

	Bulletin of Scientific Contribution GEOLOGY Fakultas Teknik Geologi UNIVERSITAS PADJADJARAN homepage: http://jurnal.unpad.ac.id/bsc p-ISSN: 1693-4873; e-ISSN: 2541-514X	 Volume 24, No.2 Agustus 2026
---	---	---

KONTROL FASIES DAN DIAGENESIS TERHADAP TIPE BATUAN RESERVOIR KARBONAT FORMASI TERUMBU: INTEGRASI ROCK TYPING DAN MACHINE LEARNING PADA LAPANGAN X, CEKUNGAN NATUNA TIMUR

Arif Asy'ari^{1*}, Dedy Irawan¹, Amega Yasutra¹, Welly Ahmad Ramadan¹

¹Program Studi Teknik Perminyakan, Fakultas Teknik Pertambangan dan Perminyakan, Institut Teknologi Bandung

*Email: arifasyari1@gmail.com

ABSTRACT

The Terumbu Formation in the East Natuna Basin comprises an isolated Miocene carbonate platform complex that hosts one of the largest undeveloped gas accumulations in Southeast Asia. Reservoir quality is controlled by the combined effects of depositional facies and diagenetic processes, resulting in porosity-permeability relationships that span several orders of magnitude. Reservoir characterization in Field X is further constrained by limited core coverage, with routine core analysis (RCAL) available from only two of the five wells. This study developed an integrated workflow that combines Hydraulic Flow Unit (HFU)-based rock typing with machine learning to predict porosity, permeability, and rock type from wireline logs calibrated against 428 RCAL samples. Rock types were defined using the Reservoir Quality Index (RQI) and Flow Zone Indicator (FZI) concepts, yielding four classes ranked according to increasing FZI values. Each class was subsequently interpreted within the framework of depositional facies and diagenetic processes. The prediction workflow was implemented sequentially, beginning with porosity, followed by permeability, and finally rock type. To prevent data leakage, principal component analysis (PCA) was derived exclusively from the training data during each cross-validation fold, while class imbalance was addressed using balanced class weighting. All reported performance metrics are based on out-of-fold predictions, representing model performance on data excluded from training during each cross-validation iteration. Random Forest achieved the best performance for porosity prediction ($R^2 = 0.867$; RMSE = 3.17 p.u.), whereas CatBoost produced the highest accuracy for log-permeability prediction ($R^2 = 0.825$) and rock type classification (accuracy = 0.570; macro-F1 = 0.524). The permeability model matched the performance of a single power-law transformation driven by measured core porosity ($R^2 = 0.826$) without requiring core measurements and outperformed the same transformation driven by log-derived predicted porosity by 0.074 ($R^2 = 0.751$). SHAP analysis identified bulk density (RHOB) as the most influential predictor for both continuous targets, consistent with the fundamental control of rock density on pore volume in carbonate reservoirs. The predicted rock-type distribution revealed a systematic east-west contrast consistent with the geological model of an isolated carbonate platform, with eastern wells dominated by RT-2 and RT-3 associated with grain-supported reef-margin and proximal fore-reef facies, whereas the western well was dominated by RT-1 associated with mud-supported platform-interior facies. Petrographic verification using twelve thin sections directly matched to RCAL samples supported these interpretations, although additional petrographic evidence is still required to validate RT-1 and RT-4. Overall, the proposed workflow successfully reconstructed reservoir-quality architecture from well-log data alone and provides a robust framework for extending reservoir characterization to uncored wells.

Keywords: Terumbu Formation; isolated carbonate platform; hydraulic flow unit; machine learning; East Natuna Basin

ABSTRAK

Formasi Terumbu di Cekungan Natuna Timur merupakan kompleks platform karbonat terisolasi berumur Miosen yang menjadi salah satu penyimpan gas belum dikembangkan terbesar di Asia Tenggara. Kualitas reservoirnya dikendalikan oleh interaksi antara fasies pengendapan dan proses diagenesis, sehingga hubungan antara porositas dan permeabilitas menunjukkan variasi yang sangat lebar. Karakterisasi reservoir pada Lapangan X juga menghadapi

keterbatasan data inti karena hanya dua dari lima sumur yang memiliki data *routine core analysis* (RCAL). Penelitian ini mengembangkan *workflow* yang mengintegrasikan *rock typing* berbasis *Hydraulic Flow Unit* (HFU) dengan *machine learning* untuk memprediksi porositas, permeabilitas, dan tipe batuan dari data *wireline log* yang dikalibrasi menggunakan 428 sampel RCAL. Penentuan tipe batuan mengikuti konsep *Reservoir Quality Index* dan *Flow Zone Indicator* (RQI/FZI), yang menghasilkan empat kelas berdasarkan nilai FZI. Setiap kelas kemudian diinterpretasikan sebagai representasi asosiasi fasies dan proses diagenesis. Prediksi dilakukan secara berurutan, dimulai dari porositas, kemudian permeabilitas, dan terakhir tipe batuan. Untuk menjaga kemampuan generalisasi model, analisis komponen utama (PCA) hanya dihitung dari data pelatihan sehingga mencegah kebocoran data (*data leakage*), sedangkan ketidakseimbangan kelas ditangani melalui *class weighting*. Seluruh metrik yang dilaporkan merupakan hasil prediksi *out-of-fold*, yaitu prediksi terhadap data yang tidak digunakan selama pelatihan pada setiap putaran validasi silang. *Random Forest* memberikan kinerja terbaik untuk prediksi porositas ($R^2 = 0,867$; RMSE = 3,17 p.u.), sedangkan *CatBoost* menghasilkan performa terbaik untuk prediksi log-permeabilitas ($R^2 = 0,825$) dan klasifikasi tipe batuan (akurasi = 0,570; F1-makro = 0,524). Model permeabilitas memberikan kinerja yang setara dengan transformasi *power-law* tunggal yang menggunakan porositas inti terukur sebagai masukan ($R^2 = 0,826$), meskipun tidak memerlukan data inti, serta meningkatkan kinerja sebesar 0,074 dibandingkan transformasi yang sama ketika menggunakan porositas hasil prediksi log ($R^2 = 0,751$). Analisis SHAP mengidentifikasi densitas bulk sebagai prediktor paling berpengaruh terhadap porositas dan permeabilitas, sejalan dengan peran densitas dalam mengendalikan volume pori pada batuan karbonat. Distribusi tipe batuan hasil prediksi memperlihatkan pola spasial timur-barat yang konsisten dengan model platform karbonat terisolasi, di mana sumur-sumur bagian timur didominasi RT-2 dan RT-3 yang berkaitan dengan fasies tepian platform dan *fore-reef* bertekstur *grain-supported*, sedangkan sumur bagian barat didominasi RT-1 yang berasosiasi dengan fasies interior platform bertekstur *mud-supported*. Verifikasi menggunakan dua belas sayatan tipis yang berpasangan langsung dengan data RCAL mendukung interpretasi tersebut, meskipun konfirmasi petrografi untuk RT-1 dan RT-4 masih diperlukan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi HFU dan *machine learning* mampu merekonstruksi distribusi kualitas reservoir secara konsisten dari data log sumur serta menyediakan dasar yang andal untuk karakterisasi reservoir pada sumur tanpa data inti.

Kata Kunci: Formasi Terumbu; platform karbonat terisolasi; *hydraulic flow unit*; *machine learning*; Cekungan Natuna Timur

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Reservoir karbonat menyimpan sebagian besar cadangan hidrokarbon dunia, namun heterogenitasnya jauh melampaui reservoir silisiklastik. Tekstur pengendapan awal pada batuan karbonat hampir selalu dimodifikasi oleh proses diagenesis seperti pelarutan, sementasi, mikritisasi, kompaksi, dan dolomitisasi, yang dapat menciptakan sekaligus memusnahkan porositas pada skala yang sama (Ali dkk., 2018). Akibatnya, hubungan porositas-permeabilitas pada reservoir karbonat tidak lagi bersifat linear: satu nilai porositas dapat berkaitan dengan permeabilitas yang berbeda hingga beberapa orde besaran, bergantung pada jenis pori yang mendominasi (Lucia, 1995; Anselmetti dan Eberli, 1999). Karena itu, satu transformasi porositas-permeabilitas tunggal sering kali tidak memadai untuk seluruh interval reservoir.

Cekungan Natuna Timur menyimpan salah satu akumulasi gas terbesar yang belum dikembangkan di Asia Tenggara, dengan reservoir utama berupa karbonat *build-up* Formasi Terumbu berumur Miosen (May dan Eyles, 1985). Kompleks karbonat ini telah

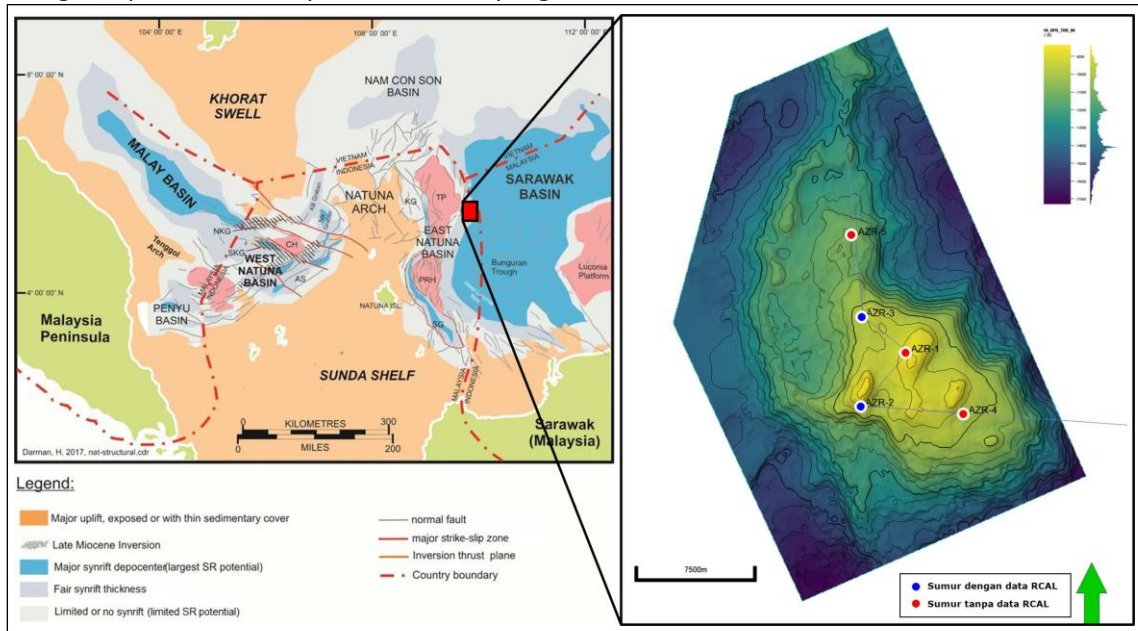
lama dikenal sebagai platform terisolasi yang tumbuh di atas tinggian blok sesar ekstensional dan terpisah dari platform karbonat utama yang lebih luas oleh dalaman antar-platform (Rudolph dan Lehmann, 1989; Bachtel dkk., 2004). Meskipun kerangka pengendapan reservoir karbonat telah relatif mapan, hubungan kuantitatif antara distribusi fasies, tumpang-tindih proses diagenesis, dan pembentukan kelas kualitas reservoir yang dapat dipetakan masih belum dipahami secara memadai, khususnya pada lapangan dengan data batuan inti (*core*) yang terbatas. Lapangan X menghadapi kendala tersebut secara langsung. Dari lima sumur yang tersedia, hanya dua yang memiliki data *routine core analysis* (RCAL), sehingga diperlukan pendekatan yang mampu mengestimasi kualitas reservoir pada sumur tanpa data batuan inti (*core*) berdasarkan informasi dari sumur dengan data batuan inti, dengan hasil yang tetap dapat diinterpretasikan dalam kerangka geologi. Konsep *rock typing* berbasis *hydraulic flow unit* melalui *Reservoir Quality Index* (RQI) dan *Flow Zone Indicator* (FZI) menyediakan dasar fisik untuk mengelompokkan batuan dengan karakter aliran serupa (Amaefule

dkk., 1993), sementara metode *machine learning* telah terbukti efektif memetakan hubungan non-linear antara respons log dan properti petrofisika (Chen dan Guestrin, 2016; Khalid dkk., 2024).

Tujuan Penelitian

Penelitian ini mengembangkan *workflow* terpadu untuk memprediksi porositas, permeabilitas, dan tipe batuan dari data log sumur di Lapangan X menggunakan pendekatan *machine learning*, serta menginterpretasikan tipe batuan yang

dihasilkan dalam konteks fasies pengendapan dan proses diagenesis pada platform karbonat. Dari sisi metodologi, penelitian ini menekankan penerapan prosedur yang meminimalkan *data leakage*, pelaporan kinerja model berdasarkan prediksi *out-of-fold*, yaitu prediksi terhadap data yang sengaja tidak disertakan dalam proses pelatihan pada setiap putaran validasi silang sehingga lebih mencerminkan kemampuan model saat diterapkan pada data baru.



Gambar 1. Kerangka tektonik regional Cekungan Natuna Timur, yang dapat dipandang sebagai sayap barat Cekungan Sarawak, beserta lokasi Lapangan X dan kelima sumurnya. AS = Anambas Sub-basin, CH = Central High, KG = Komodo Graben, PRH = Penyu-Ranai High, SG = Sokang Graben, SKG = South Kakap Graben, NKG = North Kakap Graben, TP = Terumbu Platform. Data batuan inti hanya tersedia pada sumur AZR-2 dan AZR-3 (modifikasi dari Darman, 2017).

TATANAN GEOLOGI REGIONAL

Penafsiran geologi terhadap kelas tipe batuan pada bagian selanjutnya bersandar pada kerangka tektonik, arsitektur platform, dan riwayat diagenesis Formasi Terumbu. Ketiga aspek tersebut diringkas berikut ini.

Kerangka Tektonik dan Evolusi Cekungan

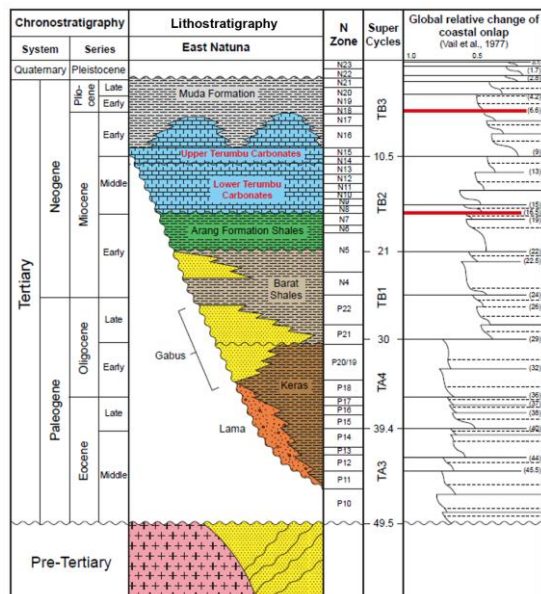
Cekungan Natuna Timur merupakan bagian dari sistem cekungan Tersier Sundaland yang terbentuk melalui ekstensi Eosen Akhir hingga Oligosen. Fase *rifting* ini umumnya dikaitkan dengan kombinasi *rollback slab* di sepanjang Busur Sunda dan ekstrusi material kerak melalui sesar mendatar akibat tumbukan India dan Asia. *Rifting* menghasilkan rangkaian *half-graben* yang terisi endapan fluvio-lakustrin Formasi Gabus, diikuti fase *post-rift* berupa

sedimentasi marin yang semakin dalam (Ginger dkk., 1993).

Perbedaan penting antara Cekungan Natuna Barat dan Timur terletak pada responsnya terhadap kompresi Miosen Awal hingga Miosen Tengah. Di Natuna Barat, kompresi menghasilkan inversi graben dan *wrench faulting* yang kuat; banyak struktur tererosi sehingga sedimen Oligosen berkontak langsung dengan formasi yang jauh lebih muda. Di Natuna Timur pengaruh kompresi jauh lebih ringan, sehingga karbonat dapat tumbuh tebal dan berkesinambungan di atas tinggian struktur tanpa gangguan deformasi yang berarti. Ketidakselarasan regional Miosen Akhir menandai batas antara produk syn-inversi dan pasca-inversi; di atasnya diendapkan lempung marin Formasi Muda yang berperan sebagai batuan tudung regional.

Tabel 1. Ringkasan tektonostratigrafi Cekungan Natuna Timur

Megasekuen	Umur	Satuan litostratigrafi	Peran sistem petroleum
Pasca-inversi	Pliosen-Kuarter	Formasi Muda	Batuan tudung regional
Syn-inversi (atas)	Miosen Akhir	Formasi Terumbu Atas	Reservoir utama (fokus studi)
Syn-inversi (bawah)	Miosen Tengah	Formasi Terumbu Bawah	Reservoir (fokus studi)
Syn-inversi (awal)	Miosen Awal	Formasi Arang	Batuan induk dan reservoir klastik
Pasca-rift	Oligosen Akhir-Miosen Awal	Formasi Barat/Gabus Atas	Batuan induk lakustrin-marine
Syn-rift	Eosen Akhir-Oligosen	Formasi Gabus Bawah	Pengisi graben fluvio-lakustrin



Gambar 2. Kolom stratigrafi Cekungan Natuna Timur (modifikasi dari Courteney dkk., 1989).

Formasi Terumbu dan Arsitektur Platform Karbonat

Formasi Terumbu merupakan kompleks platform karbonat yang berkembang sejak Miosen Tengah hingga Miosen Akhir. Secara konvensional, satuan ini dibagi menjadi Terumbu Bawah dan Terumbu Atas berdasarkan keberadaan reflektor seismik regional yang menonjol. Berdasarkan interpretasi log sumur dan data seismik, May dan Eyles (1985) mengelompokkan endapan karbonat tersebut ke dalam tiga fasies utama, yaitu karbonat detrital laut dalam, karbonat platform Terumbu Bawah, dan karbonat platform Terumbu Atas. Fasies karbonat detrital terutama tersusun atas endapan talus *fore-reef* yang berasosiasi dengan sedimen pelagik dan hemipelagik.

Pemahaman mengenai evolusi pengendapan Formasi Terumbu semakin berkembang melalui kajian seismik resolusi tinggi pada Platform Segitiga di Laut Natuna Timur. Platform seluas sekitar 1.400 km² tersebut mengandung suksesi karbonat dengan ketebalan mencapai 1.800 m yang mencerminkan lingkungan pengendapan

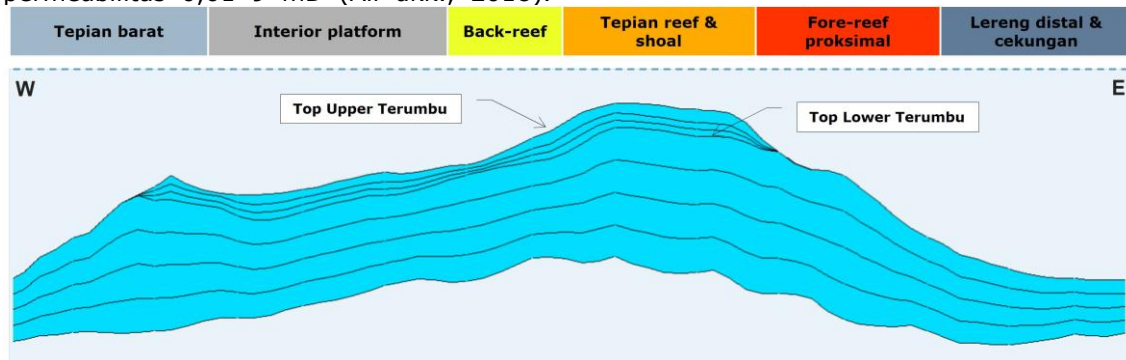
mulai dari interior platform, tepian *reef* dan *shoal*, hingga lereng dan cekungan. Berdasarkan analisis stratigrafi seismik, Bachtel dkk. (2004) membagi suksesi tersebut menjadi dua belas sekuen seismik yang merekam empat tahap evolusi utama, yaitu isolasi awal platform, progradasi dan penyatuan platform, *backstepping* disertai penyusutan platform, serta penenggelaman (*drowning*) pada tahap akhir. Rekonstruksi fasies seismik menunjukkan bahwa platform ini mula-mula berkembang sebagai tiga platform karbonat terisolasi yang tumbuh di atas tanggian blok sesar ekstensional dan dipisahkan oleh laluan antarplatform yang relatif dalam.

Pada skala sekuen, Rudolph dan Lehmann (1989) mengidentifikasi tujuh sekuen pengendapan lengkap yang masing-masing tersusun atas *lowstand*, *transgressive*, dan *highstand systems tract*. Pergeseran muka laut selama setiap siklus sekuen mengontrol migrasi lingkungan pengendapan sehingga fasies reservoir bergeser ke arah cekungan pada fase *lowstand*, mengalami pendalaman ke atas selama fase *transgressive*, dan kembali mengalami pendangkalan ke atas pada fase *highstand*. Setiap batas sekuen dicirikan oleh permukaan erosi pada tepian platform yang berkaitan dengan pemaparan bagian puncak platform selama penurunan muka laut.

Evolusi stratigrafi tersebut menghasilkan distribusi fasies yang sistematis pada platform karbonat. Pada platform terisolasi, fasies bertekstur *grain-supported*, seperti *rudstone*, *grainstone*, dan *packstone* bioklastik, umumnya berkembang pada tepian *reef*, *shoal*, serta lereng *fore-reef* proksimal yang dipengaruhi energi hidrodinamika tinggi. Sebaliknya, bagian interior platform yang lebih terlindung didominasi oleh fasies *mud-supported*, terutama *wackestone* dan *mudstone* (Embry dan Klovan, 1971). Perbedaan lingkungan pengendapan tersebut tercermin pada kualitas reservoir. Sebagai contoh, pada *build-up* karbonat Miosen di Central Luconia, *packstone* bioklastik lingkungan *back-reef*

memiliki porositas 2–32% dengan permeabilitas 0,1–193 mD, sedangkan *wacke-packstone* dari interior platform hanya menunjukkan porositas 2–19% dan permeabilitas 0,01–9 mD (Ali dkk., 2018).

Temuan tersebut menunjukkan bahwa variasi fasies pengendapan memberikan kontrol orde pertama terhadap distribusi sifat petrofisika reservoir karbonat.



Gambar 3. Model fasies skematik platform karbonat terisolasi Lapangan X pada penampang barat-timur. Interior platform yang terlindung dan bertekstur *mud-supported* menempati sisi barat, tepian reef dan shoal berenergi tinggi berada di puncak platform, dan lereng fore-reef proksimal menurun tajam ke arah dalam cekungan di timur. Penampang bersifat skematik dan tidak berskala.

Diagenesis dan Kontrol terhadap Kualitas Reservoir

Tekstur pengendapan hanya menetapkan kondisi awal; kualitas reservoir akhir pada karbonat sebagian besar ditentukan oleh diagenesis. Pelarutan oleh air tawar di bawah permukaan dan *subaerial exposure* menciptakan interval berporositas tinggi. Karena setiap batas sekuen pada karbonat Terumbu diikuti pemaparan pada puncak platform, potensi terbentuknya porositas sekunder terdistribusi mengikuti kerangka sekuen tersebut. Pada *build-up* Central Luconia yang menjadi analog terdekat, pelarutan menghasilkan porositas *mouldic* dan *vuggy* yang dominan, sementara dolomitisasi yang berlangsung lebih awal mempertahankan porositas hingga 23% pada bagian platform bawah, tempat batugamping di sekitarnya hanya menyimpan porositas kurang dari 5%. Sebaliknya, mikritisasi, kompaksi, dan sementasi *blocky* menurunkan kualitas reservoir (Ali dkk., 2018).

Kendali diagenesis tersebut bekerja melalui jenis pori yang dihasilkannya. Porositas *mouldic* dan *vuggy* dapat memberi porositas total yang tinggi tetapi permeabilitas rendah bila pori-porinya tidak saling terhubung, sedangkan mikroporositas berbasis matriks menghasilkan porositas moderat dengan permeabilitas sangat rendah. Sebaliknya, porositas interpartikel dan interkristalin pada fasies *grain-supported* dan dolomit sukrosik

memberi konektivitas yang jauh lebih baik pada porositas yang setara. Karena itu satu transformasi porositas-permeabilitas tidak memadai untuk reservoir ini, dan pengelompokan berbasis *hydraulic flow unit* menjadi pendekatan yang lebih tepat karena parameter FZI merepresentasikan jenis pori, ukuran butir, dan tortuositas sekaligus.

Data

Data yang digunakan meliputi log *wireline* standar (GR, RHOB, NPHI, resistivitas dalam/DR, serta sonik/DT) pada lima sumur Lapangan X dan 428 sampel RCAL dari dua sumur berinti (Tabel 2). Densitas bulk dan kecepatan gelombang-P digunakan pula untuk menurunkan impedansi akustik ($AI = RHOB \times V_p$) sebagai *engineered feature* pada tahap pengembangan model *machine learning*. Tersedia pula 12 deskripsi sayatan tipis dari AZR-3 yang berpasangan dengan data RCAL pada interval 9.707–10.559 ft, yang dipakai untuk menguji penafsiran fasies dan diagenesis pada Tabel 3.

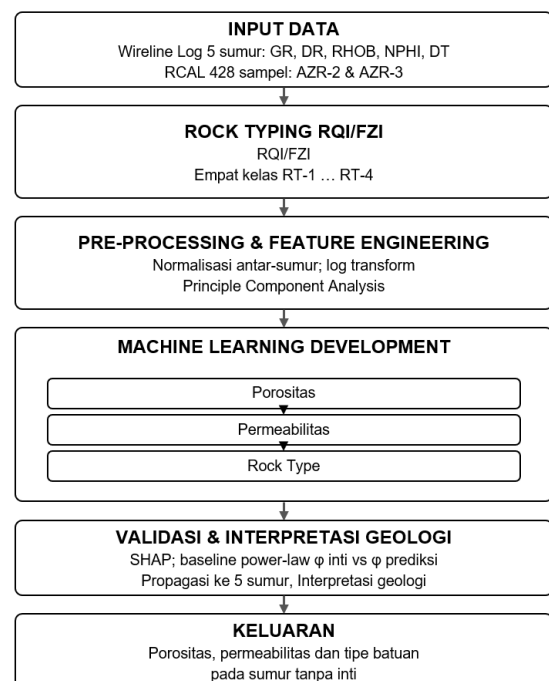
METODE

Workflow penelitian (Gambar 4) terdiri atas empat tahap, yaitu penentuan tipe batuan berbasis *hydraulic flow unit*, praproses dan rekayasa fitur, pengembangan model *machine learning*, serta validasi dan interpretasi geologi. Keempat tahap tersebut diuraikan pada sub bagian ini.

Tabel 2. Ringkasan data sumur dan ketersediaan inti pada interval Formasi Terumbu, Lapangan X.

Sumur	Log dasar (GR, RHOB, NPHI, DR)	Sonik (DT)	Data RCAL	Sayatan tipis	Posisi relatif
AZR-1	Tersedia	Tersedia	-	-	Timur
AZR-2	Tersedia	Tersedia	✓	-	Barat
AZR-3	Tersedia	Tersedia	✓	✓	Timur

Sumur	Log dasar (GR, RHOB, NPHI, DR)	Sonik (DT)	Data RCAL	Sayatan tipis	Posisi relatif
AZR-4	Tersedia	Tersedia	-	-	Timur
AZR-5	Tersedia	Tersedia	-	-	Timur

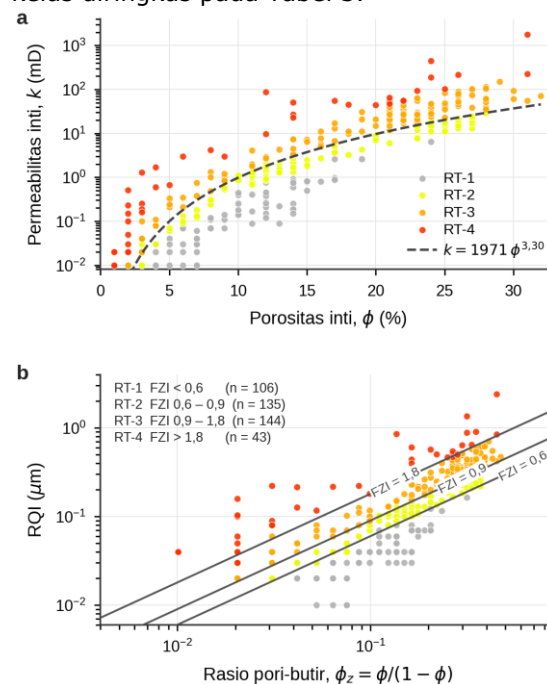


Gambar 4. Diagram alir metodologi, dari data *wireline* log dan RCAL hingga prediksi porositas, permeabilitas, dan tipe batuan pada sumur tanpa inti.

Penentuan Tipe Batuan (RQI/FZI)

Tipe batuan ditentukan mengikuti Amaefule dkk. (1993). *Reservoir Quality Index* dihitung sebagai $RQI = 0,0314 \times \sqrt{(k/\phi)}$, rasio pori terhadap butir sebagai $\phi_z = \phi/(1-\phi)$, dan *Flow Zone Indicator* sebagai $FZI = RQI/\phi_z$, dengan k dalam mD dan ϕ dalam fraksi. Konstanta 0,0314 bukan konstanta empiris, melainkan faktor konversi satuan yang mengubah k dari mD menjadi μm^2 sehingga RQI dan FZI terhitung dalam satuan μm . Pada plot $\log(RQI)$ terhadap $\log(\phi_z)$, sampel

dengan FZI serupa membentuk garis berkemiringan satu (Gambar 5). RT-1 merupakan kelas dengan kapasitas alir terendah dan RT-4 kelas dengan FZI tertinggi. Urutan penomoran ini tidak identik dengan urutan kualitas reservoir, karena RT-4 memiliki FZI besar tetapi porositas rendah. Penafsiran fasies dan diagenesis untuk tiap kelas diringkaskan pada Tabel 3.



Gambar 5. Penentuan *hydraulic flow unit* pada 428 sampel RCAL: (a) *crossplot* porositas terhadap permeabilitas *core*, dengan transformasi *power-law* tunggal $k = 1971,27 \times \phi^{3,3038}$ sebagai pembandingan; (b) *crossplot* $\log(RQI)$ terhadap $\log(\phi_z)$, dengan garis berkemiringan satu menandai batas FZI antar-kelas. Warna menyatakan kelas tipe batuan.

Tabel 3. Kelas tipe batuan berbasis FZI dan penafsiran asosiasi fasies dan diagenesis pada Formasi Terumbu.

Tipe Batuan	Rentang FZI (μm)	Interpretasi fasies dan diagenesis	Kualitas
RT-1	0,16 – 0,59	<i>Mudstone-wackestone</i> interior platform dan lagunal; mikritisasi dan sementasi <i>blocky</i> intensif, mikroporositas matriks tidak terhubung	Buruk (<i>tight</i>)
RT-2	0,59 – 0,90	<i>Wacke-packstone</i> interior hingga proksimal; pori <i>mouldic</i> sebagian terisolasi dan mikroporositas	Sedang
RT-3	0,90 – 1,80	<i>Packstone-grainstone</i> tepian reef-shoal; pori interpartikel dan <i>vuggy</i> terhubung baik	Baik
RT-4	1,80 – 8,32	<i>Grainstone/rudstone</i> tersortasi baik dan dolomit sukrosik, sebagian dipengaruhi rekahan; leher pori besar tetapi volume pori kecil	FZI tertinggi, porositas rendah

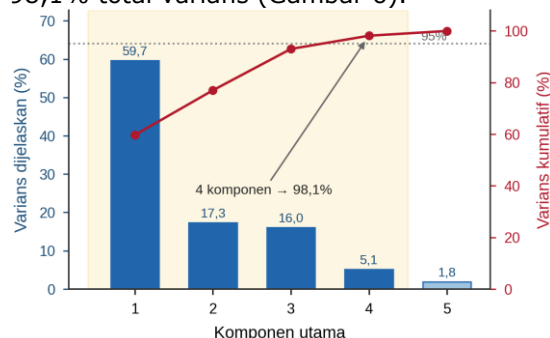
Praproses dan Rekayasa Fitur

Kelima sumur Lapangan X direkam pada kondisi dan kalibrasi alat yang berbeda,

sehingga rentang nilai log yang sama dapat bergeser antar sumur meskipun litologinya serupa. Setiap kurva log dinormalisasi antar

sumur agar perbedaan respons akibat kalibrasi alat tidak ditafsirkan sebagai variasi geologi oleh model.

Principal Component Analysis (PCA) selanjutnya diterapkan untuk mereduksi dimensi fitur. Untuk mencegah kebocoran informasi, PCA hanya di-fit pada data RCAL dan dihitung hanya dari tujuh fitur log beserta turunannya (GR, DR, RHOB, NPHI, DT, VSH, PHIE). Empat komponen utama menjelaskan 98,1% total varians (Gambar 6).



Gambar 6. *Scree plot* dan varians kumulatif PCA yang di-fit pada tujuh fitur log dan turunannya; empat komponen menjelaskan 98,1% varians.

Pemodelan Machine Learning Berurutan

Prediksi dilakukan secara berurutan mengikuti logika fisis *hydraulic flow unit*: porositas diprediksi lebih dahulu, kemudian permeabilitas, lalu tipe batuan. Himpunan fitur yang digunakan mencakup GR, log(DR), RHOB, NPHI, DT, VSH, PHIE, empat komponen utama PCA, dan nomor formasi. Beberapa algoritma dibandingkan untuk setiap target, yaitu *CatBoost* (Prokhorenkova dkk., 2018), *XGBoost* (Chen dan Guestrin, 2016), *Random Forest* (Breiman, 2001), *LightGBM* (Ke dkk., 2017), dan *support vector regression* (Drucker dkk., 1996). Karena hanya dua sumur yang memiliki data inti, validasi *Leave-One-Group-Out* tidak dapat diandalkan, sehingga digunakan *Mixed-Well K-Fold* untuk regresi dan *Stratified K-Fold* untuk klasifikasi, dan seluruh metrik dilaporkan dari prediksi *out-of-fold*. Transformasi *power-law* tunggal $k = 1971,27 \times \phi^{3,3038}$ yang dihitung dari seluruh data RCAL diperlakukan murni sebagai *baseline* pembandingan, bukan sebagai fitur.

Ketidakseimbangan Kelas dan Interpretasi

Kelas RT-4 yang mewakili batuan dengan FZI tinggi terwakili paling sedikit (43 dari 428 sampel), sehingga model tanpa penyesuaian hampir tidak pernah memprediksinya. Pembobotan kelas seimbang diterapkan pada tahap pelatihan dan pengaruhnya divalidasi *out-of-fold* sebelum digunakan. Pemilihan model klasifikasi didasarkan pada F1-makro, bukan akurasi, karena akurasi memberi bobot berlebih pada kelas mayoritas bila data

timpang. Kepentingan fitur (*feature importance*) pada setiap model kemudian ditafsirkan dengan analisis SHAP (SHapley Additive exPlanations) (Lundberg dan Lee, 2017).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kinerja model disajikan berurutan mengikuti alur prediksi, yaitu porositas, permeabilitas, dan tipe batuan, dengan seluruh metrik dilaporkan dari prediksi *out-of-fold*. Pembahasan kemudian diarahkan pada kepentingan fitur secara petrofisika dan pada kesesuaian distribusi tipe batuan hasil prediksi dengan model fasies platform karbonat terisolasi.

Prediksi Porositas

Model *Random Forest* memberikan kinerja terbaik untuk prediksi porositas, dengan R^2 *out-of-fold* 0,867 dan RMSE 3,17 p.u. (Tabel 4), disusul *CatBoost* dengan R^2 0,862. Sebaran nilai prediksi terhadap data inti mengikuti garis 1:1 dengan bias yang rendah (Gambar 7a), menandakan model memberikan hasil yang konsisten pada seluruh sumur yang dianalisis. Error terbesar muncul pada interval porositas menengah, sejalan dengan tumpang tindih karakter log antara kelas RT-2 dan RT-3.

Prediksi Permeabilitas

Permeabilitas dimodelkan dalam ranah logaritmik untuk mengakomodasi distribusinya yang sangat *skewed*. *CatBoost* memberikan kinerja terbaik dengan $R^2(\log)$ 0,825 dan RMSE 0,57 dekade (Tabel 5). Perbandingan terhadap model acuan perlu ditafsirkan dengan hati-hati. Transformasi *power-law* tunggal mencapai $R^2(\log)$ 0,826 apabila hanya menggunakan porositas RCAL, tetapi porositas RCAL justru tidak tersedia pada sumur yang hendak diprediksi, sehingga pendekatan tersebut tidak mencerminkan kondisi yang sebenarnya dihadapi pada sumur tanpa data batuan inti (*core*). Bila inputnya diganti dengan porositas hasil prediksi log, yaitu satu-satunya bentuk yang dapat diterapkan pada sumur tanpa inti, $R^2(\log)$ -nya turun menjadi 0,751. Dengan demikian, model *machine learning* menyamai model acuan yang bersandar pada data inti tanpa memerlukan data inti tersebut, dan unggul 0,074 atas model acuan yang benar-benar dapat diaplikasikan. Keunggulan ini memiliki dasar fisis yang jelas mengingat transformasi *power-law* mengandaikan hubungan tunggal antara porositas dan permeabilitas, sehingga secara implisit menganggap sistem pori bersifat homogen, sedangkan model *machine learning* menangkap hubungan antara respons densitas, neutron, dan resistivitas yang

secara tidak langsung merekam variasi jenis pori. Pada reservoir karbonat yang telah mengalami diagenesis, jenis pori inilah

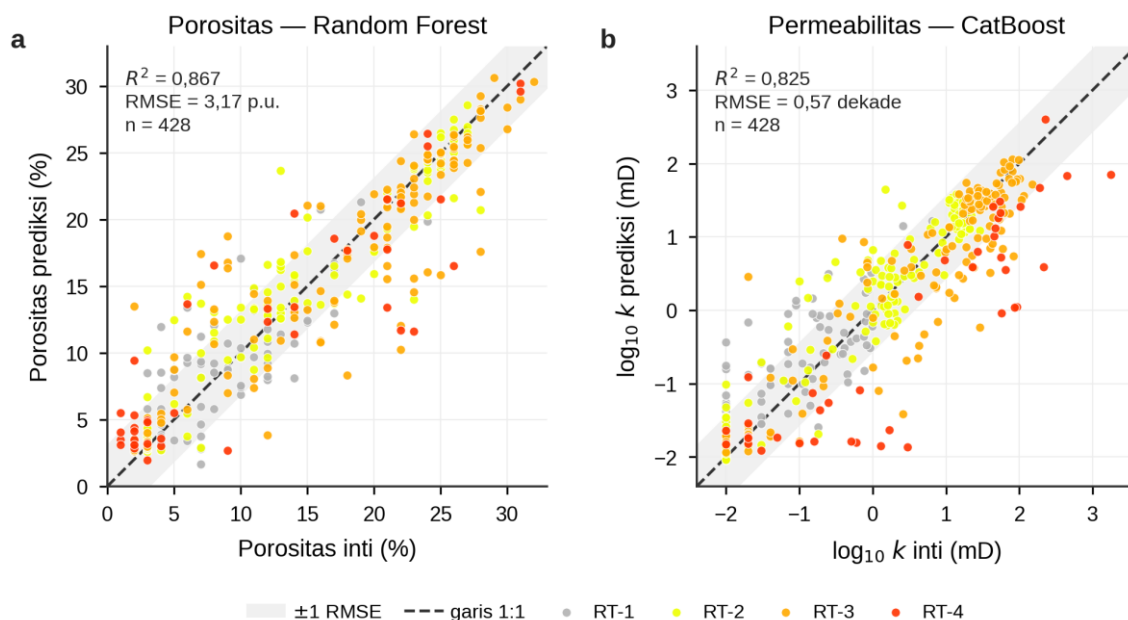
kendali utama permeabilitas (Lucia, 1995; Anselmetti dan Eberli, 1999).

Tabel 4. Perbandingan kinerja model prediksi porositas (*out-of-fold*, lima lipatan).

Algoritma	R ² (OOF)	RMSE (p.u.)
Random Forest	0,867	3,17
CatBoost	0,862	3,23
XGBoost	0,855	3,31
LightGBM	0,846	3,41
SVR (RBF)	0,829	3,60

Tabel 5. Perbandingan kinerja model prediksi permeabilitas (ranah log₁₀, *out-of-fold* lima lipatan) terhadap dua bentuk *baseline power-law*.

Model	R ² log (OOF)	RMSE log
CatBoost	0,825	0,57
Random Forest	0,806	0,60
SVR (RBF)	0,787	0,63
Baseline power-law, ϕ RCAL	0,826	0,57
Baseline power-law, ϕ prediksi log	0,751	0,68



Gambar 7. Nilai terprediksi *out-of-fold* vs. terukur: (a) porositas (*Random Forest*, $R^2 = 0,867$); (b) log-permeabilitas (*CatBoost*, $R^2 = 0,825$). Garis putus-putus adalah garis 1:1 dan area abu-abu menyatakan ± 1 RMSE. Warna simbol menyatakan kelas tipe batuan inti.

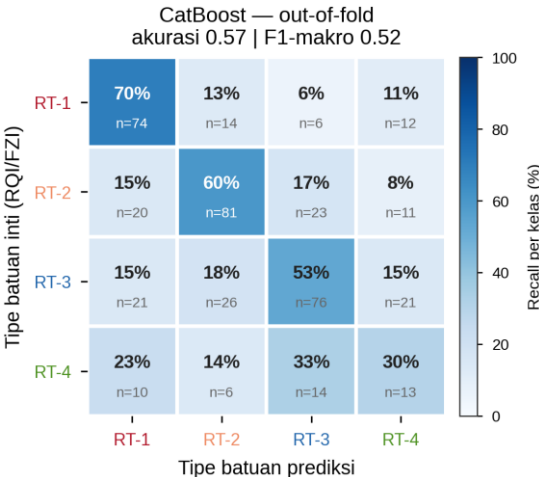
Klasifikasi Tipe Batuan

Klasifikasi tipe batuan dengan *CatBoost* menghasilkan akurasi *out-of-fold* 0,570 dan F1-makro 0,524 pada empat kelas. *Random Forest* mencapai akurasi yang sedikit lebih tinggi (0,589) tetapi F1-makro lebih rendah (0,509), sehingga *CatBoost* dipilih karena lebih seimbang antar kelas. Evaluasi *out-of-fold* menjadi penting di sini, karena laporan klasifikasi *in-sample* sempat memberikan F1 yang mendekati sempurna yang berarti model mengalami *overfitting*. *Confusion matrix* (Gambar 8) memperlihatkan bahwa sebagian besar kesalahan terjadi antara kelas

bertetangga, khususnya RT-2 dan RT-3: 23 sampel RT-2 terklasifikasi sebagai RT-3 dan 26 sampel RT-3 terklasifikasi sebagai RT-2. Kekeliruan tersebut dapat dipahami secara geologi, karena kedua kelas mewakili transisi bertahap dari *wacke-packstone* interior platform ke *packstone-grainstone* proksimal, sehingga kontras respons log di antara keduanya memang kecil. Pembobotan kelas seimbang menaikkan *recall* kelas minoritas RT-4 dari mendekati nol menjadi 0,302, meskipun angka tersebut tetap yang terendah di antara keempat kelas.

Tabel 6. Metrik klasifikasi tipe batuan per kelas (*out-of-fold*) dengan pembobotan kelas seimbang.

Kelas	Precision	Recall	F1	Support
RT-1	0,592	0,698	0,641	106
RT-2	0,638	0,600	0,618	135
RT-3	0,639	0,528	0,578	144
RT-4	0,228	0,302	0,260	43
Makro	-	-	0,524	-



Gambar 8. *Confusion matrix out-of-fold* klasifikasi tipe batuan (CatBoost). Angka dalam persen menyatakan *recall* per kelas dan n menyatakan jumlah sampel.

Kepentingan Fitur dan Maknanya secara Petrofisika

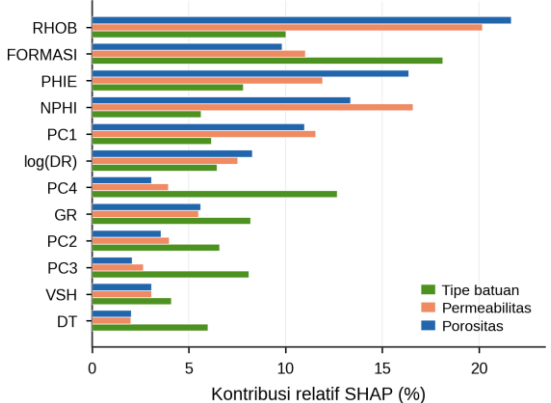
Analisis SHAP menempatkan densitas bulk (RHOB) sebagai fitur paling berpengaruh untuk kedua target kontinu, dengan kontribusi 21,7% pada porositas dan 20,2% pada permeabilitas, diikuti PHIE dan NPHI (Gambar 9).

Dominasi RHOB konsisten dengan pemahaman petrofisika, karena pada matriks kalsit yang densitasnya relatif seragam, variasi densitas bulk hampir seluruhnya mencerminkan volume pori, sehingga RHOB praktis berperan sebagai proksi porositas total. NPHI melengkapinya karena selisih densitas dan neutron peka terhadap kehadiran gas serta mikroporositas terikat lempung. Peringkat fitur berubah untuk target tipe batuan: nomor formasi menempati

Distribusi Tipe Batuan dan Kesesuaian dengan Model Fasies

Penerapan model pada kelima sumur menunjukkan perbedaan kualitas reservoir yang sistematis. AZR-2 di sisi barat didominasi kelas paling ketat, dengan 43,1% interval terklasifikasi sebagai RT-1 dan median porositas prediksi hanya 8,8%. Sumur-sumur di sisi timur menunjukkan gambaran yang berlawanan: AZR-1 didominasi RT-3 (69,2%) dengan median porositas 17,8%, AZR-3 didominasi RT-2 (62,1%) dengan median 13,6%, dan AZR-5

urutan pertama (18,1%), diikuti PC4 dan RHOB. Hal ini dianggap wajar karena tipe batuan merepresentasikan geometri leher pori dan bukan sekadar volume pori, sementara pengelompokan stratigrafi mencerminkan informasi mengenai riwayat pemaparan dan diagenesis yang tidak terbaca langsung dari satu kurva log mana pun. Kesesuaian peringkat fitur SHAP dengan prinsip petrofisika meningkatkan interpretabilitas dan kepercayaan terhadap model, tetapi tidak membuktikan validitasnya. Model yang mengalami *overfitting* juga dapat menghasilkan peringkat SHAP yang secara petrofisika terlihat masuk akal. Validitas model dalam penelitian ini dinilai berdasarkan metrik *out-of-fold* pada Tabel 4–6, sedangkan SHAP digunakan untuk menjelaskan faktor yang dipelajari oleh model.

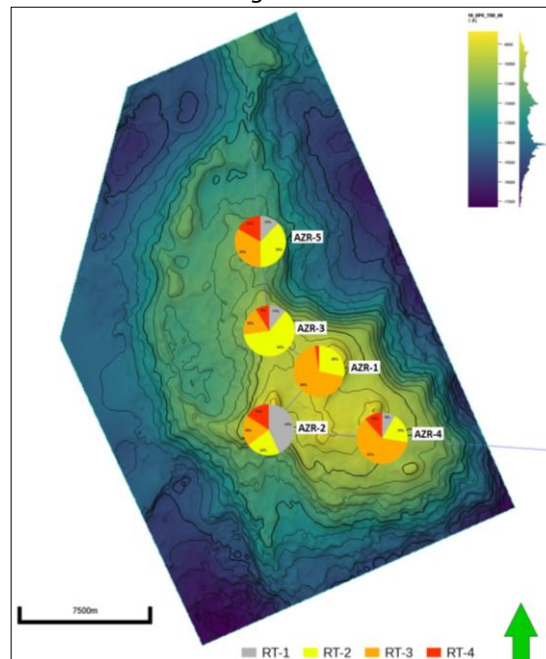


Gambar 9. Kepentingan fitur (feature importance) global berbasis SHAP, dinyatakan sebagai kontribusi relatif terhadap total |SHAP| tiap target, untuk model porositas, permeabilitas, dan tipe batuan.

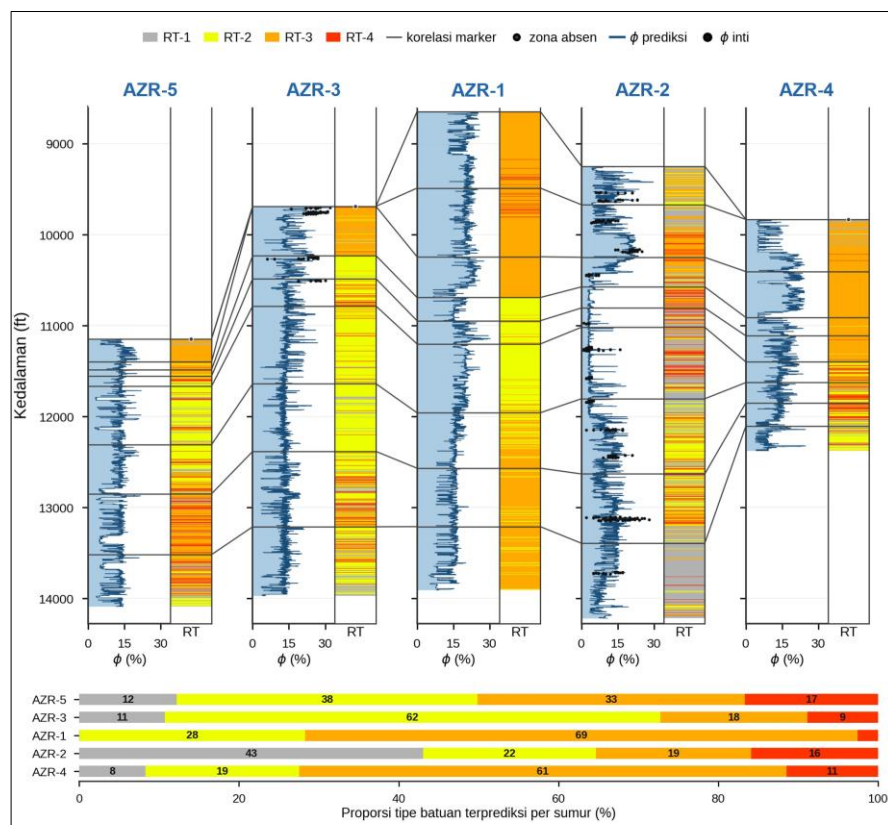
terbagi antara RT-2 dan RT-3 dengan median 13,1%. Proporsi RT-1 pada ketiga sumur timur tersebut berkisar 0 hingga 12,2%, jauh di bawah AZR-2. Pola ini konsisten dengan model platform karbonat terisolasi yang diuraikan sebelumnya: sisi timur menempati posisi tepian *reef* dan *shoal* hingga lereng *fore-reef* proksimal yang berenergi tinggi dan bertekstur *grain-supported*, sedangkan sisi barat menempati interior platform yang terlindung dan bertekstur *mud-supported*. AZR-4, yang terletak paling timur di antara kelima sumur (Gambar 10), memberikan

proporsi RT-3 yang tinggi (61,0%) dengan median porositas 14,2%. Rentang porositas dan permeabilitas yang dihasilkan sebanding

dengan yang dilaporkan pada *build-up* Miosen Central Luconia (Ali dkk., 2018).



Gambar 10. Peta struktur kedalaman Top UPR_TRB Lapangan X, dengan diagram pie proporsi tipe batuan hasil prediksi tiap sumur.



Gambar 11. Penampang komposit porositas prediksi dan kolom tipe batuan pada lima sumur (urutan AZR-5, AZR-3, AZR-1, AZR-2, AZR-4). Titik hitam adalah porositas RCAL. Panel bawah meringkas proporsi tipe batuan per sumur dan memperlihatkan kontras timur-barat yang selaras dengan model fasies platform terisolasi.

Perlu ditekankan bahwa model *machine learning* tidak diberi informasi posisi geografis, koordinat, identitas sumur, maupun label fasies apa pun. Input yang digunakan hanya respons log pada tiap kedalaman ditambah nomor formasi, yaitu pengelompokan stratigrafi yang tersedia sama baiknya di sumur dengan RCAL maupun tanpa RCAL. Pola distribusi fasies yang dihasilkan tetap konsisten meskipun model hanya menggunakan data log. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan yang dipelajari model sejalan dengan kerangka geologi. Oleh karena itu, hasil tersebut memberikan bukti tambahan bahwa model berhasil menangkap hubungan geologi yang relevan, sekaligus mendukung penggunaan hasil prediksi sebagai input dalam pemodelan tiga dimensi. Untuk pengembangan lapangan, konsentrasi RT-3 dan RT-2 di sisi timur menunjukkan bahwa area tersebut layak diprioritaskan sebagai target penempatan sumur berikutnya.

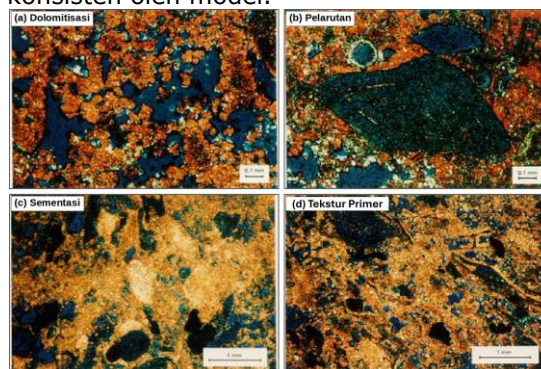
Verifikasi Petrografi

Dua belas titik pengamatan sayatan tipis pada sumur AZR-3 dipasangkan secara langsung dengan kelas tipe batuan yang ditentukan menggunakan metode RQI/FZI. Hasil verifikasi menunjukkan kesesuaian dengan interpretasi yang sebelumnya disusun berdasarkan analog karbonat Central Luconia. Seluruh sampel yang memperlihatkan bukti dolomitisasi maupun pelarutan terkelompok pada RT-3, yaitu kelas dengan kualitas reservoir tertinggi. Kedua proses tersebut membentuk dua kelompok sampel yang terpisah di dalam kelas yang sama: kelompok dolomitisasi ($n = 4$) memiliki porositas RCAL median 25,0% dengan permeabilitas median 49,5 mD, sedangkan kelompok pelarutan ($n = 4$) memiliki porositas RCAL median 22,5% dengan permeabilitas median 41,5 mD (Tabel 7). Sebaliknya, sampel yang didominasi oleh sementasi kalsit terklasifikasi sebagai RT-2 dengan permeabilitas median 16,0 mD. Sampel yang masih mempertahankan tekstur primer tanpa pengaruh diagenesis yang dominan tersebar pada RT-2 dan RT-3. Pola tersebut sejalan dengan konsep dasar *Flow Zone Indicator* (FZI), yaitu bahwa proses diagenesis yang meningkatkan konektivitas ruang pori cenderung menghasilkan kelas reservoir yang lebih baik, sedangkan proses yang mengurangi ruang pori dan konektivitasnya menghasilkan kelas reservoir yang lebih rendah. Contoh representatif dari masing-masing kondisi tersebut diperlihatkan pada Gambar 12.

Meskipun demikian, hasil verifikasi petrografi perlu diinterpretasikan dengan mempertimbangkan keterbatasan data yang tersedia. Seluruh *plug* inti dari AZR-3 merupakan bagian dari himpunan data yang digunakan untuk mengembangkan model, sehingga kesesuaian antara kelas hasil prediksi dan kelas hasil RQI/FZI pada interval tersebut tidak dapat dianggap sebagai validasi independen terhadap performa model. Dengan demikian, fungsi utama analisis petrografi dalam penelitian ini adalah memverifikasi interpretasi geologi yang mendasari skema tipe batuan, bukan mengevaluasi akurasi model klasifikasi.

Selain itu, distribusi sampel petrografi tidak mewakili seluruh interval reservoir secara merata. Sebagian besar pengamatan berasal dari satu zona stratigrafi, yaitu UPR_TRB_02, dan sebagian besar sampel berada pada kelas RT-3. Kondisi ini mengindikasikan bahwa pengambilan sayatan tipis lebih banyak difokuskan pada interval dengan kualitas reservoir yang relatif baik. Oleh karena itu, hubungan antara dolomitisasi maupun pelarutan dengan RT-3 sebaiknya dipahami sebagai asosiasi yang teramati pada sampel yang tersedia, bukan sebagai hubungan kausal yang berlaku secara universal pada seluruh reservoir.

Keterbatasan lain adalah belum adanya verifikasi petrografi terhadap RT-1 dan RT-4. Padahal, RT-4 merupakan kelas yang paling memerlukan konfirmasi karena interpretasinya sebagai batuan dengan ukuran leher pori relatif besar tetapi volume pori terbatas masih bersifat hipotetis. Hal tersebut juga tercermin dari nilai *recall* RT-4 yang hanya mencapai 0,302, menunjukkan bahwa kelas ini masih sulit dikenali secara konsisten oleh model.



Gambar 12. Sayatan tipis sumur AZR-3 pada interval 9.707–10.559 ft: (a) dolomitisasi, (b) pelarutan, (c) sementasi, dan (d) tekstur primer (*skeletal grainstone*) tanpa *overprint* diagenesis dominan. Keempat kondisi tersebut memiliki *plug* RCAL berpasangan dan dibandingkan secara kuantitatif pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan antara proses diagenesis pada sayatan tipis sumur AZR-3 dan kelas tipe batuan hasil RQI/FZI pada *plug core* terdekat. Baris tekstur primer mewakili sampel tanpa proses diagenesis dominan; seluruh baris memiliki *plug* RCAL berpasangan.

Proses diagenesis dominan	n titik RCAL	Rock Type (core)	ϕ RCAL median (%)	k RCAL median (mD)
Dolomitisasi	4	RT-3	25,0	49,5
Pelarutan	4	RT-3	22,5	41,5
Sementasi	1	RT-2	26,0	16,0
Tekstur primer	3	RT-2 (2), RT-3 (1)	25,0	19,0

Keterbatasan

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu dipertimbangkan dalam menginterpretasikan hasilnya. Pertama, kalibrasi model hanya didasarkan pada data inti dari dua sumur yang mencakup 428 sampel, sehingga kemampuan generalisasi model terhadap sumur lain masih memerlukan verifikasi lebih lanjut. Skema validasi lima lipatan (*five-fold cross-validation*) yang digunakan mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan interpolasi pada rentang karakteristik log yang telah terwakili di dalam *dataset*, namun belum menguji kemampuan ekstrapolasi terhadap sumur yang benar-benar baru. Di sisi lain, jumlah sumur dengan RCAL yang terbatas belum memungkinkan penerapan validasi *Leave-One-Group-Out* secara andal karena estimasi performanya akan memiliki variabilitas yang tinggi.

Kedua, verifikasi petrografi masih terbatas pada satu sumur dan hanya mencakup tipe batuan RT-2 dan RT-3. Akibatnya, interpretasi geologi untuk RT-1 dan terutama RT-4 masih memerlukan konfirmasi melalui analisis sayatan tipis tambahan. Keterbatasan tersebut diperkuat oleh distribusi sampel petrografi yang terkonsentrasi pada interval dengan kualitas reservoir relatif baik, sehingga belum mampu mewakili karakteristik batuan berpermeabilitas rendah secara memadai.

Ketiga, RT-4 tetap merupakan kelas dengan jumlah sampel paling sedikit meskipun telah dilakukan penyeimbangan kelas (*class weighting*) selama proses pelatihan model. Ketidakseimbangan ini menyebabkan ketidakpastian prediksi pada RT-4 lebih tinggi dibandingkan dengan kelas tipe batuan lainnya dan menunjukkan perlunya penambahan data pada kelas tersebut untuk meningkatkan keandalan model.

KESIMPULAN

Integrasi *rock typing* berbasis *Hydraulic Flow Unit* (HFU) dengan *machine learning* berhasil memprediksi porositas, permeabilitas, dan tipe batuan pada reservoir karbonat Formasi Terumbu di Lapangan X menggunakan data log sumur. Model terbaik untuk prediksi porositas adalah *Random Forest* dengan nilai *out-of-fold* R^2 sebesar 0,867, sedangkan

prediksi permeabilitas terbaik diperoleh menggunakan *CatBoost* dengan R^2 pada domain log sebesar 0,825. Untuk klasifikasi tipe batuan, *CatBoost* menghasilkan akurasi *out-of-fold* sebesar 0,570 dengan nilai F1-makro sebesar 0,524.

Model prediksi permeabilitas menunjukkan kinerja yang sebanding dengan transformasi *power-law* tunggal yang menggunakan porositas inti terukur sebagai input (R^2 log = 0,826), meskipun tidak memerlukan data inti. Selain itu, model ini memberikan peningkatan kinerja sebesar 0,074 dibandingkan transformasi yang sama ketika menggunakan porositas hasil prediksi log sebagai input (R^2 log = 0,751). Hasil tersebut menunjukkan bahwa model *machine learning* mampu menangkap pengaruh variasi tipe pori yang terbentuk akibat proses diagenesis terhadap permeabilitas reservoir.

Interpretasi menggunakan SHAP mengidentifikasi RHOB sebagai prediktor paling berpengaruh terhadap prediksi porositas maupun permeabilitas, yang konsisten dengan peran densitas batuan dalam merepresentasikan volume pori pada matriks karbonat. Sementara itu, distribusi spasial tipe batuan hasil prediksi memperlihatkan kontras timur-barat yang sesuai dengan model geologi platform karbonat terisolasi, meskipun model tidak menggunakan informasi spasial, identitas sumur, maupun label fasies sebagai variabel masukan.

Verifikasi menggunakan 12 sayatan tipis dari sumur AZR-3 mendukung interpretasi geologis skema tipe batuan untuk RT-2 dan RT-3, sedangkan karakteristik RT-1 dan RT-4 masih memerlukan konfirmasi melalui data petrografi tambahan. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi *rock typing* berbasis HFU dengan *machine learning* mampu menghasilkan prediksi sifat reservoir yang selaras dengan bukti statistik dan interpretasi geologi, sehingga layak dijadikan dasar untuk pemodelan distribusi reservoir karbonat secara tiga dimensi pada tahap selanjutnya.

NOMENKLATUR

AI = impedansi akustik, $RHOB \times V_p$

DR = resistivitas dalam (*deep resistivity*)

DT = waktu tempuh sonik

F1-makro = rata-rata tak berbobot skor F1 seluruh kelas

FZI = *flow zone indicator*, μm

GR = gamma ray

HFU = *hydraulic flow unit*

k = permeabilitas, mD

NPHI = porositas neutron

OOF = *out-of-fold*

PCA = *principal component analysis*; PC1–

PC4 = komponen utama ke-1 hingga ke-4

PHIE = porositas efektif hasil interpretasi log

p.u. = porosity unit, satuan persen porositas

R² = koefisien determinasi

RCAL = *routine core analysis*

RHOB = densitas bulk, g/cm³

RMSE = *root mean square error*

RQI = *reservoir quality index*, μm

RT-1 sampai RT-4 = kelas tipe batuan

berbasis FZI

SHAP = *SHapley Additive exPlanations*

Vp = kecepatan gelombang-P

VSH = volume serpih

ϕ = porositas, fraksi atau %

ϕ_z = rasio volume pori terhadap volume

butir, $\phi/(1-\phi)$

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada KUFPEC Indonesia atas penyediaan data serta kepada Program Studi Teknik Perminyakan, Institut Teknologi Bandung, atas dukungan selama penelitian ini.

REFERENSI

- Ali, S.H., Poppelreiter, M.C., Shah, M.M., Saw, B.B., Schlaich, M., 2018. Diagenetic understandings based on quantitative data, Miocene carbonate buildup, offshore Sarawak, Malaysia. *Petroleum and Coal* 60, 1275-1282.
- Amaefule, J.O., Altunbay, M., Tiab, D., Kersey, D.G., Keelan, D.K., 1993. Enhanced reservoir description: using core and log data to identify hydraulic (flow) units and predict permeability in uncored intervals/wells. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, SPE-26436-MS. doi:10.2118/26436-MS
- Anselmetti, F.S., Eberli, G.P., 1999. The velocity-deviation log: a tool to predict pore type and permeability trends in carbonate drill holes from sonic and porosity or density logs. *AAPG Bulletin* 83, 450-466.
- Bachtel, S.L., Kissling, R.D., Martono, D., Rahardjanto, S.P., Dunn, P.A., MacDonald, B.A., 2004. Seismic stratigraphic evolution of the Miocene-Pliocene Segitiga Platform, East Natuna Sea, Indonesia: the origin, growth, and demise of an isolated carbonate platform. In: Eberli, G.P., Masferro, J.L., Sarg, J.F. (Eds.), *Seismic Imaging of Carbonate Reservoirs and Systems*. AAPG Memoir 81, 309-328.
- Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning* 45, 5-32. doi:10.1023/A:1010933404324
- Chen, T., Guestrin, C., 2016. XGBoost: a scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785-794. doi:10.1145/2939672.2939785
- Courteney, S., Cockcroft, P., Lorentz, R.A., Miller, R., Ott, H.L., Prijosesilo, P., Suhendan, A.R., Wight, A.W.R., 1989. *Indonesia: Oil and Gas Fields Atlas*, Volume 1: North Sumatra and Natuna. Indonesian Petroleum Association, Jakarta.
- Darman, H., 2017. Seismic expression of key geological features in the East Natuna Basin. *Berita Sedimentologi* 38, 51-61.
- Drucker, H., Burges, C.J.C., Kaufman, L., Smola, A., Vapnik, V., 1996. Support vector regression machines. *Advances in Neural Information Processing Systems* 9, 155-161.
- Embry, A.F., Klovan, J.E., 1971. A Late Devonian reef tract on northeastern Banks Island, Northwest Territories. *Bulletin of Canadian Petroleum Geology* 19, 730-781.
- Ginger, D.C., Ardjakusumah, W.O., Hedley, R.J., Potheary, J., 1993. Inversion history of the West Natuna Basin: examples from the Cumi-Cumi PSC. *Proceedings Indonesian Petroleum Association, 22nd Annual Convention*, 635-658.
- Khalid, M.S., Mansour, A.S., Desouky, S.E.-D.M., Afify, W.S.M., Ahmed, S.F., Elnaggar, O.M., 2024. Carbonate reservoir characterization and permeability modeling using machine learning: a study from Ras Fanar field, Gulf of Suez, Egypt. *Earth Science Informatics* 17, 4675-4694. doi:10.1007/s12145-024-01406-3
- Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q., Liu, T.-Y., 2017. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30, 3146-3154.
- Lucia, F.J., 1995. Rock-fabric/petrophysical classification of carbonate pore space for reservoir characterization. *AAPG Bulletin* 79, 1275-1300.
- Lundberg, S.M., Lee, S.-I., 2017. A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30, 4765-4774.
- May, J.A., Eyles, D.R., 1985. Well log and seismic character of Tertiary Terumbu carbonate, South China Sea, Indonesia. *AAPG Bulletin* 69, 1339-1358.

doi:10.1306/AD462C5E-16F7-11D7-
8645000102C1865D

- Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A.V., Gulin, A., 2018. CatBoost: unbiased boosting with categorical features. *Advances in Neural Information Processing Systems* 31, 6638-6648.
- Rudolph, K.W., Lehmann, P.J., 1989. Platform evolution and sequence stratigraphy of the Natuna Platform, South China Sea. In: Crevello, P.D., Wilson, J.L., Sarg, J.F., Read, J.F. (Eds.), *Controls on Carbonate Platform and Basin Development*. SEPM Special Publication 44, 353-361.