



# OPTIMASI PARAMETER RESERVOIR MENGGUNAKAN PEMODELAN NUMERIK DAN ANALISIS REGRESI UNTUK MENINGKATKAN RECOVERY FACTOR

Valentyn P B Hattu<sup>1</sup>, Deny Ismail Pellu<sup>2</sup>  
<sup>1,2</sup>Jurusan Teknik Mesin, Politeknik Negeri Ambon  
<sup>1</sup>[valentynhattu@gmail.com](mailto:valentynhattu@gmail.com)

## ARTICLE HISTORY

Received:  
September 11, 2025  
Revised  
October 31, 2025  
Accepted:  
October 31, 2025  
Online available:  
November 24, 2025

## Keywords:

Numerical Modeling, Parameter Optimization, Recovery Factor

## \*Correspondence:

Name: Valentyn P B Hattu  
E-mail: [valentynhattu@gmail.com](mailto:valentynhattu@gmail.com)

Kantor Editorial  
Politeknik Negeri Ambon  
Pusat Penelitian dan Pengabdian Masyarakat  
Jalan Ir. M. Putuhena, Wailela-Rumahtiga, Ambon Maluku, Indonesia  
Kode Pos: 97234

## ABSTRACT

*Reservoir parameter optimisation is a critical aspect of enhancing the hydrocarbon recovery factor and requires systematic, integrated approaches. This research develops an integrated framework combining numerical reservoir modelling with multivariate regression analysis to optimise key reservoir parameters. The research methodology employs quantitative techniques, including three-dimensional numerical simulation, implementation of a multi-objective optimisation algorithm, and development of machine learning models for recovery factor prediction. Research data encompasses reservoir petrophysical parameters, including effective porosity ranging from 12.5% to 28.7%, horizontal permeability from 15 mD to 450 mD, and initial oil saturation from 52.3% to 84.6%. Optimisation analysis using three algorithms demonstrates that the Multi-Objective Grey Wolf Optimiser achieves superior performance, with an optimal recovery factor of 46.3% using only eight parameters. The third-order polynomial regression model yields a coefficient of determination of 0.89 in predicting nonlinear relationships between reservoir parameters and recovery factor. An artificial neural network implementation achieves 94.2% training and 89.3% test prediction accuracy, with a mean absolute error of 2.1%. Development scenario simulation indicates the five-spot injection pattern configuration produces the highest recovery factor, 48.2% with a present value of 187.3 million USD. The developed integrated framework demonstrates the ability to handle reservoir heterogeneity, with validation showing deviations of less than 7% relative to field data.*

**Keywords:** numerical modeling, parameter optimization, recovery factor

## 1. PENDAHULUAN

Industri minyak dan gas menghadapi tantangan kompleks dalam mengoptimalkan produksi hidrokarbon dari reservoir bawah permukaan yang memiliki karakteristik heterogen dan dinamika fluida yang rumit. Recovery factor, sebagai indikator utama efisiensi ekstraksi hidrokarbon, menjadi parameter kritis yang menentukan viabilitas ekonomis suatu lapangan migas. Pemahaman mendalam terhadap perilaku reservoir melalui karakterisasi parameter-parameter kunci seperti porositas, permeabilitas, saturasi fluida, dan tekanan reservoir merupakan fondasi fundamental dalam meningkatkan recovery factor secara optimal. Evolusi teknologi pemodelan numerik telah mengalami transformasi signifikan

dalam dekade terakhir, memungkinkan simulasi yang lebih akurat terhadap kompleksitas sistem reservoir. Integrasi algoritma machine learning dengan simulasi numerik telah terbukti efektif dalam mengoptimalkan produksi minyak untuk reservoir yang sangat heterogen (Chen et al., 2023). Kemajuan ini membuka peluang baru dalam mengembangkan metodologi yang lebih sophisticated untuk optimasi parameter reservoir, dimana kombinasi antara pemodelan fisik tradisional dengan pendekatan data-driven memberikan perspektif baru dalam pengelolaan reservoir.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan framework terintegrasi yang menggabungkan pemodelan numerik reservoir dengan analisis regresi lanjutan untuk mengoptimalkan parameter-parameter



kunci yang mempengaruhi recovery factor. Aplikasi artificial intelligence dalam menganalisis data petrophysical dan karakterisasi formasi bawah permukaan telah terbukti memberikan nilai tambah signifikan dalam reservoir characterization dan numerical modeling (Zainuri et al., 2023).

Kontribusi dari penelitian ini adalah pengembangan metodologi systematic yang dapat mengidentifikasi kombinasi parameter optimal untuk memaksimalkan recovery factor dengan mempertimbangkan aspek teknis, ekonomis, dan operasional secara simultan, sehingga memberikan foundation yang solid untuk decision-making dalam pengembangan lapangan migas.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis regresi sebagai instrumen statistik memainkan peran strategis dalam mengidentifikasi korelasi antara berbagai parameter reservoir dengan recovery factor. Metodologi ini memungkinkan pengembangan model prediktif yang dapat mengantisipasi respons reservoir terhadap berbagai skenario pengembangan. Estimasi recovery factor melalui machine learning dari karakteristik reservoir lainnya seperti porositas dan permeabilitas telah menunjukkan akurasi yang bergantung pada database yang digunakan (Al-Jifri et al., 2021). Pendekatan ini memberikan nilai strategis dalam memprediksi performa reservoir tanpa harus melakukan simulasi numerik yang intensif secara komputasi. Kompleksitas heterogenitas reservoir mengharuskan pengembangan strategi optimasi yang mampu mengakomodasi variabilitas spasial dan temporal parameter-parameter reservoir. Aplikasi *model machine learning seperti artificial neural network, Random Forest, K-Nearest Neighbor*, dan *Support Vector Machine* telah diimplementasikan untuk mengestimasi *overall oil recovery* dalam operasi *waterflooding* pada reservoir heterogen (Zainuri et al., 2023). *Integrasi multiple modeling approaches* ini mencerminkan evolusi paradigma dalam reservoir engineering menuju pendekatan yang lebih holistik dan adaptif.

Konteks industri saat ini menunjukkan *urgensi* untuk mengoptimalkan *recovery factor* sebagai respons terhadap tuntutan ekonomi dan lingkungan yang semakin ketat. *Machine learning* telah menjadi teknologi penting dalam industri petroleum dengan berbagai aplikasi yang membantu engineer dalam pengambilan keputusan yang lebih baik, terutama dalam *reservoir simulation* yang melibatkan *individual simulation runs, history matching*, dan *production forecast optimization* (Shahin et al., 2023). Transformasi digital ini mengindikasikan pergeseran menuju pendekatan yang lebih efisien dan akurat dalam

pengelolaan reservoir. Penelitian-penelitian terdahulu telah mendemonstrasikan potensi signifikan dari integrasi pemodelan numerik dengan analisis statistik lanjutan. *Framework physics-informed machine learning* untuk pengelolaan reservoir enhanced geothermal systems telah menunjukkan bagaimana efisiensi komputasi dan prediksi akurat dapat bekerja bersama untuk mengoptimalkan *thermal recovery* secara berkelanjutan (Shima et al., 2024). Perkembangan ini menggaris bawahi pentingnya pendekatan multidisipliner dalam mengoptimalkan parameter reservoir.

Tantangan utama dalam optimasi parameter reservoir terletak pada kompleksitas interaksi antar parameter dan ketidakpastian inherent dalam karakterisasi reservoir. Reservoir simulation diperlukan untuk forecasting produksi hidrokarbon, menentukan tekanan dan saturasi, perencanaan sumur, dan pengembangan lapangan (Pramesti, 2020). Hal ini menuntut pengembangan metodologi yang robust dan dapat menangani high-dimensional parameter space dengan efisiensi komputasi yang optimal.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimental yang melibatkan pemodelan numerik dan analisis regresi untuk mengoptimalkan parameter reservoir. Metodologi yang diterapkan terdiri dari beberapa tahapan sistematis yang dimulai dengan pengumpulan dan preparasi data reservoir, pembangunan model numerik, simulasi skenario parameter, analisis regresi multivariat, dan validasi hasil optimasi. Pendekatan kuantitatif dipilih karena kemampuannya dalam menganalisis hubungan statistik antar variabel secara objektif serta memberikan hasil yang dapat direplikasi dan diverifikasi secara empiris. Tahap pertama melibatkan akuisisi data reservoir komprehensif yang mencakup data geologi, petrofisika, tekanan, dan produksi historis. Data tersebut diperoleh melalui interpretasi log sumur, uji tekanan, analisis fluida reservoir, dan data produksi lapangan. *Preprocessing* data dilakukan untuk memastikan konsistensi, kelengkapan, dan kualitas dataset sebelum digunakan dalam pemodelan numerik. Validasi data meliputi pengecekan outlier, normalisasi distribusi, dan korelasi antar parameter untuk memastikan keandalan input model (Munte et al., 2023).

Pembangunan model numerik reservoir dilakukan menggunakan pendekatan diskritisasi grid tiga dimensi dengan menerapkan persamaan diferensial parsial untuk aliran multifasa dalam media berpori.



Model matematis yang digunakan mengintegrasikan persamaan kontinuitas massa, hukum Darcy untuk aliran fluida, dan persamaan keadaan untuk karakterisasi sifat *fluida reservoir*.

Rumus persamaan diferensial parsial :

$$\frac{\partial z}{\partial x} = z + 2x \frac{\partial z}{\partial y}$$

Diskretisasi spasial menggunakan metode beda hingga dengan skema implisit untuk memastikan stabilitas numerik dan akurasi solusi. Parameter input model meliputi distribusi porositas, permeabilitas absolut dan relatif, saturasi fluida awal, tekanan kapiler, dan sifat batuan reservoir. Simulasi skenario parameter dilakukan melalui analisis sensitivitas dengan memvariasikan parameter kunci reservoir secara sistematis. Variabel independen yang dianalisis mencakup porositas efektif, permeabilitas horizontal dan vertikal, heterogenitas reservoir, tekanan injeksi, laju produksi, dan konfigurasi sumur. Setiap skenario simulasi dijalankan dengan kondisi batas dan initial yang identik untuk memastikan komparabilitas hasil. Output simulasi berupa profil tekanan, saturasi fluida, dan kumulatif produksi hidrokarbon untuk berbagai periode waktu operasi.

Analisis regresi multivariat diterapkan untuk mengidentifikasi korelasi statistik antara parameter input dengan recovery factor sebagai variabel dependen. Teknik regresi yang digunakan meliputi regresi linier berganda, regresi polinomial, dan regresi nonlinier untuk mengakomodasi kompleksitas hubungan antar variabel. Evaluasi model regresi dilakukan menggunakan koefisien determinasi, analisis residual, dan uji signifikansi statistik untuk memastikan validitas model prediktif. Optimasi parameter dilakukan dengan menerapkan algoritma pencarian global untuk menemukan kombinasi parameter yang memaksimalkan recovery factor dengan mempertimbangkan batasan teknis dan ekonomis. Validasi metodologi dilakukan melalui perbandingan hasil optimasi dengan data lapangan aktual serta benchmarking dengan metode konvensional untuk memastikan akurasi dan reliabilitas pendekatan yang dikembangkan (Pamungkas, 2023).

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### a. Karakterisasi Parameter Reservoir dan Pemodelan Numerik

Hasil analisis karakterisasi parameter reservoir menunjukkan variabilitas yang signifikan dalam distribusi sifat petrofisika yang mempengaruhi faktor pemulihan hidrokarbon. Analisis komprehensif terhadap data reservoir mengindikasikan bahwa porositas efektif berkisar antara 12,5% hingga 28,7% dengan rata-rata 18,3%, sementara permeabilitas horizontal menunjukkan rentang yang lebih luas dari 15 mD hingga 450 mD dengan distribusi log-normal. Parameter saturasi minyak awal memiliki distribusi yang relatif homogen dengan nilai rata-rata 68,4% dan deviasi standar 8,2%, mengindikasikan konsistensi kondisi awal reservoir. Kompresibilitas batuan menunjukkan korelasi negatif yang kuat dengan kedalaman reservoir, dimana reservoir pada kedalaman lebih dalam memiliki kompresibilitas yang lebih rendah. Heterogenitas parameter reservoir ini menjadi dasar fundamental dalam pengembangan model numerik yang akurat untuk simulasi perilaku aliran fluida multifasa. Validasi parameter input dilakukan melalui perbandingan dengan data log sumur dan uji tekanan untuk memastikan representativitas model terhadap kondisi reservoir aktual (Rahmahdani et al., 2023).

**Tabel 1. Distribusi Parameter Petrofisika Reservoir**

Parameter	Minim um	Maksim um	Rat a-rata	Stand ar Devia si
Porositas (%)	12,5	28,7	18,3	4,2
Permeabilit as Horizontal (mD)	15	450	142	95,3
Permeabilit as Vertikal (mD)	8	235	89	52,7
Saturasi Minyak Awal (%)	52,3	84,6	68,4	8,2
Kompresibi litas Batuan (1/psi)	2,1E-06	8,7E-06	4,8 E-06	1,9E-06

Pemodelan numerik reservoir dilakukan menggunakan pendekatan grid tiga dimensi dengan resolusi spasial yang mengakomodasi heterogenitas



geologi dan kompleksitas struktur reservoir. Model matematis yang dikembangkan mengintegrasikan persamaan aliran multifasa dengan mempertimbangkan efek gravitasi, kapiler, dan viskositas fluida pada berbagai kondisi tekanan dan temperatur. Diskretisasi temporal menggunakan skema implisit untuk memastikan stabilitas numerik, sementara diskretisasi spasial menerapkan metode volume hingga dengan grid terstruktur untuk mengoptimalkan akurasi dan efisiensi komputasi. Validasi model numerik dilakukan melalui perbandingan hasil simulasi dengan data produksi historis, menunjukkan koefisien korelasi sebesar 0,94 untuk profil tekanan dan 0,91 untuk laju produksi kumulatif. Kalibrasi model melibatkan penyesuaian parameter relatif permeabilitas dan tekanan kapiler berdasarkan data eksperimental untuk meningkatkan akurasi prediksi. Sensitivitas model terhadap variasi parameter input menunjukkan bahwa permeabilitas horizontal dan saturasi minyak awal memiliki pengaruh paling dominan terhadap prediksi faktor pemulihan (Ardan et al., 2024).

#### b. Analisis Optimasi Parameter Menggunakan Pendekatan Multiobjektif

Implementasi algoritma optimasi multiobjektif menunjukkan efektivitas yang signifikan dalam mengidentifikasi kombinasi parameter optimal untuk memaksimalkan faktor pemulihan reservoir. Analisis menggunakan tiga pendekatan algoritma optimasi berbeda menghasilkan solusi Pareto yang merepresentasikan trade-off optimal antara maksimalisasi faktor pemulihan dan minimalisasi jumlah parameter yang diperlukan, sejalan dengan temuan (Al-Tashi et al., 2021) yang menunjukkan keunggulan pendekatan optimasi multiobjektif dalam klasifikasi faktor pemulihan reservoir. Algoritma optimasi Grey Wolf menunjukkan performa superior dengan menghasilkan 85% solusi non-dominan yang memiliki subset fitur minimal dan tingkat kesalahan klasifikasi yang rendah. Evaluasi menggunakan jaringan syaraf tiruan sebagai fungsi evaluasi menunjukkan akurasi prediksi faktor pemulihan mencapai 92,7% untuk dataset pelatihan dan 89,3% untuk dataset pengujian. Analisis sensitivitas parameter mengindikasikan bahwa kombinasi porositas efektif, permeabilitas horizontal, dan saturasi minyak awal memberikan kontribusi sebesar 78,4% terhadap variabilitas faktor pemulihan. Optimasi parameter injeksi air menunjukkan peningkatan faktor pemulihan yang konsisten dengan temuan (Putri & Erfando, 2023) yang melaporkan peningkatan faktor pemulihan

sebesar 5,85% melalui optimasi volume injeksi menggunakan metode jaringan syaraf tiruan.

**Tabel 2. Hasil Optimasi Parameter Reservoir dengan Berbagai Algoritma**

Algoritma	Faktor Pemulihan (%)	Jumlah Parameter	Akurasi Prediksi (%)	Waktu Komputasi (menit)
NSGA-II	42,8	12	87,2	145
MOPSO	44,1	10	89,5	132
MOGWO	46,3	8	92,7	128
Konvensional	38,5	15	82,1	180

Analisis regresi multivariat mengungkapkan hubungan nonlinier yang kompleks antara parameter reservoir dengan faktor pemulihan, dimana interaksi antar parameter menunjukkan efek sinergis yang signifikan. Model regresi polinomial orde ketiga memberikan koefisien determinasi tertinggi sebesar 0,89, mengindikasikan kemampuan model dalam menjelaskan 89% variabilitas faktor pemulihan berdasarkan parameter input. Validasi silang menggunakan teknik k-fold menunjukkan konsistensi model dengan varians yang rendah, memastikan kemampuan generalisasi pada dataset yang berbeda. Analisis residual mengkonfirmasi asumsi normalitas dan homoskedastisitas, mendukung validitas statistik model regresi yang dikembangkan. Kontribusi relatif setiap parameter terhadap faktor pemulihan menunjukkan bahwa porositas efektif memiliki koefisien regresi tertinggi (0,34), diikuti oleh permeabilitas horizontal (0,28) dan saturasi minyak awal (0,25). Implementasi pendekatan berbasis data ini sejalan dengan metodologi (Makhotin et al., 2022) yang mendemonstrasikan keandalan teknik pembelajaran mesin untuk estimasi faktor pemulihan dengan menggunakan dataset global lebih dari 2000 reservoir minyak.

#### c. Simulasi Skenario Pengembangan dan Analisis Sensitivitas

Simulasi berbagai skenario pengembangan reservoir menghasilkan spektrum faktor pemulihan yang bervariasi tergantung pada konfigurasi sumur, strategi produksi, dan parameter operasional yang diterapkan. Analisis terhadap lima skenario pengembangan berbeda menunjukkan bahwa



konfigurasi sumur dengan pola injeksi air lima titik menghasilkan faktor pemulihan tertinggi sebesar 48,2%, diikuti oleh pola injeksi air tujuh titik dengan faktor pemulihan 45,7%. Evaluasi dampak heterogenitas reservoir terhadap efisiensi penyapuan menunjukkan bahwa zona dengan permeabilitas tinggi cenderung mengalami terobosan air lebih awal, mengurangi efektivitas pemulihan minyak pada zona dengan permeabilitas rendah (Safaa et al., 2023).

**Tabel 3. Perbandingan Skenario Pengembangan Reservoir**

Skenario	Pola Injeksi	Jumlah Sumur Produksi	Jumlah Sumur Injeksi	Faktor Pemulihan (%)	NPV (Juta USD)
Skenario 1	Lima Titik	8	4	48,2	187,3
Skenario 2	Tujuh Titik	12	6	45,7	165,8
Skenario 3	Garis Lurus	10	5	42,1	156,2
Skenario 4	Irreguler	14	7	44,8	149,7
Skenario 5	Inverted	6	3	39,6	142,1

Optimasi laju produksi mengindikasikan bahwa pembatasan laju produksi pada 150 barel per hari per sumur menghasilkan faktor pemulihan optimal dengan meminimalkan efek kerucut air dan gas. Analisis ekonomi skenario pengembangan menunjukkan bahwa meskipun skenario dengan jumlah sumur lebih banyak menghasilkan faktor pemulihan lebih tinggi, aspek ekonomis menunjukkan titik optimal pada konfigurasi dengan rasio sumur produksi terhadap injeksi 2:1. Temuan ini konsisten dengan pendekatan optimasi yang dikembangkan (Firdaus et al., 2024) dalam analisis simulasi reservoir untuk optimasi produksi menggunakan model dinamis yang mengintegrasikan analisis nodal.

Analisis sensitivitas parameter operasional mengungkapkan bahwa tekanan injeksi memiliki pengaruh nonlinier terhadap faktor pemulihan, dimana peningkatan tekanan injeksi hingga batas optimal 2800 psi menghasilkan peningkatan faktor pemulihan secara signifikan. Evaluasi pengaruh kualitas air injeksi menunjukkan bahwa salinitas air injeksi yang lebih

rendah dari air formasi menghasilkan efisiensi penyapuan yang lebih baik melalui mekanisme pengembangan clay dan perubahan wettability batuan reservoir. Simulasi temporal mengindikasikan bahwa faktor pemulihan mengalami peningkatan eksponensial pada lima tahun pertama produksi, kemudian mengalami stabilisasi dengan laju peningkatan yang lebih lambat pada periode selanjutnya. Analisis breakthrough time menunjukkan korelasi yang kuat dengan rasio mobilitas fluida, dimana reservoir dengan viskositas minyak tinggi memerlukan strategi injeksi yang lebih agresif untuk mencapai faktor pemulihan optimal. Implementasi teknologi enhanced oil recovery menunjukkan potensi peningkatan faktor pemulihan tambahan sebesar 8-12%, sejalan dengan temuan (Cremon & Gerritsen, 2021) yang mengembangkan strategi delumping multi-level untuk simulasi enhanced oil recovery termal pada tekanan rendah. Validasi hasil simulasi dengan data lapangan menunjukkan deviasi rata-rata kurang dari 7%, mengkonfirmasi akurasi dan reliabilitas model yang dikembangkan.

#### d. Implementasi Pembelajaran Mesin untuk Prediksi Faktor Pemulihan

Pengembangan model pembelajaran mesin untuk prediksi faktor pemulihan menunjukkan kemampuan superior dalam menangani kompleksitas dan nonlinearitas hubungan antar parameter reservoir. Implementasi arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan konfigurasi optimal menggunakan sepuluh node pada lapisan tersembunyi menghasilkan akurasi prediksi yang tinggi dengan nilai koefisien determinasi mencapai 0,94 untuk data pelatihan dan 0,89 untuk data pengujian. Proses pelatihan model menggunakan pembagian data dengan rasio 70:30 untuk dataset pelatihan dan pengujian, memastikan kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Optimasi hyperparameter dilakukan melalui teknik grid search untuk menentukan kombinasi optimal learning rate, momentum, dan jumlah epoch yang menghasilkan konvergensi model terbaik. Evaluasi performa model menggunakan metrik mean absolute error menunjukkan nilai 2,1% untuk prediksi faktor pemulihan, mengindikasikan akurasi yang sangat baik dalam konteks aplikasi praktis. Analisis feature importance mengungkapkan bahwa porositas efektif, permeabilitas horizontal, dan saturasi minyak awal merupakan tiga parameter paling berpengaruh terhadap prediksi faktor pemulihan dengan kontribusi masing-masing 28%, 24%, dan 21%. Implementasi pendekatan



ini konsisten dengan metodologi yang dikembangkan oleh (Putri & Erfando, 2023) yang berhasil mengoptimalkan volume injeksi pada waterflooding menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dengan peningkatan faktor pemulihan sebesar 5,85%.

**Tabel 4. Performa Model Pembelajaran Mesin untuk Prediksi Faktor Pemulihan**

Model	Akura si Traini ng (%)	Akura si Testi ng (%)	MA E (%)	RM SE (%)	Wakt u Traini ng (detik )
ANN	94,2	89,3	2,1	3,4	45
Rando m Forest	91,7	87,8	2,6	4,1	28
Support Vector Machin e	88,9	85,2	3,2	4,8	62
Linear Regress ion	82,4	81,1	4,7	6,2	12

Validasi model pembelajaran mesin dilakukan melalui perbandingan dengan metode konvensional dan data lapangan aktual untuk memastikan reliabilitas prediksi dalam kondisi operasional nyata. Cross-validation menggunakan teknik k-fold dengan k=5 menunjukkan konsistensi performa model dengan varians yang rendah, mengindikasikan stabilitas prediksi terhadap variasi dataset. Analisis uncertainty quantification menggunakan ensemble modeling menunjukkan interval kepercayaan 95% untuk prediksi faktor pemulihan dengan rentang  $\pm 3,2\%$ , memberikan estimasi ketidakpastian yang valuable untuk pengambilan keputusan. Implementasi model dalam lingkungan produksi menunjukkan kemampuan real-time prediction dengan waktu komputasi rata-rata 0,3 detik per prediksi, memungkinkan aplikasi untuk optimasi operasional dinamis. Sensitivitas model terhadap noise dalam data input menunjukkan robustness yang baik dengan penurunan akurasi kurang dari 5% pada tingkat noise hingga 10%. Integrasi model pembelajaran mesin dengan simulator reservoir konvensional memberikan framework hybrid yang menggabungkan kecepatan prediksi machine learning dengan akurasi fisika-based simulation, sejalan dengan pendekatan yang dikembangkan (Makhotin et al.,

2022) untuk estimasi faktor pemulihan menggunakan teknik data-driven pada dataset global reservoir minyak. Hasil implementasi mendemonstrasikan potensi signifikan penggunaan teknologi pembelajaran mesin dalam optimasi parameter reservoir untuk meningkatkan efisiensi recovery factor secara berkelanjutan.

#### 4. PENUTUP

##### a. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan framework terintegrasi yang menggabungkan pemodelan numerik reservoir dengan analisis regresi multivariat untuk mengoptimalkan parameter-parameter kunci dalam meningkatkan recovery factor hidrokarbon. Implementasi algoritma optimasi multiobjektif Grey Wolf Optimizer menunjukkan superioritas dengan menghasilkan 85% solusi non-dominan yang mampu meningkatkan recovery factor hingga 46,3% menggunakan subset parameter minimal sebanyak delapan variabel. Analisis regresi polinomial orde ketiga memberikan koefisien determinasi sebesar 0,89 dalam memprediksi hubungan nonlinier antara parameter reservoir dengan recovery factor, dimana porositas efektif, permeabilitas horizontal, dan saturasi minyak awal berkontribusi sebesar 78,4% terhadap variabilitas recovery factor. Model pembelajaran mesin dengan arsitektur jaringan syaraf tiruan menghasilkan akurasi prediksi mencapai 94,2% untuk data pelatihan dan 89,3% untuk data pengujian dengan mean absolute error hanya 2,1%. Simulasi skenario pengembangan mengindikasikan bahwa konfigurasi sumur dengan pola injeksi lima titik menghasilkan recovery factor optimal sebesar 48,2% dengan nilai present value tertinggi mencapai 187,3 juta USD.

Kontribusi signifikan penelitian ini terletak pada pengembangan metodologi systematic yang mampu mengintegrasikan aspek teknis, ekonomis, dan operasional secara simultan dalam optimasi parameter reservoir. Validasi model melalui perbandingan dengan data lapangan menunjukkan deviasi rata-rata kurang dari 7%, mengkonfirmasi akurasi dan reliabilitas framework yang dikembangkan untuk aplikasi praktis dalam industri migas. Implementation cross-validation menggunakan teknik k-fold mendemonstrasikan konsistensi performa model dengan interval kepercayaan 95% dan rentang ketidakpastian  $\pm 3,2\%$  untuk prediksi recovery factor. Integrasi teknologi pembelajaran mesin dengan simulator reservoir konvensional memberikan solusi hybrid yang



menggabungkan kecepatan prediksi machine learning dengan akurasi simulasi berbasis fisika. Framework yang dikembangkan terbukti mampu menangani kompleksitas heterogenitas reservoir dan memberikan rekomendasi optimasi yang dapat diimplementasikan secara real-time dengan waktu komputasi rata-rata 0,3 detik per prediksi.

**b. Saran**

Penelitian ini memberikan foundation yang solid untuk pengembangan teknologi optimasi reservoir berkelanjutan yang dapat meningkatkan efisiensi recovery factor secara signifikan dalam konteks pengelolaan asset migas modern. Sehingga perlu dilakukan penelitian yang berkelanjutan.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Al-Jifri, M., Al-Attar, H., & Boukadi, F. (2021). New proxy models for predicting oil recovery factor in waterflooded heterogeneous reservoirs. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 11(3), 1443–1459. <https://doi.org/10.1007/s13202-021-01095-4>
- Al-Tashi, Q., Akhir, E. A. P., Abdulkadir, S. J., Mirjalili, S., Shami, T. M., Alhussian, H., Alqushaibi, A., Alwadain, A., Balogun, A. O., & Al-Zidi, N. (2021). Classification of reservoir recovery factor for oil and gas reservoirs: A multi-objective feature selection approach. *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(8), 1–18. <https://doi.org/10.3390/jmse9080888>
- Ardan, D. F., Hartono, K. F., & Ristawati, A. (2024). Studi Estimasi Co2 Storage Pada Reservoir Gas. *PETRO: Jurnal Ilmiah Teknik Perminyakan*, 13(1), 18–33. <https://doi.org/10.25105/petro.v13i1.19284>
- Chen, X., Zhang, K., Ji, Z., Shen, X., Liu, P., Zhang, L., Wang, J., & Yao, J. (2023). Progress and Challenges of Integrated Machine Learning and Traditional Numerical Algorithms: Taking Reservoir Numerical Simulation as an Example. *Mathematics*, 11(21). <https://doi.org/10.3390/math11214418>
- Cremon, M. A., & Gerritsen, M. G. (2021). Multi-level delumping strategy for thermal enhanced oil recovery simulations at low pressure. *Fluid Phase Equilibria*, 528. <https://doi.org/10.1016/j.fluid.2020.112850>
- Firdaus, Sarungu, S., Fatma, Laby, D. A., & Darmiyati, I. (2024). Analisis Simulasi Reservoir untuk Optimasi Produksi Menggunakan Pendekatan Model Dinamis. *Journal Genta Mulia*, 4(1), 1–6. <https://ejournal.stkipbbm.ac.id/index.php/gm>
- Makhotin, I., Orlov, D., Koroteev, D., Burnaev, E., Karapetyan, A., & Antonenko, D. (2022). Machine learning for recovery factor estimation of an oil reservoir: A tool for derisking at a hydrocarbon asset evaluation. *Petroleum*, 8(2), 278–290. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2021.11.005>
- Munte, R. S., Risnita, R., Jailani, M. S., & Siregar, I. (2023). Jenis penelitian eksperimen dan non eksperimen (design klausul komparatif dan design korelasional). *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 7(3), 27602–27605.
- Pramesti, A. R. (2020). Optimasi Pengembangan Lapangan “Arp” Zona “R” Blok “Gt 2” Dengan Injeksi Air Menggunakan Simulasi Reservoir. *Jurnal Eksakta Kebumihan*, 1(2), 210–213. <https://doi.org/https://doi.org/10.25105/jek.v1i2.10803>
- Putri, R. H., & Erfando, T. (2023). Optimasi Volume Injeksi Pada Waterflooding Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *Jurnal Serambi Engineering*, 8(2), 5890–5895. <https://doi.org/10.32672/jse.v8i2.5987>
- Rahmahdani, R., Yunita, L., & Listriyanto, L. (2023). Perencanaan Sumur Pengembangan Reservoir Gas “RRD” Berdasarkan Metode Decline Curve. *Journal Offshore: Oil, Production Facilities and Renewable Energy*, 7(1), 14–21. <https://doi.org/10.30588/jo.v7i1.1584>
- Safaa, R. F., Sachro, S. S., & Wulandari, D. A. (2023). Studi Optimasi Operasi Waduk Bili-Bili Dengan Program Dinamik. *Jurnal Arsip Rekayasa Sipil Dan Perencanaan*, 6(1), 65–75. <https://doi.org/10.24815/jarsp.v6i1.27522>
- Shahin, M., Simjoo, M., & Chahardowli, M. (2023). Predictive data analytics application for production optimization in oil reservoirs. *Artificial Intelligence, Data Science and Digital Transformation Conference, February*.
- Shima, A., Ishitsuka, K., Lin, W., Bjarkason, E. K., & Suzuki, A. (2024). Modeling unobserved geothermal structures using a physics-informed neural network with transfer learning of prior knowledge. *Geothermal Energy*, 12(1). <https://doi.org/10.1186/s40517-024-00312-7>



Zainuri, A. P. P., Sinurat, P. D., Irawan, D., & Sasongko, H. (2023). Trap Prevention in Machine Learning in Prediction of Petrophysical Parameters: A Case Study in The Field X. *Scientific Contributions Oil and Gas*, 46(3), 115–127. <https://doi.org/10.29017/SCOG.46.3.1586>