، از بین ۱٦ معیار به‌دست آمده، دسترسی تنها به داده‌های مرتبط با ۱۲ معیار میسر بود و در نتیجه، معیارهای مقاومت شیب، نو یا کهنه بودن ماشین‌آلات، شرایط کار از منظر خطرات احتمالی و شرایط محل کار از نظر فضای کافی برای تحرک ماشین‌آلات از پایگاه داده حذف شدند.

[1]- Term frequency–Inverse document frequency
[2]- CRISP-DM: Cross-Industry Standard Process for data mining

**جدول ۳. متن‌کاوی معیارهای (مؤثر بر بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری) شناسایی شده در پژوهش‌های پیشین**

| معیارها | TF-IDF نرمال | معیارها | TF-IDF نرمال |
|---|---|---|---|
| وضعیت آب و هوا | ۰,۸ | برنامه‌ریزی نادرست کارها | ۰,۳ |
| دما (کمینه و بیشینه دما) | ۰,۵ | شرایط محل کار از نظر خطرات احتمالی | ۰,۵ |
| درصد رطوبت | ۰,۳ | شرایط محل کار از نظر فضای کافی برای تحرک ماشین‌آلات | ۰,۵ |
| نوع زمین | ۰,۸ | وضعیت دسترسی به سوخت | ۰,٦ |
| جنس زمین | ۰,۸ | تعداد اکیپ‌های کاری فعال در سایت | ۰,٤ |
| مقاومت شیب | ۰,۷ | ارتفاع از سطح دریا | ۰,٦ |
| تعداد و نوع ماشین‌آلات | ۰,۷ | اشتراک‌گذاری ماشین‌آلات بین دو یا چند اکیپ کاری | ۰,۳ |
| نو یا کهنه بودن ماشین‌آلات | ۰,٦ | مدت زمان (ساعت) | ۰,۸ |
| مقاومت غلتشی تایر ماشین‌آلات | ۰,٤ | تعداد شیفت کاری | ۰,۷ |
| قدرت موتور ماشین‌آلات | ۰,٦ | میزان مهارت اپراتورهای ماشین‌آلات | ۰,۹ |
| مجموع تعداد در قدرت ماشین‌آلات | ۰,۷ | | |

برای استفاده از ۱۲ معیار دیگر لازم است تا به بعضی از آن ها متناسب با داده های موجود در گزارش‌های روزانه، نسبتی داده شود؛(نظیر معیار نوع و تعداد ماشین‌آلات) و به بعضی دیگر متغیرهای احتمالی نسبت داده شوند. به‌عنوان مثال، برای معیار وضعیت آب و هوا، مقدار متغیرهای احتمالی آن می‌تواند یکی از این شش حالت باشد: ۱- آفتابی، ۲- نیمه‌ابری، ۳- ابری، ٤- بارانی، ۵- رگبار و ٦- برفی. همچنین، برای نوع زمین می‌تواند یکی از این سه حالت باشد: ۱- هموار (دشتی)، ۲- تپه‌ماهوری و ۳- کوهستانی. به علاوه، برای میانگین سابقه رانندگان ماشین‌آلات می‌تواند یکی از این سه حالت باشد: ۱- کم (صفر تا ۵ سال)، ۲- متوسط (۵ تا ۱۰ سال) و ۳- زیاد (بیش از ۱۰ سال). در ادامه، به تشریح هر یک از معیارها و پاسخ آن‌ها پرداخته می‌شود:

وضعیت آب‌وهوا: این معیار از نوع چندمتغیره (چندکلاسه) است و این سؤال را مطرح می‌کند که وضعیت آب‌وهوای کارگاه چگونه است؟ مقادیر احتمالی این معیار عبارتند از آفتابی، نیمه‌ابری، ابری، بارانی، رگبار و برفی. دما: این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که کمینه و بیشینه دما در یک روز کاری چقدر است؟ نوع زمین: این معیار از نوع چند متغیره (چندکلاسه) است و این سؤال را مطرح می‌کند که زمین کارگاه از چه نوعی است؟ مقادیر احتمالی این معیار عبارتند از کوهستانی، تپه ماهور و دشت. جنس زمین: این معیار بیانگر این است که جنس غالب بر زمین پروژه چیست؛ و به سه گروه تقسیم می‌شود: درصد سنگ، درصد دج و درصد خاک. در نتیجه، این معیار به سه زیر معیار تبدیل می‌شود و برای تشکیل پایگاه داده از آن استفاده می‌شود.

**جدول ٤. معیارهای نهایی مؤثر در تعیین بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز**

| گروه | معیارها و زیرمعیارها | | تشریح | پاسخ ها | نوع متغیر |
|---|---|---|---|---|---|
| شرایط جوی و محیطی | وضعیت آب و هوا | | وضعیت آب‌وهوای کارگاه چگونه است؟ | ۱-آفتابی، ۲-نیمه‌ابری، ۳-ابری، ٤-بارانی، ٥-رگبار، ٦-برفی | Polynomial |
| | کمینه دما | درجه حرارت | کمینه دما در کارگاه چقدر است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | بیشینه دما | | بیشینه دما در کارگاه چقدر است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | ارتفاع از سطح دریا | | ارتفاع کارگاه از سطح دریا چقدر است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| ویژگی‌های زمین شناسی | نوع زمین | | زمین بستر از چه نوعی است؟ | ۱- هموار (دشتی) ۲- تپه ماهوری ۳- کوهستانی | Polynomial |
| | درصد سنگ زمین | جنس زمین | زمین بستر دارای چند درصد سنگ است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | درصد خاک زمین | | زمین بستر دارای چند درصد خاک است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | درصد دج زمین | | زمین بستر دارای چند درصد دج است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| مشخصات ماشین آلات | مدل و تعداد بولدوزر | تعداد و نواع ماشین آلات | چه تعداد بولدوزر و از چه مدلی آماده به کار است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | مجموع تعداد بولدوزر ضربدر قدرت موتور بلدوزر | | مجموع تعداد بولدوزر ضرب در قدرت موتور بلدوزر چقدر است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | مدل و تعداد بیل مکانیکی | | چه تعداد بیل مکانیکی و از چه مدلی آماده به کار است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | مجموع تعداد بیل مکانیکی ضرب در قدرت موتور بیل مکانیکی | | مجموع تعداد بیل مکانیکی ضرب در قدرت موتور بلدوزر چقدر است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | مدل و تعداد لودر | | چه تعداد لودر و از چه | مقدار عددی | Numerical |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | | مدلی آماده به کار است؟ | | |
| | مجموع تعداد لودر ضربدر قدرت موتور لودر | مجموع تعداد لودر ضرب در قدرت موتور بلدوزر چقدر است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | تعداد کامیون | چه تعداد کامیون آماده به کار است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | تعداد تانکر سوخت | چه‌تعداد تانکرسوخت‌آماده‌به‌کاراست؟ | مقدار عددی | Numerical |
| شرایط منابع انسانی | میزان مهارت اپراتورهای ماشین‌آلات | میانگین میزان مهارت اپراتورهای ماشین‌آلات | ۱- صفر تا ۵ سال (کم)<br>۲- ۵ تا ۱۰ سال (متوسط)<br>۳- بیش از ۱۰ سال (زیاد) | Polynomial |
| شرایط کاری و پروژه | تعداد شیفت کاری | چند شیفت‌کاری درکارگاه فعال است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | مدت زمان (ساعت) | روز کاری چند ساعت است؟ | مقدار عددی | Numerical |
| | حجم خاکبرداری | چند متر مکعب خاکبرداری انجام شده است؟ | مقدار عددی | Numerical |

درصد سنگ زمین: این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که زمین بستر دارای چند درصد سنگ است؟ *درصد دج زمین:* این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که زمین بستر دارای چند درصد دج است؟ *درصد خاک زمین:* این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که زمین بستر دارای چند درصد خاک است؟ تعداد و نوع ماشین‌آلات: با توجه به بررسی گزارش‌هایی که از پروژه‌ها در اختیار بود مشخص شد که در آن‌ها معمولاً ترکیبی از بولدوزر، بیل مکانیکی، لودر و کامیون برای عملیات خاکبرداری استفاده شده است و هریک از این ماشین‌آلات با مدل‌های مختلف و با قدرت موتوری متفاوت در هر پروژه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. همچنین، از اهمیت تعداد تانکر سوخت نیز نمی‌توان چشم‌پوشی کرد. در نتیجه، معیار تعداد و نوع ماشین‌آلات به تعدادی زیرمعیار صورت‌بندی شد تا داده‌های آن به طور جداگانه وارد پایگاه داده شود و دقت بیشتری برای مدل حاصل گردد. *مدل و تعداد بولدوزرها:* این معیار از نوع عددی (گسسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد بولدوزر با مدل مشخص در عملیات خاکبرداری شرکت می‌کنند؟ مدل های مورد بررسی عبارتند از D8 کاترپیلار،

D155A کوماتسو، D355-5 کوماتسو و D9 کاترپیلار. *مجموع تعداد در قدرت بولدوزرها:* این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد بولدوزر با قدرت موتور مشخص در عملیات خاکبرداری شرکت می‌کنند؟ مدل‌های بولدوزر اشاره شده در گزارش‌ها، D8 کاترپیلار با قدرت موتور ۳۰۶ اسب بخار، D155A کوماتسو با قدرت موتور ۳۱۴ اسب بخار، D355-5 کوماتسو با قدرت موتور ۴۴۵ اسب بخار و D9 کاترپیلار با قدرت ۴۵۱ اسب بخار هستند. *مدل و تعداد بیل مکانیکی‌ها:* این معیار از نوع عددی (گسسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد بیل مکانیکی با مدل مشخص در عملیات خاکبرداری شرکت می‌کنند؟ مدل‌های مورد بررسی عبارتند از PC200-7 کوماتسو، PC220-7 کوماتسو، 320 کاترپیلار و PC350-7 کوماتسو. *مجموع تعداد در قدرت بیل مکانیکی‌ها:* این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد بیل مکانیکی با قدرت موتور مشخص در عملیات خاکبرداری شرکت می‌کنند؟ مدل‌های بیل مکانیکی اشاره شده در گزارش‌ها، PC200-7 کوماتسو با قدرت موتور ۱۵۰ اسب بخار، PC220-7 کوماتسو با قدرت موتور ۱۶۸اسب بخار، 320 کاترپیلار با قدرت موتور ۱۷۳ اسب بخار و PC350-7 کوماتسو با قدرت ۲۳۲ اسب بخار هستند. *مدل و تعداد بیل لودرها:* این معیار از نوع عددی (گسسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد لودر با مدل مشخص در عملیات خاکبرداری شرکت می‌کنند؟ مدل‌های مورد بررسی لودر عبارتند از ۹۳۰ کاترپیلار و WA-750-A کوماتسو. *مجموع تعداد در قدرت لودرها:* این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد لودر با قدرت موتور مشخص در عملیات خاکبرداری شرکت می‌کنند؟ مدل‌های لودر اشاره شده در گزارش‌ها، ۹۳۰ کاترپیلار با قدرت موتور ۱۶۰ اسب بخار و WA-750-A کوماتسو با قدرت موتور ۴۴۹ اسب بخار. *تعداد کامیون:* این معیار از نوع عددی (گسسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چه تعداد کامیون در حالت آماده به کار در سایت قرار دارد؟ *تعداد تانکر سوخت:* این معیار از نوع عددی (گسسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چند تعداد تانکرسوخت در حالت آماده به کار در سایت قرار دارد؟ ارتفاع از سطح دریا: این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که ارتفاع کارگاه نسبت به سطح دریا چقدر است؟ مدت زمان (ساعت): این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که عملیات خاکبرداری روزانه در طول چند ساعت انجام می‌شود؟ تعداد شیفت کاری: این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که عملیات خاکبرداری در چند شیفت انجام می‌شود؟ میانگین میزان مهارت رانندگان: این معیار از نوع چندمتغیره (چندکلاسه) است و این سؤال را مطرح می‌کند که میانگین میزان مهارت اپراتورهای ماشین‌آلات به چه گونه است؟ متغیرهای احتمالی برای این معیار عبارتند از: صفر تا ۵ سال (کم)، ۵ تا ۱۰ سال (متوسط)، بیش از ۱۰ سال (زیاد). حجم خاکبرداری: در انتها باید معیاری (ستونی در پایگاه داده) به عنوان حجم خاکبرداری قرار گیرد، زیرا برای پیش‌بینی متغیر هدف، در ابتدا کامپیوتر باید از داده‌های موجود یاد بگیرد تا بتواند پیش‌بینی کند. در نتیجه، معیار آخر باید حجم خاکبرداری باشد، که طبق تعاریف ارائه شده، معادل همان بهره‌وری است. این معیار از نوع عددی (پیوسته) است و این سؤال را مطرح می‌کند که چند متر مکعب خاکبرداری در یک روز کاری انجام شده است؟

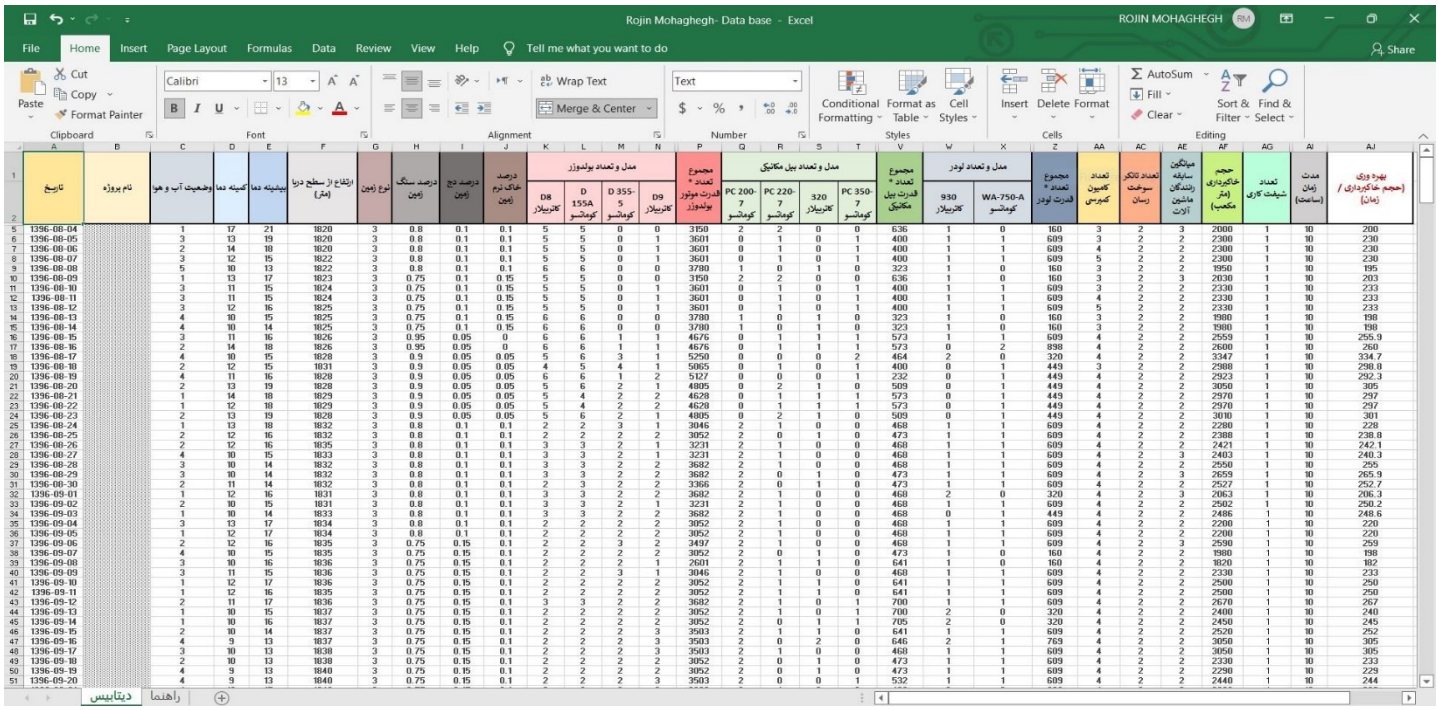
### ۳-۲. مدل‌سازی

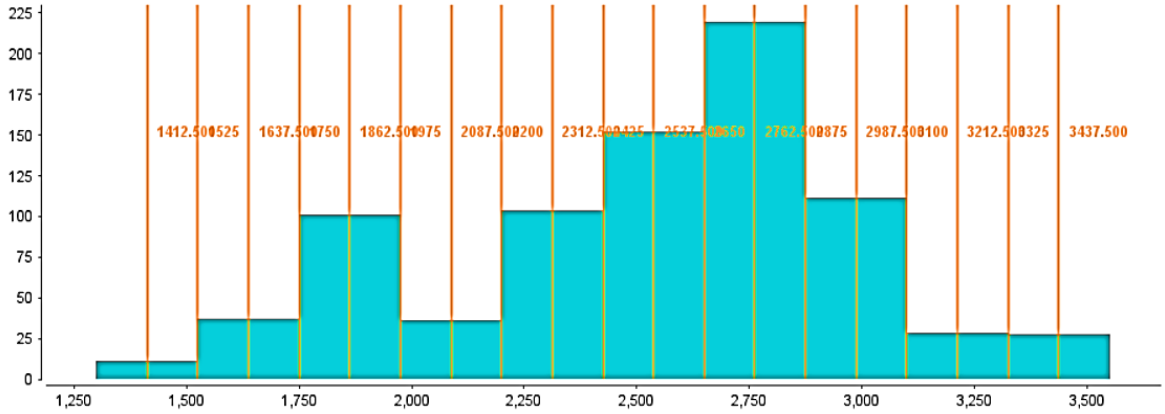
به‌منظور مدل‌سازی با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به داده‌های واقعی از پروژه‌های خط لوله گاز نیاز بود که با استفاده از مطالعات میدانی و اسناد تولید شده در پروژه‌ها، این داده‌ها گردآوری شدند. به عبارت دیگر، داده‌های مورد نیاز برای تولید مدل (داده‌های یادگیری و آزمون) از گزارش‌های روزانه هفت پروژه خطوط انتقال گاز، که توسط سه سازمان متفاوت در کشور بین سال‌های ۱۳۸٦ تا ۱٤۰۰ اجرا شده‌اند، از طریق روش‌های اسنادی و میدانی استخراج و سپس پایگاه داده در نرم‌افزار اکسل ایجاد شد (جدول ۵). ویژگی مشترک این هفت پروژه منتخب از منظر محل اجرای آن‌ها (مناطق کوهستانی ایران) است.

بعد از وارد کردن پایگاه داده به نرم‌افزار رپیدماینر، ستون‌های تاریخ و نام پروژه، به دلیل اینکه فاقد داده‌هایی هستند که در مدل‌سازی مورد نیاز است و همچنین ستون بهره‌وری، به دلیل همبستگی زیاد به دو متغیر حجم خاکبرداری و زمان، جدا شدند. لذا، پایگاه داده نهایی با تعداد ۸۲۷ ردیف و ۲۷ ستون وارد نرم‌افزار شد. متغیر هدف در این پژوهش عبارت است از حجم خاکبرداری انجام شده توسط ماشین‌آلات که به‌عنوان معیار بیست و هفتم در پایگاه داده حضور دارد. در مرحله بعد، نوع هر متغیر (اسمی، چندجمله‌ای، عدد صحیح و عدد اعشاری) تعیین گردید. هر یک از ردیف‌ها معادل یک گزارش روزانه و هر یک از ستون‌ها معادل یک معیار مؤثر در تعیین بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری می‌باشد. با توجه به اینکه پایگاه داده از ابتدا توسط مؤلفین و با استخراج داده‌های گزارش‌های روزانه ساخته شده است، مقادیر گمشده، مقادیر تکراری و مقادیر اشتباه در میان داده‌ها یافت نشد. حجم خاکبرداری به‌عنوان متغیر هدف این پژوهش، یک متغیر عددی[1] پیوسته است. در یادگیری ماشین برای پیش‌بینی متغیرهای عددی اغلب از مدل‌های پیش‌بینی[2] و برای پیش‌بینی متغیرهای دوجمله‌ای[3] یا چندجمله‌ای[4] (گسسته) اغلب از مدل‌های دسته‌بندی[5] استفاده شود. به علاوه، تعداد مدل‌های دسته‌بندی نسبت به مدل‌های پیش‌بینی بیشتر هستند، اگرچه تعدادی از الگوریتم‌ها بین هر دو مشترک هستند. بنابراین، در این پژوهش، علاوه بر مدل‌های پیش‌بینی از مدل‌های دسته‌بندی نیز استفاده شدند. این کار نیازمند تبدیل متغیر عددی به یک متغیر چند جمله‌ای می‌باشد. برای این منظور، مقادیر حجم خاکبرداری در ۲۰ کلاس دسته‌بندی شده‌اند (شکل ۱). این دسته‌بندی به صورت خودکار توسط نرم‌افزار به گونه‌ای انجام می‌شود که یک توزیع نسبتاً نرمال از داده‌ها به دست آید. خلاصه مراحل مدل‌سازی در این پژوهش عبارتند از: ۱) بارگذاری پایگاه داده در نرم‌افزار رپیدماینر، ۲) تعیین تناسب داده‌های یادگیری[6] و داده‌های اعتبارسنجی[7] (در این پژوهش، طبق مطالعات کتابخانه‌ای، حدوداً از ۷۰ درصد داده‌ها برای یادگیری و توسعه مدل و از ۳۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی مدل استفاده شده است).

[1]- Numerical
[2]- Prediction
[3]- Binomial
[4]- Polynomial
[5]- Classification
[6]- Train
[7]- Test

**جدول ۵: پایگاه داده**




**شکل ۱. دسته‌بندی مقادیر حجم خاکبرداری در ۲۰ کلاس**

در واقع، منابع مختلفی به تعیین نسبت داده‌های یادگیری و داده‌های اعتبارسنجی پرداخته‌اند. جردن و میچل (۲۰۱۵) در کتاب "یادگیری ماشین، چشم‌انداز و روندها"، نسبت ۳۰-۷۰ (۷۰ درصد برای داده‌های یادگیری و ۳۰ درصد برای داده‌های اعتبارسنجی) را پیشنهاد کرده‌اند. در حال حاضر، این نسبت، بیشترین کاربرد را در یادگیری ماشین دارد؛ ۳) شروع عملیات یادگیری و توسعه مدل با هر یک از الگوریتم‌های پیش‌بینی و دسته‌بندی؛ ٤) ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌های تولید شده با هر یک از الگوریتم‌ها. به سخنی دیگر، در مورد تنظیمات پارامترها در این مدل‌سازی هوش مصنوعی محور، با کمک نرم‌افزار رپیدماینر، به

این صورت عمل شد که در ابتدا پایگاه داده داخل آن بارگذاری شد؛ سپس، ستونی که داده‌های آن را پیش‌بینی کند، انتخاب گردید تا بر اساس داده‌های موجود از اطلاعات پروژه‌ها یادگیری مدل انجام شود (بخش یادگیری). در ادامه، مشخص شد که کدام اطلاعات از پایگاه داده متغیر عددی پیوسته است یا چندجمله‌ای (گسسته) هستند. همچنین، مشخص گردید که از الگوریتم‌های پیش‌گویانه و دسته‌بندی برای پیش‌بینی استفاده شود. سپس، مدل سازی در نرم‌افزار به صورت اتوماتیک با الگوریتم‌های مختلف بر اساس پایگاه داده ورودی انجام شد. در پایان، نتیجه‌ای که حاصل شد در بخش نتایج (نمودارهای مدل‌های توسعه داده شده که برای هر مدل نشان دهنده دقت و مقایسه انطباق داده‌های واقعی و مقدار پیش‌بینی شده است) ارائه شده است. همچنین، در مورد صحت‌سنجی این مدل‌های یادگیری ماشین، شایان توجه است که بر اساس درصد دقتی که توسط الگوریتم یادگیری عمیق ارائه شد، انتخاب نهایی صورت گرفت. همچنین، نسبت ۷۰-۳۰ برای نرم‌افزار برگزیده شد (به طوری که از حدود ۷۰ درصد اطلاعات پایگاه داده استفاده کند و یادگیری انجام دهد و از ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی مدل استفاده شود)، به صورتی که پس از پیش‌بینی، ۳۰ درصد داده‌هایی که در مرحله یادگیری مدل استفاده نشده بودند، به مدل یادگیری عمیق داده شد. بعد از آن، نتایج به‌دست آمده با داده‌های واقعی مقایسه شد و خروجی‌ها و یافته‌ها قابل قبول بودند.

## ۳. نتایج

برای پیش‌بینی حجم خاکبرداری، از مدل رگرسیونی و الگوریتم یادگیری عمیق به‌عنوان دقیق‌ترین الگوریتم پیش‌بینی‌کننده و نیز الگوریتم دسته‌بندی بهره‌گیری شد. یعنی، سطح دقت و عملکرد مدل‌های توسعه داده شده با الگوریتم‌های پیش‌بینی و یادگیری عمیق در جدول ٦ و شکل ۲ از طریق نمودارها نمایش داده شده است. همچنین، در این مرحله، از الگوریتم‌های دسته‌بندی برای توسعه مدل پیش‌بینانه استفاده شده‌است. این عمل، نیازمند تبدیل متغیرعددی به یک متغیرچندجمله‌ای است. لذا، مقادیرحجم خاکبرداری در ۲۰ کلاس (پیش‌فرض نرم‌افزار رپیدماینر) دسته‌بندی شده‌اند. پس از اینکه متغیر هدف به یک متغیر چندجمله‌ای تبدیل شد، تصمیم گرفته شد تا از الگوریتم‌های دسته‌بندی استفاده شود. در جدول ۷، عملکرد این الگوریتم‌های دسته‌بندی در پیش‌بینی حجم خاکبرداری مقایسه شده است. درهمین‌راستا، در شکل ۳، منحنی ROC[1] (نمودار مشخصه عملکرد) الگوریتم‌های دسته‌بندی، نشان داده شده است. منحنیROC، توسط نسبت نرخ مثبت صحیح[2] که به‌اختصارTPR نامیده می‌شود و برحسب نرخ مثبت کاذب[3] با نام اختصاریFPR، ایجاد شده است.

[1]- Receiver Operating Characteristic

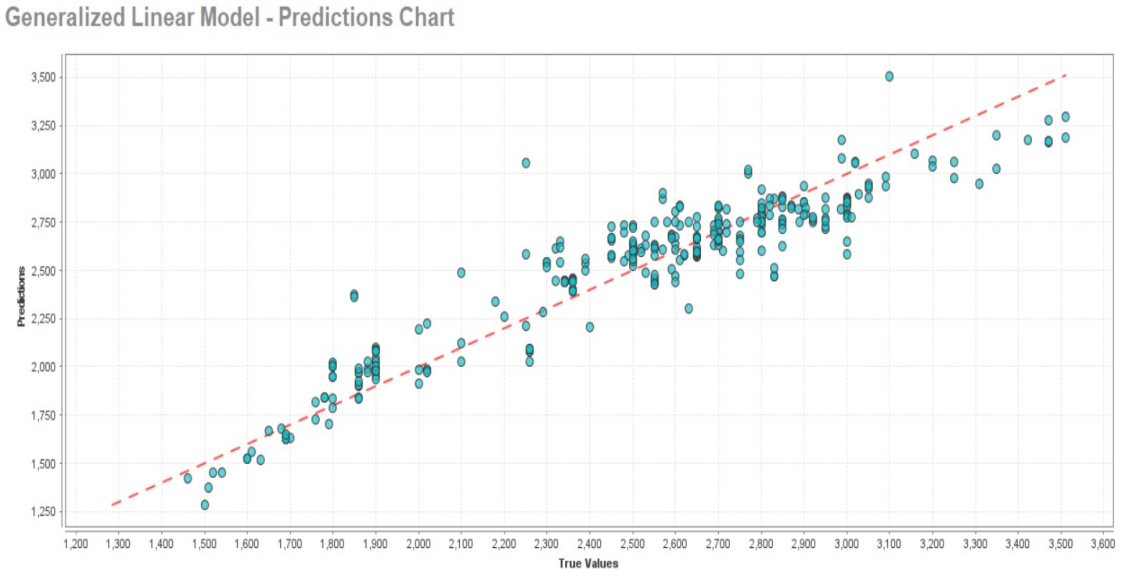
[2]- True Positive Rate

[3]- False Positive Rate

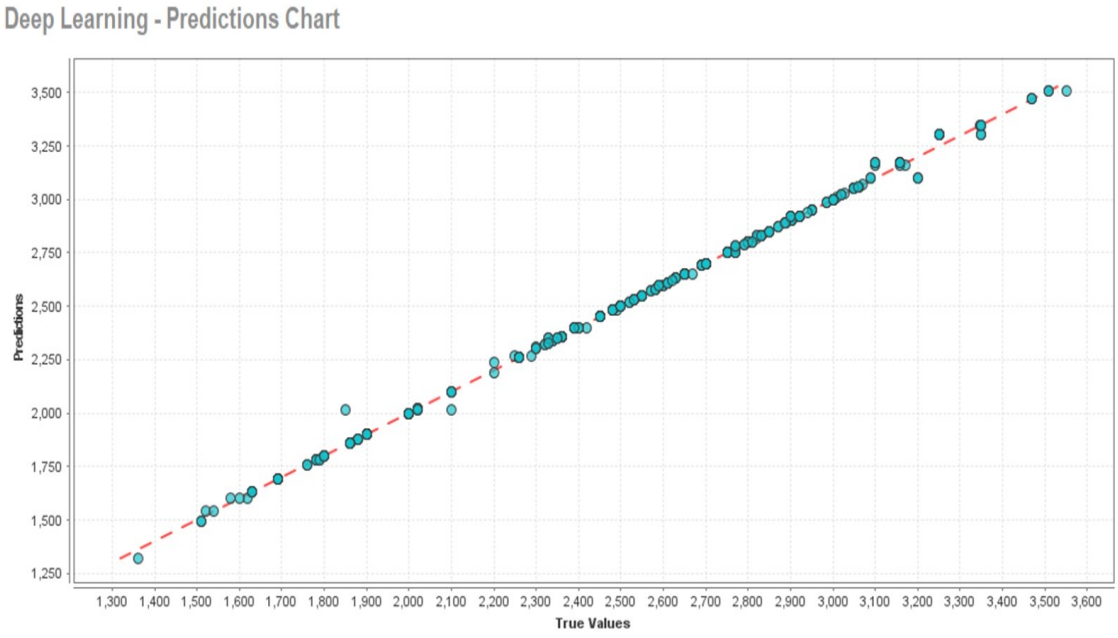
**جدول ٦. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های پیش‌بینانه در پیش‌بینی حجم خاکبرداری**

| ردیف | مدل | | دقت (٪) | انحراف معیار | زمان اجرا |
|---|---|---|---|---|---|
| ١ | Generalized Linier Model | مدل خطی تعمیم‌یافته | ٦٠,٤ | ± ١ | ٤٤٤ ms |
| ٢ | Deep learning | یادگیری عمیق | ٩٢,٦ | ± ٠,١ | s٢ |
| ٣ | Decision Tree | درخت تصمیم | ٦٤,٥ | ± ١ | ٤٥٦ ms |
| ٤ | Random Forest | جنگل تصادفی | ٤٧,٥ | ± ٢,٥ | s ٦ |
| ٥ | Gradient Boosted Trees | درختان گرادیان تقویتی | ٥٦,٣ | ± ٣ | s ١٥ |
| ٦ | Support Vector Machine | ماشین بردار پشتیبان | ٧٨,٧ | ± ٠,٥ | s ١٣ |

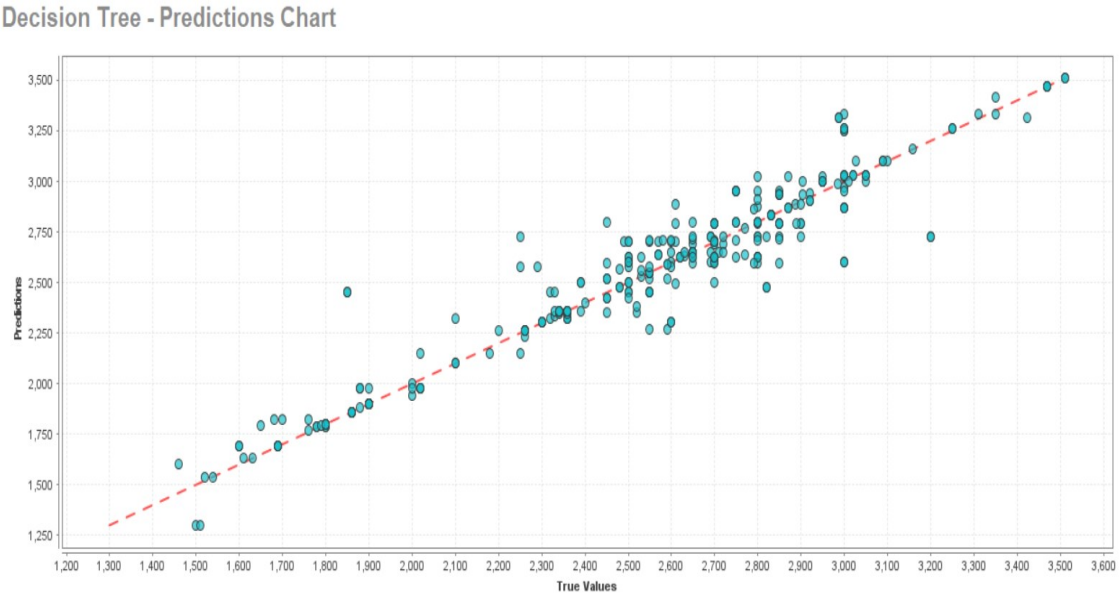
**(A)**



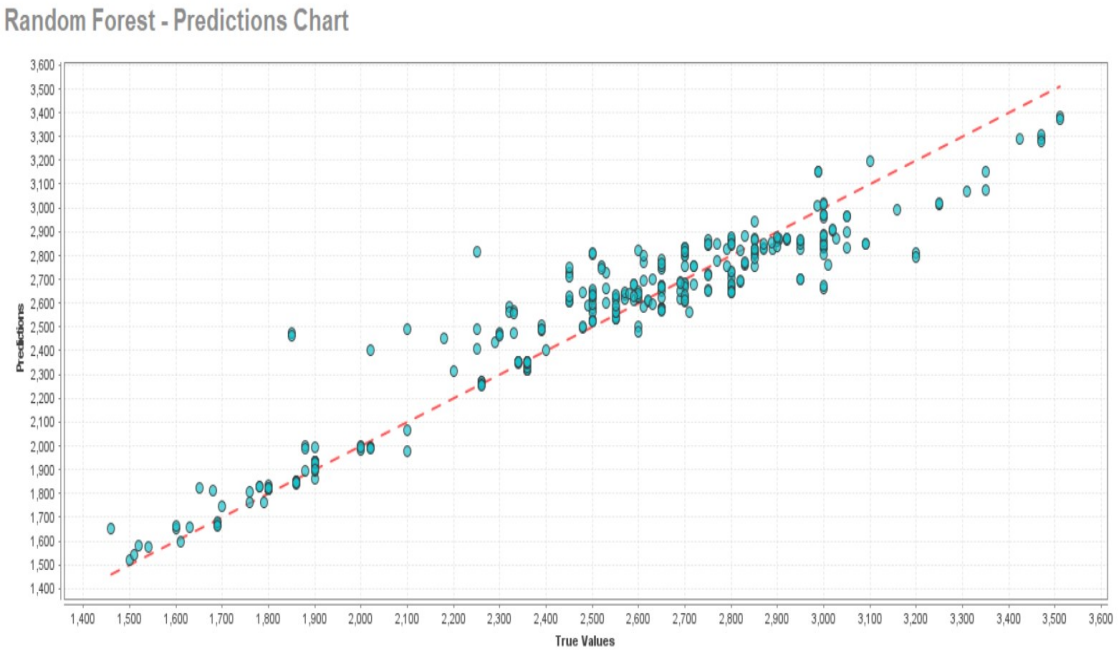
**(B)**


Deep Learning - Predictions Chart
Predictions
True Values
3,500
3,250
3,000
2,750
2,500
2,250
2,000
1,750
1,500
1,250
1,300 1,400 1,500 1,600 1,700 1,800 1,900 2,000 2,100 2,200 2,300 2,400 2,500 2,600 2,700 2,800 2,900 3,000 3,100 3,200 3,300 3,400 3,500 3,600

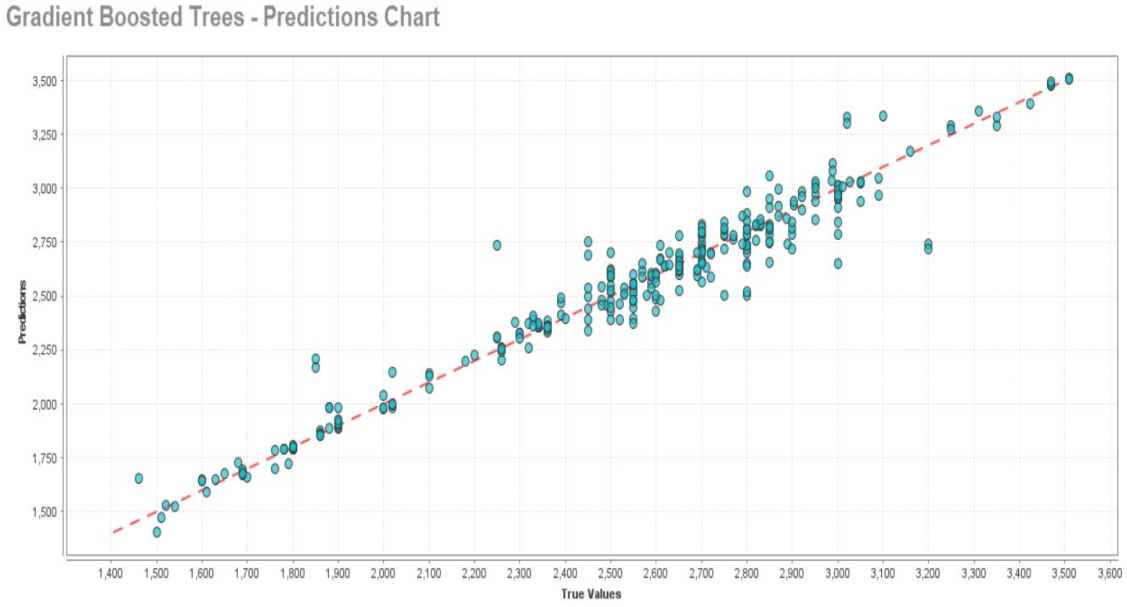
**(C)**


Decision Tree - Predictions Chart
Predictions
True Values
3,500
3,250
3,000
2,750
2,500
2,250
2,000
1,750
1,500
1,250
1,200 1,300 1,400 1,500 1,600 1,700 1,800 1,900 2,000 2,100 2,200 2,300 2,400 2,500 2,600 2,700 2,800 2,900 3,000 3,100 3,200 3,300 3,400 3,500 3,600

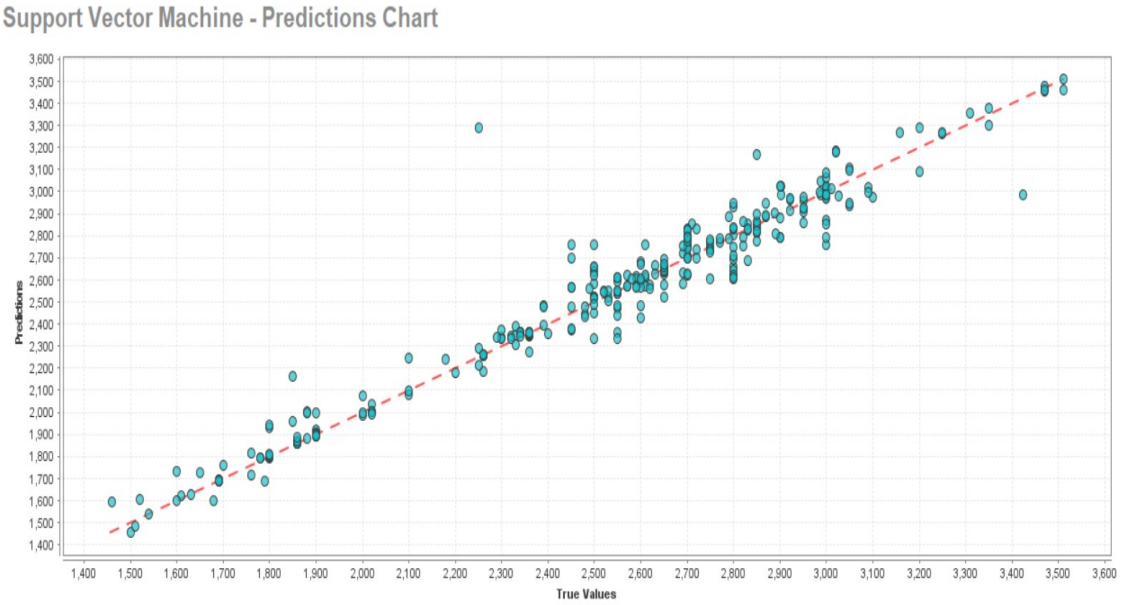
**(D)**


Random Forest - Predictions Chart
Predictions
True Values
3,600
3,500
3,400
3,300
3,200
3,100
3,000
2,900
2,800
2,700
2,600
2,500
2,400
2,300
2,200
2,100
2,000
1,900
1,800
1,700
1,600
1,500
1,400
1,400 1,500 1,600 1,700 1,800 1,900 2,000 2,100 2,200 2,300 2,400 2,500 2,600 2,700 2,800 2,900 3,000 3,100 3,200 3,300 3,400 3,500 3,600

**(E)**


Gradient Boosted Trees - Predictions Chart
Predictions
True Values
3,500
3,250
3,000
2,750
2,500
2,250
2,000
1,750
1,500
1,400 1,500 1,600 1,700 1,800 1,900 2,000 2,100 2,200 2,300 2,400 2,500 2,600 2,700 2,800 2,900 3,000 3,100 3,200 3,300 3,400 3,500 3,600

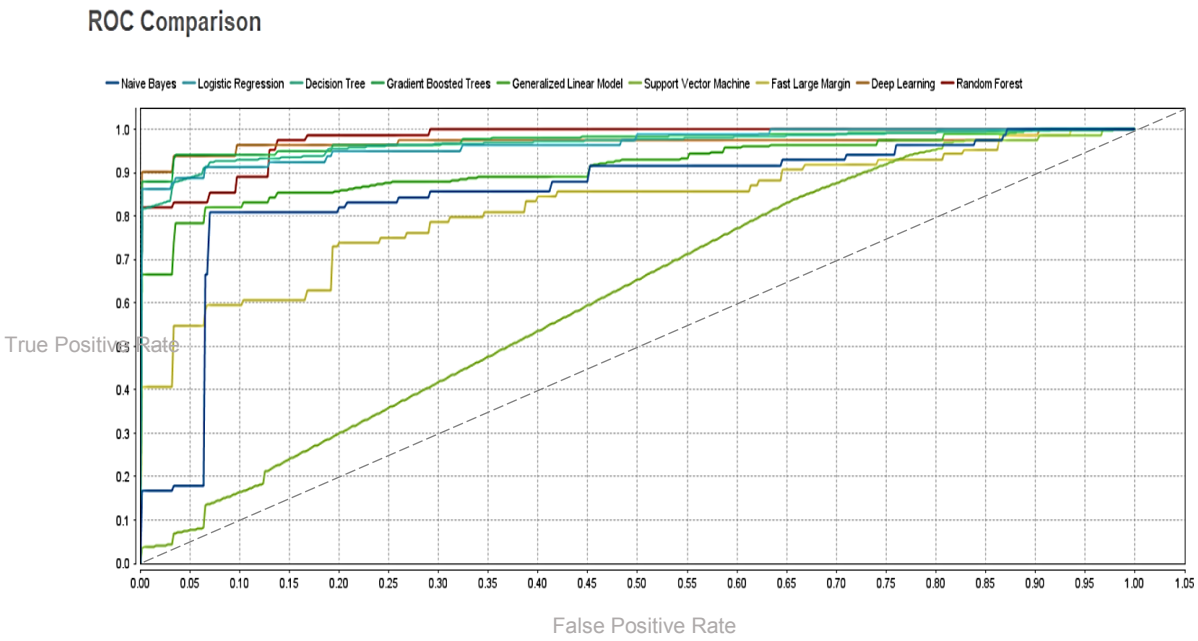
**(F)**




**شکل ۲. نمودارهای مدل‌های توسعه داده شده الگوریتم‌های پیش‌بینانه**

**جدول ۷. مقایسه عملکرد الگوریتم‌های دسته‌بندی**

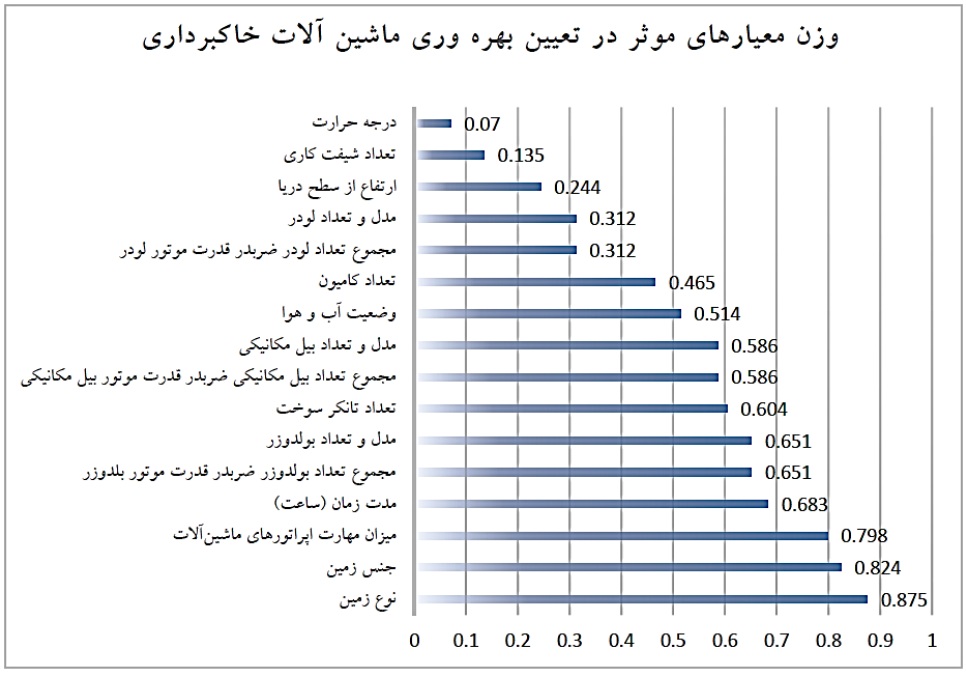
| ردیف | مدل | | دقت (٪) | انحراف معیار | زمان اجرا |
|---|---|---|---|---|---|
| ۱ | Naïve Bayes | بیز ساده | ٪۸۹,٤ | ±۳,۱ | s۹ |
| ۲ | Generalized Linier Model | مدل خطی تعمیم-یافته | ٪۸٦,۸ | ±٤,۱ | s۸ |
| ۳ | Logistic Regression | رگرسیون لجستیک | ٪۸٦,۹ | ±۲,۸ | s٦ |
| ٤ | Fast Large Margin | حاشیه سریع | ٪۷٦,۷ | ±۲,۸ | s۸ |
| ٥ | Deep learning | یادگیری عمیق | ۹٤,۹٪ | ±۲,٤ | s۱۰ |
| ٦ | Decision Tree | درخت تصمیم | ٪۹۲,۸ | ±۱,۲ | s٦ |
| ۷ | Random Forest | جنگل تصادفی | ٪۹۲,۸ | ±۲,٥ | s۱٤ |
| ۸ | Gradient Boosted Trees | درختان گرادیان تقویتی | ٪۹٤,۹ | ±۲,٤ | s۲۹ |
| ۹ | Support Vector Machine | ماشین بردار پشتیبان | ٪٦٥,٤ | ±۱,۷ | ۱ min s۳۰ |



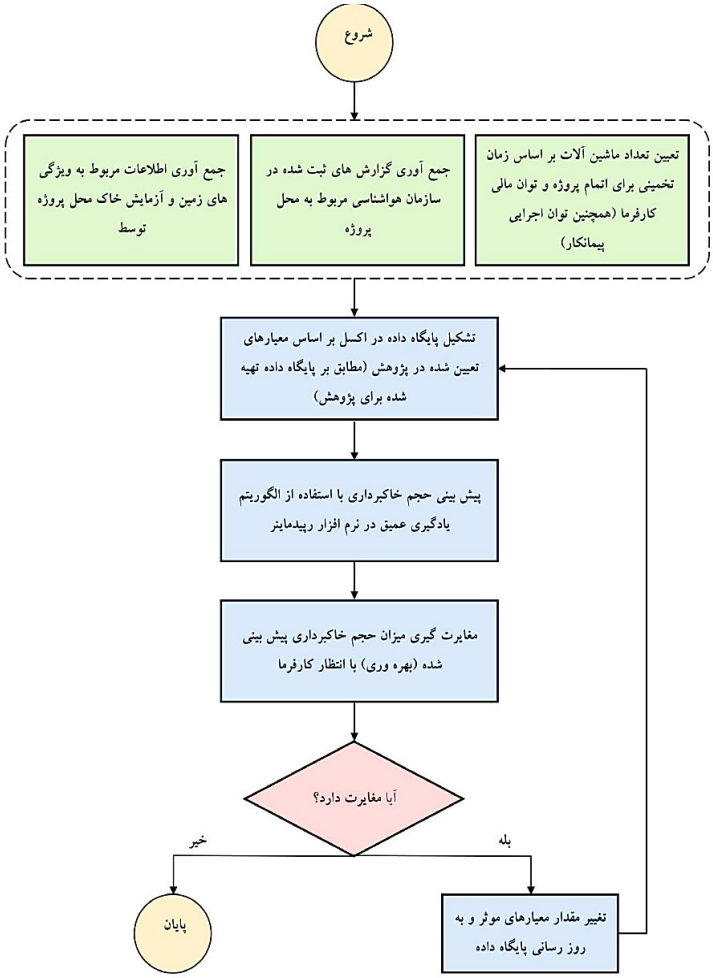

**شکل ۳. نمودار مشخصه عملکرد الگوریتم‌های دسته‌بندی**

همانطور که اشاره شد، مدل‌های توسعه داده شده با الگوریتم "یادگیری عمیق" دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی حجم خاکبرداری می‌باشند. مدل پیش‌بینانه، مبنای بهینه‌سازی بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری می‌باشد. به عبارتی، دقت مدل توسعه داده شده با الگوریتم یادگیری عمیق در دسته الگوریتم‌های پیش‌بینانه برابر ۹۲/٦ درصد و در دسته الگوریتم‌های دسته‌بندی برابر با ۹٤/۹ درصد است که در دو حالت دارای بیشترین دقت در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر است و می‌تواند با دقت بالاتری حجم خاکبرداری را در پروژه‌های احداث خط لوله گاز پیش‌بینی کند. این دقت عبارت است از نسبت داده‌هایی که درست پیش‌بینی شده است بر تمام داده‌های آزمون.

در انتها، پس از توسعه مدل و اندازه‌گیری دقت آن، وزن هر یک از معیارهای تأثیرگذار بر افزایش دقت مدل توسط نرم‌افزار رپیدماینر تعیین گردید که در شکل ٤ نمایش داده شده است. در نهایت، جهت ایجاد الگویی برای بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری، باید این امکان ایجاد شود تا با تغییر معیارهای قابل تغییر (مانند تعداد ماشین‌آلات) مجدداً حجم خاکبرداری پیش‌بینی شود و این کار آنقدر تکرار شود تا به مقدار مورد نظر کارفرما نزدیک گردد. به‌منظور ارزیابی الگوی ارائه شده، این الگو توسط پنج نفر از خبرگانی که در تکمیل پرسش‌نامه‌ها شرکت کرده بودند مورد ارزیابی و مورد تایید قرار گرفت (شکل ۵).




**شکل ٤. وزن هر معیار مؤثر در تعیین بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری**




**شکل ۵. الگویی برای بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری**

## ٤. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، پس از شناسایی معیارها و تشکیل پایگاه داده، مدل‌سازی به‌منظور پیش‌بینی حجم خاکبرداری (بهره‌وری) و با کمک الگوریتم‌های پیش‌بینانه و نیز الگوریتم‌های دسته‌بندی انجام گرفت و دقت آن‌ها مقایسه گردید. همان‌طور که پیشتر اشاره شد، الگوریتم یادگیری عمیق به عنوان الگوریتم برگزیده شناسایی شد. سپس، یک الگو برای استفاده از این مدل پیش‌بینی و با هدف بهبود بهره‌وری ارائه گردید. استفاده از این الگو بدین صورت است که پیمانکار پیش از شروع پروژه، اطلاعات مربوط به ویژگی‌های زمین و شرایط اقلیمی محل انجام پروژه را جمع‌آوری کرده و متناسب با ساختار پایگاه داده به‌کار گرفته شده در پژوهش حاضر، آن‌ها را وارد نرم‌افزار اکسل می‌کند.

پس از آن، با توجه به پتانسیل اجرایی خود و توان مالی کارفرما، تعداد و نوع ماشین‌آلاتی را که قادر به تهیه و استفاده از آن‌ها در پروژه است (مطابق با ویژگی‌های ماشین‌آلات مذکور در پایگاه داده)، تعیین می‌کند. در ادامه، پایگاه داده خود را وارد نرم‌افزار رپیدماینر کرده و این نرم‌افزار بر اساس داده‌هایی که پیشتر برای یادگیری و آزمون از آن‌ها استفاده کرده بود، قادر به پیش‌بینی حجم خاکبرداری خواهد بود. پس از این مرحله، پیمانکار باید بررسی کند که آیا حجم خاکبرداری پیش‌بینی شده در هر روز متناسب با اهداف زمانی و هزینه‌ای تعریف شده برای پروژه است یا خیر. در صورتی که مناسب است، از همان شرایط و ماشین‌آلات استفاده می‌کند. در غیر این‌صورت، مقادیر معیارهای قابل تغییر در پایگاه داده را می‌تواند تغییر دهد و مجدداً پایگاه داده را وارد نرم‌افزار رپیدماینر کند. این فرآیند باید آن‌قدر انجام گیرد تا به مقدار مورد نظر پیمانکار نزدیک شود. در نتیجه، یافته‌های این پژوهش می‌توانند در فاز برنامه‌ریزی و فاز اجرای پروژه‌های احداث خطوط لوله گاز توسط طرفین درگیر، خصوصاً پیمانکاران، مورد استفاده قرار گیرند. پیش‌بینی حجم خاکبرداری روزانه در فاز برنامه‌ریزی می‌تواند موجب افزایش دقت برنامه زمان‌بندی کلی و تفصیلی و همچنین افزایش دقت برآوردهای منابع شود. به‌طور موجز و شفاف، می‌توان اینگونه نتایج پژوهش حاضر را جمع‌بندی کرد که پیش‌بینی حجم خاکبرداری، از طریق الگوریتم پیش‌بینانه (به‌عنوان مبنای بهینه سازی بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری) و نیز با استفاده از مدل یادگیری عمیق (به‌عنوان مدل منتخب و دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی حجم خاکبرداری در بخش پیش‌بینانه)، با دقت ۹۲/٦ درصد و انحراف معیار ۰/۱ و نیز مدت زمان ۲ ثانیه قابل اجرا است و همچنین، از طریق الگوریتم دسته‌بندی و با استفاده از مدل یادگیری عمیق (به عنوان مدل منتخب و دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی حجم خاکبرداری در بخش دسته‌بندی)، با دقت ۹٤/۹ درصد و انحراف معیار ۲/٤ و نیز مدت زمان ۱۰ ثانیه قابل اجرا است. بر همین اساس، خروجی‌های این پژوهش کاربردی به شرح زیر قابل تبیین هستند: معیارهای مؤثر شناسایی شده در تعیین بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز؛ مقایسه صورت‌گرفته بین الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی بهره‌وری ماشین‌آلات خاکبرداری در پروژه‌های احداث خط لوله گاز؛ و در نهایت، الگوی ارائه شده با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (و با کمک نرم‌افزار رپیدماینر) به منظور بهبود بهره‌وری ماشین‌آلات در عملیات خاکبرداری پروژه‌های احداث خط لوله گاز.

در خصوص پیشنهادهای آتی، با توجه به جدید

بودن موضوع و میان‌رشته‌ای بودن آن، نیاز است تا نحوه حل مسئله گسترش داده شود. بدین معنا که حجم داده‌ها و تعداد معیارها به قدری زیاد شوند تا بتوان پیش‌بینی و طبقه‌بندی را در انواع پروژه‌ها داشت (رویکرد افقی)؛ و یا حجم داده‌ها در یک نوع پروژه با ویژگی‌های خاص آنقدر زیاد شـــود که فقط در آن حوزه دقت مدل زیاد شود (رویکرد عمودی). برای انتخاب مسیر پیش‌رو نیاز است تا داده‌های موجود و در دسترس از تمام پروژه‌ها جمع‌آوری و بررسی شوند. سپس با توجه به داده‌های موجود می‌توان رویکرد کارهای آتی را مشـــخص نمود. از دیگر پیشنهادها برای بهبود نتیجه این پژوهش استفاده از افراد خبره جهت برچسب‌گذاری طبقه‌بندی‌های انجام شـده می‌باشـد. بدین معنا که مشـخص شـود پیش‌بینی انجام شده توسط مدل‌های طبقه‌بندی از دید افراد خبره چگونه تلقی می شود (در پژوهش انجام شده طبقه‌بندی توسـط تنظیمات پیش‌فرض رپیدماینر و در ۲۰ کلاس و در بازه های مســـاوی انجام گرفت). همچنین، برای بررســـی تـأثیر ابزار بر نتیجـه این پژوهش می‌توان مدل‌ســـازی را با دیگر ابزارها (از جمله پایتون، R، Weka) نیز انجـام داد. افزون بر این موارد، در این پژوهش فقط ماشین‌آلات اصلی و متداول در پروژه‌های مد نظر مورد بررسی قرار گرفته‌اند و از سایر تجهیزات و ماشین‌آلات مربوطه صرف‌نظر شده است. در پایان، شایان ذکر است که طول مدت پروژه‌های مورد بررسی در این پژوهش تقریباً ۱۵ ســـال بوده اســـت. اما جهت واســنجی و اعتبارســنجی دقیق‌تر مدل بهتر اســت که از پروژه‌های دیگر و در طول مدت بیشتر بهره گرفت.

## ۵. مراجع


Aadal, H., Bagheri Fard, A., Golchin Rad, K., Ghasemi Poor Sabet, P. and Morshedi, S. R. 2014. "Impact of plants and equipment management in construction industry of Iran". Res. J. Appl. Sci. Eng. Tech., 7(11): 2371-2375.

Amirkhanian, S. N. and Baker, N. J. 1992. "Expert system for equipment selection for earth-moving operations". J. Constr. Eng. Manag., 118(2): 318-331.

Armaghani, D. J., Mohamad, E. T., Narayanasamy, M. S., Narita, N. and Yagiz, S. 2017. "Development of hybrid intelligent models for predicting TBM penetration rate in hard rock condition". Tunn. Undergr. Sp Tech., 63: 29-43.

Babpoor, M. 2016. "What is the relationship between artificial intelligence, machine learning and data mining?" https://dataak.com/ blog/what-is-the-difference-between-artificial-intelligence-machine-learning-data-mining/

Biuse, R., Momeni, M. and Hamidizadeh M. R. 2018. "Identifying the most effective factor in the procurement phase of the EPC projects of oil and gas companies using the AHP method". The Second International Conference and the Fourth Conference of the National Logistics and Supply Chain Conference, Tehran.

Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C. and Wirth, R. 1999. "The CRISP-DM User Guide". In 4th CRISP-DM SIG Workshop in Brussels, Vol. 1999.

Dixit, S., Pandey, A. K., Mandal, S. N. and Bansal, S. 2017. "A study of enabling factors affecting construction productivity: Indian scnerio". Int. J. Civ. Eng. Tech., 8(6): 741-758.

Duffy, G. A. 2009. "Linear scheduling of pipeline construction projects with varying production rates". Oklahoma State University.

Edwards, D. J. and Holt, G. D. 2000. "ESTIVATE: a model for calculating excavator productivity and output costs". Eng. Constr. Architect. Manag., ۵۲-۶۲ :(۱)۷.

Eshthardian, A., Noorani, M., Vahidi, H. and Najafabadipour, T. 2012. "Linear programming model to optimize the number of machines with the aim of reducing the time and cost of earthworks in urban projects". International Conference on Civil Engineering, Architecture and Sustainable Urban Development, Tabriz, Iran.

Esrafili Dizaji, B. and Kiani Harchegani, F. 2011. "Persia land of black gold". 10.13140/2.1.42 64.0001.

Eskandari, A., Abdi, A. and Eskandari, V. 2014. "Optimization of earthmoving machines by genetic algorithm". Third International Congress on Civil Engineering, Architecture and Urban Development, Tehran, Iran.

Fallahnejad, M. 2013. "Delay causes in Iran gas pipeline projects". Int. J. Project Manag. 31: 136-146. 10.1016/j.ijproman.2012.06.003.

Hsiao, W. T., Lin, C. T., Wu, H. T. and Cheng, T. M. 2011. "A hybrid optimization mechanism used to generate truck fleet to perform earthmoving operations". Road Mater. New Innov. Pavement Eng. https://doi.org/10.1061/ 47634(413)20

Jordan, M. I. and Mitchell, T. M. 2015. "Machine learning: Trends, perspectives, and prospects". Sci., 349(6245): 255-260.

Karshenas, S. and Feng, X. 1992. "Application of neural networks in earthmoving equipment production estimating". In: Computing in Civil Engineering and Geographic Information Systems Symposium, pp. 841-847, ASCE.

Kassem, M., Mahamedi, E., Rogage, K., Duffy, K. and Huntingdon, J. 2021. "Measuring and benchmarking the productivity of excavators in infrastructure projects: A deep neural network approach". Automat. Constr., 124 p., 103532.

Ok, S. C. and Sinha, S. K. 2006. "Construction equipment productivity estimation using artificial neural network model". Constr. Manag. Econ., 24(10): 1029-1044.

Omran, B. A. and Chen, Q. 2016. "Trend on the implementation of analytical techniques for big data in construction research (2000–2014)". In: Construction Research Congress 2016, pp. 990- 999.

Oyisi Eskoi, A. H. and Ravanshadnia, M. 2012. "Simulation application in multi-objective optimization of earthworks". 7th National Congress of Civil Engineering.

Panas, A. and Pantouvakis, J. P. 2010. "Comparative analysis of operational coefficients' impact on excavation operations". Eng. Constr. Architec. Manag. 17(5): 461-475.

Parchami Jalal, M., Farsatkar, A. and Forozanfar, Y. 2009. "Operation management of construction

machinery". Publication 449.
Parente, M., Correia, A. G. and Cortez, P. 2016. "A novel integrated optimization system for earthwork tasks". Transport. Res. Proc., 14: 3601-3610.
Parthasarathy, M. K., Murugasan, R. and Murugesan, K. 2017. "A critical review of factors affecting manpower and equipment productivity in tall building construction projects". J. Constr. Dev. Countries, 22: 1-18.
Ranjithapriya, R. and Arulselvan, S. 2020. "Study on factors affecting equipment management and its effect on productivity in building construction". Int. J. Eng. Res. Tech. (IJERT), 9(4): 223-230.
Rashidi, A., Rashidi, H. and Maghiar, M. 2014. "Productivity estimation of bulldozers using generalized linear mixed models". KSCE J. Civ. Eng., 18(6): 1580-1589.
Rostami, J. 2016. "Performance prediction of hard rock Tunnel Boring Machines (TBMs) in difficult ground". Tunn. Undergr. Sp. Tech., 57: 173-182.
Salimi, A., Rostami, J., Moormann, C. and Delisio, A. 2016. "Application of non-linear regression analysis and artificial intelligence algorithms for performance prediction of hard rock TBMs". Tunn. Undergr. Sp. Tech., 58: 236-246.
Shahbazbeigi, M., Lotfian, F. and Rezaei-Rad, A. H. 2014. "Study of effective factors in the selection and productivity of road construction machines, case study: Hamedan-Tehran railway project". Second Conference on National Construction and Project Management, Tehran.
Sircar, A., Yadav, K., Rayavarapu, K., Bist, N. and Oza, H. 2021. "Application of machine learning and artificial intelligence in oil and gas industry". Petrol. Res., 6(4): 379-391.
Sweis, R., Moarefi, A., Amiri, M. H., Moarefi, S. and Rawan, S. 2019. "Causes of delay in Iranian oil and gas projects: A root cause analysis". Int. J. Energ. Sector Manag., 13(3): 630-650.
Thomas, H. R. and Kramer, D. F. 2002. "The manual of construction productivity measurement and perfomance evaluation". SD-35, Construction Industry Institute (CII), Austin, TX.
Wordmeter. 2024. https://www.worldometers.info /gas/gas-reserves-by-country/