

Penentuan Model *Total Organic Carbon* dengan Menggunakan Metode *Artificial Neural Network* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* untuk Estimasi Potensi Gas Serpih di Cekungan Jawa Barat Utara

Muhammad Rizqy Septyandy¹, Eddy Ariyono Subroto², Aveliansyah³

¹Program Studi Teknik Geologi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

²Program Studi Teknik Geologi, Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan, Institut Teknologi Bandung

³Pertamina Hulu Energi Offshore Southeast Sumatra (PHE OSES)

¹rizqyseptyandy@ft.unmul.ac.id, ²subroto@gl.itb.ac.id, ³aveliansyah@pertamina.com

ABSTRAK. Gas serpih adalah jenis gas alam yang dihasilkan dan terperangkap dalam batuan serpih yang kaya material organik. Potensi sebagai batuan induk gas serpih harus dibuktikan melalui analisis geokimia. Analisis geokimia hidrokarbon meliputi parameter kekayaan/total karbon organik (TOC), kematangan, dan jenis kerogen. Parameter kekayaan (TOC) hanya tersedia untuk empat sumur (SA-13, SA-11, E-5, dan JB-7), sehingga TOC sintetik harus dimodelkan. *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) adalah jenis kecerdasan artifisial yang memberikan cara paling efektif untuk menentukan nilai TOC di sumur tanpa data hasil analisis laboratorium. Metode ANN adalah metode terbaik di Sub-cekungan Arjuna Selatan, E15, dan Jatibarang bagian barat dengan nilai korelasi 0,98. Metode ANFIS adalah metode terbaik di Jatibarang bagian timur dengan nilai korelasi mencapai 0,88.

Kata Kunci: *Artificial Neural Network; Adaptive Neuro Fuzzy Inference System; Total Organic Carbon; Gas Serpih; Geokimia*

ABSTRACT. Shale gas is a kind of natural gas that is generated and trapped in organic-rich shale rocks. The potential as a source rock for shale gas must, however, be demonstrated through geochemical investigation. The geochemical examination of hydrocarbons comprises a richness parameter/total organic carbon (TOC), maturity, and kind of kerogen. Richness (TOC) parameter is only available for four wells (SA-13, SA-11, E-5, and JB-7), hence synthetic TOC must be modeled. Artificial neural networks (ANN) and adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) are components of artificial intelligence that provide the most effective way for determining the value of TOC in wells with no TOC Analysis Result data. With a correlation value of 0.98, the ANN approach is the best method in the South Arjuna, E15, and western Jatibarang Subbasins. With a correlation value of 0.88, ANFIS is the most effective approach in eastern Jatibarang.

Keywords: *Artificial Neural Network; Adaptive Neuro Fuzzy Inference System; Total Organic Carbon; Shale Gas; Geochemistry*

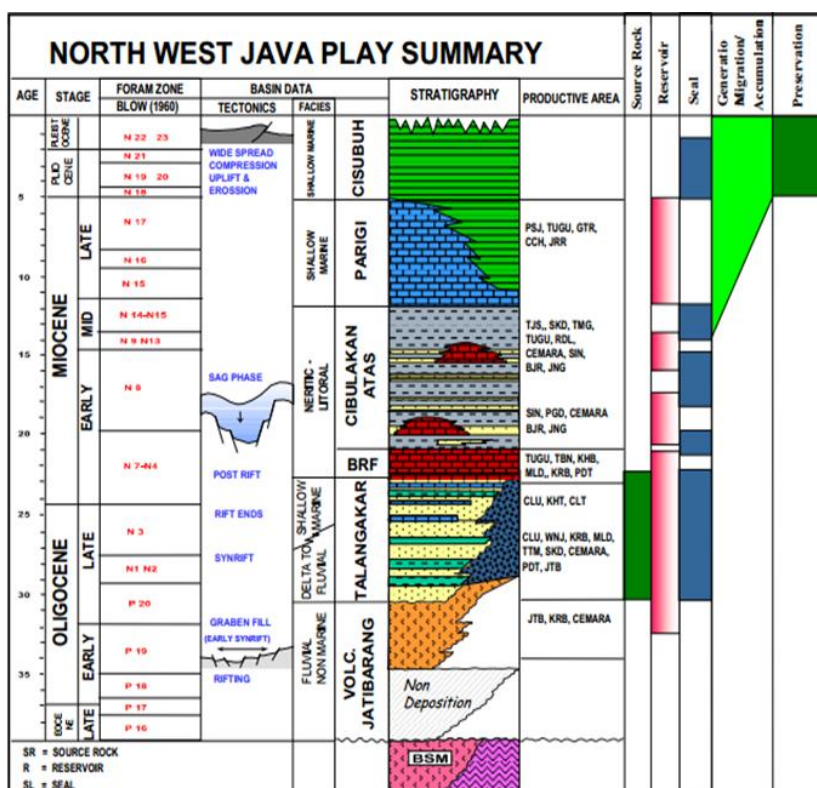
1. PENDAHULUAN

Gas serpih merupakan produk hidrokarbon non-konvensional yang mulai menarik untuk dieksplorasi. Berbeda dengan hidrokarbon konvensional yang harus memenuhi persyaratan sistem perminyakan; harus memiliki batuan induk matang, batuan reservoir, batuan tudung, dan sistem jebakan, gas serpih tidak memerlukan migrasi. Hal ini karena bahan organik yang kaya akan serpih telah mencapai kematangan, selain berfungsi sebagai batuan induk, pada kondisi dan jenis tertentu dapat berfungsi sebagai reservoir gas termogenik. Porositas dan permeabilitas primer dalam serpih umumnya sangat kecil sehingga sering dianggap sebagai penutup dalam sistem perminyakan. Namun, ada satu catatan bahwa serpih dapat menyimpan gas alam dalam jumlah besar, yang menambah kepercayaan dan kepastian dalam interpretasi bawah permukaan.

Salah satu wilayah yang menarik untuk dikaji adalah Cekungan Jawa Barat Utara yang terletak pada Formasi Talangakar dan Jatibarang di Sub-cekungan Arjuna Selatan, Sub Cekungan E15, dan Sub Cekungan Jatibarang yang merupakan blok milik PT PHE ONWJ. Cekungan Jawa Barat Utara memiliki potensi cadangan gas serpih sebesar 5,64 Tcf (Badan Geologi, 2013). Ilustrasi kolom stratigrafi Cekungan Jawa Barat Utara dapat dilihat pada Gambar 1.

Ada beberapa parameter penting dalam analisis eksplorasi gas serpih. Salah satu parameternya adalah TOC. TOC atau karbon organik total adalah jumlah karbon organik dalam suatu formasi untuk menganalisis

kekayaan batuan induk. Nilai TOC optimal untuk potensi gas serpih adalah 2-5% dengan ketebalan lapisan 15-20 m dengan nilai TOC yang tinggi. Selain itu, tipe kerogen di daerah yang terindikasi memiliki potensi gas serpih adalah tipe 2 dan/atau 3 dengan porositas primer 3-6% dan permeabilitas 400 nanodarcy (Waldo, 2012).



Gambar 1. Kolom stratigrafi Cekungan Jawa Barat Utara (Pertamina, 2008).

Nilai TOC dapat ditentukan atau diprediksi dengan beberapa metode. Beberapa penelitian terkait penentuan nilai TOC dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Beberapa penelitian terdahulu yang relevan

No	Penulis	Tujuan	Metode
1.	Passey dkk. (1990), Zhu dkk. (2019)	Metode tumpang-susun berskala dari log porositas - resistivitas	Delta Log R
2.	Kamali dan Mirshady (2004), Bai dan Tan (2021), Ahangari dkk. (2022)	Penggunaan data-data log konvensional untuk prediksi TOC menggunakan logika fuzzy	<i>Neuro Fuzzy</i>
3.	Kadkhodaie-Ilkhchi dkk. (2009), Shalaby dkk. (2019), Qian dkk. (2019), Rui dkk. (2019), Wang dkk. (2019), Zhu dkk. (2020), Zheng dkk.	Penggunaan data-data log konvensional untuk prediksi TOC menggunakan metode <i>machine learning</i> dan <i>deep learning</i>	<i>Artificial Neural Networks, Extreme Learning Machine (ELM), Bayesian Regularization for Feed-Forward Neural Networks (BRNN), Support Vector for Regression (SVR),</i>

	(2021), Amosu dkk. (2021), Wang dkk. (2022), Zhang dkk. (2022)		<i>Random Forest (RF)</i>
4.	Zhao dkk. (2016)	Metode tumpang-susun kurva indikator lempung yang diskalakan dengan benar pada kurva sinar gamma	Delta d
5.	Yu dkk. (2017), Rui dkk. (2020).	Model gabungan untuk prediksi nilai TOC berdasarkan <i>Gaussian Mixture Model</i> (GMM) dan <i>Gaussian Process Regression</i> (GPR) dari beberapa kombinasi data-data log konvensional	<i>Gaussian Mixture Model</i> (GMM) dan <i>Gaussian Process Regression</i> (GPR)
6.	Zeng dkk. (2021)	Teknik pencocokan permukaan 3D berdasarkan interpolasi biharmonik	Pencocokan permukaan 3D

Dari beberapa penelitian sebelumnya, terdapat dua metode yang paling sering digunakan untuk menentukan prediksi parameter TOC yaitu metode *Neuro Fuzzy* dan Metode *Artificial Neural Network*. Harapannya dengan membandingkan kedua metode tersebut secara komprehensif akan didapatkan nilai prediksi karbon organik total yang mendekati dengan nilai yang dihasilkan dari analisis laboratorium geokimia namun dengan waktu yang relatif lebih singkat.

2. METODE

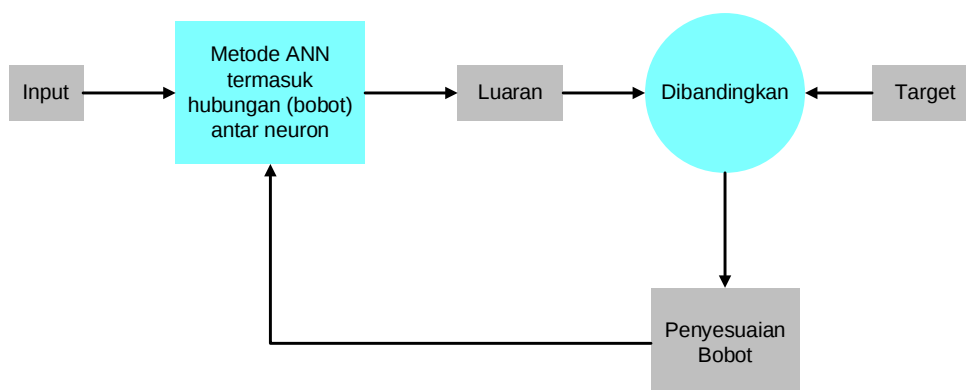
Dalam penelitian ini digunakan dua metode yaitu metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Kedua metode tersebut akan dikomparasi satu sama lain untuk bisa mendapatkan parameter TOC terbaik di tiga Sub-cekungan pada daerah penelitian yang nantinya akan dibandingkan kembali dengan metode $\Delta\log R$. Metode ANN dan ANFIS menggunakan empat data log sumur listrik yang sama dengan metode $\Delta\log R$ yaitu log sinar gamma (GR), log porositas neutron (NPHI), log densitas (RHOB), dan log resistivitas (Rt) sebagai data masukan. Litologi serpih akan menunjukkan nilai densitas rendah, porositas sonik tinggi, nilai sinar gamma tinggi, dan peningkatan nilai resistivitas (Khoshnoodkia, 2011). Kedua metode tersebut mengasumsikan batuan induk yang kaya dan matang memiliki nilai sinar gamma yang tinggi (Dellenbach, 1983), resistivitas yang juga tinggi (Nixon, 1973; Meissner, 1978; Schmoker, 1983), nilai porositas neutron meningkat (Passey dkk., 1990), dan densitasnya rendah (Schmoker, 1979).

A. Metode *Artificial Neural Network* (ANN)

Metode ANN adalah model matematika yang menyimulasikan perilaku jaringan saraf hewan dan memproses informasi dengan menyesuaikan hubungan antara sejumlah besar simpul internal. Model ini terdiri dari berbagai algoritma dan struktur (Zeng dkk., 2021). Pada penelitian ini, metode ANN digunakan untuk memprediksi parameter TOC. Semua pengolahan data dilakukan dengan menggunakan MATLAB 2017a.

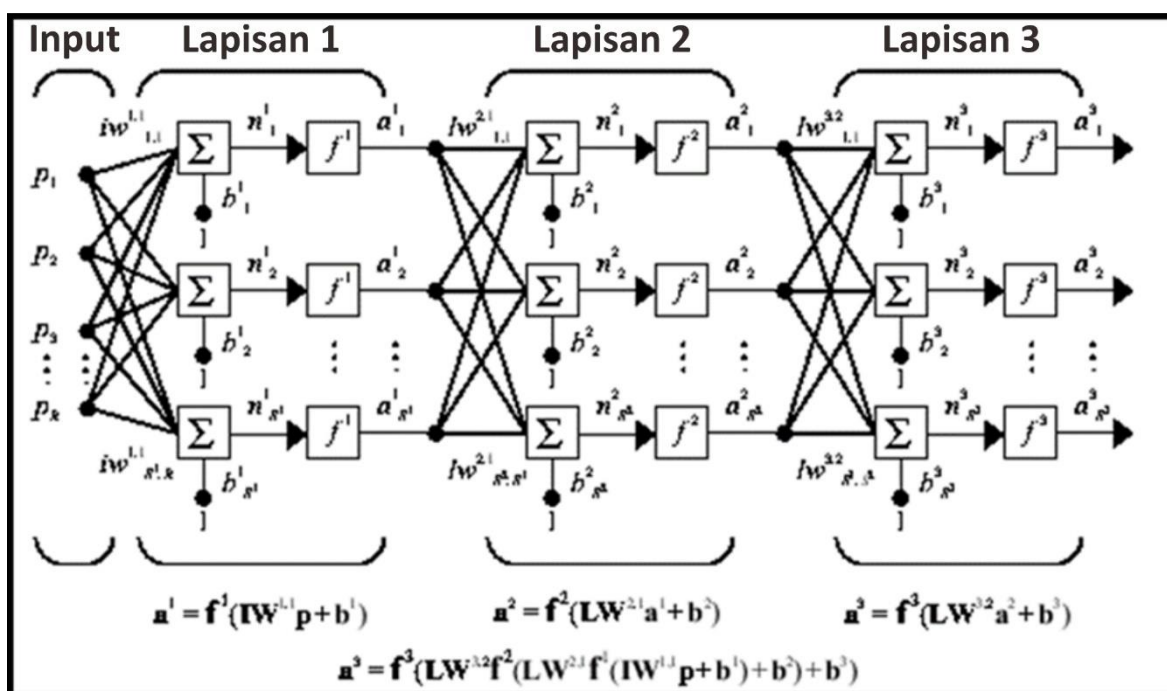
Metode *Backpropagation Artificial Neural Network* (BPANN) adalah model umpan maju multi-lapisan yang dilatih menggunakan algoritma propagasi balik galat (Zeng dkk., 2021). BPANN telah banyak digunakan dalam studi klasifikasi dan prediksi data. Sebuah model BPANN terdiri dari satu lapisan masukan, satu lapisan tersembunyi, dan satu lapisan luaran (Gambar 2). Setiap lapisan memiliki satu atau lebih neuron yang saling berhubungan (Zeng dkk., 2021). Proses BPANN adalah menetapkan bobot dan ambang batas ke neuron lapisan

tersembunyi, menyesuaikan bobot dan ambang sesuai dengan galat propagasi balik yang dihitung oleh fungsi galat, dan menyelesaikan pelatihan hingga luaran yang diharapkan diperoleh (Gambar 2).



Gambar 2. Mekanisme metode *backpropagation artificial neural network* (Mathworks, 2017).

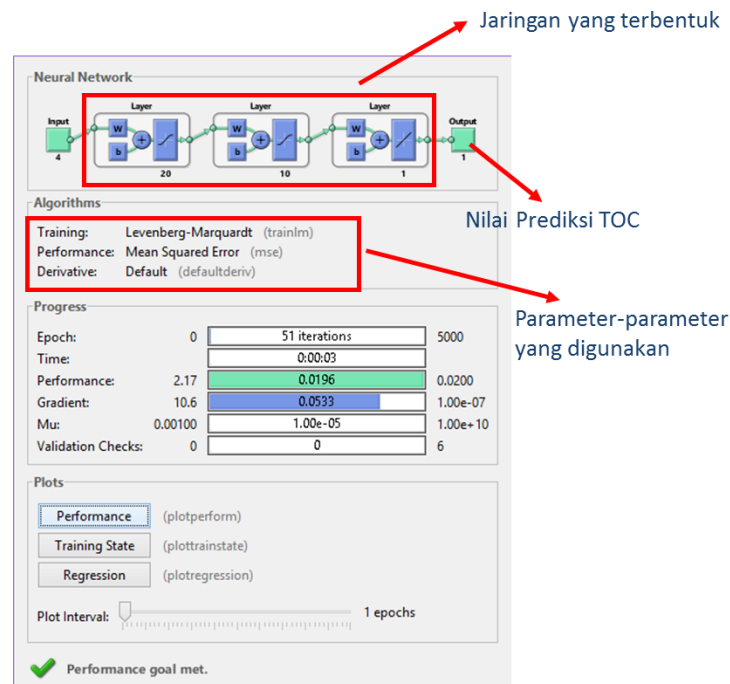
Metode *perceptron* multi-lapisan adalah *artificial neural network backpropagation* dengan satu atau lebih lapisan tersembunyi. Pada penelitian ini, untuk membedakan *artificial neural network* dengan struktur yang berbeda, *artificial neural network* dengan satu lapisan tersembunyi disebut *artificial neural network backpropagation* (BPANN), dan *artificial neural network* dengan dua lapisan tersembunyi disebut *multi-layer perceptron artificial neural network* (MLPNN) (Zeng dkk., 2021). MLPNN mencakup empat lapisan: lapisan input, lapisan tersembunyi satu, lapisan tersembunyi dua, dan lapisan luaran (Gambar 3). Proses pelatihannya sama dengan metode BPANN.



Gambar 3. Metode *artificial neural network* dengan multi-input dan multi-lapisan (Mathworks, 2017).

Metode ANN dilakukan pada tiga sub-cekungan yang berbeda sehingga memiliki tiga model TOC yang berbeda pada masing-masing sub-cekungan. Di setiap sub-cekungan, nilai TOC yang diindikasikan sebagai batubara dapat dihilangkan. Hal ini dimaksudkan untuk mencapai prediksi nilai TOC yang bebas dari gangguan batubara. Sub-cekungan Arjuna Selatan menggunakan SA-13 sebagai sumur latihan dan SA-11 sebagai sumur validasi. Jaringan yang terbentuk terdiri dari tiga lapisan yang terdiri dari 20 neuron pada lapisan pertama, sepuluh neuron pada lapisan kedua, dan satu neuron pada lapisan ketiga. Lapisan pertama dan kedua menggunakan fungsi aktivasi tangen sigmoid (tansig) hiperbolik, sedangkan lapisan ketiga menggunakan

fungsi linier (purelin). Luaran yang dihasilkan adalah nilai prediksi TOC. Parameter yang digunakan adalah parameter pelatihan dengan metode Lavenberg-Marquadt dan kinerja dengan menggunakan *root mean square* (RMSE). Untuk Sub-cekungan E15, E-5 digunakan sebagai sumur latihan. Struktur jaringan yang terbentuk sama dengan yang digunakan di Sub-cekungan Arjuna Selatan, namun terdapat satu perbedaan; jumlah neuron yang digunakan pada jaringan Sub-cekungan E15; 30 neuron pada lapisan pertama, 20 neuron pada lapisan kedua, dan satu neuron pada lapisan ketiga. Fungsi aktivasi, parameter pelatihan, dan performa yang digunakan di Sub-cekungan E15 sama dengan yang digunakan di Sub-cekungan Arjuna Selatan. JB-7 digunakan sebagai sumur latihan di Sub-cekungan Jatibarang. Struktur jaringan, parameter pelatihan, dan performansi yang digunakan sama dengan yang digunakan di Sub-cekungan Arjuna Selatan. Gambar 4 menunjukkan struktur jaringan yang digunakan dalam metode ANN pada Sumur SA-13.



Gambar 4. Struktur jaringan beserta parameter yang digunakan pada metode ANN di Sumur SA-13.

B. Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Fuzzy Logic (FL) dapat dianggap sebagai metode berdasarkan strategi inferensi serta ketidakpastian kognitif yang terkait dengannya. Di sisi lain, ANN memiliki struktur distribusi paralel serta sejumlah kemampuan untuk beradaptasi dengan cepat ke masalah target. Menggunakan FL dan ANN secara gabungan akan menghasilkan metode *hybrid* yang disebut sebagai metode *neuro fuzzy* atau *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) (Andrian dkk., 2020). Pada gilirannya, ketika menggabungkan metode fuzzy dan ANN, ANFIS dapat diperoleh (Ahangari dkk., 2022). Struktur keseluruhan model ANFIS dapat dilihat pada Gambar 5. Pada gambar ini, aturan *fuzzy* Sugeno orde pertama diusulkan sedemikian rupa sehingga dalam kasus $X_1 = A_i$ dan $X_2 = B_j$ maka $f_i = m_i X_1 + n_i X_2 = r_i$. Dalam relasi ini, nilai m_i , n_i , dan r_i harus dihitung saat melakukan optimalisasi proses pelatihan (Ahangari dkk., 2022). Struktur yang ditunjukkan pada Gambar 4 ini memiliki lima lapisan berbeda dengan aplikasi yang disebutkan di bawah ini:

Lapisan 1: Lapisan ini terdiri dari simpul adaptif. Simpul ini sesuai dengan istilah linguistik. Perlu dicatat bahwa parameter luaran dari istilah linguistik ini terkait dengan fungsi keanggotaan (MF):

$$O_i^1 = \beta(X) = \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(X-Z)^2}{\sigma^2}\right] \quad (1)$$

Dalam persamaan ini, σ , O , dan Z masing-masing menandakan varians, output, dan pusat dari Gaussian MF.

Lapisan 2: Sinyal input dikalikan untuk menentukan *firing strength*, sebagai berikut (8):

$$O_i^2 = W_i(X) = \beta_{Ai}(X) \cdot \beta_{Bi}(X) \quad (2)$$

Lapisan 3: Lapisan ini terdiri dari beberapa simpul tetap, yang menghitung rasio *firing strength* dengan jumlah faktor aturan individual ini. Hasil untuk setiap simpul di lapisan ini ditunjukkan sebagai berikut:

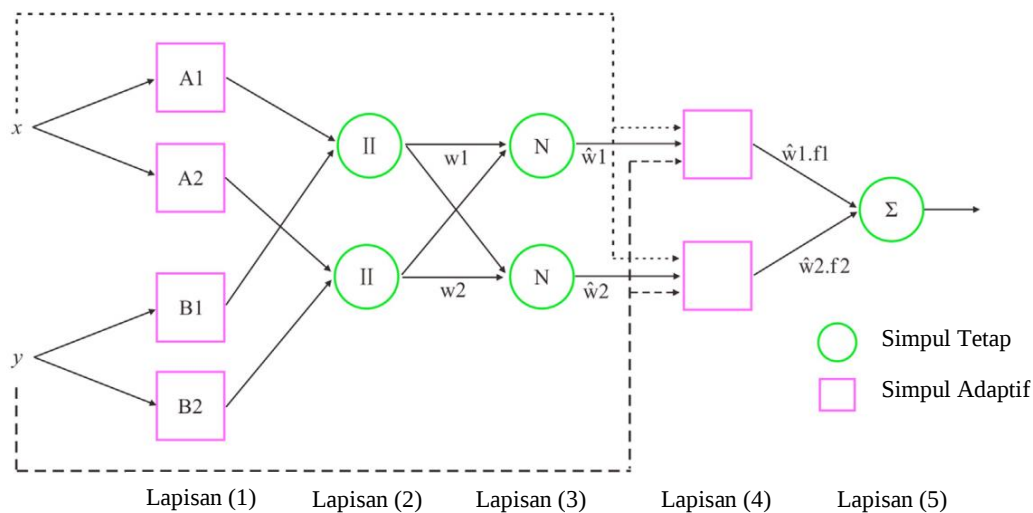
$$O_i^3 = \frac{w_i}{\sum w_i} \quad (3)$$

Lapisan 4: Ini terdiri dari simpul adaptif, yang digunakan untuk menentukan *firing strength* yang dinormalisasi, sebagai berikut:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i m_i X_1 + n_i X_2 = r_i \quad (4)$$

Lapisan 5: Lapisan terakhir mencakup satu simpul yang dikaitkan dengan penambahan yang dilakukan pada lapisan sebelumnya.

$$O_i^5 = Y = \sum_i \bar{w}_i f_1 + \bar{w}_2 f_2 = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (5)$$

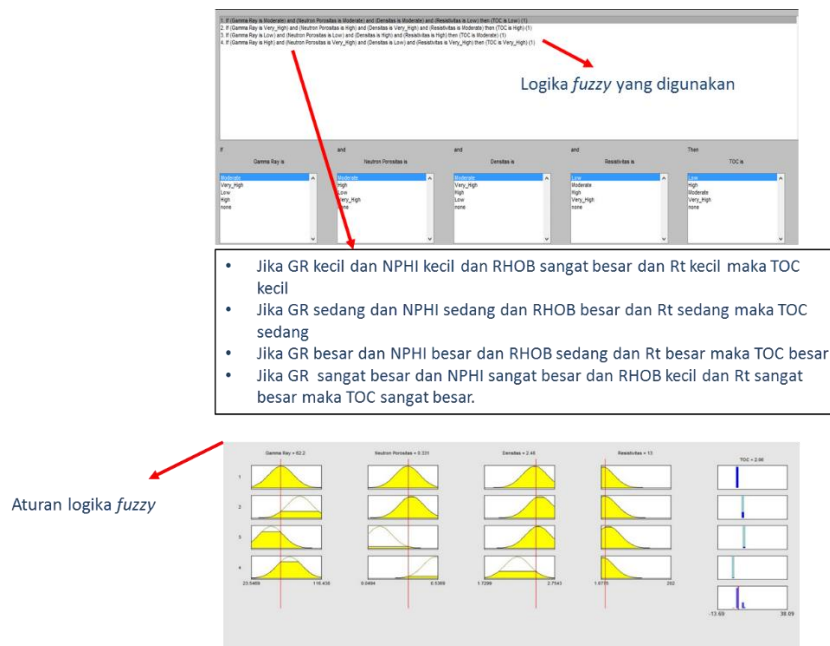


Gambar 5. Struktur pendekatan metode ANFIS (Ahangari dkk., 2022).

Metode ANFIS juga dilakukan pada tiga sub-cekungan yang berbeda sehingga memiliki tiga model TOC yang berbeda pada masing-masing sub-cekungan. Mirip dengan metode ANN, di setiap sub-cekungan, nilai TOC yang diindikasikan sebagai batubara juga dihilangkan. Perbedaan dengan metode ANN adalah penggantian fungsi neuron dengan aturan logika *fuzzy* dan fungsi pembobotan diganti dengan radius pengelompokan. Aturan logika *fuzzy* diterapkan pada setiap sumur pada formasi input. Aturan dalam model ini setidaknya terdiri dari empat aturan:

1. Jika nilai log sinar gamma (GR) rendah dan nilai log porositas (NPHI) rendah dan nilai log densitas (RHOB) sangat tinggi dan nilai log resistivitas (Rt) rendah Maka nilai TOC rendah
2. Jika nilai log sinar gamma (GR) sedang dan nilai log porositas (NPHI) sedang dan nilai log densitas (RHOB) tinggi dan nilai log resistivitas (Rt) sedang Maka nilai TOC sedang
3. Jika nilai log sinar gamma (GR) tinggi dan nilai log porositas (NPHI) tinggi dan nilai log densitas (RHOB) sedang dan nilai log resistivitas (Rt) tinggi Maka nilai TOC tinggi
4. Jika nilai log sinar gamma (GR) sangat tinggi dan nilai log porositas (NPHI) sangat tinggi dan nilai log densitas (RHOB) rendah dan nilai log resistivitas (Rt) sangat tinggi Maka nilai TOC sangat tinggi.

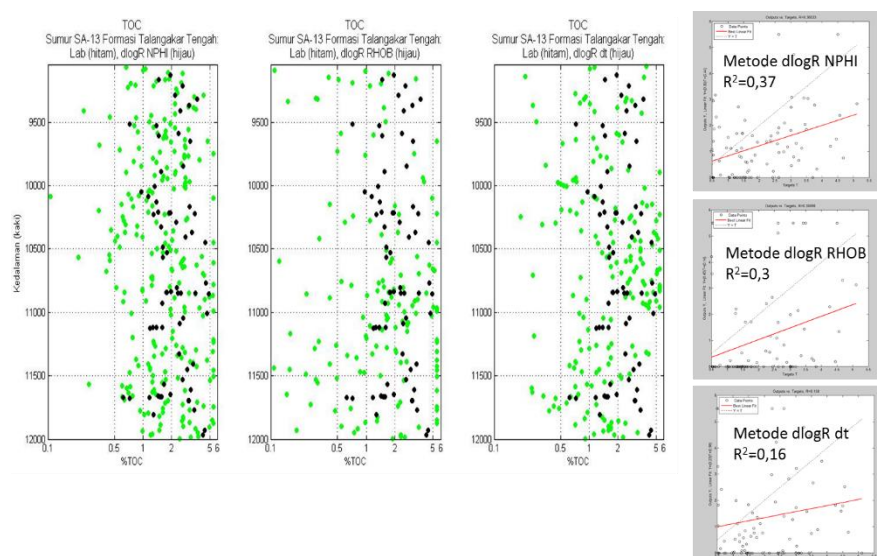
Gambar 6 menunjukkan aturan logika *fuzzy* yang digunakan di Formasi Talangakar Tengah di Sumur SA-13.



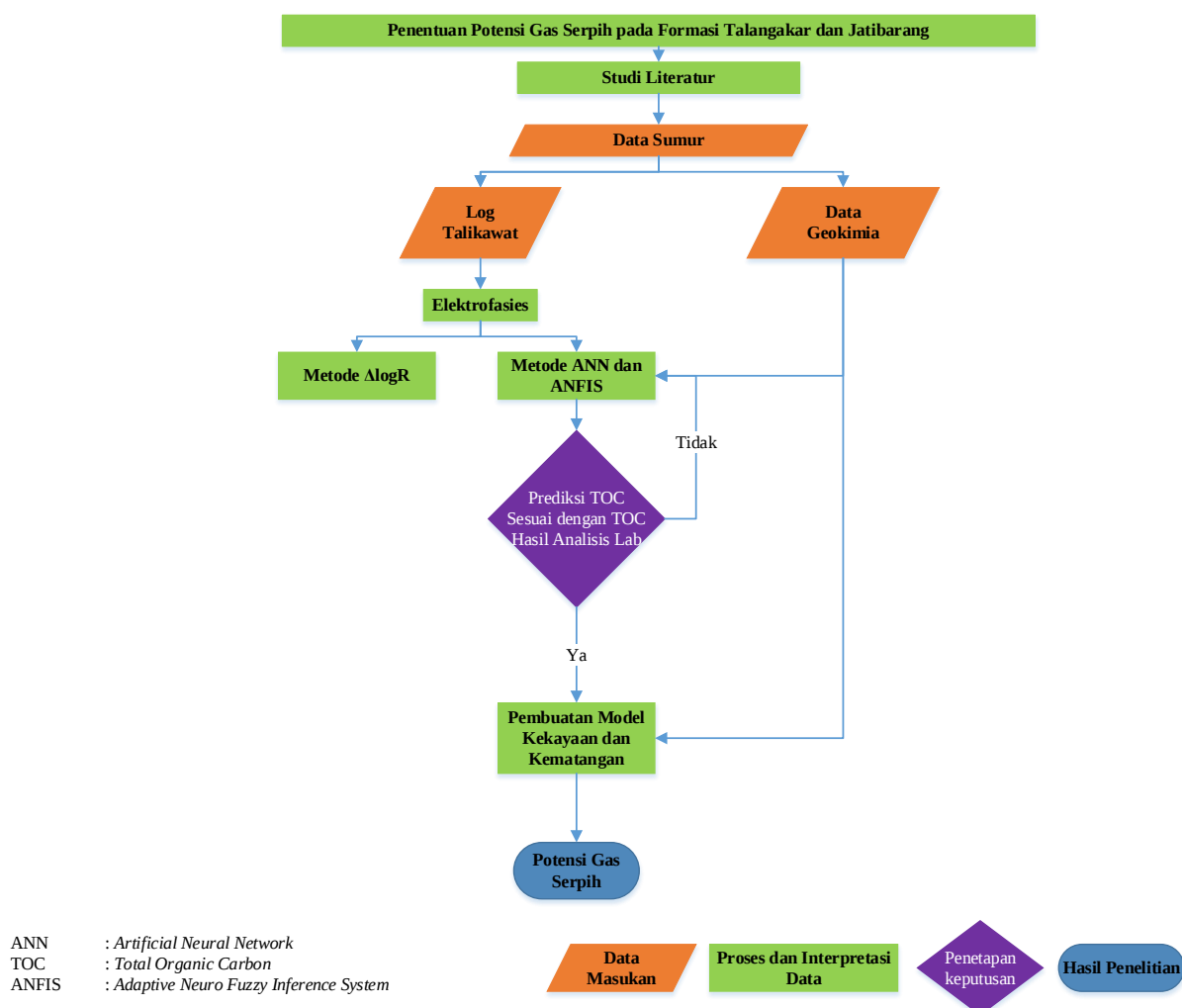
Gambar 6. Aturan logika fuzzy yang digunakan pada Formasi Talangakar Tengah di Sumur SA-13.

C. Metode $\Delta\log R$

Metode $\Delta\log R$ menggunakan empat log listrik; log resistivitas, log sonik, log porositas neutron, dan log densitas. Log sonik, log porositas neutron, dan log densitas akan ditumpang-susun dengan log resistivitas. $\Delta\log R_{dt}$ adalah $\Delta\log R$ yang diperoleh dari tumpang susun log resistivitas dengan log sonik, $\Delta\log R_{NPHI}$ adalah $\Delta\log R$ yang diperoleh dari tumpang susun log resistivitas dengan log porositas neutron, dan $\Delta\log R_{RHOB}$ adalah $\Delta\log R$ yang diperoleh dari tumpang susun log resistivitas dengan log densitas. Untuk mendapatkan nilai tingkat kematangan (LOM) yang sesuai dengan formasi pada masing-masing sumur input, dibuat grafik silang antara TOC dan S2 pada masing-masing formasi pada sumur input. Kemudian setelah didapatkan nilai LOM pada masing-masing formasi, dilakukan proses perhitungan $\Delta\log R_{dt}$, $\Delta\log R_{NPHI}$, dan $\Delta\log R_{RHOB}$ pada masing-masing formasi yang akan mendapatkan nilai prediksi TOC pada masing-masing formasi. Metode $\Delta\log R$ yang digunakan dalam penelitian ini adalah $\Delta\log R_{NPHI}$. Hal ini dikarenakan $\Delta\log R_{NPHI}$ menghasilkan prediksi nilai TOC yang paling sesuai dengan data TOC hasil analisis laboratorium dengan nilai korelasi tertinggi; 0,37 jika dibandingkan dengan metode $\Delta\log R_{RHOB}$ dan metode $\Delta\log R_{dt}$ yang hanya memiliki korelasi 0,3 dan 0,16 seperti pada Gambar 7 sedangkan untuk diagram alir kerja dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 7. Hasil metode $\Delta\log R_{NPHI}$, $\Delta\log R_{RHOB}$, dan $\Delta\log R_{dt}$ untuk Sumur SA-13 pada Formasi Talangakar Tengah. Titik hijau merupakan nilai TOC hasil metode $\Delta\log R$, sedangkan titik hitam merupakan nilai TOC hasil analisis laboratorium.



Gambar 8. Diagram alir kerja penelitian.

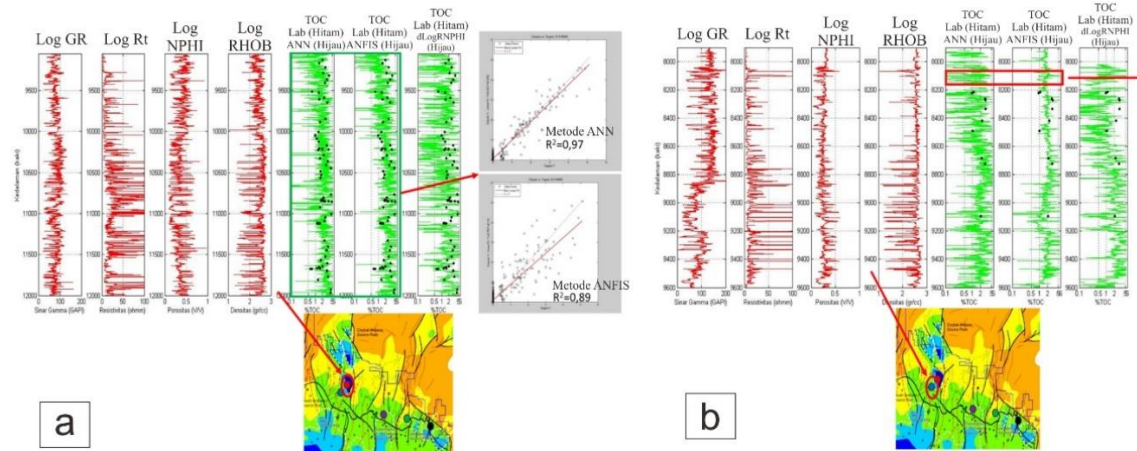
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Metode Terbaik untuk Prediksi Nilai TOC

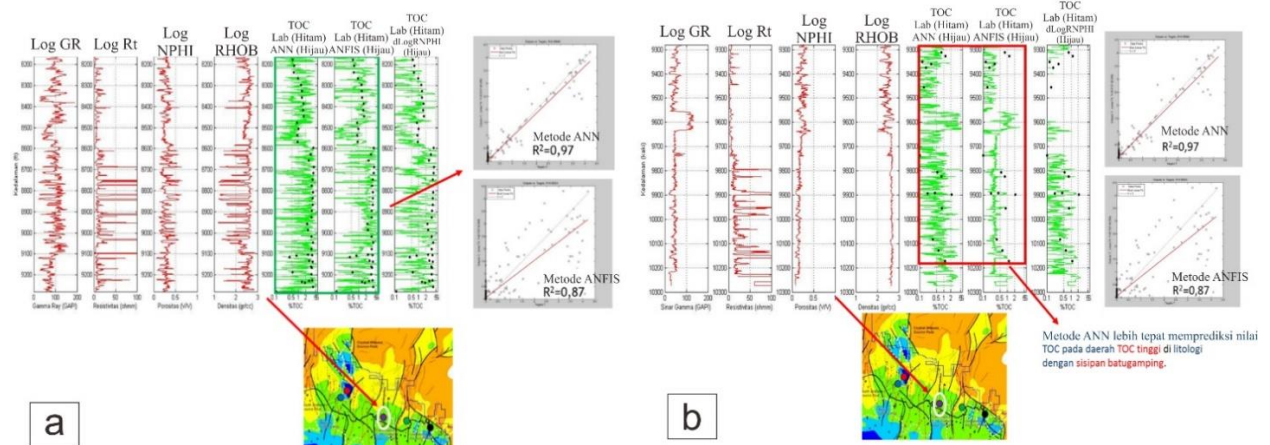
Pada Sub-cekungan Arjuna Selatan, formasi target meliputi Formasi Talangakkar Tengah – Jatibarang. Sumur input di sub-cekungan ini adalah SA-13. Hal ini berdasarkan kelengkapan data TOC hasil analisis laboratorium. Metode ANN dan ANFIS memberikan nilai prediksi TOC yang sesuai dengan TOC hasil analisis laboratorium di Talangakkar Tengah, Formasi Talangakkar Bawah, dan Formasi Jatibarang. Hal ini ditunjukkan dengan nilai korelasi yang mencapai 0,97 untuk metode ANN dan 0,89 untuk metode ANFIS, sedangkan metode $\Delta\log R$ menghasilkan prediksi nilai TOC yang tidak sesuai pada beberapa titik di ketiga formasi target. Kemudian untuk mengetahui bahwa kedua metode tersebut dapat digunakan untuk input sumur baru maka digunakan sumur validasi sebagai validitas kedua metode tersebut. SA-11 digunakan sebagai sumur validasi dengan alasan memiliki nilai TOC hasil analisis laboratorium sehingga terdapat kontrol terhadap nilai prediksi TOC. Perbandingan antara metode ANN dan ANFIS pada Formasi Talangakkar Tengah pada sumur validasi diperoleh, kedua metode tersebut menghasilkan prediksi nilai TOC yang sesuai dengan hasil TOC analisis laboratorium, namun metode ANN memberikan nilai TOC yang rendah pada daerah dengan litologi selain serpih, sedangkan metode NF memberikan nilai tinggi pada daerah dengan litologi non-serpih (Gambar 9).

Untuk Sub-cekungan E15, target formasi meliputi Formasi Talangakkar Tengah – Bawah. Sumur input di sub-cekungan ini adalah E-5. Metode ANN dan ANFIS memberikan nilai prediksi TOC yang sesuai dengan TOC hasil analisis laboratorium di Formasi Talangakkar Tengah. Hal ini ditunjukkan dengan nilai korelasi yang mencapai 0,97 untuk metode ANN dan 0,87 untuk metode ANFIS. Pada Formasi Talangakkar Bawah terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai prediksi TOC metode ANN dan ANFIS. Metode ANN dapat memprediksi nilai TOC yang tinggi pada daerah dengan sisipan batugamping yang tidak dapat diprediksi dengan baik oleh metode ANFIS (Gambar 10).

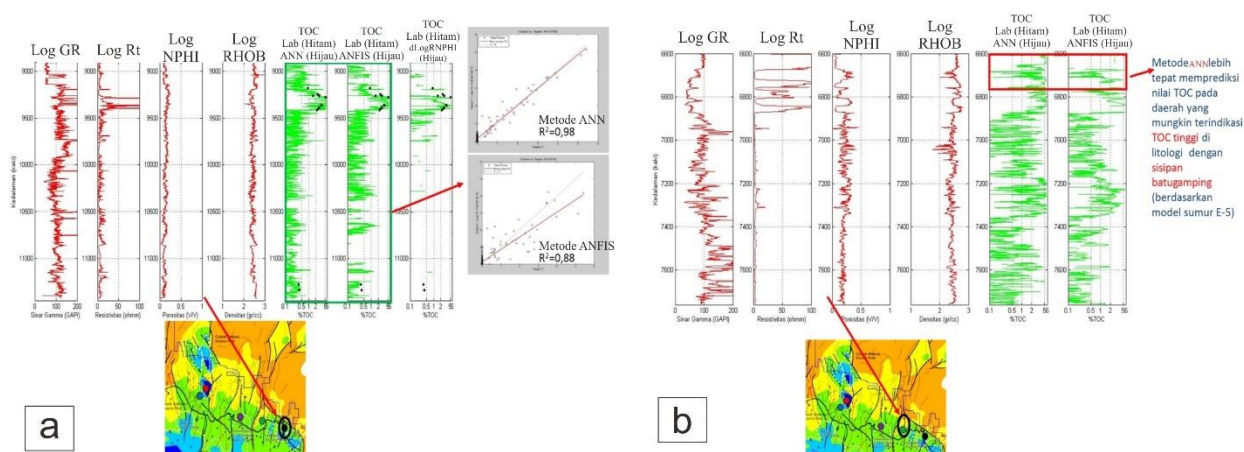
Untuk Sub-cekungan Jatibarang, formasi target meliputi Formasi Talangakar Tengah – Jatibarang. Berdasarkan karakteristik litologi yang diperoleh dari analisis elektro fasies, Sub-cekungan Jatibarang terbagi menjadi dua bagian yaitu bagian barat dan bagian timur. Sub-cekungan Jatibarang bagian timur diwakili oleh Sumur JB-7, sedangkan Sub-cekungan Jatibarang bagian barat diwakili oleh JB-4. Pada Sub-cekungan Jatibarang, Sumur JB-7 digunakan sebagai sumur input, sedangkan Sumur JB-4 digunakan sebagai sumur validasi untuk menentukan model prediksi TOC yang dapat digunakan pada sumur dengan karakteristik log yang berbeda. Pada Formasi Talangakar Tengah terdapat perbedaan yang signifikan antara nilai prediksi TOC metode ANN dan ANFIS. Metode ANN memberikan nilai TOC yang rendah pada daerah dengan litologi non-serpih, sedangkan metode ANFIS memberikan nilai tinggi pada daerah dengan litologi bukan serpih. Metode ANN dan ANFIS memberikan nilai prediksi TOC yang sesuai dengan TOC hasil analisis laboratorium di Formasi Jatibarang. Hal ini ditunjukkan dengan nilai korelasi yang mencapai 0,98 untuk metode JST dan 0,88 untuk metode NF. Perbandingan antara metode ANN dan ANFIS pada sumur validasi JB-4 diperoleh prediksi dari metode ANN memberikan nilai TOC yang rendah pada daerah dengan litologi non-serpih, sedangkan NF memberikan nilai yang tinggi untuk litologi bukan serpih (Gambar 11).



Gambar 9. (a) Perbandingan antara metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$ untuk Sumur SA-13 pada Formasi Talangakar Tengah. (b) Perbandingan antara metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$ untuk Sumur SA-11 pada Formasi Talangakar Tengah. Garis hijau adalah hasil prediksi TOC dengan tiga metode, sedangkan titik hitam adalah TOC dari analisis laboratorium. Kotak hijau adalah area dengan hasil yang sama antara metode ANN dan ANFIS, sedangkan kotak merah adalah area dengan prediksi TOC yang berbeda antara metode ANN dan ANFIS.



Gambar 10. (a) Perbandingan antara metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$ untuk Sumur E-5 di Formasi Talangakar Tengah. (b) Perbandingan antara metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$ untuk Sumur E-5 pada Formasi Talangakar Bawah. Garis hijau adalah hasil prediksi TOC dengan tiga metode, sedangkan titik hitam adalah TOC dari analisis laboratorium. Kotak hijau adalah area dengan hasil yang serupa antara metode ANN dan ANFIS, sedangkan kotak merah adalah area dengan prediksi TOC yang berbeda antara metode ANN dan ANFIS.



Gambar 11. (a) Perbandingan antara metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$ untuk Sumur JB-7 di Formasi Jatibarang. (b) Perbandingan antara metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$ untuk Sumur JB-4 pada Formasi Talangakar Bawah. Garis hijau adalah hasil prediksi TOC dengan tiga metode, sedangkan titik hitam adalah TOC dari analisis laboratorium. Kotak hijau adalah area dengan hasil yang sama antara metode ANN dan ANFIS, sedangkan kotak merah adalah area dengan prediksi TOC yang berbeda antara metode ANN dan ANFIS.

Berdasarkan perbandingan ketiga metode tersebut (metode ANN, ANFIS, dan $\Delta\log R$), ditemukan bahwa metode ANN merupakan metode terbaik untuk Sub-cekungan Arjuna Selatan, E15, dan Jatibarang bagian barat, sedangkan metode ANFIS merupakan metode terbaik untuk Sub-cekungan Jatibarang bagian Timur.

B. Model Parameter Kekayaan (TOC) dan Potensi Gas Serpih

Model parameter kekayaan (TOC) pada tiga sub-cekungan didapatkan dari data masukan yang terdiri dari empat log listrik yang meliputi log sinar gamma, log resistivitas, log porositas neutron, dan log densitas pada 24 sumur tes (14 sumur di Sub-cekungan Arjuna Selatan, empat Sumur di Sub-cekungan E15, dan enam sumur di Sub-cekungan Jatibarang) dengan menggunakan metode prediksi TOC terbaik pada setiap sub-cekungan. Model TOC merujuk kepada resume hasil analisis geokimia di daerah penelitian (Tabel 2). Hasil prediksi nilai TOC di setiap sumur tes dibuat zonasi sesuai dengan tingkat kekayaan material organik pada sumur tersebut. Zonasi tersebut terdiri dari empat zona yaitu:

1. Zona 0 TOC

Zona ini terdiri dari nilai TOC 0-1% berat TOC atau kategori non-batuan induk-cukup. Pada penelitian ini, zona 0 bukan merupakan target dari daerah berpotensi gas serpih.

2. Zona 1 TOC

Zona ini terdiri dari nilai TOC 1-2% berat TOC atau kategori baik. Zona ini bukan merupakan target pada penelitian, akan tetapi masih bisa berfungsi sebagai batuan induk hidrokarbon konvensional.

3. Zona 2 TOC

Zona ini memiliki nilai TOC berkisar 2-5% berat TOC atau kategori sangat baik. Zona ini merupakan daerah target pada penelitian.

4. Zona 3 TOC

Zona ini memiliki nilai TOC antara >5% berat TOC atau kategori istimewa. Zona ini merupakan daerah target pada penelitian.

Tabel 2. Resume hasil analisis geokimia di daerah penelitian

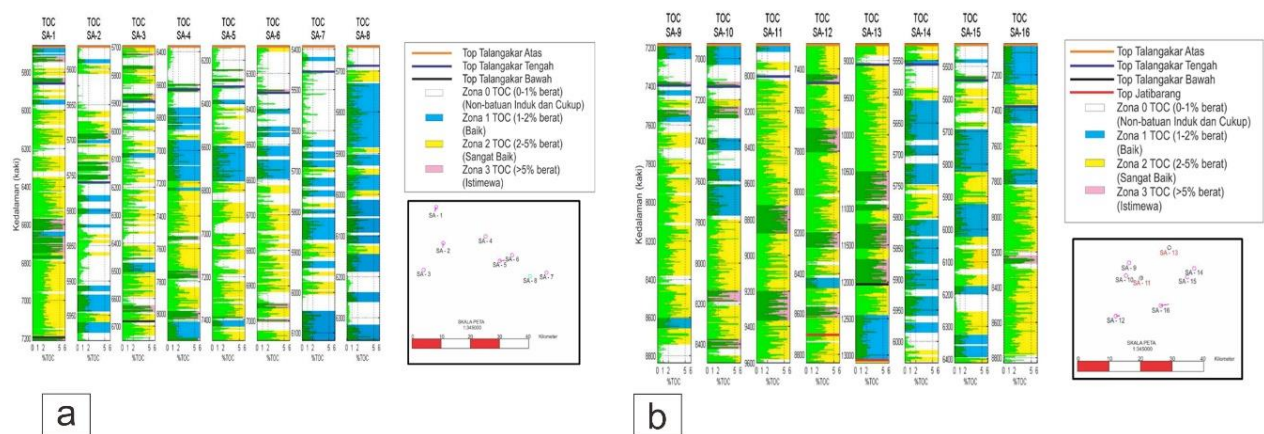
No	Parameter	Sub-cekungan Arjuna Selatan	Sub-Cekungan E15	Sub-cekungan Jatibarang
1.	TOC	> 2% Berat TOC	> 1% Berat TOC	> 2% Berat TOC
2.	Area dengan Jendela Kematangan Gas	10.300 – 13.100 Kaki	10.300 – 13.100 Kaki	10.300 – 13.100 Kaki

3. Tipe Kerogen

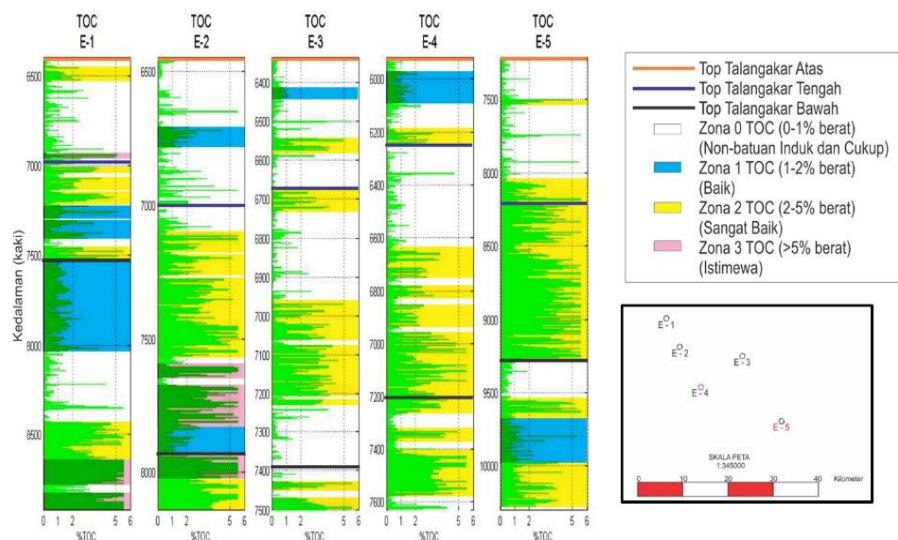
Tipe kerogen 2
dan/atau 3Tipe kerogen 2
dan/atau 3Tipe kerogen 2
dan/atau 3

Berdasarkan zonasi tersebut, maka dapat terlihat daerah target merupakan daerah dengan nilai TOC pada zona 2 dan/atau zona 3. Gambar 12 menunjukkan model TOC beserta zonasinya pada sumur-sumur di Sub-cekungan Arjuna Selatan, sedangkan Gambar 13 dan Gambar 14 merupakan model TOC beserta zonasinya pada sumur-sumur di Sub-Cekungan E15 dan Sub-Cekungan Jatibarang.

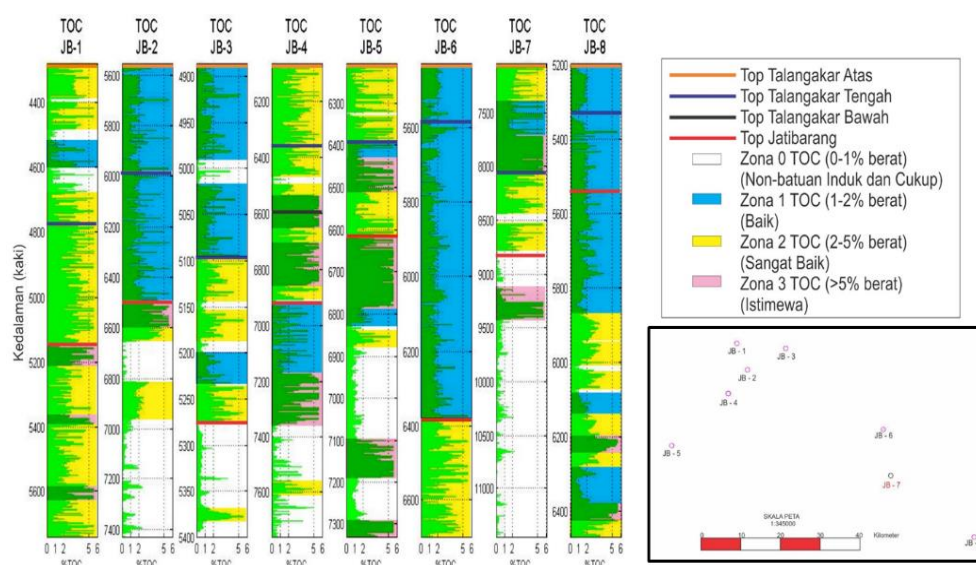
Berdasarkan zonasi TOC yang dilakukan pada sumur-sumur yang berada pada tiga sub-cekungan daerah penelitian, maka akan didapatkan bahwa nilai TOC semakin meningkat pada daerah dengan lingkungan pengendapan semakin ke arah darat (fluvio-deltaik). Hal ini dipengaruhi oleh keberadaan batubara, sehingga nilai TOC menjadi tinggi. Selain itu, semakin tebal serpih yang ditemukan maka nilai TOC semakin tinggi yang diakibatkan oleh ruang untuk proses preservasi semakin besar.



Gambar 12. Model TOC beserta zonasinya pada sumur-sumur di Sub-cekungan Arjuna Selatan. Sumur SA-1 - SA-8 (a), sedangkan Sumur SA-9 - SA-16 (b).



Gambar 13. Model TOC beserta zonasinya pada sumur-sumur di Sub-cekungan E15.



Gambar 14. Model TOC beserta zonasinya pada sumur-sumur di Sub-cekungan Jatibarang.

Untuk mendapatkan total ketebalan lapisan yang berpotensi menghasilkan gas serpih, maka perlu dipilih zonasi yang sesuai untuk menjadi target eksplorasi gas serpih yaitu lapisan yang berada di Zona 2 dan Zona 3 TOC di masing-masing sub-cekungan. Berdasarkan analisis tersebut didapatkan untuk tebal zonasi potensi gas serpih di Sub-cekungan Arjuna Selatan sebesar 2300 kaki yang mencakup Formasi Talangakar Tengah - Formasi Jatibarang dengan kedalaman 10300-13100 kaki. Untuk Sub-cekungan E15 didapatkan untuk tebal zonasi potensi gas serpih sebesar 450 kaki yang mencakup Formasi Talangakar Tengah - Formasi Talangakar Bawah dengan kedalaman 8717-10273 kaki. Sedangkan Sub-cekungan Jatibarang memiliki ketebalan zonasi potensi gas serpih sebesar 175 kaki yang berada pada Formasi Talangakar Tengah - Formasi Jatibarang dengan kedalaman 8294-11337 kaki.

4. KESIMPULAN

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa terdapat keunggulan dari kedua metode prediksi model TOC (Metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS)) yang digunakan pada penelitian ini dibandingkan metode-metode penentuan nilai TOC lainnya yaitu dapat menghasilkan suatu model prediksi TOC yang mendekati kondisi sebenarnya pada sumur yang tidak memiliki data TOC hasil analisis laboratorium. Metode ANN relatif lebih baik pada daerah dengan perubahan litologi yang signifikan sedangkan metode ANFIS relatif lebih baik pada daerah dengan litologi yang homogen. Kedua metode tidak terlalu baik dalam menghasilkan prediksi nilai TOC pada litologi batugamping masif dan perselingan tipis batupasir dengan serpih.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada PT Pertamina Hulu Energi Offshore North West Java atas dukungan yang diberikan meliputi data penelitian dan *workstation* sehingga penelitian dapat terlaksana dengan baik. Peneliti juga mengucapkan terima kasih juga kepada Program Studi Teknik Geologi Institut Teknologi Bandung yang telah memberikan kesempatan penulis untuk bisa melakukan analisis geokimia di laboratorium Geokimia Organik.

DAFTAR RUJUKAN

- Ahangari, D., Daneshfar, R., Zakeri, M., Ashoori, S., & Soulgani, B. S. (2022). On the prediction of geochemical parameters (TOC, S1 and S2) by considering well log parameters using ANFIS and LSSVM strategies. *Petroleum*, 8(2), 174–184. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2021.04.007>
- Amosu, A., Imsalem, M., & Sun, Y. (2021). Effective machine learning identification of TOC-rich zones in the Eagle Ford Shale. *Journal of Applied Geophysics*, 188, 104311. <https://doi.org/10.1016/j.jappgeo.2021.104311>
- Andrian, D., Rosid, M. S., & Septyandy, M. R. (2020). Pore Pressure Prediction using Anfis Method on Well and Seismic Data Field “ayah.” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 854(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/854/1/012041>

- Badan Geologi (2013). *Laporan Tahunan Badan Geologi Tahun 2013*. Badan Geologi. (Online).
- Bai, Y., & Tan, M. (2021). Dynamic committee machine with fuzzy-c-means clustering for total organic carbon content prediction from wireline logs. *Computers and Geosciences*, 146(October 2020), 104626. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104626>
- Dellenbach, J., Espitalie, J. and Lebreton, F. (1983) Source rock logging. *Transactions of the 8th European SPWLA Symposium*, paper D.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rahimpour-Bonab, H., & Rezaee, M. (2009). A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: An example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field, Iran. *Computers and Geosciences*, 35(3), 459–474. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.12.007>
- Kamali, M. R., & Mirshady, A. A. (2004). Total organic carbon content determined from well logs using ΔLogR and Neuro Fuzzy techniques. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 45(3–4), 141–148. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2004.08.005>
- Khoshnoodkia, M., Mohseni, H., Rahmani, O., & Mohammadi, A. (2011). TOC determination of Gadvan Formation in South Pars Gas field, using artificial intelligent systems and geochemical data. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 78(1), 119–130. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2011.05.010>
- Mathworks (2017). *Neural Network Toolbox*. MathWorks. (Online).
- Meissner, F. F. (1978) Petroleum geology of the Bakken Formation Williston basin, North Dakota, and Montana. **In:** *The Economic Geology of the Williston Basin: Montana Geological Society, 1987 Williston Basin Symposium*, 207–227.
- Nixon, R. P. (1973). Oil Source Beds in Cretaceous Mowry Shale of Northwestern Interior United States. *American Association of Petroleum Geologists Bulletin*, 57(1), 136–161. <https://doi.org/10.1306/819a4250-16c5-11d7-8645000102c1865d>
- Passey, Q. R., Creaney, S., Kulla, J. B., Moretti, F. J., & Stroud, J. D. (1990). A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. In *American Association of Petroleum Geologists Bulletin* (Vol. 74, Issue 12, pp. 1777–1794). <https://doi.org/10.1306/0c9b25c9-1710-11d7-8645000102c1865d>
- Pertamina (2008). *Laporan Geologi Regional*. Asset 3 PT Pertamina EP. (Online).
- Qian, K., Ning, J., Liu, X., & Zhang, Y. (2019). A rock physics driven Bayesian inversion for TOC in the Fuling shale gas reservoir. *Marine and Petroleum Geology*, 102(January), 886–898. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2019.01.011>
- Rui, J., Zhang, H., Ren, Q., Yan, L., Guo, Q., & Zhang, D. (2020). TOC content prediction based on a combined Gaussian process regression model. *Marine and Petroleum Geology*, 118(May), 104429. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2020.104429>
- Rui, J., Zhang, H., Zhang, D., Han, F., & Guo, Q. (2019). Total organic carbon content prediction based on support-vector-regression machine with particle swarm optimization. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 180(April), 699–706. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.06.014>
- Schmoker, J. W. (1979). Determination of Organic Content of Appalachian Devonian Shales from Formation-Density Logs: GEOLOGIC NOTES. *AAPG Bulletin*, 63(9), 1504–1509. <https://doi.org/10.1306/2f9185d1-16ce-11d7-8645000102c1865d>
- Schmoker, J. W., & Hester, T. C. (1983). Organic Carbon in Bakken Formation, United States Portion of Williston Basin. *American Association of Petroleum Geologists Bulletin*, 67(12), 2165–2174. <https://doi.org/10.1306/ad460931-16f7-11d7-8645000102c1865d>
- Shalaby, M. R., Jumat, N., Lai, D., & Malik, O. (2019). Integrated TOC prediction and source rock characterization using machine learning, well logs and geochemical analysis: Case study from the Jurassic source rocks in Shams Field, NW Desert, Egypt. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 176(December 2018), 369–380. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.01.055>
- Waldo, D. (2012). A Review of Three North American Shale Plays: Learnings from Shale Gas Exploration in the Americas. *Geoscience Technology Workshop (GTW) on Unconventional Hydrocarbons*, 80214(March), 15–16.
- Wang, H., Lu, S., Qiao, L., Chen, F., He, X., Gao, Y., & Mei, J. (2022). Unsupervised contrastive learning for few-shot TOC prediction and application. *International Journal of Coal Geology*, 259(December 2021), 104046. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2022.104046>
- Wang, H., Wu, W., Chen, T., Dong, X., & Wang, G. (2019). An improved neural network for TOC, S1 and S2 estimation based on conventional well logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 176(January), 664–678. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.01.096>
- Yu, H., Rezaee, R., Wang, Z., Han, T., Zhang, Y., Arif, M., & Johnson, L. (2017). A new method for TOC estimation in tight shale gas reservoirs. *International Journal of Coal Geology*, 179(May), 269–277. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2017.06.011>

- Zeng, B., Li, M., Zhu, J., Wang, X., Shi, Y., Zhu, Z., Guo, H., & Wang, F. (2021). Selective methods of TOC content estimation for organic-rich interbedded mudstone source rocks. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 93(January), 104064. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2021.104064>
- Zhang, W., Shan, X., Fu, B., Zou, X., & Fu, L. Y. (2022). A deep encoder-decoder neural network model for total organic carbon content prediction from well logs. *Journal of Asian Earth Sciences*, 240(May), 105437. <https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2022.105437>
- Zhao, P., Mao, Z., Huang, Z., & Zhang, C. (2016). A new method for estimating total organic carbon content from well logs. *AAPG Bulletin*, 100(8), 1311–1327. <https://doi.org/10.1306/02221615104>
- Zheng, D., Wu, S., & Hou, M. (2021). Fully connected deep network: An improved method to predict TOC of shale reservoirs from well logs. *Marine and Petroleum Geology*, 132(December 2020), 105205. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2021.105205>
- Zhu, L., Zhang, C., Zhang, Z., Zhou, X., & Liu, W. (2019). An improved method for evaluating the TOC content of a shale formation using the dual-difference $\Delta\log R$ method. *Marine and Petroleum Geology*, 102(July 2018), 800–816. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2019.01.031>
- Zhu, L., Zhang, C., Zhang, C., Zhang, Z., Zhou, X., Liu, W., & Zhu, B. (2020). A new and reliable dual model- and data-driven TOC prediction concept: A TOC logging evaluation method using multiple overlapping methods integrated with semi-supervised deep learning. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 188(November 2019), 106944. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.106944>