

Perkiraan Laju Penetrasi Pengeboran Sumur Panas Bumi Menggunakan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*

Muhammad Taufiq Fathaddin^{1*}, Rini Setiati¹, Havidh Pramadika¹, Agus Guntoro¹, Fidya Varayesi²,
Alvita Kumala Sari¹

¹ *Program Studi Teknik Perminyakan, Fakultas Teknologi Kebumihan dan Energi, Universitas Trisakti Jakarta

² Program Studi Teknik Perminyakan, Fakultas Teknik dan Teknologi, Tanri Abeng University Jakarta

*Corresponding author : muh.taufiq@trisakti.ac.id

Abstrak

Perencanaan kema pengeboran sumur panas bumi yang optimal, identifikasi parameter pengeboran yang sesuai harus diketahui dengan baik. Beberapa parameter penting dalam suatu operasi pemboran diantaranya adalah kecepatan putaran (N), berat pada pahat (WOB), kedalaman vertical sebenarnya (TVD), laju alir busa (FF), dan laju penembusan (ROP). Informasi mengenai parameter-parameter tersebut dapat diperoleh dari pemboran sumur panas bumi. Korelasi parameter pemeboran kemudian diperoleh berdasarkan informasi tersebut. Penerapan adaptive neuro-fuzzy inference system ($ANFIS$) diperlukan mengingat hubungan antar parameter sangat rumit dan tidak linier. Di samping itu hubungan antar parameter tidak mudah diketahui. Dalam studi ini, model $ANFIS$ dipromosikan untuk memperkirakan ROP . Data diperoleh dari empat sumur di sebuah lapangan panas bumi di Sumatera Selatan. Tiga model $ANFIS$ dihasilkan. Setiap model menyertakan parameter masukan yang berbeda. kecepatan putar (N) dan berat pada pahat (WOB) dan kedalaman vertikal sebenarnya (TVD) disarankan untuk perkiraan laju penembusan (ROP). Penambahan parameter masukan laju alir busa (FF) dapat meningkatkan keakuratan pada tiga dari empat kasus. Berdasarkan hasil perhitungan model $ANFIS$ -1, $ANFIS$ -2, dan $ANFIS$ -3 mempunyai nilai rata-rata penyimpangan relatif absolut rata-rata ($MARE$) berturut-turut sebesar 16.42%, 6.99%, 4.14%, sedangkan koefisien korelasi (R) berturut-turut sebesar 0.716, 0.909, dan 0.937.

Kata kunci : $ANFIS$, panasbumi , pemboran, laju penembusan

Abstrack

Plan an optimal geothermal well drilling scheme, the identification of suitable drilling parameters must be well known. Several important parameters in a drilling operation include rotary speed (N), weight on bit (WOB), true vertical depth (TVD), foam flowrate (FF), and rate of penetration (ROP). Information regarding these parameters can be obtained from drilling geothermal wells. Drilling parameter correlations are then obtained based on this information. The application of an adaptive neuro-fuzzy inference system ($ANFIS$) is necessary considering that the relationship between parameters is very complicated and non-linear. On the other hand, the relationship between parameters is not easy to know. In this study, the $ANFIS$ model is developed to propose ROP . Data was obtained from four wells in a geothermal field in South Sumatra. Three $ANFIS$ models were generated. Each model includes different input parameters. rotational speed (N) and weight on drill bit (WOB) and true vertical depth (TVD) are recommended for estimation of rate of penetration (ROP). Adding the foam flow (FF) input rate parameter can improve the accuracy in three out of four cases. Based on the calculation results of the $ANFIS$ -1, $ANFIS$ -2, and $ANFIS$ -3 models, the average relative absolute deviation ($MARE$) values were 16.42%, 6.99%, 4.14%, respectively, while the correlation coefficient (R) was respectively - respectively 0.716, 0.909, and 0.937.

Passwords : $ANFIS$, geothermal, drilling, rate of penetration

I. PENDAHULUAN

Aerated drilling banyak diterapkan pada pemboran sumur panas bumi terutama ketika memasuki zona produksi yang diperkirakan (Souvanir et al., 2015; Wakhyudin et al., 2017). *Aerated drilling* adalah teknik pemboran yang menggunakan konsep *underbalance* yang mengkondisikan lubang sumur dengan tekanan hidrostatik yang lebih rendah dibandingkan formasi (Malik and Abidin, 2012). Pengeboran aerasi memberikan kinerja yang lebih baik dalam mencegah masalah kehilangan sirkulasi, meningkatkan laju penembusan/*rate of penetration* (ROP), dan menghindari invasi cairan pengeboran ke zona produktif. Masalah kehilangan sirkulasi dapat diatasi dengan tekanan fluida pemboran yang sengaja dibuat lebih rendah dari tekanan pori reservoir (Dwinanto and Rachmat, 2015; Kusumawardani et al., 2015; Nugroho et al., 2017; Sammat et al., 2012).

Perkiraan Laju Penetrasi Pengeboran Sumur Panas Bumi Menggunakan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*

Faktor-faktor yang mempengaruhi ROP secara umum dikelompokkan menjadi faktor hidrolis, faktor mekanis, efisiensi rig, efisiensi personal, perilaku fluida pemboran, dan sifat batuan (Païaman et al., 2009). Laju penembusan (ROP) dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti *lithology hardness*, torsi, berat lumpur, kecepatan pengangkutan *cutting* (V_{cut}), *compressed air flowrate* (CA), kecepatan putar dalam *revolution per minute* (RPM), dan *weight on bit* (WOB) (Shiddiq et al., 2017; Yuswandari et al., 2019).

Waktu operasi pemboran secara langsung dipengaruhi oleh parameter laju penembusan (ROP). Optimasi laju penembusan merupakan hal yang sangat penting untuk meminimumkan biaya operasi pemboran (Elkatatny et al., 2020; Lukawski et al., 2014; Schreuder and Sharpe, 1999). Beberapa metode telah diuji untuk diterapkan guna meminimalkan waktu pengeboran dengan mengoptimalkan laju penetrasi (Sriwijaya and Fathaddin, 2021). Optimalisasi pemboran bertujuan untuk meningkatkan parameter yang dapat dikontrol selama kegiatan pemboran seperti WOB dan kecepatan putaran bit untuk mencapai ROP maksimum (Irawan and Anwar, 2012; Galle and Woods, 1963; Moraveji and Naderi, 2016).

Metode *adaptive neuro-fuzzy inference system* (ANFIS) adalah kombinasi *neural networks* dan *fuzzy logic networks* dapat digunakan untuk membuat model ROP yang akurat (Hamdi, 2020). Ayoub et al. menggunakan 504 data dari lapangan minyak Sudan untuk mengembangkan model ANFIS dalam memprediksi ROP. Parameter masukan yang termasuk dalam pembuatan model adalah: kedalaman (D), ukuran mata bor (d_b), berat lumpur (MW), kecepatan putar (N) dan berat pada mata bor (WOB). Model ini terbukti memberikan kinerja yang tinggi dengan error serendah 1.47% dan koefisien korelasi sebesar 98% (Ayoub et al., 2017).

Oraee et al. menggunakan 177 set data meliputi *rock quality designation* (RQD), *uni-axial compressive strength* (UCS) batuan, *distance between planes of weakness* (DPW) pada massa batuan, untuk memperkirakan laju penembusan. Model ANFIS dapat memprediksi ROP dengan koefisien korelasi sebesar 0.69. Hasilnya jauh lebih baik dibandingkan regresi multivariabel (Oraee et al., 2012).

Yavari et al. (2017) membuat model ANFIS untuk memprediksi ROP di South Pars (SP) lapangan gas di lepas pantai Iran dengan tujuh parameter masukan yaitu *true vertical depth* (TVD), WOB, RPM, laju alir, MW, tekanan pori, dan pemakaian bit. Mereka menggunakan 721 data yang dibagi secara acak menjadi dua bagian, di mana 70% data digunakan untuk proses pelatihan model dan sisanya digunakan untuk pengujian model. Di samping itu mereka menggunakan model Hareland-Rampersad (HR) dan model Bourgoyne-Young (BY) yang merupakan model yang paling sering digunakan untuk menentukan ROP. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa ANFIS lebih akurat dibandingkan model-model lain dalam memprediksi laju pengeboran.

Elkatatny pada 2020 menerapkan model ANFIS dengan menggunakan data dari tiga sumur digunakan untuk pelatihan, pengujian, dan validasi (Sumur A, Sumur B, Sumur C masing-masing dengan 4012, 1717, dan 2500 titik data). Parameter masukan yang digunakan adalah berat mata bor (WOB), putaran rangkaian bor (DSR), torsi (T), laju pemompaan (GPM), dan tekanan pipa tegak (SPP). Sedangkan parameter output adalah laju penembusan (ROP). Model ANFIS memprediksi ROP untuk data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan rata-rata persentase kesalahan absolut (AAPE) masing-masing sebesar 9,50%, 9,06%, dan 9,57%.

Selanjutnya Elkatatny pada 2021 menerapkan ANFIS untuk memprediksi laju penembusan formasi dengan litologi kompleks saat pemboran berlangsung. Pemodelan dibuat untuk menentukan ROP dengan menggunakan sebelas parameter yaitu

WOB, *standpipe pressure* (SPP), kecepatan putar dalam *revolution per minute* (RPM), laju pemompaan lumpur dalam *gallons per minute* (GPM), densitas lumpur (MWin), torsi (T), *gamma ray* (GR), desain bit (3 kode), dan luas aliran total (TFA). Korelasi yang terbentuk memberikan root mean square error (RMSE) untuk data pelatihan dan pengujian berturut-turut sebesar 0,425 dan 0,446 (Elkatatny, 2021).

Shokry et al. (2023) memprediksi ROP berdasarkan parameter pengeboran seperti suhu, berat lumpur, dan *motor output* menggunakan model ANFIS. Root mean square error (RMSE) antara data dan perkiraan ROP untuk pelatihan dan pengujian model berturut-turut adalah 3.6 dan 4.3. Sedangkan koefisien korelasi (R) antara data dan perkiraan ROP adalah 0.96 dan 0.94 masing-masing untuk dataset pelatihan dan pengujian model. Dalam studi ini parameter aerated drilling fluid yaitu laju alir busa (FF) dimasukkan sebagai parameter masukan beserta parameter yang umumnya digunakan baik untuk lapangan migas maupun panas bumi pada model ANFIS.

II. METODOLOGI

Model ANFIS digunakan untuk membuat korelasi perkiraan laju penembusan sumur-sumur panas bumi yang terletak di Sumatera Selatan (Indonesia). Tabel 1 menunjukkan statistika deskriptif dari 86 data. Data berasal dari tiga sumur panas bumi yaitu Y-1, Y-2, Y-3, dan Y-4 (Sriwijaya and Fathaddin, 2021; Fathaddin et al., 2023). Data tersebut meliputi laju penembusan (ROP), laju aliran busa (FF), kecepatan putar (N), berat pada pahat (WOB), serta kedalaman vertikal sebenarnya (TVD), dan diameter lubang (d).

Tabel 1. Statistik deskriptif Data

Parameter	TVD	d	FF	N	WOB	ROP
	m	inch	gph	rpm	klbs	Mph
Minimum	1306.80	9.88	2.00	20.00	12.50	3.55
Maximum	2682.00	12.25	8.00	70.00	32.50	19.10
Range	1375.20	2.37	6.00	50.00	20.00	15.55
Mean	1977.94	11.31	4.47	33.39	24.35	8.89
Median	1977.95	12.25	4.00	27.50	25.00	8.65
Mode	2259.00	12.25	4.00	25.00	25.00	7.50
Standard Deviation	349.67	1.17	1.59	12.67	5.06	3.32

Data dibagi menjadi dua kelompok yaitu sebanyak 85% data digunakan untuk pelatihan model dan 15% data untuk pengujian model. Metode Sugeno diterapkan untuk menghasilkan model fuzzy dengan metode backpropagation dan gradien descending untuk mengenali polanya. Sistem Sugeno berfungsi untuk

memodelkan sistem nonlinier dengan melakukan interpolasi di antara beberapa model linier. Data dinormalisasi dan disortir untuk menghilangkan nilai yang ekstrim atau tidak lengkap.

Tiga model ANFIS dengan parameter masukan berbeda dibuat. Model-model ini diterapkan untuk memperkirakan laju penembusan. Parameter masukan dan keluaran untuk setiap model diperlihatkan pada Tabel 2.

Dalam studi ini yaitu dalam proses prediksi dengan model-model ANFIS, parameter masukan dan keluaran yang terlibat tidak dilakukan proses normalisasi dan denormalisasi.

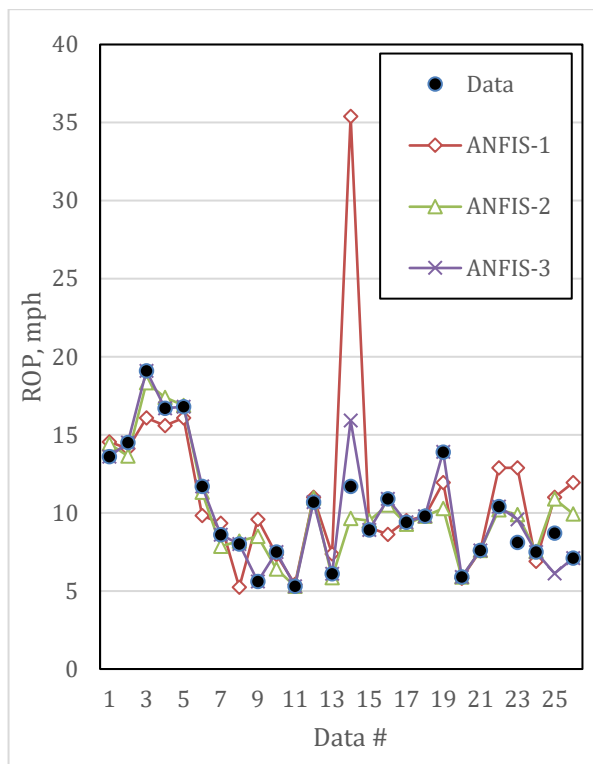
Keakuratan model dalam memperkirakan laju penembusan dinilai dengan parameter statistik mean absolute relative error (MARE) dan koefisien korelasi (R) (Fathaddin et al., 2023).

Tabel 2. Parameter-parameter untuk model-model ANFIS

Model	Parameter masukan	Parameter keluaran
ANFIS-1	N dan WOB	ROP
ANFIS-2	N, WOB, dan TVD	ROP
ANFIS-3	N, WOB, TVD, dan FF	ROP

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambar 1 hingga 4 memperlihatkan perbandingan antara hasil prediksi dengan model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 dengan data pengukuran untuk sumur Y-1, Y-2, Y-3, dan Y-4. Gambar 1 memperlihatkan penyimpangan prediksi ROP dengan model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 terhadap data pengukuran pada sumur Y-1. Gambar menunjukkan bahwa penerapan metode ANFIS-1 memberikan prediksi terburuk dengan penyimpangan bervariasi antara 0.10% hingga 202.60%. Penyimpangan terbesar terjadi pada data ke 14. Hal ini menunjukkan pada kondisi data tersebut, diperlukan parameter lain di samping N dan WOB yang berpengaruh terhadap ROP. Penambahan parameter TVD yang dimasukkan pada model ANFIS-2 dapat mengurangi penyimpangan pada data ke 14 tersebut menjadi hanya 17.53%. Model ANFIS-2 memberikan penyimpangan prediksi ROP bervariasi antara 0.00% hingga 51.68%. Penambahan parameter FF yang dimasukkan pada model ANFIS-3 menyebabkan penambahan penyimpangan pada data ke 14 tersebut dibandingkan ANFIS-2 yaitu menjadi 36.07%. Akan tetapi, model ANFIS-3 memberikan penyimpangan prediksi ROP bervariasi antara 0.00% hingga 36.07%. Secara keseluruhan model ANFIS-3 memberikan prediksi ROP yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-2 dan model ANFIS-2 memberikan prediksi yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-1. Penyimpangan relatif absolut rata-rata (MARE) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 23.96%, 9.71%, dan 3.25%. Koefisien korelasi (R) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 0.525, 0.929, dan 0.965.



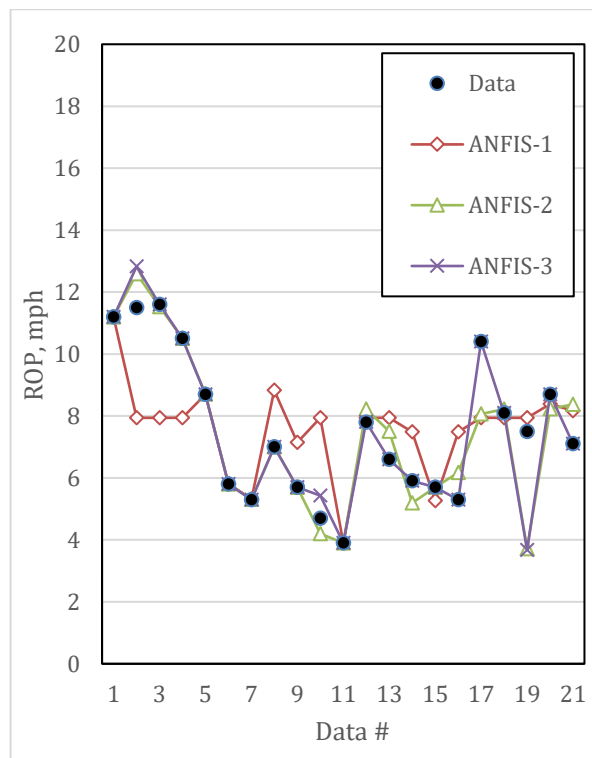
Gambar 1. Perbandingan data dan prediksi ROP untuk sumur Y-1

Gambar 2 memperlihatkan penyimpangan prediksi ROP dengan model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 terhadap data pengukuran pada sumur Y-2. Gambar menunjukkan bahwa penerapan metode ANFIS-1 memberikan prediksi terburuk dengan penyimpangan bervariasi antara 0.02% hingga 68.99%. Penyimpangan terbesar terjadi pada data ke 10. Model ANFIS-2 memberikan penyimpangan prediksi ROP bervariasi antara 0.00% hingga 50.46%. Penyimpangan terbesar terjadi pada data ke 19. Model ANFIS-3 memberikan variasi penyimpangan prediksi ROP yang sedikit lebih besar dibandingkan ANFIS-2 yaitu antara 0.00% hingga 51.08%. Namun, secara keseluruhan model ANFIS-3 memberikan prediksi ROP yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-2 dan model ANFIS-2 memberikan prediksi yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-1. Penyimpangan relatif absolut rata-rata (MARE) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 16.94%, 7.91%, dan 3.73%. Koefisien korelasi (R) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 0.640, 0.898, dan 0.936.

Gambar 3 memperlihatkan penyimpangan prediksi ROP dengan model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 terhadap data pengukuran pada sumur Y-3. Gambar menunjukkan bahwa penerapan metode ANFIS-1 memberikan prediksi dengan penyimpangan bervariasi antara 0.00% hingga 72.03%. Penyimpangan terbesar terjadi pada data ke 6. Model ANFIS-2 memberikan penyimpangan prediksi ROP yang sedikit lebih besar dibandingkan ANFIS-1 yaitu antara 0.00% hingga 79.76%. Penerapan model ANFIS-2 dapat memperkecil penyimpangan pada data ke 6 menjadi 0.15%. Model ANFIS-3 memberikan variasi penyimpangan prediksi

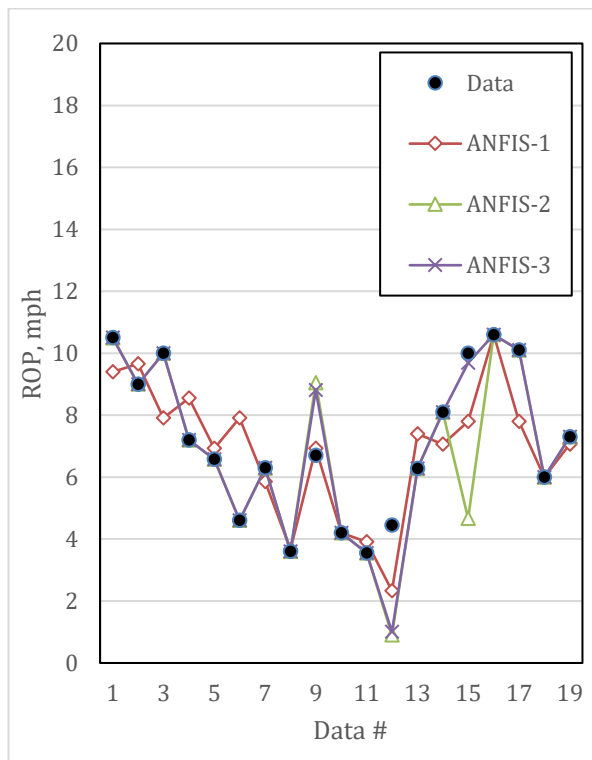
Perkiraan Laju Penetrasi Pengeboran Sumur Panas Bumi Menggunakan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*

ROP yang sedikit lebih besar dibandingkan ANFIS-1 dan lebih kecil dari ANFIS-2 yaitu antara 0.00% hingga 77.38%. Penerapan model ANFIS-3 dapat memperkecil penyimpangan pada data ke 6 menjadi 0.05%. Namun, secara keseluruhan model ANFIS-3 memberikan prediksi ROP yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-2 dan model ANFIS-2 memberikan prediksi yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-1. Penyimpangan relatif absolut rata-rata (MARE) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 14.92%, 8.88%, dan 5.90%. Koefisien korelasi (R) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 0.815, 0.820, dan 0.940.

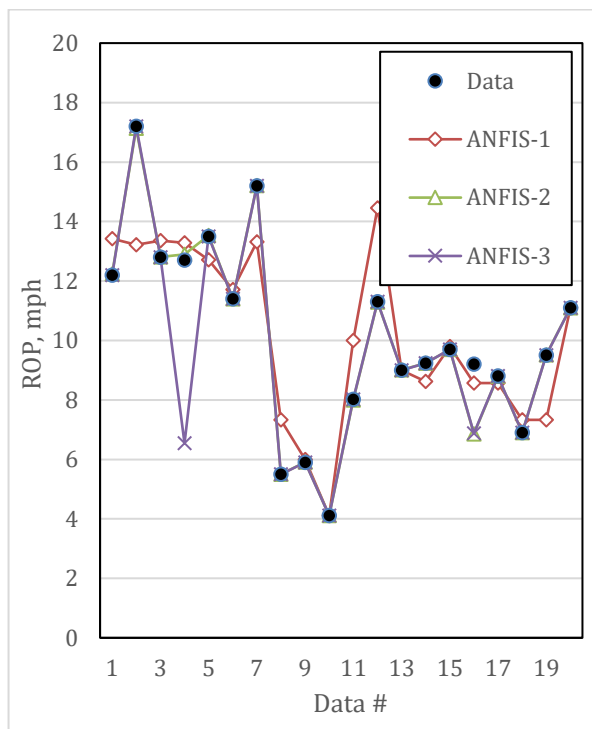


Gambar 2. Perbandingan data dan prediksi ROP untuk sumur Y-2

Gambar 4 memperlihatkan penyimpangan prediksi ROP dengan model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 terhadap data pengukuran pada sumur Y-4. Gambar menunjukkan bahwa penerapan metode ANFIS-1 memberikan prediksi dengan penyimpangan bervariasi antara 0.02% hingga 33.26%. Penyimpangan terbesar terjadi pada data ke 8. Model ANFIS-2 memberikan penyimpangan prediksi ROP bervariasi antara 0.00% hingga 25.47%. Penyimpangan terbesar terjadi pada data ke 16. Model ANFIS-3 memberikan variasi penyimpangan prediksi ROP yang lebih besar dibandingkan ANFIS-2 yaitu antara 0.00% hingga 48.48%. Secara keseluruhan model ANFIS-2 memberikan prediksi ROP yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-3 dan model ANFIS-3 memberikan prediksi yang lebih baik dibandingkan model ANFIS-1. Penyimpangan relatif absolut rata-rata (MARE) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 9.85%, 1.45%, dan 3.69%. Koefisien korelasi (R) untuk model-model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 berturut-turut sebesar 0.883, 0.988, dan 0.907.



Gambar 3. Perbandingan data dan prediksi ROP untuk sumur Y-3



Gambar 4. Perbandingan data dan prediksi ROP untuk sumur Y-4

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas tentang pengembangan model adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) untuk memperkirakan tingkat penetrasi. Seluruh data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari empat sumur panas bumi di Sumatera Selatan. Tiga model ANFIS terpisah telah dikembangkan untuk sistem pemboran panas bumi, masing-masing model menggunakan serangkaian parameter masukan yang berbeda. Beberapa kesimpulan telah dibuat dalam pernyataan sebagai berikut:

1. Parameter-parameter masukan kecepatan putar (N) dan berat pada mata bor (WOB) dan kedalaman vertikal sebenarnya (TVD) disarankan untuk perkiraan laju penembusan (ROP).
2. Penambahan parameter masukan laju alir busa (FF) dapat meningkatkan keakuratan perkiraan laju penembusan (ROP) pada tiga dari empat sumur.
3. Untuk keempat sumur model ANFIS-1, ANFIS-2, dan ANFIS-3 nilai rata-rata parameter MARE berturut-turut sebesar 16.42%, 6.99%, 4.14%, sedangkan koefisien korelasi (R) berturut-turut sebesar 0.716, 0.909, dan 0.937.

V. DAFTAR PUSTAKA

- Ayoub, M., Shien, G., Diab, and Ahmed, Q. (2017). Modeling of Drilling Rate of Penetration Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(22), pp. 12880-12891.
- Dwinanto, A., and Rachmat, S. (2015). Aerated Underbalance Drilling Screening Assessment at “X” Geothermal Field. *KnE Energy*, 1(1), pp. 22-46. <https://doi.org/10.18502/ken.v1i1.339>
- Elkatatny, S. (2020). Real-Time Prediction of Rate of Penetration in S-Shape Well Profile Using Artificial Intelligence Models. *Sensors*, 20, 3506; doi:10.3390/s20123506.
- Elkatatny, S. (2021). Real-time prediction of rate of penetration while drilling complex lithologies using artificial intelligence techniques. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(1), pp. 917-926.
- Elkatatny, S., Al-AbdulJabbar, A. and Abdelgawad, K. (2020). A New Model for Predicting Rate of Penetration Using an Artificial Neural Network. *Sensors*, 20 (7), pp. 2058. <https://doi.org/10.3390/s20072058>.
- Fathaddin, M.T., Irawan, S., Marhaendrajana, T., Rakhmanto, P.A., Malinda, M.T., Nugrahanti, A., and Ridaliani, O. (2023). Application of Artificial Neural Network to Estimate Rate of Penetration for Geothermal Well Drilling in South Sumatera. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 13(3), pp. 135-140.
- Galle, E.M. and Woods, A.B. (1963). Best Constant Weight and Rotary Speed for Rotary Rock Bits, Houston, Hughes Tool Co., pp. 48-73.

- Hamdi, Z., Haldavnekar, A., Momeni, M., and Bataee, M. (2020). Improving Drilling Rate of Penetration Modelling Performance Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems. *the Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference*, Abu Dhabi, UAE, November 2020, SPE-203427-MS, <https://doi.org/10.2118/203427-MS>.
- Irawan, S. and Anwar, I. (2012). Optimization of Weight on Bit During Drilling Operation Based on Rate of Penetration Model. *Jurnal Aptek*, vol. 4, no. 1, pp. 55-64.
- Kusumawardani, R., Kustono, B., and Pudyastuti, K. (2015). Kinerja Operasi Aerated Drilling pada Sumur N di Lapangan Panas Bumi K. *Seminar Nasional Cendekiawan 2015*, Jakarta, Indonesia.
- Lukawski, M.Z., Anderson, B.J., Augustine, C., Capuano, L.E., Beckers, K.F., Livesay, B., and Tester, J.W. (2014). Cost Analysis of Oil, Gas, and Geothermal Well Drilling. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 118 (2014), pp. 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2014.03.012>.
- Malik, D. and Abidin, Z., (2012). Geochemistry monitoring during drilling in Wayang Windu field, Indonesia. *34th New Zealand Geothermal Workshop*, Auckland, Nov. 19–21.
- Moraveji, M.K. and Naderi, M. (2016). Drilling rate of penetration prediction and optimization using response surface methodology and bat algorithm”, *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, vol. 31, pp. 829-841.
- Nugroho, W. A., Hermawan, S., Lazuardi, B. H., and Mirza, R. (2017). Drilling Problems Mitigation in Geothermal Environment, Case Studies of Stuck Pipe and Lost Circulation. *The SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition*, Jakarta, Indonesia, October 2017, SPE-186922-MS, <https://doi.org/10.2118/186922-MS>.
- Oraee, K., Khorami, M. T., and Hosseini, N. (2012). Prediction of the Penetration Rate of TBM Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS). *SME Annual Meeting*, Feb. 19 - 22, 2012, Seattle, WA.
- Paiaman, A. M., Al-Askari, G.M.K., Salmani, B., Al-Anazi, B. D., and Masihi, M. (2009). Effect of Drilling Fluid Properties on Rate of Penetration. *NAFTA*, 60(3), pp. 129-134.
- Sammatt, E., O'Shea, S., Innes, G., Kemenyfy, J.G., and Piscevic, D. (2012). Successful Controlled Pressure Drilling Application in a Geothermal Field. *The SPE/IADC Managed Pressure Drilling and Underbalanced Operations Conference and Exhibition*, Milan, Italy, March 2012, SPE-156895-MS, <https://doi.org/10.2118/156895-MS>.
- Shokry, A., Elkatatny, S., and Abdurraheem, A. (2023). Real-Time Rate of Penetration Prediction for Motorized Bottom Hole Assembly Using Machine Learning Methods. *Scientific Reports*, 13, pp. 14496, <https://doi.org/10.1038/s41598-023-41782-2>

Perkiraan Laju Penetrasi Pengeboran Sumur Panas Bumi Menggunakan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*

- Shiddiq, A. M. I., Christiantoro, B., Syafrie, I., -, A., Marbun, B. T. H., Wattimury, P., and Resesiyanto, H. (2017). A Comprehensive Comparison Study of Empirical Cutting Transport Models in Inclined and Horizontal Wells. *Journal of Engineering and Technological Sciences*, 49(2), pp. 275-289. <https://doi.org/10.5614/j.eng.technol.sci.2017.49.2.9>.
- Souvanir, T., Putra, R.B., Putra, W.M., and Dumrongthai, P. (2015). Deepest Geothermal Well in Indonesia: A Success Story. *Proceedings World Geothermal Congress 2015*, Melbourne, Australia, 19-25 April 2015.
- Schreuder, J. and Sharpe, P. (1999). Drilling the Limit-A Key to Reduce Well Costs. *Proceedings of the SPE Asia Pacific Improved Oil Recovery Conference, Society of Petroleum Engineers (SPE), Kuala Lumpur, Malaysia, 25-26 October 1999, SPE-57258-MS*.
- Sriwijaya, S.A. and Fathaddin, M.T. (2021). Non-linear regression approach to ROP predicted in Geothermal well aerated-drilling at Field X, South Sumatera, Indonesia. *The 5th Annual Applied Science and Engineering Conference (AASEC 2020), IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* 1098 (2021) 062017, doi:10.1088/1757-899X/1098/6/062017.
- Wakhyudin, A., Setiawan, D., and Marjuan, O.D. (2017). Aerated Drilling Cutting Transport Analysis in Geothermal Well. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 103(1), pp. 012008, <https://doi.org/10.1088/1755-1315/103/1/012008>.
- Yavari, H., Sabah, M., Khosravanian, R., and Wood, D.A. (2018). Application of an Adaptive Neuro-fuzzy Inference System and Mathematical Rate of Penetration Models to Predicting Drilling Rate. *Iranian Journal of Oil & Gas Science and Technology*, 7(3), pp. 73-100
- Yuswandari, A., Prayoga, A., and Purba, D. (2019). Rate of Penetration (ROP) Prediction Using Artificial Neural Network to Predict ROP for Nearby Well in a Geothermal Field. *44th Workshop on Geothermal Reservoir Engineering*. Stanford University, California.