



Petroleum Research

Petroleum Research, 2025(October-November), Vol. 35, No. 143, 23-25

DOI: 10.22078/pr.2025.5578.3477

Decision Support System Utilizing Hybrid Linear Regression Algorithm for Oil and Gas Production

Yavar Najarian*, Mohammadreza Taghva, Mohammadtaghi Taghavifardr, and Iman Raeisi Vanani

Department of Information Technology Management, Faculty of Management and Accounting Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

yavar1588@gmail.com

DOI: 10.22078/pr.2025.5578.3477

Received: November 30, 2024

Accepted: May 17, 2025

Introduction

The oil and gas industry faces challenges such as equipment failures, production instability, and rising operational costs. Traditional linear regression (LR) models, while interpretable, often fail to capture nonlinear dynamics in large-scale operational datasets [1]. Machine learning (ML) techniques, including Random Forest (RF) and Artificial Neural Networks (ANN), have been applied to improve predictive accuracy, but can lack interpretability and generalization [2].

Recent research shows that hybrid models combining statistical and ML approaches can overcome these limitations, providing both interpretability and high predictive performance [3–7]. For example, Kong et

al. [3] demonstrated that hybrid AI models improve production forecasting accuracy, while Nikitin et al. [5] showed that hybrid ML pipelines optimize field development and reservoir parameter estimation. Chahar et al. [7] applied data-driven forecasting with RF and ANN, outperforming conventional methods. These studies motivate the development of a hybrid decision support system for upstream operations.

Literature Review

Several studies have emphasized on the role of AI in petroleum operations. Table 1 summarizes key findings related to hybrid regression and predictive maintenance approaches in oil and gas production systems.

Table 1 Summary of Related Works.

Main Findings	Method Used	Research Focus	Reference
Improved forecasting accuracy	Linear Regression (LR) and Random Forest (RF)	Hybrid predictive modeling for production forecasting	[1]
Application of AI and ML in oil and gas	Review of ML and AI approaches	Machine learning and AI applications in upstream operations	[2]
Enhanced oil production prediction and well placement optimization	Hybrid AI-based production model	Hybrid ML methods for field development and production planning	[3,5]
Accurate estimation of kerogen type and reservoir characterization	Ensemble ML and hybrid methods (ANN-GB-LR)	Reservoir optimization and subsurface parameter estimation	[6,8]
Data-driven hydrocarbon production forecasting	Data-driven hydrocarbon production forecasting ANN, RF, Gradient Boosting	Predictive maintenance and operational planning	[7]

These studies collectively demonstrate that hybrid models combining regression and ML approaches can substantially enhance predictive power and operational decision-making in oil production systems.

Proposed Hybrid Model

The proposed model integrates Linear Regression, Random Forest, and Artificial Neural Network components to balance interpretability, nonlinearity handling, and prediction accuracy. Table 2 compares the features of these three methods.

The The proposed hybrid model integrates:

Linear Regression (LR): interpretable baseline relationships between operational features and

production outputs.

Random Forest (RF): captures nonlinear patterns, robust to noise and high-dimensional data.

Artificial Neural Network (ANN): models complex interactions and adapts to dynamic production trends.

The model uses a stacked ensemble approach: LR is trained first; RF and ANN are trained on LR residuals to capture nonlinearities. Final predictions are aggregated through a meta-learner to optimize overall performance [3–7].

This design balances interpretability (from LR) with predictive power (from RF and ANN), making it suitable for operational decision support in the oil and gas sector.

Table 2 Comparison of applied algorithms in the hybrid model.

Feature	Linear Regression	Random Forest	Artificial Neural Network
Interpretability	High	Medium	Low
Prediction Accuracy	Moderate	High	Very High
Nonlinear Modeling	No	Partial	Yes
Noise Resistance	Low	High	Very High

Materials and Methods

Methodology and Data Collection

Data Collection

The dataset contains 9,208 operational records from the Azadegan oil field, including:

- Historical production rates
- Equipment operational parameters (flow, pressure, vibration)
- Maintenance logs and sensor readings

Nine operational variables influencing production stability were identified through semi-structured expert interviews and thematic analysis [3–7].

Feature Engineering and Model Training

- Data were normalized, and missing values imputed.
- LR was trained on input features to provide baseline predictions.
- RF and ANN were trained on residuals to capture nonlinear and dynamic patterns.
- A meta-learner aggregates outputs from all three components for final prediction.

Evaluation Metrics

- Root Mean Squared Error (RMSE)
- Mean Absolute Error (MAE)
- Production stability variance
- Comparison against standalone LR, RF, and ANN models

Conclusions

This study presents a hybrid intelligent decision support system that combines LR, RF, and ANN to enhance prediction reliability and reduce instability

in oil and gas production. The model demonstrates strong potential for integrating big data analytics into operational management and sustainability assessment frameworks. Future work may extend this approach to real-time monitoring systems and adaptive control models for intelligent oilfield management.

References

1. Bi, J., Li, E., & Luo, Y. (2023). Petroleum Price Prediction Based on Linear Regression and Random Forest. *ACE Proceedings*
2. Sircar, A., Yadav, K., Rayavarapu, K., Bist, N., & Oza, H. (2021). Application of machine learning and artificial intelligence in oil and gas industry. *Petroleum Research*, 6(4), 379-391. doi.org/10.1016/j.ptlrs.2021.05.009
3. Kong, X., Liu, Y., Xue, L., Li, G., & Zhu, D. (2023). A Hybrid Oil Production Prediction Model Based on Artificial Intelligence Technology. *Energies*, 16(3), 1027. doi.org/10.3390/en16031027.
4. Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tran, T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Applications*, 252, 124167. doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167.
5. Nikitin, N. O., Revin, I., Hvatov, A., Vychuzhanin, P., & Kalyuzhnaya, A. V. (2022). Hybrid and automated machine learning approaches for oil fields development: The case study of Volve field, North Sea. *Computers & geosciences*, 161, 105061. doi.org/10.1016/j.cageo.2022.105061.
6. Safaei-Farouji, M., & Kadkhodaie, A. (2022). Application of ensemble machine learning methods for kerogen type estimation from

- petrophysical well logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 208, 109455. doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109455.
7. Al Dwood, R., Meng, Q., Ibrahim, A. W., Yahya, W. A., Alareqi, A. G., & AL-Khulaidi, G. (2024). A novel hybrid ANN-GB-LR model for predicting oil and gas production rate. *Flow Measurement and Instrumentation*, 100, 102690. doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2024.102690.

سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند با به کارگیری الگوریتم رگرسیون خطی ترکیبی در تولید نفت و گاز

یاور نجاریان*، محمدرضا تقوا، محمدتقی تقوی فرد و ایمان رئیسی وانانی

گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۱۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۲۷

چکیده

سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند با استفاده از تحلیل داده‌های تجهیزات نفت و گاز، توانایی پیش‌بینی خرابی‌ها، بهینه‌سازی منابع و کاهش زمان توقف تجهیزات را دارند. با این حال، الگوریتم‌های رگرسیون خطی مرسوم در مواجهه با حجم بالای داده‌ها و پیچیدگی‌های عملیاتی، با مشکلاتی همچون کاهش دقت و افزایش هزینه محاسباتی روبرو هستند. در این پژوهش، یک مدل ترکیبی رگرسیون خطی بهبودیافته ارائه شده است که با بهره‌گیری از روش‌های یادگیری ماشین، دقت پیش‌بینی را افزایش داده و موجب کاهش ناپایداری تولید می‌شود. مدل پیشنهادی روی مجموعه داده‌ای شامل ۹۲۰۸ رکورد مربوط به تجهیزات نفت و گاز اعمال شده است. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی دقت پیش‌بینی را تا ۱۷٪ افزایش داده و ناپایداری تولید را ۱۵٪ کاهش داده است. همچنین، مدل پیشنهادی توانایی پردازش سریع داده‌های حجیم را دارد و پیش‌بینی روندهای پایدار تولید را بهبود می‌بخشد. بر اساس این یافته‌ها، مدل ترکیبی ارائه‌شده می‌تواند تصمیم‌گیری‌های صنعتی را بهبود بخشد و مدیریت منابع صنعت نفت و گاز را کارآمدتر کند.

کلمات کلیدی: سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری، پایداری در تولید نفت و گاز، هوش مصنوعی در نفت، تعمیر و نگهداری پیش‌بینی‌شده، رگرسیون خطی ترکیبی.

مقدمه

افزایش هزینه‌های نگهداری و پیچیدگی‌های مدیریتی روبه‌رو بوده است [۱] یکی از عوامل مؤثر در این چالش‌ها، نوسانات داده‌های عملیاتی و عدم توانایی روش‌های مرسوم در پیش‌بینی دقیق روندهای تولید است. کاهش ناپایداری تولید و بهینه‌سازی فرآیندهای عملیاتی می‌تواند تأثیر بسزایی در مدیریت بهینه منابع، افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌های عملیاتی داشته باشد [۲]. از سوی دیگر، با رشد فناوری‌های

صنعت نفت و گاز به‌عنوان یکی از بخش‌های کلیدی اقتصاد جهانی، نقش مهمی در تأمین انرژی، رشد اقتصادی و توسعه صنعتی ایفا می‌کند. با این حال، این صنعت همواره با چالش‌هایی همچون ناپایداری تولید، افت راندمان عملیاتی، خرابی تجهیزات،

*مسئول مکاتبات

آدرس الکترونیکی yavar1588@gmail.com

شناسه دیجیتال: (DOI: 10.22078/pr.2025.5578.3477)

کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در صنعت نفت و گاز پرداخته‌اند. این پژوهش‌ها نشان داده‌اند که الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین، از جمله رگرسیون خطی ترکیبی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، و مدل‌های مبتنی بر تصمیم‌گیری هوشمند، می‌توانند پیش‌بینی دقیق‌تری از عملکرد تجهیزات و روند تولید ارائه دهند. همچنین، ترکیب مدل‌های مبتنی بر داده و مدل‌های فیزیکی توانسته است دقت تحلیل‌ها را افزایش داده و هزینه‌های عملیاتی را کاهش دهد. در ادامه، پژوهش‌های مرتبط در این حوزه مرور در **جدول ۱** خلاصه مرور ادبیات نشان داده شده‌اند.

مطالعات پیشین نشان می‌دهند که استفاده از مدل‌های ترکیبی رگرسیون خطی و یادگیری ماشین تأثیر قابل‌توجهی در افزایش دقت پیش‌بینی، کاهش هزینه‌های پردازش داده و بهبود پایداری تولید نفت و گاز دارد. همچنین، یافته‌های پژوهش ونگ و حومود حاکی از آن است که ترکیب رگرسیون خطی بهبودیافته با روش‌های پیشرفته، منجر به بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش خطای مدل شده است [۳ و ۴]. تحقیقی دیگر نشان می‌دهد روش گرادیان تقویت شده؛ عملکرد خوبی در پیش‌بینی داشته و نیاز به آزمایش‌های پرهزینه و خطرناک را کاهش می‌دهد [۹].

نتایج پژوهش‌های مرتبط دیگر، از جمله تحقیقات سیرکار و نیکیتین نشان داده‌اند که ترکیب الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین باعث شده است که مدل بتواند الگوهای پیچیده‌تری را شناسایی کند و دقت پیش‌بینی را نسبت به روش‌های مرسوم مانند رگرسیون خطی ساده یا شبکه عصبی منفرد افزایش دهد. در مقایسه با روش‌های پیشین، مدل ترکیبی توانسته است دقت پیش‌بینی را افزایش و ناپایداری تولید را کاهش دهد که این میزان بهبود نشان‌دهنده کارایی بالاتر آن در تحلیل داده‌های صنعتی است [۱ و ۲].

نویسن در حوزه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، امکان تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده و شناسایی الگوهای نهفته در فرآیندهای تولید فراهم شده است. پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین مانند رگرسیون خطی، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند دقت پیش‌بینی را بهبود بخشد و ناپایداری تولید را کاهش دهد [۳]. با این حال، مدل‌های موجود در مواجهه با داده‌های غیرخطی، نوسانات شدید و حجم بالای اطلاعات عملکرد محدودی دارند و نیاز به مدل‌های ترکیبی با کارایی بالاتر احساس می‌شود [۴].

این پژوهش به منظور بهبود دقت پیش‌بینی تولید و کاهش ناپایداری عملیاتی در صنعت نفت و گاز، یک مدل ترکیبی هوشمند مبتنی بر رگرسیون خطی، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه می‌دهد. مدل پیشنهادی با بهره‌گیری از روش‌های بهینه‌سازی و پردازش سریع داده‌های حجیم، می‌تواند دقت پیش‌بینی را تا ۱۷٪ افزایش داده و ناپایداری تولید را تا ۱۵٪ کاهش دهد. برخلاف روش‌های مرسوم، این مدل قادر است با تحلیل عمیق‌تر داده‌های عملیاتی، روندهای تولید پایدار را با دقت بیشتری پیش‌بینی کرده و امکان مدیریت بهینه‌تر منابع را فراهم کند. یافته‌های این پژوهش می‌توانند به مدیران و مهندسان صنعت نفت و گاز کمک کنند تا با تصمیم‌گیری‌های آگاهانه‌تر، بهره‌وری عملیاتی را افزایش داده و هزینه‌های مربوط به خرابی تجهیزات و نوسانات تولید را کاهش دهند. در ادامه، ابتدا مبانی نظری و پژوهش‌های پیشین مورد بررسی قرار گرفته و سپس مدل پیشنهادی تشریح می‌شود. در نهایت، نتایج ارزیابی مدل ارائه شده و تأثیر آن در بهبود عملکرد عملیاتی صنعت نفت و گاز تحلیل خواهد شد.

مرور ادبیات پژوهش

در سال‌های اخیر، مطالعات متعددی به بررسی

جدول ۱ خلاصه مرور ادبیات

نویسنده	موضوع پژوهش	روش مورد استفاده	یافته‌های اصلی
[۳]	کاربرد یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در صنعت نفت و گاز	مرور جامع بر روش‌های AI و ML	بهبود پردازش داده‌ها و افزایش کارایی عملیات بالادستی
[۴]	رویکردهای ترکیبی و خودکار یادگیری ماشین برای توسعه میادین نفتی	مدل‌های ترکیبی فیزیکی و داده‌محور	بهبود پیش‌بینی تولید نفت و بهینه‌سازی مکان‌یابی چاه‌ها
[۷]	توسعه یک چارچوب پیش‌بینی ترکیبی	مدل‌های ANN و ARIMA	برتری مدل ترکیبی در پیش‌بینی
[۸]	بهبود فرآیندهای اکتشاف نفت و گاز از طریق تحلیل داده‌های پیچیده	تحلیل داده‌های بزرگ و ادغام داده‌های چند منبع	فرایندهای اکتشاف کارآمدتر، دقیق‌تر و کم‌هزینه‌تر
[۱۲]	کاربرد هوش مصنوعی در توسعه و ازدیاد برداشت از میادین نفت و گاز	تحلیل داده‌های میدانی	بهبود دقت پیش‌بینی و افزایش بهره‌وری
[۶]	یک مدل ترکیبی رگرسیون خطی برای پیش‌بینی بهره‌وری تولید نفت	مدل ترکیبی از رگرسیون خطی بهبودیافته و یادگیری ماشین	افزایش دقت پیش‌بینی بهره‌وری تولید نفت تا ۲۰٪ و کاهش هزینه‌های محاسباتی
[۵]	رگرسیون خطی بهبودیافته برای بهینه‌سازی عملکرد چاه‌های نفت	استفاده تجزیه حالت‌های واریاسیونی بهینه‌شده، سازوکار توجه، الگوریتم تصحیح خطای تصادفی	کاهش نوسانات داده و افزایش دقت تحلیل چاه‌های نفت
[۹]	رگرسیون خطی بهبودیافته برای بهینه‌سازی تولید نفت	مدل ترکیبی ANN-GB-LR	ابزار قوی و قابل اعتماد برای بهینه‌سازی مدیریت مخازن

مدل پیشنهادی

با ترکیب روش‌های یادگیری ماشین توسعه داده شده است. این مدل ترکیبی با هدف افزایش دقت پیش‌بینی و کاهش ناپایداری تولید طراحی شده و شامل سه جزء اصلی رگرسیون خطی^۱، جنگل تصادفی^۲ و شبکه عصبی مصنوعی است. در **جدول ۲** مقایسه ویژگی‌های مدل‌های به کارگرفته شده در مدل ترکیبی توضیح داده شده است.

در این پژوهش، با توجه ادبیات مرور شده و تجربیات به‌دست‌آمده در صنعت نفت و گاز که دیگر روش‌های مرسوم مانند رگرسیون خطی کلاسیک و مدل‌های تصمیم‌گیری ساده، در مواجهه با داده‌های پیچیده نفت و گاز، از دقت کافی برخوردار نیستند؛ یک مدل ترکیبی بر پایه رگرسیون خطی^۱

جدول ۲ مقایسه ویژگی‌های مدل‌های به کارگرفته شده در مدل ترکیبی

ویژگی‌ها	رگرسیون خطی	جنگل تصادفی	شبکه عصبی مصنوعی
قابلیت تفسیرپذیری	بالا	متوسط	کم
دقت پیش‌بینی	متوسط	بالا	بسیار بالا
مدل‌سازی غیرخطی	ندارد	تا حدی	بله
مقاومت در برابر نویز	کم	بالا	بسیار بالا
کاربرد	تحلیل روابط میان متغیرهای ورودی و خروجی در مسائل پیش‌بینی عددی	شناسایی الگوهای پیچیده داده‌ها	برای مدل‌سازی غیرخطی روابط داده‌ها

1. Linear Regression

2. Random Forest

3. Artificial Neural Networks (ANN)

ارزیابی دقت آن در پیش‌بینی، رابطه‌ی ریاضی مدل بر اساس داده‌های عملیاتی تعریف شد. داده‌های مورد نیاز این پژوهش از طریق مطالعات کتابخانه‌ای، مصاحبه با خبرگان و تحلیل مضمون از میان داده‌های به‌دست آمده از میدان نفتی آزادگان (۱۴۰۱-۱۳۹۸) با همکاری شرکت ملی نفت ایران جمع‌آوری شدند. پس از مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با ۱۰ خبره (شامل مهندسان تعمیرات و مدیران عملیاتی)، ۹ پارامتر اولیه شناسایی شد. به طوری که پس از انجام مطالعات کتابخانه‌ای و مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با استفاده از روش گلوله‌برفی با خبرگان، از روش تحلیل مضمون^۱ برای شناسایی، تحلیل و گزارش مضامین و الگوهای موجود در داده‌ها استفاده گردید. تحلیل مضمون روشی است که برای شناسایی، تحلیل و گزارش الگوهای موجود در داده‌های کیفی به کار می‌رود. این روش، فرآیندی نظام‌مند برای تحلیل داده‌های متنی محسوب می‌شود که داده‌های پراکنده و متنوع را به اطلاعات غنی و تفصیلی تبدیل می‌کند [۱۰].

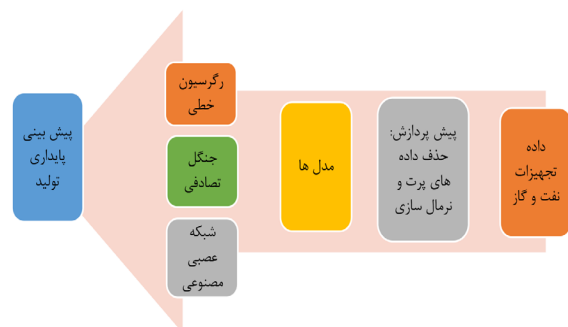
الگو در اینجا به معنای مدلی است که از طریق سازمان‌دهی مفهومی داده‌های استخراج‌شده شکل می‌گیرد. تحلیل مضمون، طیف وسیعی از فرآیندها و روش‌های تحلیلی را شامل می‌شود و بسته به اهداف و سوالات پژوهش، می‌توان از روش‌های تحلیلی مناسب آن بهره برد. معمولاً از این روش برای شناسایی الگوهای کیفی و کلامی و همچنین ایجاد کدهای مرتبط با آن‌ها استفاده می‌شود [۱۱]. یکی از ویژگی‌های مهم تحلیل مضمون این است که لزوماً به یک چارچوب نظری از پیش تعیین‌شده نیاز ندارد و می‌تواند به صورت انعطاف‌پذیر اجرا شود. بر اساس مطالعات کتابخانه‌ای و نظرات خبرگان، سه مؤلفه اصلی پایداری اقتصادی، پایداری اجتماعی و پایداری زیست‌محیطی به‌عنوان ابعاد سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند در تولید نفت و

نوآوری این مدل در ترکیب بهینه این سه روش نهفته است. درحالی که رگرسیون خطی به‌تنهایی قادر به تحلیل روابط ساده میان متغیرهاست، ترکیب آن با جنگل تصادفی که به تحلیل ویژگی‌های غیرخطی و متقاطع در داده‌ها کمک می‌کند، سبب بهبود دقت می‌شود. استفاده از جنگل تصادفی به همراه مدل‌های مبتنی بر رگرسیون منجر به افزایش دقت پیش‌بینی‌ها می‌گردد [۳]. علاوه بر این، شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک مؤلفه یادگیری عمیق در مدل، قابلیت تعمیم‌پذیری بالایی را ارائه می‌دهد که امکان شناسایی الگوهای پیچیده و غیراستاندارد را فراهم می‌کند و ترکیب شبکه‌های عصبی با مدل‌های رگرسیون خطی کلاسیک، سبب کاهش خطای مدل و افزایش توانایی در تشخیص روندهای غیرخطی در داده‌های صنعتی می‌شود [۵].

معادلات ریاضی مدل پیشنهادی

مدل پیشنهادی از ترکیب چندین مؤلفه تشکیل شده است. فرمول کلی مدل ترکیبی در شکل ۱ نشان داده شده است که در آن:

- خروجی مورد نظر: پیش‌بینی پایداری تولید است.
- متغیرهای ورودی: ویژگی‌های مختلف عملیاتی و داده‌های مربوط به تجهیزات
- مدل‌های بکار گرفته شده: شامل رگرسیون خطی، جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۱ ترکیب مؤلفه‌های مدل پیشنهادی

شناسایی داده‌ها و به‌کارگیری عملیاتی معادله ریاضی به‌منظور تحلیل عملکرد مدل پیشنهادی و

طبقه‌بندی شدند. پس از آن با تحلیل کدهای ثانویه و در ارتباط با سوالات تحقیق، ۹ عامل اصلی مرتبط با کالاهای شناسایی گردید. این عوامل عبارت‌اند از: «دما»، «لرزش یا ارتعاش»، «کیفیت ساخت تجهیز»، «ظرفیت اسمی فشار ورودی به دستگاه»، «میانگین زمان بین خرابی‌ها»، «نشتی تجهیز»، «شاخص قله»، «نصب صحیح تجهیز»، و «شاخص تکانه» که در **جدول ۳** عوامل ورودی به علاوه روش انتخاب و منبع آن ذکر شده است.

گاز در نظر گرفته شدند. سپس در مرحله تحلیل مضمون، کدگذاری اولیه (باز) بر روی متون حاصل از مطالعات کتابخانه‌ای و مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته انجام شد. مفاهیم استخراج‌شده عمدتاً از متون مختلف اقتباس شده و در برخی موارد مستقیماً از مصاحبه‌ها استخراج گردیدند که در نهایت منجر به شناسایی ۴۹ کد اولیه شد. با توجه به تعداد زیاد کدهای شناسایی‌شده، کدهای مشابه بر اساس شباهت‌های مفهومی و معنایی در ۱۱ گروه

جدول ۳ عوامل ورودی (داده‌ها) مدل، روش انتخاب و منبع آن

عوامل ورودی (داده‌ها)	روش انتخاب	نحوه جمع آوری	منبع داده
دمای عملیاتی	دستورالعمل‌های فنی و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان + تحلیل مضمون	لاگ های حسگرهای دما سنج نصب‌شده روی تجهیزات	سامانه کنترل عملیات
لرزش عملیاتی تجهیز	دستورالعمل‌های فنی و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان + تحلیل مضمون	داده‌های حسگرهای ارتعاش سنج نصب‌شده روی تجهیزات	سامانه کنترل عملیات
کیفیت ساخت تجهیز	نظر خبرگان و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته + تحلیل مضمون	گواهی های کیفیت ساخت	سامانه ارزیابی سازمان بازرسی و استاندارد ایران
فشار ورودی دستگاه	دستورالعمل‌های فنی و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان + تحلیل مضمون	مانومترهای دیجیتال	سامانه کنترل عملیات
فاصله زمانی بین خرابی‌ها	نظر خبرگان و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته + تحلیل مضمون	گزارش‌های تعمیرات میدان آزادگان	سامانه تعمیرات و نگهداری
نشتی تجهیز	نظر کارشناسان و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان + تحلیل مضمون	تست‌های مافوق صوت هفتگی و بازدیدهای میدانی	سامانه تعمیرات و نگهداری و HSE
شاخص قله	نظر خبرگان و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته + تحلیل مضمون	آنالایزرهای ارتعاش	سامانه کنترل عملیات
نصب صحیح تجهیز	نظر خبرگان و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته + تحلیل مضمون	چک‌لیست‌های نصب	سامانه تعمیرات و نگهداری و HSE
شاخص تکانه	نظر خبرگان و تایید آن به‌وسیله مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته + تحلیل مضمون	سیستم‌های مانیتورینگ آنلاین	سامانه کنترل عملیات

انتخاب شامل تأثیر معنادار بر پایداری تولید (با آزمون همبستگی و در دسترس بودن داده‌های باکیفیت بود. محدوده مقادیر واقعی این پارامترها در **جدول ۳** پارامترهای ورودی مدل، روش انتخاب و منبع داده ارائه شده است:

مدل پیشنهادی بر پایه رگرسیون خطی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \varepsilon$$

که در آن:

β_0 : مقدار ثابت مدل (عرض از مبدأ)،

$\beta_1, \beta_2, \beta_3$: ضرایب مدل که تأثیر هر یک از متغیرهای

ورودی بر مقدار خروجی را نشان می‌دهند،

ε : جمله خطای مدل که اثر نوسانات تصادفی و عوامل غیرقابل مشاهده را در بر می‌گیرد.

نمونه‌ای از محاسبات پیش‌بینی

فرض کنیم که داده‌های عملیاتی مربوط به یک تجهیز خاص در یک بازه زمانی مشخص، به شرح زیر باشند:

$$X_1=50 \text{ و } X_2=120 \text{ و } X_3=75$$

با فرض ضرایب زیر که از طریق روش حداقل مربعات تخمین زده شده‌اند:

$$\beta_0=2.5, \beta_1=0.8, \beta_2=-0.3, \beta_3=0.5$$

با جای‌گذاری این مقادیر در معادله مدل، مقدار پیش‌بینی‌شده عملکرد تجهیز (Y) به صورت زیر محاسبه می‌شود؛ که نمونه‌ای از تفسیر خروجی‌های آن در **جدول ۴** نمایش داده شده است:

$$Y = 2.5 + (0.8 \times 50) + (-0.3 \times 120) + (0.5 \times 75)$$

$$Y = 2.5 + 40 - 36 + 37.5 = 44$$

برای اطمینان از روایی و اعتبار مضامین استخراج‌شده، فرآیند ارزیابی و بازبینی انجام شد. مضامین شناسایی‌شده به‌طور جداگانه در اختیار پنج نفر از کارشناسان خبره قرار گرفت و پس از دو دور بررسی و اعمال اصلاحات پیشنهادی، نسخه نهایی مضامین تهیه گردید. این فرآیند دقت و صحت نتایج را تضمین کرده و پایه‌ای محکم برای ادامه تحلیل‌ها فراهم نمود. به‌منظور اطمینان از اعتبار و پایایی تحلیل مضمون، این فرآیند توسط چندین تحلیلگر داده انجام شد تا از هم‌خوانی بین مشاهده‌گران اطمینان حاصل شود. علاوه بر این، در تحلیل مضامین، تطابق میان داده‌های مختلف و هم‌راستایی آن‌ها با اهداف و سوالات تحقیق بررسی گردید. در راستای به‌کارگیری این ۹ عامل، از داده‌های مرتبط با خرید کالا، مشخصه‌های کالایی و تعمیرات و نگهداری میدان نفتی آزادگان در بازه‌ی زمانی ۱۳۹۸ تا ۱۴۰۱ استفاده شد. این داده‌ها به‌عنوان پایه‌ای برای تحلیل‌های عملیاتی و اعتبارسنجی مدل پیشنهادی به‌کار گرفته شدند.

فرض می‌کنیم که هدف، پیش‌بینی میزان عملکرد یک تجهیز صنعت نفت و گاز در یک دوره زمانی سه‌ماهه است. عملکرد تجهیز (Y) تابعی از چندین متغیر عملیاتی است که شامل موارد زیر است:

X_1 : فاصله زمانی بین خرابی‌های متوالی تجهیز (h)

X_2 : میزان لرزش عملیاتی تجهیز (mL/s)

X_3 : دمای عملیاتی تجهیز ($^{\circ}\text{C}$)

پارامترهای ورودی مدل بر اساس تحلیل مضمون مصاحبه‌ها با ۱۰ خبره صنعت نفت و آنالیز داده‌های تاریخی میدان آزادگان انتخاب شدند. معیارهای

جدول ۴ نمونه‌ای از تفسیر خروجی‌ها

خروجی	پارامتر	جهت تأثیر	سازوکار اثر	مقدار بهینه
پایداری تولید (Y)	فاصله زمانی بین خرابی‌ها	مثبت ($\beta=+0.8$)	افزایش $X_1 \rightarrow$ کاهش توقف تجهیزات $\rightarrow$ بهبود پایداری	> 300 ساعت
	لرزش عملیاتی	منفی ($\beta=-0.3$)	افزایش $X_2 \rightarrow$ استهلاک مکانیکی $\rightarrow$ کاهش پایداری	< 150 mm/s
	دمای عملیاتی	مثبت ($\beta=+0.5$)	افزایش X_3 تا حد بهینه $\rightarrow$ بهبود راندمان	$80 - 100$ $^{\circ}\text{C}$

شامل فاصله زمانی بین خرابی‌ها (X^1)، میزان لرزش تجهیز (X^2)، و دمای عملیاتی (X^3) بررسی شد. هدف از این تحلیل، ارزیابی میزان پایداری و قابلیت اطمینان مدل در شرایط مختلف عملیاتی بود. برای این منظور، ابتدا مقادیر پایه برای هر متغیر در نظر گرفته شد و سپس تأثیر تغییرات درصدی در ورودی‌ها بر خروجی پیش‌بینی شده محاسبه شد. تحلیل حساسیت از طریق اعمال تغییرات تدریجی بر روی متغیرهای ورودی و ارزیابی نتایج خروجی صورت گرفت.

۵- آزمون مدل: استفاده از داده‌های آزمون برای بررسی میزان دقت و عملکرد مدل در سناریوهای مختلف.

معیارهای ارزیابی عملکرد

معیارهای ارزیابی مدل در این پژوهش به‌منظور تحلیل عملکرد مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل‌های موجود مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این معیارها شامل میانگین مربعات خطا، میانگین قدرمطلق خطا^۱، ضریب تعیین (R^2) و میانگین درصد خطای مطلق^۲ هستند که به ترتیب میزان خطای مدل، میانگین خطای پیش‌بینی، دقت کلی مدل در توضیح تغییرات داده‌ها، و درصد خطای پیش‌بینی را نشان می‌دهند. علاوه بر این، آزمون‌های T و تحلیل واریانس^۳ برای بررسی معناداری تفاوت‌های آماری میان مدل‌ها به کار گرفته شدند. آزمون نرمال بودن کولموگروف-اسمیرنوف^۴ نیز برای بررسی صحت توزیع داده‌های ورودی انجام شد. این مجموعه از معیارهای ارزیابی، امکان تحلیل جامع عملکرد مدل پیشنهادی و سنجش میزان برتری آن در مقایسه با سایر مدل‌های یادگیری ماشین را فراهم می‌کند.

خروجی مدل (پایداری تولید) به‌صورت یک شاخص کمی بین ۰-۱۰۰ تعریف شد که مقادیر بالاتر نشان‌دهنده عملکرد پایدارتر تجهیزات است. بر اساس این محاسبه، مقدار پیش‌بینی‌شده عملکرد تجهیز برابر با ۴۴ واحد خواهد بود. این مقدار نشان‌دهنده عملکرد تجهیز در یک بازه زمانی سه‌ماهه، تحت تأثیر متغیرهای عملیاتی داده‌شده است. به‌منظور ارزیابی دقت مدل، از معیارهای آماری مانند میانگین مربعات خطا^۱ و ضریب تعیین R^2 استفاده شده است. این معیارها نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی تا چه اندازه می‌تواند روندهای عملیاتی را تحلیل کرده و پیش‌بینی‌های قابل اعتمادی ارائه دهد.

ارزیابی مدل

مدل پیشنهادی پس از توسعه و تنظیم پارامترها، در محیط‌های عملیاتی مختلف برای ارزیابی عملکرد آن پیاده‌سازی شد. داده‌های مورد استفاده شامل مجموعه داده‌های واقعی از تجهیزات نفت و گاز و داده‌های شبیه‌سازی‌شده برای آزمایش شرایط مختلف بودند. فرآیند پیاده‌سازی شامل مراحل زیر بود:

۱- آماده‌سازی داده‌ها: حذف داده‌های پرت، نرمال‌سازی مقادیر ورودی، و تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی، اعتبارسنجی، و آزمون در این مرحله انجام شد.

۲- آموزش مدل: اعمال روش‌های یادگیری ماشین بر روی داده‌های آموزشی و تنظیم بهینه پارامترهای مدل.

۳- اعتبارسنجی مدل: بررسی عملکرد مدل در داده‌های اعتبارسنجی و اصلاح تنظیمات در صورت نیاز.

۴- تحلیل حساسیت مدل: برای بررسی میزان تأثیر تغییرات داده‌های ورودی بر دقت پیش‌بینی مدل، یک تحلیل حساسیت انجام شد. در این تحلیل، اثر تغییرات $\pm 1\%$ و $\pm 20\%$ در متغیرهای کلیدی ورودی

1. Mean Squared Error MSE

2. Mean Absolute Error (MAE)

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

4. Analysis of variance (ANOVA)

5. Kolmogorov-Smirnov

نتایج ارزیابی و تحلیل عملکرد

بر اساس معیارهای ارزیابی ذکر شده، عملکرد مدل پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفته است. این ارزیابی شامل تحلیل دقت مدل از طریق معیارهای مختلف بوده و همچنین از آزمون‌های آماری برای بررسی معناداری تفاوت عملکرد مدل پیشنهادی با سایر مدل‌ها استفاده شده است. در **جدول ۵** مقایسه جامع بین مدل پیشنهادی و سایر روش‌های مرسوم ارائه شده تا برتری و نقاط قوت مدل پیشنهادی به وضوح مشخص گردد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل پیشنهادی کمترین مقدار میانگین مربعات خطا، میانگین قدرمطلق خطاها دارا است. همچنین در **شکل ۲** مشهود است بالاترین مقدار (R^2) را مدل پیشنهادی داراست که نشان‌دهنده دقت بالاتر و عملکرد بهینه آن است. آزمون‌های آماری آزمون‌های T و تحلیل واریانس نیز تأیید کردند که تفاوت میان مدل پیشنهادی و سایر مدل‌ها به لحاظ آماری معنادار است. همچنین، این مدل در مواجهه با تغییرات حجمی داده‌ها و نویزهای محیطی عملکرد پایدارتری نسبت به مدل‌های مرسوم ارائه داده است. نتایج تحلیل حساسیت نشان

می‌دهد که مدل پیشنهادی به تغییرات ورودی حساس است، اما همچنان در محدوده‌ای مشخص دقت بالایی خود را حفظ می‌کند. به طوری که با افزایش فاصله زمانی بین خرابی‌ها (X^1) باعث بهبود عملکرد تجهیز شده است، درحالی که افزایش میزان لرزش تجهیز (X^2) تأثیر منفی بر پیش‌بینی مدل داشته است. این یافته نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی قادر به شناسایی عوامل تأثیرگذار در پایداری تولید نفت بوده و حساسیت آن نسبت به تغییرات عملیاتی کاملاً معنادار است. علاوه بر این، مشاهده شد که دمای عملیاتی (X^2) بر پیش‌بینی عملکرد تأثیرگذار است، اما میزان تأثیر آن نسبت به سایر متغیرها کمتر است.

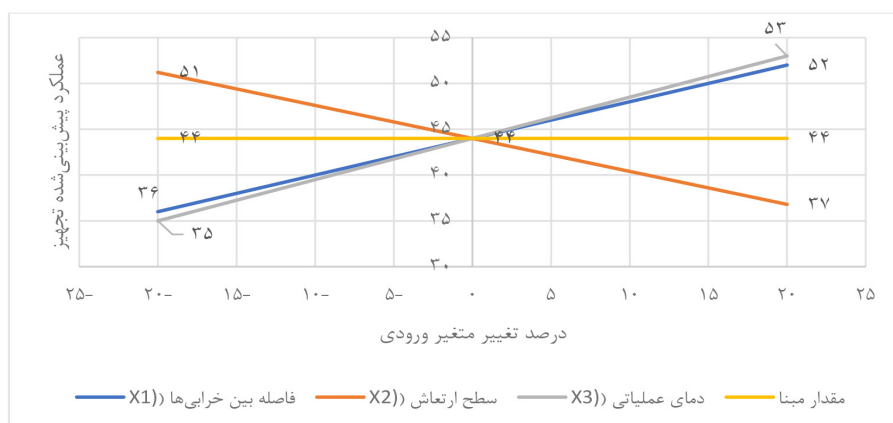
شکل ۳ نتایج تحلیل حساسیت را نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی رفتار پایداری در برابر تغییرات جزئی دارد، اما برخی متغیرها تأثیر بیشتری بر خروجی دارند. این اطلاعات می‌تواند برای بهینه‌سازی شرایط عملیاتی و اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب مورد استفاده قرار گیرد. نتایج این تحلیل نشان می‌دهد که ترکیب مدل پیشنهادی با روش‌های بهینه‌سازی می‌تواند دقت پیش‌بینی را در شرایط مختلف بهبود بخشد.

جدول ۵ مقایسه جامع بین مدل پیشنهادی و سایر روش‌های مرسوم

مدل	MAPE	R^2	MAE	MSE
مدل پیشنهادی ترکیبی رگرسیون خطی	۵/۳٪	۰/۹۲	۰/۰۳۲	۰/۰۱۵
رگرسیون خطی ساده	۱۲/۱٪	۰/۷۵	۰/۰۷۲	۰/۰۴۵
جنگل تصادفی	۸/۷٪	۰/۵۸	۰/۰۴۸	۰/۰۲۵
شبکه عصبی مصنوعی	۷/۴٪	۰/۸۸	۰/۰۴۱	۰/۰۲۲
تقویت گرادیان پیشرفته	۶/۱٪	۰/۹	۰/۰۳۵	۰/۰۱۸
SVM	۹/۳٪	۰/۸۲	۰/۰۵	۰/۰۳۰



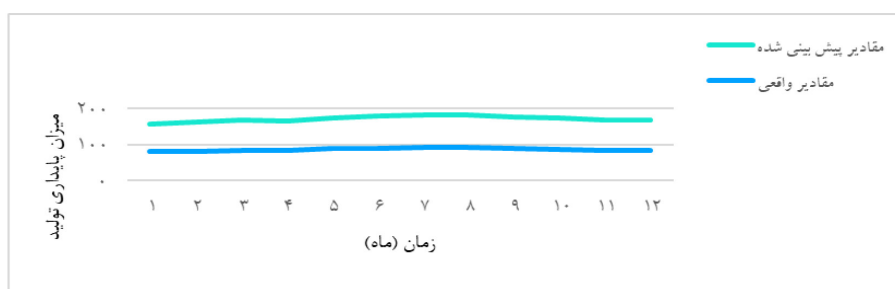
شکل ۲ مقایسه مدل پیشنهادی با سایر مدل‌ها بر اساس R^2



شکل ۳ نتایج تحلیل حساسیت

به‌منظور مشاهده عملکرد مدل در پیش‌بینی یک سال آینده، نتایج مدل پیشنهادی با واقعیت مورد قیاس قرار گرفت که در شکل ۴ عملکرد مدل پیشنهادی را در مقایسه با داده‌های واقعی به‌صورت بصری نمایش می‌دهد. این نمودار خطی، تغییرات

ماهانه پایداری تولید را طی یک دوره ۱۲ ماهه نشان می‌دهد که در آن مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده به‌صورت دو خط مجزا ترسیم شده‌اند. محور افقی زمان (ماه) و محور عمودی میزان پایداری تولید را نشان می‌دهد.



شکل ۴ روند پیش‌بینی پایداری تولید در طول زمان

نفت و گاز مورد استفاده قرار گیرد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک سیستم هوشمند پشتیبان تصمیم‌گیری مبتنی بر الگوریتم رگرسیون خطی ترکیبی برای بهبود پایداری تولید در صنعت نفت و گاز ارائه شد. مدل پیشنهادی با ترکیب رگرسیون خطی، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، توانست دقت پیش‌بینی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش داده و ناپایداری تولید را کاهش دهد. مدل پیشنهادی این پژوهش که از ترکیب رگرسیون خطی با جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی

همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود، مدل پیشنهادی توانسته است به‌خوبی روند کلی تولید را پیش‌بینی کند و اختلاف کمی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده وجود دارد. این تطابق بالا نشان‌دهنده دقت مدل در پیش‌بینی پایداری تولید و توانایی آن در شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌های عملیاتی است. علاوه بر این، خطای پیش‌بینی در طول زمان به‌صورت پایدار باقی‌مانده است که نشان‌دهنده قابلیت اطمینان مدل در شرایط مختلف است. این نمودار به‌وضوح نشان می‌دهد که مدل ترکیبی پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک ابزار مؤثر برای پیش‌بینی و مدیریت پایداری تولید در صنعت

است دارای نویز، داده‌های پرت و نواقص باشند که بر دقت مدل تأثیر بگذارند. همچنین، نیاز به پردازش حجم بالایی از داده‌ها می‌تواند هزینه‌های محاسباتی را افزایش دهد. از سوی دیگر، تغییرات غیرقابل پیش‌بینی در شرایط عملیاتی ممکن است باعث کاهش دقت پیش‌بینی مدل در طول زمان شود؛ بنابراین، پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی موارد ذیل انجام گیرد:

بهینه‌سازی مدل با الگوریتم‌های یادگیری عمیق و فرا ابتکاری

ترکیب مدل پیشنهادی با شبکه‌های عصبی عمیق مانند حافظه کوتاه‌مدت طولانی می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و روندهای غیرخطی تولید را بهتر شناسایی کند. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند تقویت گرادیان پیشرفته و الگوریتم ژنتیک می‌تواند به تنظیم بهتر پارامترهای مدل و کاهش هزینه‌های پردازشی کمک کند.

به‌کارگیری داده‌های حسگرهای اینترنت اشیا و تحلیل آنی داده‌ها

ترکیب مدل با داده‌های حسگرهای اینترنت اشیا و پردازش آنی اطلاعات با فناوری‌های کلان‌داده و تحلیل لحظه‌ای می‌تواند پیش‌بینی خرابی تجهیزات را دقیق‌تر کند، زمان خرابی را کاهش دهد و پایداری تولید را بهبود بخشد.

بهره می‌برد، توانسته است دقت پیش‌بینی را تا ۱۷٪ افزایش داده و میزان ناپایداری تولید را تا ۱۵٪ کاهش دهد. این نتایج نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های ترکیبی نه تنها در افزایش قابلیت اطمینان پیش‌بینی‌ها مؤثر است، بلکه در کاهش هزینه‌های محاسباتی و بهینه‌سازی تصمیم‌گیری‌های صنعتی نیز نقش مهمی ایفا می‌کند. بنابراین، مدل ارائه‌شده می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کارآمد برای مدیریت منابع و بهینه‌سازی تولید در صنعت نفت و گاز مورد استفاده قرار گیرد. برای تحقیقات آتی، پیشنهاد می‌شود روش پیشنهادی با الگوریتم‌های پیشرفته‌تری مانند حافظه کوتاه‌مدت طولانی^۱ و تقویت گرادیان پیشرفته^۲ ترکیب شده و از روش‌های بهینه‌سازی پارامترها برای افزایش دقت و کاهش هزینه‌های پردازشی استفاده شود. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که مدل ترکیبی ارائه‌شده می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در بهینه‌سازی تولید پایدار در صنعت نفت و گاز مورد استفاده قرار گیرد.

پیشنهادهایی برای تحقیقات آتی

باوجود بهبودهای قابل توجه مدل پیشنهادی، اجرای آن در شرایط واقعی می‌تواند با چالش‌هایی همراه باشد. یکی از مهم‌ترین چالش‌ها، در دسترس بودن داده‌های باکیفیت و کامل است. در محیط‌های صنعتی، داده‌های جمع‌آوری شده ممکن

مراجع

- [1]. SIRCAR, A., Yadav, K., Bist, N., & Oza, H. (2021). Application of machine learning and artificial intelligence in oil and gas industry. *Petroleum Research*, 6(10), 379-391. doi:https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2021.05.009.
- [2]. Nikitin, N. O., Revin, I., Hvatov, A., Vychuzhanin, P., & V. Kalyuzhnaya, A. (2021). Hybrid and automated machine learning approaches for oil fields development: the case study of volve field, North Sea. *Computers & Geosciences*, 161(3), 15. Doi:org/10.1016/j.cageo.2022.105061.
- [3]. Wang, J., & Zhang, Y. (2025). A hybrid system with optimized decomposition on random deep learning model for crude oil futures forecasting. *Expert Systems with Applications*, 272, 126706. doi: org/10.1016/j.eswa.2025.126706.
- [4]. Raad Z. Homod, G. N.-K.-S. (2023). Crude oil production prediction based on an intelligent hybrid modelling structure generated by using the clustering algorithm in big data,. *Geoenergy Science and Engineering*, 340, 127634. doi: org/10.1016/j.geoen.2023.211703.
- [5]. Atesongun, A., & Gulsen, M. (2024). A hybrid forecasting structure based on arima and artificial neural

1. Long-Short Term Memory (LSTM)

2. EXtreme Gradient Boosting (XGBoost)

network models. *Applied Sciences*, 14(16), 7122. doi: org/10.3390/app14167122.

[6]. Hanif, H. R. (2024). The role of artificial intelligence in optimizing oil exploration and production. *Eurasian Journal of Chemical, Medicinal and Petroleum Research*, 3(5), 176-190. doi: doi.org/EJCMPR/2024124442.

[7]. Al Dwood, R., Meng, Q., Ibrahim, A. W., Yahya, W. A., Alareqi, A. G., & AL-Khulaidi, G. (2024). A novel hybrid ANN-GB-LR model for predicting oil and gas production rate. *Flow Measurement and Instrumentation*, 100, 102690. doi: org/10.1016/j.flowmeasinst.2024.102690.

[۸]. حیاتی جعفریگی، س.، و مرادی نافچی، ف. (۱۴۰۳). فرصت‌ها و چالش‌های پایش وضعیت هوشمند تجهیزات دوار در صنایع نفت و گاز. نوزدهمین کنفرانس سیستم‌های هوشمند ایران.

https://icis2024.ir/files_site/files/r_25_241230233104.pdf

[۹]. عطربرمحمدی، س.، خیرالهی، ح.، آیت‌الهی، س. و پیشوائی، س. (۱۴۰۳). به‌کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تشکیل امولسیون اسید و نفت در آزمایش‌های استاتیک اسیدکاری با استفاده از بانک اطلاعات ترکیبی. پژوهش نفت، ۷۳-۹۱. doi:10.22078/pr.2024.5452.3426.

[10]. Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative research in psychology*, 3(2), 77-101. doi:10.1191/1478088706qp063oa.

[۱۱]. عابدی جعفری، ح.، تسلیمی، م. و فقیهی، ا. (۱۳۹۰). تحلیل مضمون و شبکه مضامین: روشی ساده برای تبیین الگوهای موجود در داده‌های کیفی. مجله اندیشه در مدیریت راهبردی، ۱۹۸-۱۵۱.

doi:10.30497/smt.2011.163