Jurnal Eksplorasi dan Produksi Migas
Volume X, No. X, Bulan Tahun
ISSN 3025-4426

PREDIKSI MODEL *EQUIVALENT CIRCULATING DENSITY* DALAM PENGEBORAN MENGGUNAKAN *MULTIPLE LINEAR REGRESSION*

Achmad Abiaz Al Faroukh[1], Diyah Rosiani[1*]
[1]Teknik Produksi Minyak dan Gas, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas, Cepu, Indonesia
**E-mail*: *diyahrosiani@gmail.com*

ABSTRAK

Pengendalian *Equivalent Circulating Density* (ECD) merupakan aspek operasional yang penting untuk menjaga kestabilan lubang bor dan mencegah rekahnya formasi. Penelitian ini bertujuan memodelkan hubungan *True Vertical Depth* (TVD) dan *Mud Weight In* (MW_in) terhadap ECD menggunakan pendekatan *Multiple Linear Regression* (MLR) yang transparan secara matematis. Analisis dilakukan terhadap 2.645 data historis dari satu sumur ADE. Kemudian dilakukan *split* data dengan pembagian 80% data *training* dan 20% data *testing*. Pengujian multikolinearitas menghasilkan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) sebesar 4,109 untuk kedua variabel independen yang menunjukkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MLR yang dihasilkan baik dengan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 94,27% pada data *testing*, dan kesalahan prediksi yang relatif kecil, yaitu RMSE 0,05495 ppg, MAE 0,04201 ppg, dan MAPE 0,4531%. Hasil pengujian hipotesis terhadap koefisien regresi semuanya signifikan secara statistik, sehingga model bisa digunakan untuk memprediksi ECD ke depan. Variabel yang lebih berpengaruh signifikan terhadap ECD adalah TVD dibandingkan dengan MW_in. Berdasarkan hasil tersebut, model MLR dapat digunakan sebagai instrumen estimasi awal untuk mengidentifikasi tren ECD berdasarkan TVD dan MW_in pada kondisi data yang dianalisis.

Kata kunci: ***Equivalent Circulating Density*, *Mud Weight In*, *Multiple Linear Regression*, *True Vertical Depth***

ABSTRACT

Controlling Equivalent Circulating Density (ECD) is crucial for maintaining wellbore stability and preventing formation fracturing. This study aims to model the relationship between True Vertical Depth (TVD) and Mud Weight In (MW_in) on ECD using a mathematically transparent Multiple Linear Regression (MLR) approach. The analysis was conducted on 2,645 historical data points from a single ADE well. The data were then split into 80% training data and 20% testing data. Multicollinearity testing yielded a Variance Inflation Factor (VIF) of 4.109 for both independent variables, indicating the absence of multicollinearity. The evaluation results demonstrate that the generated MLR model performs well, with a coefficient of determination (R^2) of 94.27% on the testing data and relatively small prediction errors: an RMSE of 0.05495 ppg, MAE of 0.04201 ppg, and MAPE of 0.4531%. The hypothesis testing results for the regression coefficients are all statistically significant, indicating that the model can be utilized to predict future ECD. The variable with a more significant influence on ECD is TVD compared to MW_in. Based on these results, the MLR model can serve as an initial estimation tool to identify ECD trends based on TVD and MW_in under the analyzed data conditions.

Keywords: Equivalent Circulating Density, Mud Weight In, Multiple Linear Regression, True Vertical Depth

1. PENDAHULUAN

Equivalent Circulating Density (ECD) merupakan parameter densitas yang merepresentasikan total tekanan hidrodinamis yang diberikan oleh fluida pemboran terhadap dinding formasi saat terjadi sirkulasi di dalam sumur [1]. Nilai besaran parameter ini terbentuk dari akumulasi tekanan hidrostatis statis dari berat lumpur yang dijumlahkan dengan beban friksi atau kehilangan tekanan gesek (*friction pressure loss*) di sepanjang zona annulus. Pemahaman dan prediksi dinamika ECD ini sangat penting untuk memastikan tekanan di dalam lubang sumur selalu seimbang [2].

Dalam operasi pengeboran minyak dan gas, pengendalian ECD merupakan aspek operasional penting untuk menjaga kestabilan lubang bor [1]. Pengendalian ECD menjadi semakin penting pada sumur dengan tekanan dan temperatur yang tinggi, terutama pada jendela tekanan operasi yang sempit [2]. Kesalahan dalam menghitung ECD dapat menyebabkan rekahnya formasi hingga hilangnya lumpur ke dalam formasi (*lost circulation*) [3]. Secara konvensional, nilai ECD dihitung menggunakan model analitik-matematis berdasarkan teori pipa aliran atau diukur langsung di dasar sumur menggunakan instrumen sensor mekanis [4]. Sensor tersebut umumnya memberikan akurasi tinggi, namun penggunaannya memerlukan biaya sewa peralatan *downhole* yang besar serta berisiko mengalami kegagalan fungsi pada kondisi temperatur dan tekanan ekstrem di bawah permukaan [5].

Keterbatasan pada pengukuran konvensional ini melahirkan berbagai terobosan prediktif baru dengan memanfaatkan algoritma cerdas berbasis *Machine Learning* (ML) maupun *Artificial Neural Networks* (ANN) untuk memprediksi ECD langsung dari data permukaan tanpa sensor bawah sumur [6]. Kajian-kajian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan ML mampu memberikan akurasi tinggi ketika mengelola parameter pengeboran yang bersifat fluktuatif dan nonlinier [7]. Model kecerdasan buatan ini juga telah diterapkan untuk kondisi operasional kompleks, seperti prediksi tekanan lumpur penyemenan maupun fenomena aliran di perairan dalam [8]. Namun demikian, studi-studi tersebut secara konsisten menggunakan pendekatan ML lanjutan yang relatif rumit secara struktur dan bersifat *black-box*, sehingga hubungan antarvariabel independen sulit diinterpretasikan secara eksplisit oleh teknisi lapangan. Salah satu motivasi pengembangan model yang lebih ringkas dengan input parameter yang lebih sedikit ini juga ditekankan pada penelitian terbaru di bidang serupa [9].

Penggunaan pendekatan statistik klasik seperti MLR secara spesifik pada kombinasi dua parameter permukaan TVD dan MW_in lengkap dengan validasi pada data testing terpisah belum banyak dilaporkan pada studi-studi ECD sebelumnya, yang umumnya langsung menggunakan pendekatan ML tanpa pembanding model statistik interpretatif sederhana. Padahal, dalam operasi pengeboran sering kali dibutuhkan model estimasi awal yang ringan secara komputasi, transparan secara matematis, dan dapat langsung diinterpretasikan oleh teknisi lapangan tanpa memerlukan keahlian pemrograman ML.

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan sebuah pemodelan MLR menggunakan dua parameter permukaan yang umumnya tersedia selama operasi, yaitu TVD dan MW_in [10]. Penelitian ini berfokus pada bagaimana dinamika kedua variabel tersebut berpengaruh secara statistik dengan nilai ECD aktual di sumur pengeboran yang diteliti. Tujuan utama penelitian ini adalah membangun model prediksi ECD berbasis MLR, menguji validitasnya menggunakan koefisien determinasi (R2) pada data *training* maupun data *testing* yang terpisah dan mengevaluasi akurasi prediksi menggunakan metrik *error* untuk memastikan validitas statistik model yang dihasilkan [10]. Penelitian ini dibatasi pada pemodelan statistik berbasis dua variabel permukaan tersebut, dan tidak mencakup parameter hidrolika lain seperti laju alir (*flow rate*), reologi lumpur, ukuran lubang bor, geometri pipa, ROP, temperatur, maupun *annular pressure loss*, yang juga memengaruhi ECD.

2. METODE

Variabel MW_in dan TVD merepresentasikan besaran tekanan hidrostatis dari kolom fluida statis [11]. Kedua parameter operasional permukaan ini dipilih sebagai variabel independen karena dapat diperoleh tanpa memerlukan tambahan perangkat sensor *downhole*.

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, dengan total 2.645 titik observasi historis. Berdasarkan ketentuan kerahasiaan perusahaan, nama sumur dan lapangan asli disamarkan menjadi Sumur ADE pada Lapangan NIN. Seluruh data berasal dari satu sumur yang sama, dengan rentang kedalaman TVD antara 30 hingga 2.591,6 ft. Guna memodelkan pengaruh TVD dan MW_in terhadap ECD, penelitian ini menggunakan pendekatan MLR dengan persamaan umum sebagai berikut [1]:

$$ECD = \beta_0 + \beta_1 \times TVD + \beta_2 \times MW_in + \varepsilon \quad (1)$$

Nilai β_0 merupakan konstanta (*intercept*) model, sementara β_1 dan β_2 merupakan koefisien regresi untuk masing-masing variabel independen TVD dan MW_in, dan simbol ε merepresentasikan *error* model yang tidak dapat dijelaskan oleh variabel independen [1]. Perlu ditekankan bahwa nilai β_0 merupakan parameter matematis murni dan tidak memiliki interpretasi operasional praktis, mengingat kondisi TVD = 0 dan MW_in = 0 bukan merupakan kondisi pengeboran yang realistis.

Seluruh tahapan komputasi dan analisis statistik dieksekusi menggunakan bahasa pemrograman R melalui lingkungan RStudio. Diawali dengan analisis statistik deskriptif dan uji korelasi Pearson antarvariabel untuk mengidentifikasi kekuatan hubungan linear antara ECD dengan masing-masing variabel independen, sekaligus antarvariabel independen itu sendiri guna mendeteksi potensi multikolinearitas sejak tahap awal. Data kemudian dibagi secara acak menjadi data *training* sebesar 80% dan data *testing* sebesar 20%. Data *training* digunakan untuk membangun model, sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji kemampuan generalisasi model pada data baru. Model MLR dibangun pada data *training*, dilanjutkan dengan uji hipotesis simultan (uji F) dan uji parsial (uji t) terhadap masing-masing koefisien, dengan H0 menyatakan bahwa TVD dan MW_in secara bersama-sama tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap ECD, sedangkan H1 menyatakan sebaliknya. Mengingat jumlah data yang besar (n = 2.645), nilai *p-value* cenderung menjadi sangat kecil meski pengaruh praktisnya belum tentu besar. Oleh karena itu signifikansi statistik pada penelitian ini diinterpretasikan bersama-sama dengan ukuran efek berupa nilai β dan metrik *error* prediksi, bukan berdasarkan *p-value* semata. Nilai R^2 dan β turut dihitung untuk mengidentifikasi variabel yang memberikan kontribusi relatif paling besar terhadap ECD.

Tahap akhir analisis adalah evaluasi performa prediksi pada data *testing* menggunakan metrik *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menilai kemampuan generalisasi model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sebagai pelengkap nilai R^2 pada data *training* yang hanya mencerminkan kecocokan terhadap data historis.

3. PEMBAHASAN

A. Statistik Deskriptif

Data yang dianalisis terdiri dari 2.645 observasi dari Sumur ADE, Lapangan NIN, dengan ECD sebagai variabel dependen serta TVD dan MW_in sebagai variabel independen. Ringkasan statistik deskriptif disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Variabel Penelitian (n = 2.645)

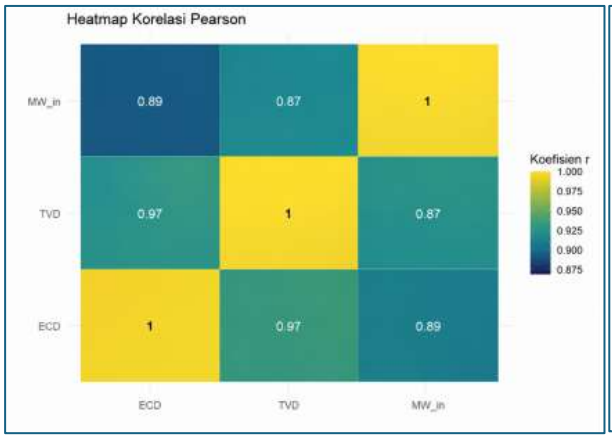
Variabel	Rata-rata	Median	Simpangan Baku	Min	Maks	*Skewness*	Kurtosis
ECD (ppg)	9,31	9,38	0,23	8,70	9,69	−0,08	−0,79
TVD (ft)	1.314,07	1.314,61	736,65	30,00	2.591,56	0,00	−1,19
MW_in (ppg)	8,80	8,79	0,11	8,61	9,01	0,79	−0,79

ECD berada pada rentang yang sempit, yaitu 8,70–9,69 ppg dengan simpangan baku 0,23 ppg. Hal ini penting karena ukuran kesalahan prediksi harus dibandingkan dengan rentang ini agar tidak tampak lebih kecil daripada yang sebenarnya. TVD mencakup kedalaman 30 hingga 2.591,56 ft dengan nilai rata-rata dan median yang hampir sama serta *skewness* 0,00, sehingga distribusinya relatif simetris. Nilai kurtosis −1,19 menunjukkan distribusi yang datar dan menyebar merata sepanjang interval kedalaman, sesuai dengan data yang dicatat secara berurutan pada setiap interval kedalaman. MW_in memiliki *skewness* positif (0,79), artinya lebih banyak data yang berada pada nilai rendah dengan ekor ke arah nilai tinggi.

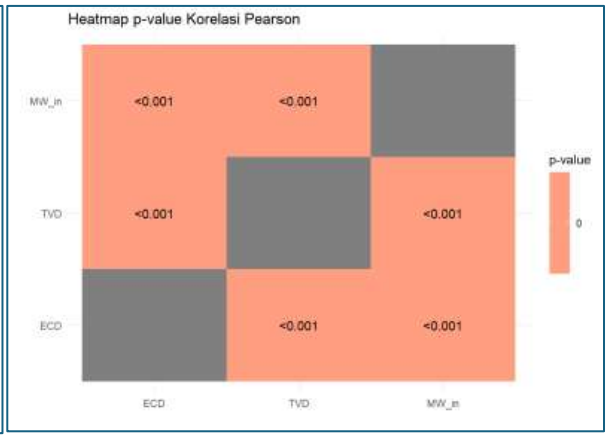
B. Analisis Korelasi Pearson

Hasil uji korelasi Pearson menunjukkan bahwa ECD berhubungan positif dan sangat kuat dengan kedua variabel independen, yaitu TVD (r = 0,968) dan MW_in (r = 0,890). Keduanya signifikan dengan $p < 2{,}2\times10^{-16}$. Koefisien korelasi diringkas pada *heatmap* di Gambar 1 dan signifikansinya pada Gambar 2. Nilai p yang tertampil sebagai "<0,001" pada Gambar 2 adalah hasil pembulatan tampilan, bukan nol. Nilai p sebenarnya untuk pasangan ECD terhadap masing-masing variabel independen adalah $p < 2{,}2\times10^{-16}$.

Korelasi yang tinggi antara variabel independen dan ECD mendukung potensi prediktif model, tetapi bukan alasan bahwa data ideal untuk MLR. *Heatmap* yang sama menunjukkan bahwa variabel independen juga saling berkorelasi kuat, yaitu TVD–MW_in (r = 0,870). Korelasi antarvariabel independen sebesar ini mengindikasikan risiko multikolinearitas, karena kedua variabel membawa informasi yang tumpang tindih. Pada sumur ini, keduanya tampak meningkat bersamaan seiring bertambahnya kedalaman. Risiko ini akan dikuantifikasi menggunakan VIF. Seluruh korelasi di sini juga merupakan pengaruh statistik pada data observasi dan tidak dapat ditafsirkan sebagai hubungan sebab-akibat.



Gambar 1. *Heatmap* Korelasi Pearson Antarvariabel



Gambar 2. *Heatmap p-value* Korelasi Pearson Antarvariabel

C. Uji Multikolinearitas

Pengujian multikolinearitas menggunakan VIF menghasilkan nilai sebesar 4,109 untuk TVD dan 4,109 untuk MW_in. Kedua nilai tersebut berada di bawah batas 10 yang digunakan sebagai acuan praktis untuk mengidentifikasi multikolinearitas. Dengan demikian, model tidak menunjukkan indikasi multikolinearitas yang tinggi berdasarkan kriteria tersebut. Namun, nilai korelasi Pearson antara TVD dan MW_in sebesar 0,87 menunjukkan hubungan linear yang kuat di antara kedua variabel independen. Oleh karena itu, meskipun multikolinearitas tidak tergolong tinggi berdasarkan nilai VIF, hubungan antarvariabel tetap perlu diperhatikan dalam menginterpretasikan koefisien regresi dan kontribusi relatif masing-masing variabel.

D. Model MLR dan Uji Hipotesis

Model dibangun pada data *training* (n = 2.116) dengan persamaan sebagai berikut:

$$ECD = 5{,}4195 + 0{,}00024664 \times TVD + 0{,}40580568 \times MW_in \quad (2)$$

Hasil estimasi koefisien disajikan pada Tabel 2 dan hasil ANOVA pada Tabel 3. Uji F simultan menghasilkan nilai F = 18.887,4 (df = 2 dan 2.113) dengan p-value < $2{,}2\times10^{-16}$, sehingga H0 ditolak. Kedua variabel, yaitu TVD dan MW_in, secara bersama-sama memiliki hubungan yang signifikan secara statistik dengan ECD. Uji t parsial juga menunjukkan hasil signifikan untuk kedua variabel ($p < 2\times10^{-16}$). Nilai R^2 data training sebesar 0,9470 (R^2 adjusted 0,9470) berarti model mampu menjelaskan sekitar 94,70% variasi ECD pada data yang digunakan untuk membentuknya. Dengan jumlah observasi yang besar, p-value yang sangat kecil tidak dijadikan satu-satunya dasar penilaian. Penilaian juga mengacu pada besarnya koefisien regresi dan kesalahan prediksi pada data testing.

Koefisien regresi ditafsirkan sebagai hubungan rata-rata dengan variabel independen lainnya dianggap tetap. Kenaikan TVD sebesar 1.000 ft berkaitan dengan kenaikan ECD prediksi sekitar 0,247 ppg, sedangkan kenaikan MW_in sebesar 1 ppg berkaitan dengan kenaikan ECD prediksi sekitar 0,406 ppg. Perlu diingat, *intercept* sebesar 5,420 ppg hanya merupakan parameter matematis karena kondisi TVD dan MW_in sama dengan nol bukan kondisi pengeboran yang realistis. Koefisien MW_in (0,406) perlu ditafsirkan secara hati-hati. Secara fisis, ECD merupakan berat lumpur ditambah kontribusi tekanan gesek annulus [1], sehingga dalam kondisi operasional lainnya tetap, kenaikan MW_in sebesar 1 ppg secara ideal dapat diikuti oleh kenaikan ECD yang mendekati 1 ppg. Nilai koefisien yang lebih rendah menunjukkan bahwa koefisien regresi tidak merepresentasikan efek fisik murni MW_in, melainkan hubungan statistik setelah memperhitungkan TVD dan faktor lain yang tidak dimasukkan dalam model. Hal ini juga perlu dipertimbangkan karena TVD dan MW_in memiliki korelasi yang kuat (r = 0,87), sementara rentang MW_in relatif sempit, yaitu 8,61–9,01 ppg. Kondisi tersebut dapat memengaruhi kestabilan estimasi koefisien dan standard error.

Tabel 2. Hasil Estimasi Koefisien Regresi (Data *Training*)

Parameter	Estimasi	Std. *Error*	t hitung	*p-value*
Intercept	5,41959	0,1755324	30,88	$4{,}409\times10^{-173}$
TVD	$2{,}4664\times10^{-4}$	$3{,}160628\times10^{-6}$	78,04	$< 2{,}2\times10^{-16}$
MW_in	0,40581	0,02035742	19,93	$3{,}739\times10^{-81}$

Tabel 3. Tabel ANOVA Model Regresi

Sumber	df	Jumlah Kuadrat	Kuadrat Tengah	F	*p-value*
TVD	1	104,202	104,202	37.377,44	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
MW_in	1	1,108	1,108	397,37	$< 2{,}2 \times 10^{-16}$
Residual	2.113	5,891	0,002788	–	–

E. Kontribusi Relatif Variabel Independen

Karena satuan kedua variabel independen berbeda, maka kontribusi relatif dibandingkan menggunakan nilai β. TVD memiliki nilai β terbesar, yaitu 0,792, sedangkan MW_in memiliki nilai β sebesar 0,202. Hasil ini menunjukkan bahwa TVD memiliki kontribusi relatif lebih besar dalam menjelaskan variasi ECD dibandingkan MW_in pada model yang digunakan. Secara fisis, hasil tersebut sejalan dengan hubungan kedalaman terhadap tekanan hidrostatis dan ECD. Namun, kontribusi relatif ini mencerminkan hubungan statistik dalam dataset, bukan pengaruh kausal secara langsung.

F. Evaluasi Kinerja Model pada Data *Training* dan *Testing*

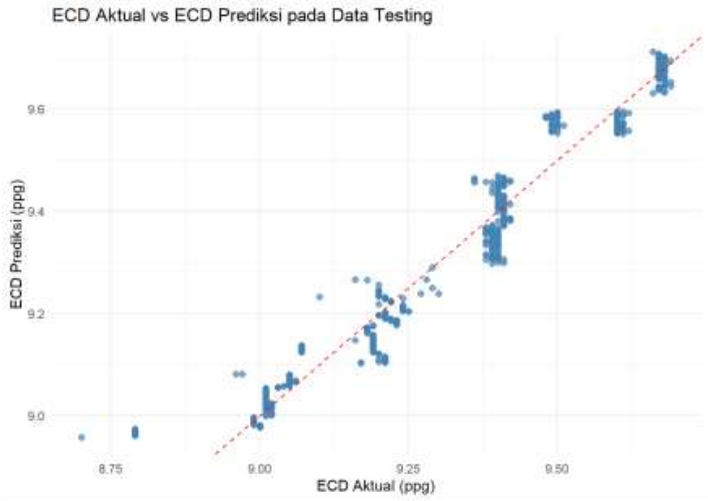
Kinerja model pada data *testing* (n = 529), yang tidak dilibatkan dalam pembentukan model, dibandingkan dengan data *training* ditunjukkan pada Tabel 4. R^2 *testing* (0,9427) hampir sama dengan R^2 *training* (0,9470), dan RMSE kedua kelompok data juga berdekatan. Tidak ada indikasi *overfitting* pada pembagian data ini. Tabel 4 menunjukkan pada data *testing*, RMSE sebesar 0,0550 ppg, MAE sebesar 0,0420 ppg, dan MAPE sebesar 0,4531%. Karena rentang ECD sempit, MAPE yang kecil perlu dibaca bersama metrik lain.

Tabel 4. Metrik Evaluasi Model

Metrik	Training	Testing
R^2	0,9470	0,9427
R^2 adjusted	0,9470	–
RMSE (ppg)	0,0528	0,0550
MAE (ppg)	–	0,0420
MAPE (%)	–	0,4531

G. ECD Aktual vs ECD Prediksi

Gambar 3. membandingkan ECD aktual dan prediksi pada data *testing*. Titik-titik berada relatif dekat dengan garis ideal (y = x), konsisten dengan R^2 *testing* sebesar 94,27%. Namun, grafik ini tidak cukup untuk menilai kinerja secara menyeluruh dan harus dibaca bersama metrik *error*.



Gambar 3. ECD Aktual vs ECD Prediksi pada Data *Testing*

4. SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan statistik antara TVD dan MW_in terhadap nilai ECD serta mengevaluasi kemampuan prediksi MLR. Berdasarkan hasil pengujian, kedua variabel independen memiliki hubungan linier positif dan signifikan secara statistik terhadap ECD, dengan TVD memberikan kontribusi relatif paling dominan berdasarkan nilai β sebesar 0,792, dibandingkan dengan MW_in sebesar 0,202. Model menghasilkan nilai R^2 *training* sebesar 0,9470 dan R^2 *adjusted* sebesar 0,9470, sedangkan pada data *testing* diperoleh R^2 sebesar 0,9427, RMSE 0,05495 ppg, MAE 0,04201 ppg, dan MAPE 0,4531%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sebagian besar variasi ECD dan menghasilkan kesalahan prediksi yang relatif kecil pada data *testing*. Pengujian multikolinearitas menghasilkan nilai VIF sebesar 4,109 untuk TVD dan MW_in, yang masih berada di bawah batas praktis 10. Namun, korelasi Pearson antara kedua variabel sebesar 0,87 menunjukkan adanya hubungan linear yang kuat, sehingga interpretasi koefisien regresi perlu dilakukan secara hati-hati. Model ini dapat digunakan sebagai instrumen estimasi awal ECD berdasarkan TVD dan MW_in, tetapi penggunaannya tetap terbatas pada karakteristik data yang dianalisis.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan parameter hidraulika pengeboran lainnya, seperti laju alir dan sifat reologi lumpur, serta menguji model menggunakan kumpulan data independen dari berbagai sumur dengan kondisi geologi dan operasional yang berbeda. Pengembangan tersebut diharapkan dapat meningkatkan kemampuan generalisasi dan keandalan model untuk estimasi ECD pada kondisi pengeboran yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

[1] H. Gamal, A. Abdelaal and S. Elkatatny, "Machine learning models for equivalent circulating density prediction from drilling data," *ACS Omega,* vol. 6, pp. 27430-27442, October 2021.

[2] K. Z. Abdelgawad, M. Elzenary, S. Elkatatny, M. Mahmoud, A. Abdulraheem and S. Patil, "New approach to evaluate the equivalent circulating density (ECD) using artificial intelligence techniques," *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology,* vol. 9, no. 2, pp. 1569-1578, June 2019.

[3] A. Alsaihati, S. Elkatatny and A. Abdulraheem, "Real-time prediction of equivalent circulation density for horizontal wells using intelligent machines," *ACS Omega,* vol. 6, no. 1, pp. 934-942, January 2021.

[4] M. A. Ahmadi, "Toward reliable model for prediction of drilling fluid density at wellbore conditions: A LSSVM model," *Neurocomputing,* vol. 211, pp. 143-149, October 2016.

[5] M. A. Ahmadi, S. R. Shadizadeh, K. Shah and A. Bahadori, "An accurate model to predict drilling fluid density at wellbore conditions," *Egyptian Journal of Petroleum,* vol. 27, no. 1, pp. 1-10, March 2018.

[6] H. H. Alkinani, A. T. T. Al-Hameedi, S. Dunn-Norman, and D. Lian, "Application of artificial neural networks in the drilling processes: Can equivalent circulation density be estimated prior to drilling?," *Egyptian Journal of Petroleum,* vol. 29, no. 2, pp. 121-126, June 2020.

[7] M. Al-Rubaii, M. Al-Shargabi, B. Aldahlawi, D. Al-Shehri and K. M. Minaev, "A developed robust model and artificial intelligence techniques to predict drilling fluid density and equivalent circulation density in real time," *Sensors,* vol. 23, no. 14, p. 6594, July 2023.

[8] J. Sun, F. Yang, B. Qi, Z. Li and J. Li, "A new calculation model for equivalent circulating density considering interface effect between various fluids during cementing process," *SPE Journal,* vol. 29, no. 5, pp. 2242-2256, February 2024.

[9] M.-S. Dabiri, R. Haji-Hashemi, A. Hemmati-Sarapardeh, R. Zabihi, M.-R. Mohammadi, M. Schaffie and M. Ostadhassan, "Artificial intelligence approaches to modeling equivalent circulating density for improved drilling mud management," *ACS Omega,* vol. 10, no. 18, pp. 19157-19174, May 2025.

[10] H. Gamal, A. Abdelaal and S. Elkatatny, "Intelligent prediction of the equivalent circulating density from surface data sensors during drilling by employing machine learning techniques," 2021. [Online]. Available: https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-154257/v1. [Accessed 7 October 2026].

[11] K. Leerojanaprapa, S. Suttaloon, K. Bhundarak and K. Sirikasemsuk, "Modeling equivalent circulating density during drilling operations in the Gulf of Thailand," *International Journal of Technology,* vol. 17, no. 2, pp. 357-375, March 2026.

Daftar Simbol

ECD	=	*Equivalent Circulating Density* (ppg)
TVD	=	*True Vertical Depth* (ft)
MW_in	=	*Mud Weight In* (ppg)
β_0	=	Titik potong awal konstanta (*intercept*)
β_1, β_2	=	Bobot koefisien regresi pengali variabel independen
ε	=	Representasi batas kewajaran *error* sistem
R^2	=	Koefisien determinasi
RMSE	=	*Root Mean Squared Error*
MAE	=	*Mean Absolute Error*
MAPE	=	*Mean Absolute Percentage Error*