

تحلیل و مدل سازی هوشمند ژئومکانیکی تأثیر خزش لایه های نمکی بر آسیب دیدگی لوله ی جداری در یکی از میدان ها نفتی جنوب غرب ایران

میلاذ شایان منش^۱، بهنام میرشکاری^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نفت، دانشکده نفت و مهندسی شیمی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

sashashayanmanesh@gmail.com

^۲ استاد گروه مهندسی نفت، دانشکده نفت و مهندسی شیمی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

mirshakary.behnam@gmail.com

چکیده

تنش برشی مربوط به جابجایی لایه های زمین یکی از دغدغه های اصلی در طراحی مهندسی سازه های ژئوتکنیکی است که می تواند منجر به تغییر شکل یا تخریب کلی سازه های ساخت بشر شود (به عنوان مثال، چاه نفت و گاز حفر شده در قلب زمین). بنابراین، ارزیابی این گونه رویدادها و شناسایی مکانیسم ها به سمت توسعه توانایی های مهندسی برای مقابله با آن ها ضروری است. پارامترهای رفتاری وابسته به برش سنگ (تنش، مدول و مقاومت) معمولاً با تست های آزمایشگاهی اندازه گیری می شوند که اغلب گران، زمان بر و مخرب هستند و همچنین در تهیه نمونه های مغزه با کیفیت خوب از سنگ های شکل پذیر، شکسته و شکننده با محدودیت هایی مواجه هستند. این تحقیق تلاش می کند تا یک روش اندازه گیری غیرمستقیم و دقیق را با استفاده از هوش مصنوعی ارائه کند که توسط آزمایش های آزمایشی هسته مکانیکی کالیبره شده است. یک الگوریتم بهینه سازی الگوریتم رقابتی امپریالیستی (ICA) برای بهینه سازی ساختارهای شبکه عصبی مصنوعی طبقه بندی شده شبکه عصبی مصنوعی با وزن فاصله K-نزدیک ترین همسایه (DWKNN) با دقت بالاتر استفاده شده است. بر این اساس، یک مدل یکپارچه برای پیش بینی مدول برشی (Gs) با استفاده از ICA-DWKNN با تنظیم مجموعه داده های یکپارچه چهار پارامتر مستقل برگرفته از بررسی چاه نگاری به عنوان ورودی توسعه داده شد. پارامترهای مدول مربوط به نتایج مدل ژئومکانیک کالیبره شده توسط آزمایش های مکانیک سنگ آزمایشگاهی به عنوان خروجی هدف مدل مشخص گردید. مدل پیشنهادی قادر به پیش بینی پارامترهای هدف با دقت بسیار بالا و ضریب تعیین (R^2) بیش از ۰.۹۶ بوده است. عملکرد نشان داده شده در مدل پیش بینی الگوریتم ترکیبی نشان می دهد که مدل پیشنهادی ICA-DWKNN برای پیش بینی پارامترهای مدول برشی دقت بالایی دارد.

واژه های کلیدی

سازند نمک، مدول برشی، فروپاشی پوشش، هوش مصنوعی، ژئوتکنیک، ICA, DWKNN

۱. مقدمه

سنگ های زیرزمینی از لایه های مختلفی تشکیل شده اند که در طی سالیان متمادی به دلیل رسوب گذاری و فشار دیاژنز ساختاری یکپارچه، متراکم و متعادل را تشکیل داده اند. تنش های درجا در سازه های زیرسطحی با یکدیگر در تعادل هستند. عملیات حفاری چاه نفت و گاز با ایجاد یک حفره عمیق و برداشتن ستونی از سنگ ها از زمین، تعادل میدان تنش زیرزمینی را مختل می کند. اثر متقابل بین تنش ها باعث ناپایداری چاه و اثرات حفره باریک در حین عملیات حفاری می شود و مشکلاتی مانند چسبندگی لوله ها و کاهش راندمان حفاری را به دنبال خواهد داشت. پس از حفاری هر بخش از چاه، توسط یک رشته لوله فولادی به نام "پوشش" تقویت می شود و پوشش فولادی توسط یک غلاف سیمانی برای محافظت از چاه برای ادامه تولید احاطه می شود. این غلاف سیمانی همچنین به استحکام پوشش

برای مقاومت در برابر نیروهای تکتونیکی و جداسازی سیال لایه‌های زیرسطحی مختلف از یکدیگر کمک می‌کند. به دلیل تقویت چاه با غلاف فولادی سیمانی، حرکت خزنده لایه‌های نمک در مراحل اولیه پس از حفاری، نگرانی زیادی برای تغییر شکل چاه ایجاد نخواهد کرد [1]. با این حال، فعل و انفعالات تکتونیکی، رویدادهای زیرزمینی و اثرات فرونشست زمین ناشی از تخلیه سیالات مخزن هنوز یک تهدید برای چاه و غلاف محافظ آن است. شدت این تهدیدات به فعالیت تکتونیکی منطقه‌ای، ماهیت لایه‌ها و رفتار کشسانی سنگ‌ها بستگی دارد [2]. سنگ‌های نمکی به دلیل خواص ذاتی خود دارای پتانسیل خزش و تغییر شکل پذیری بالایی در فشار و دما هستند به طوری که گزارش‌های زیادی از خسارات ناشی از جابجایی لایه‌های نمک در سطوح مختلف زمین و سازه‌های انسانی زیرزمینی وجود دارد [3، 4]. با ترکیب یک لایه نمک با خاصیت تغییر شکل پذیری و خزش بالا بین دو لایه متراکم‌تر و سفت‌تر تحت تأثیر اعمال فشار سرباره از لایه‌های بالایی، نیروی برشی بسیار بالایی در بخش تماس دو لایه ایجاد می‌شود [5، 6]. شواهد تحقیقاتی معتبری از رفتار خزنده نمک تحت تنش برشی هشت‌ضلعی و انحرافی وجود دارد که توسط آزمایش خزش سه محوری انجام شده است [7].

برخی از محققین با انجام چندین آزمایش مکانیکی، سه نتیجه آزمایشی را در مورد ارزیابی خواص ژئومکانیکی سازند گچساران منتشر کردند. آن‌ها خواص مکانیکی سنگ‌های مختلف را در شرایط سطحی مورد مطالعه قراردادند [8، 11]. پرویزی و همکاران برای تخمین سرعت موج برشی از سرعت موج فشاری برای سازند گچساران، تحلیل رگرسیون انجام شد. [12]

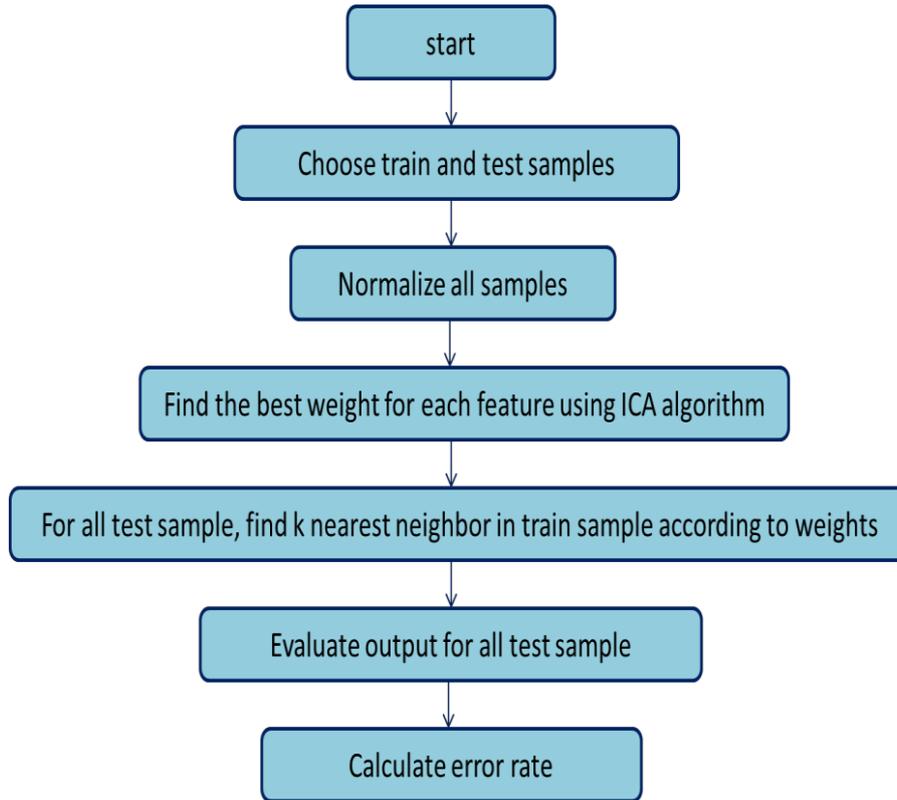
استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی سرعت موج برشی یا پارامترهای ژئومکانیکی نیز توجه برخی از محققان در سراسر جهان را به خود جلب کرده است. فتاحی و همکاران از ANFIS ترکیبی با الگوریتم بهینه‌سازی کلنی مورچه‌ها برای پیش‌بینی سرعت موج برشی از یک مخزن کربناته در ایران استفاده کرد [13]. رضایی و همکاران، سرعت امواج برشی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی فازی عصبی برای مخزن ماسه‌سنگی حوضه کارناروون، استرالیا پیش‌بینی کرد [14]. انمانگلی و همکاران، تکنیک یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی سرعت موج برشی با استفاده از لاگ‌های پتروفیزیکی در یکی از مخازن گازدار ایران به کاربرد [15]. هوش مصنوعی به‌طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی پارامترهای ژئومکانیکی سنگ‌های زیرزمینی مانند: مقاومت فشاری تک‌محوری (UCS) [16، 17]، مدول الاستیک [18]، نسبت پواسون [19، 20]، چگالی ظاهری تشکیل [21] و تنش برشی استفاده شده است.

۲. روش انجام کار

هوش مصنوعی به ابزاری قدرتمند در محاسبات ریاضی در تمام زمینه‌های صنعت نفت (اکتشاف، تولید، حفاری و مخزن) تبدیل شده است. یادگیری ماشینی یک راه حل اقتصادی است که می‌تواند به سرعت پیش‌بینی‌های دقیقی را برای متغیرهای کالیبره شده با چند آزمایش پرهزینه آزمایشگاهی و برای آن دسته از متغیرهایی که به راحتی در طول بازه عمق کامل حفر شده توسط چاه‌های نفت و گاز به دست نمی‌آید، ارائه دهد. در بخش‌های زیر روش کار با هوش مصنوعی به وضوح بیان شده است.

۱.۲. مدل GSA-DWKNN

از آنجایی که همه ویژگی‌ها در پاسخ نهایی نقش یکسانی ندارند و برخی ویژگی‌ها بیشتر از سایر ویژگی‌ها در تعیین نتیجه نقش دارند، در روش DWKNN برای افزایش دقت تشخیص برای هر ویژگی، یک ضریب و مقدار بهینه را برای آن در نظر گرفتیم. این ضرایب ما الگوریتم بهینه‌سازی ICA را پیدا کرده‌ایم که مراحل آن در شکل ۱ توضیح داده شده است.



شکل ۱. نمودار جریان ICA-DWKNN

۳. جمع آوری داده‌ها

این مقاله از داده‌های سازند گچساران مربوط به هر داده شامل اندازه‌گیری پنج عمق چاه ورودی مجزا، سرعت موج فشاری (VP)، سرعت موج برشی (VS)، چگالی ظاهری (ρ) و فشار منفذی (Pp) است. داده‌های آماری داده‌های کلی، آموزشی و آزمایشی در جدول ۱ برای ICA_DWKNN نشان داده شده است. در این پارامترها اگرچه عمق به‌عنوان ورودی در نظر گرفته نمی‌شود، اما به‌عنوان یکی از پارامترهایی در نظر گرفته می‌شود که در تعیین log بسیار کارآمد و مؤثر است. جدول ۱ مشخصات آماری رکورد داده از پنج متغیر ورودی برای مجموعه داده گزارش کامل چاه برای یکی از چاه‌های میدان نفتی مارون ارائه شده است.

جدول ۱. مشخصات آماری رکورد داده از پنج متغیر ورودی برای مجموعه داده گزارش کامل چاه برای یکی از چاه‌های میدان نفتی مارون

Parameters		DTC	DTS	RHOB	Poisson Ratio
N	Valid	22325	22325	22325	22325
	Missing	0	0	0	0
Mean		66.46	118.95	2.31	0.26
Std. Deviation		7.53	9.26	0.30	0.07
Variance		56.63	85.77	0.09	0.01
Minimum		43.54	95.75	1.73	0.00035
Maximum		91.44	157.34	3.02	0.43

به منظور مقایسه کلی بین مدل‌های مورد استفاده در این مقاله (ICA-DWKNN)، از پنج خطا استفاده می‌کنیم: شامل درصد خطا (AE)، میانگین خطای مطلق (AAE)، میانگین خطای نسبی مطلق (AARE)، خطای انحراف استاندارد (STD)، میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R^2).

$$AE_i = \frac{H_{(Measured)} - H_{(Predicted)}}{H_{(Measured)}} \times 100 \quad (1)$$

$$APD = \frac{\sum_{i=1}^n PD_i}{n} \quad (2)$$

$$AAPD = \frac{\sum_{i=1}^n |PD_i|}{n} \quad (3)$$

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (D_i - D_{imean})^2}{n-1}} \quad (4)$$

$$D_{imean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H_{Measured_i} - H_{Predicted_i})$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_{Measured_i} - Z_{Predicted_i})^2 \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (H_{Predicted_i} - H_{Measured_i})^2}{\sum_{i=1}^n H_{Measured_i}^2} \quad (7)$$

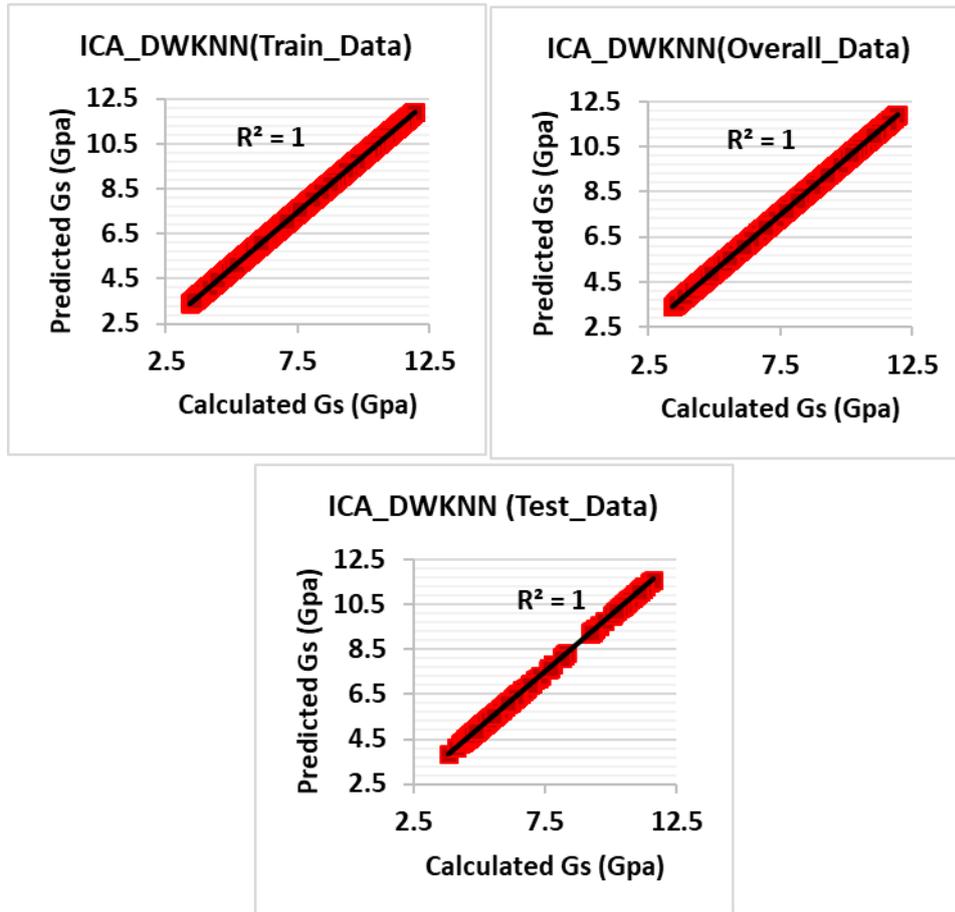
۴. بحث و نتایج

جدول ۲ برای تجزیه و تحلیل خطاهای آماری مربوط به داده‌های تست، آزمون و کل روش مورد استفاده در این مقاله می‌باشد (ICA-DWKNN). پس از بررسی نتایج می‌توان گفت که مدل ICA-DWKNN بهترین نتیجه (کمترین خطا) را برای داده‌های مورد استفاده دارد. نتایج نشان می‌دهد که شبکه KNN در حضور داده‌های بسیار بزرگ، دقیق می‌باشد.

جدول ۲. عملکرد مدل‌های رگرسیون توسعه یافته بر اساس شش معیار خطای آماری برای Gs برای ICA-DWKNN

Authors	AAE%	AARE%	SD	MSE	RMSE	R ²
Total	-0.000078	0.013781	0.000393	0.000006068	0.002463	1.000000
Train	0.000343	0.006772	0.000350	0.000000170	0.000412	1.000000
Test	0.001228	0.063133	0.001595	0.000043699	0.006611	1.000000

مجموعه‌ای از نمودارهای رگرسیون با ضریب تعیین برای آموزش، آزمایش و مجموعه داده‌های کلی در مدل پیش‌بینی مدول برشی در شکل ۸ ارائه شده است. با R^2 نزدیک به ۱. مدل‌های ترکیبی مربوط به معماری شبکه ICA-DWKNN، با دقت بالا در هر کلاس، موفق به پیش‌بینی داده‌های هدف با ضریب R^2 برابر با ۱ شده است. این الگوریتم از نظر دقت محاسباتی در رده بهترین عملکرد تخمین برای روش‌های پیش‌بینی هوش مصنوعی قرار دارد.



شکل ۲. نمودار رگرسیون برای آموزش، آزمون و گل داده‌ها برای مدل پیش‌بینی ICA-DWKNN

۵. نتیجه‌گیری

در این تحقیق نقش مکانیسم‌های برشی ناشی از جابجایی لایه‌های زیرزمینی به‌عنوان عامل مؤثر بر خرابی چاه‌های نفت و گاز مورد بررسی قرار گرفت. تنش‌های برشی به همراه دو سازند غیرمشابه در نتیجه حرکت لایه‌های جابجایی مستعد (یعنی نمک‌ها) هنگام قرار گرفتن در معرض یک‌لایه سفت و غیر متحرک ایجاد می‌شوند. این وضعیت ممکن است در توالی تغییرات چینه‌شناسی مشاهده شود که در آن مقدار تنش ایجادشده تابعی از عمق، دما، فشار اعمال‌شده و کیفیت سنگ‌شناسی یا تغییرات ساختاری در فصل مشترک دولایه سخت و تغییر شکل‌پذیر است. هوش مصنوعی یک‌راه حل ارزان، سریع و دقیق برای تخمین مدول برشی است در حالی که مدل‌های ژئومکانیکی یا ساختارهای محاسباتی عددی به یک مجموعه داده تجربی گسترده و یکپارچه از کل محدوده بازه‌های مورد مطالعه به‌دقت نیاز دارند. احتمال خرابی چاه به دلیل وجود توده نمک تحت فشار که در سطح مشترک لایه‌های ضخیم نمک با انیدریت‌ها جریان دارد، بیشتر است. در این مطالعه از یک مدل ترکیبی ICA-DWKNN استفاده شده است. پس از بررسی نتایج مشخص شده است که این مدل دارای خطای کم و دقت عملکرد زیاد می‌باشد.

منابع

- [1]-Taheri, S.R., et al., Investigation of rock salt layer creep and its effects on casing collapse. International Journal of Mining Science and Technology, 2020.

- [2]-Wang, H. and R. Samuel, 3D geomechanical modeling of salt-creep behavior on wellbore casing for presalt reservoirs. *SPE Drilling & Completion*, 2016. 31(04): p. 261-272.
- [3]-He, M., et al., Experimental investigation and damage modeling of salt rock subjected to fatigue loading. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2019. 114: p. 17-23.
- [4]-Yin, H., et al., Study on damage and repair mechanical characteristics of rock salt under uniaxial compression. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2019. 52(3): p. 659-671.
- [5]-Liang, W.-g., et al., Experimental investigation of mechanical properties of bedded salt rock. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2007. 44(3): p. 400-411.
- [6]-Wang, G., et al., Deformation characteristics of rock salt with mudstone interbeds surrounding gas and oil storage cavern. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2011. 48(6): p. 871-877.
- [7]-Allemandou, X. and M. Dusseault, Procedures for cyclic creep testing of salt rock, results and discussion. *SERIES ON ROCK AND SOIL MECHANICS*, 1996. 20: p. 207-220.
- [8]-Mehrgini, B., et al., Geomechanical characteristics of common reservoir caprock in Iran (Gachsaran Formation), experimental and statistical analysis. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2016. 34: p. 898-907.
- [9]-Dusseault, M.B., M.S. Bruno, and J. Barrera. Casing shear: causes, cases, cures. in *SPE International Oil and Gas Conference and Exhibition in China*. 1998. Society of Petroleum Engineers.
- [10]-Rolf, B., W. Mohammed, and P. Mohsen, A preliminary study of casing collapse in Iran Hydroquest Report. Schlumberger Oil Company, 2006.
- [11]-Gorjian, M., et al., Dynamic properties of anhydrites, marls and salts of the Gachsaran evaporitic formation, Iran. *Journal of Geophysics and Engineering*, 2013. 10(1): p. 015001.
- [12]- Parvizi, S., et al., Prediction of the shear wave velocity from compressional wave velocity for Gachsaran Formation. *Acta Geophysica*, 2015. 63(5): p. 1231-1243.
- [13]-Fattahi, H., H. Nazari, and A. Molaghab, Hybrid ANFIS with ant colony optimization algorithm for prediction of shear wave velocity from a carbonate reservoir in Iran. *International Journal of Mining and Geo-Engineering*, 2016. 50(2): p. 231-238.
- [14]-Rezaee, M.R., A.K. Ilkhchi, and A. Barabadi, Prediction of shear wave velocity from petrophysical data utilizing intelligent systems: An example from a sandstone reservoir of Carnarvon Basin, Australia. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2007. 55(3-4): p. 201-212.
- [15]-Anemangely, M., et al., Machine learning technique for the prediction of shear wave velocity using petrophysical logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019. 174: p. 306-327.
- [16]-Sharma, L., V. Vishal, and T. Singh, Developing novel models using neural networks and fuzzy systems for the prediction of strength of rocks from key geomechanical properties. *Measurement*, 2017. 102: p. 158-169.

- [17]-Gokceoglu, C. and K. Zorlu, A fuzzy model to predict the uniaxial compressive strength and the modulus of elasticity of a problematic rock. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004. 17(1): p. 61-72.
- [18]-Elkatatny, S., et al., An integrated approach for estimating static Young's modulus using artificial intelligence tools. Neural Computing and Applications, 2019. 31(8): p. 4123-4135.
- [19]-Bagheripour, P. and M. Asoodeh, Poisson's ratio prediction through dual stimulated fuzzy logic by ACE and GA-PS. Journal of Applied Geophysics, 2014. 107: p. 55-59.
- [20]-Asoodeh, M. and P. Bagheripour, Fuzzy classifier based support vector regression framework for Poisson ratio determination. Journal of Applied Geophysics, 2013. 96: p. 7-10.
- [21]-Gowida, A., S. Elkatatny, and A. Abdulraheem, Application of Artificial Neural Network To Predict Formation Bulk Density While Drilling. Petrophysics, 2019. 60(05): p. 660-674.