



Pemodelan STARIMA(1,1,1) pada Log Sinar Gamma

Laurens Paskhia Dirda Rusanditia, Yundari*, Nur'ainul Miftahul Huda

Program Studi Matematika, Universitas Tanjungpura Pontianak, Indonesia

*Correspondence: E-mail: yundari@math.untan.ac.id

ABSTRAK

Lapisan batuan terendah dapat menyatakan waktu tertua dan lapisan batuan tertinggi dapat menyatakan waktu yang lebih muda. Prediksi terhadap lapisan batuan lebih tua (*backcasting*) menjadi penting karena dapat membantu kegiatan pemboran agar efektif dan efisien dalam waktu, tenaga dan biaya. Tujuan dari penelitian ini adalah mengkaji model *Space-time Autoregressive Integrated Moving Average* (STARIMA) dan mengaplikasikan model STARIMA(1,1,1) pada data *log* sinar gamma untuk memprediksi dan mengidentifikasi lapisan batuan. Proses penelitian ini diawali dengan menghitung bobot lokasi dan estimasi parameter. Selanjutnya dilakukan pemodelan STARIMA(1,1,1) pada data *in-sample* dengan estimasi parameter yang telah diperoleh. Kemudian residual pada model tersebut diuji untuk melihat asumsi yang didapat. Setelah itu, prediksi dilakukan untuk memperoleh nilai *log* sinar gamma untuk 5 kedalaman sebelumnya. Hasil dari penelitian ini adalah data *in-sample* dan *out-sample* menunjukkan terdapat galat yang cukup besar dengan nilai ukur RMSE sebesar 21,15 dan 32,87. Diperoleh nilai *log* sinar gamma terkecil pada hasil prediksi dari kedalaman 96 m hingga 96,8 m adalah 10,3460 API dan terbesar adalah 26,1699 API. Secara keseluruhan, hasil prediksi menunjukkan terdapat kandungan batubara pada lapisan batumannya.

© 2022 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

ABSTRACT

The lowest rock layer can indicate the earliest period, while the top rock layer can suggest the most recent era. Backcasting, or the prediction of past rock strata, is crucial because it can make drilling operations more cost-, time-, and labor-effective. The objective of this research is to investigate the Space-time Autoregressive Integrated Moving Average (STARIMA) model and apply the STARIMA (1,1,1) model to predict and identify the rock strata. The research process begins with calculating the location weights and parameter estimates. Furthermore, the STARIMA (1,1,1) modeling was carried out on the in-sample data with the parameter estimates that have been obtained. Then the residuals in the model were tested to see the assumptions obtained. After that, predictions were made to obtain the gamma-ray log value for the previous 5 depths. The study's findings indicate that there is a large with the RMSE measuring average values of 21.15 and 32.87, respectively. The smallest gamma ray log value obtained from the prediction results from a depth of 96 m to 96.8 m is 11.5666 API and the largest is 26.1699 API. Overall, the results of the prediction indicate that the rock layers contain coal.

© 2022 Kantor Jurnal dan Publikasi UPI

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 1 September 2022

Direvisi 20 September 2022

Disetujui 25 Oktober 2022

Tersedia Online 31 Oktober 2022

Dipublikasikan 1 Desember 2022

Kata Kunci:

Backcasting,
Lapisan Batuan,
Log Sinar Gamma.

Keywords:

Backcasting,
Gamma Ray Log,
Rock Layer.

1. PENDAHULUAN

Bumi terdiri dari beberapa lapisan, salah satunya adalah lapisan litosfer. Lapisan litosfer atau yang umum disebut sebagai lapisan batuan ini merupakan bagian bumi paling luar dimana tekanan yang dimiliki dapat meluas pada skala waktu geologis (Afdal et al., 2018). Identifikasi lapisan batuan dapat menggunakan data *logging*. Menurut Harsono dalam bukunya dengan judul 'Pengantar Evaluasi dan Aplikasi Log' tahun 1997, data *logging* adalah data yang dapat menganalisis keadaan bawah permukaan tanah atau batuan.

Data *logging* sendiri terdiri dari berbagai jenis. Salah satu jenis yang dapat digunakan adalah *log* sinar gamma. Hal ini dikarenakan *log* sinar gamma dapat menghasilkan pola-pola yang persebaran lapisan batumannya meliputi pola yang menggambarkan serpihan (*shale*) dan pasir (*sandstone*). Data *log* sinar gamma dalam kegiatan pemboran mineral logam dapat mengindikasikan keberadaan cadangan logam, sehingga dapat dilakukan pemboran yang lebih efektif dan efisien dalam waktu, tenaga dan biaya.

Lapisan batuan terendah dapat menyatakan waktu tertua dan lapisan batuan tertinggi dapat menyatakan waktu yang lebih muda. Oleh karena itu, lapisan batuan tersebut juga dapat digunakan sebagai sebuah data deret waktu karena masing-masing lapisan saling bergantung (Alam, 2020). Hal ini juga diterangkan dalam 3 prinsip yang dikemukakan oleh Steno pada tahun 1669, yakni prinsip superposisi, kedataran awal, dan kontinuitas asli. Prinsip superposisi menyatakan bahwa batuan yang lebih muda adalah batuan yang berada di atas. Dengan kata lain, terdapat kebergantungan waktu pada setiap lapisan batuan. Kemudian, prinsip kontinuitas asli menyatakan bahwa lapisan batuan menyebar secara kontinu. Selain itu, berdasarkan buku '*Principles of Stratigraphy*' yang ditulis oleh Brookfield tahun 2004, terdapat prinsip kedataran awal yang menyatakan bahwa pada awalnya lapisan disusun secara mendatar. Hal ini berarti hubungan satu lapisan dengan lapisan lain dapat dilakukan dengan pendekatan analisis deret ruang waktu karena memiliki kebergantungan spasial pada titik-titik lubang bor. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan model ruang waktu sebagai inovasi yang diharapkan dapat memodelkan struktur lapisan batuan lebih baik.

Bentuk dari salah satu model ruang waktu yakni *Space-time Autoregressive Moving Average* (STARMA). STARMA merupakan gabungan dari model STAR dan STMA yang dianggap sebagai kombinasi linier dari ruang dan waktu dan memiliki nilai parameter yang bernilai sama untuk semua lokasi (Pfeifer & Deutsch, 1980).

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji model STARIMA dan mengaplikasikan model tersebut pada data *log* sinar gamma. Batasan pada penelitian adalah model yang digunakan adalah model STARIMA dengan orde waktu 1, orde spasial 1 dan proses diferensiasi sebanyak 1 kali atau STARIMA(1,1,1) dan data yang digunakan adalah data *log* sinar gamma di tiga lokasi yang berbeda. Dengan mengacu pada prinsip superposisi dan kontinuitas asli, maka interpretasi data yang didapat adalah nilai sinar gamma pada lapisan batuan yang lebih dalam atau *backcasting*.

2. METODOLOGI

Berdasarkan Wei dalam bukunya yang berjudul '*Time Analysis Univariate and Multivariate Method*' tahun 1990, deret waktu adalah rangkaian pengamatan secara berurutan terhadap suatu variabel dan dicatat selama waktu kejadian dengan interval waktu yang tetap. Tujuan dari analisis deret waktu secara umum yaitu memperoleh model yang sesuai untuk memprediksi data deret waktu pada masa yang akan datang berdasarkan data deret waktu pada pengamatan sebelumnya (Maulana, 2018). Salah satu hal yang terpenting dalam metode

peramalan dengan deret waktu adalah dengan memperhatikan dan mengidentifikasi jenis pola data. Pola data deret waktu dapat dibedakan menjadi empat jenis yang umum, yaitu *irregular*, *tren*, *musiman* dan *siklis* (Ul Ukhra, 2016; Maulana, 2018; Setiawan et al., 2020).

Data deret waktu yang stasioner adalah data yang mempunyai nilai rata-rata yang tidak berubah seiring dengan perubahan waktu dan variansi yang konstan sepanjang periode waktu (Aktivani, 2021). Jika data belum stasioner dalam rata-rata maka perlu dilakukan diferensiasi, sedangkan jika belum stasioner dalam varians perlu dilakukan transformasi. Selain itu, kestasioneran data dapat diuji dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji tersebut dapat mengatasi ketidakstasioneran terhadap rata-rata dan varians.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan penelitian ini adalah diawali dengan menguji kestasioneran data terhadap rata-rata dan varians. Jika tidak stasioner maka dilakukan diferensiasi dan transformasi serta uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Selanjutnya jika data telah stasioner, langkah kedua adalah menentukan matriks bobot spasial menggunakan bobot seragam. Model STARIMA memiliki ciri khas pada bobot lokasinya yang berupa matriks bobot. Matriks bobot merupakan bobot spasial yang disusun menjadi sebuah matriks. Bobot w_{ij} direpresentasikan dalam bentuk matriks bujur sangkar $\mathbf{W}_{n \times n}$ sebagai berikut (Suryamah et al., 2013):

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & \dots & w_{1N} \\ w_{21} & \ddots & \dots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N1} & w_{N2} & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

dengan menyatakan w_{ij} bobot spasial lokasi ke- i terhadap j . Bobot lokasi seragam merupakan salah satu cara yang umum untuk menentukan bobot lokasi. Secara matematis bobot lokasi seragam ditentukan oleh persamaan (1) berikut:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{N-1}, & \text{jika tetangga terdekat} \\ 0, & \text{jika lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

dengan N banyaknya lokasi. Sifat-sifat matriks bobot lokasi ialah:

1. $w_{ij} > 0$
2. $\sum_{j=1}^N w_{ij} = 1$, untuk setiap i dan $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} = N$

Kemudian, langkah ketiga dilakukan estimasi parameter pada model STARIMA (1,1,1). Estimasi terbaik dari ϕ_{kl} dan θ_{kl} adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Berikut merupakan fungsi probabilitas yang digunakan oleh Pfeifer and Deutsch (1980) yang dinyatakan sebagai persamaan (2):

$$\begin{aligned} f(e|\Phi, \Theta, \sigma^2) &= (2\pi)^{-\frac{TN}{2}} |\sigma^2 I_{NT}|^{-\frac{1}{2}} \left(-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{e}'\mathbf{e} \right) \\ &= (2\pi)^{-\frac{TN}{2}} (\sigma^2)^{-\frac{TN}{2}} \exp \left(-\frac{S(\Phi, \Theta)}{2\sigma^2} \right) \end{aligned} \quad (2)$$

dengan,

$$S(\Phi, \Theta) = \mathbf{e}'\mathbf{e} = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T e_i(t)^2.$$

Nilai $e(t)$ perlu dihitung secara rekursif dari $\mathbf{Z}(t)$ yang diamati. Berikut ini merupakan persamaan umum dari $e(t)$ dinyatakan pada persamaan (3):

$$\begin{aligned}
 e(t) = \mathbf{Z}(t) - \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \phi_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{Z}(t-k) \\
 + \sum_{k=1}^q \sum_{l=0}^{m_k} \theta_{kl} \mathbf{W}^{(l)} e(t-k) \text{ untuk } t = 1, 2, \dots, T.
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

Persamaan fungsi untuk *Conditional* MLE dari Φ, Θ , dan σ^2 adalah:

$$L(\Phi, \Theta, \sigma^2 | Z) = (2\pi)^{-\frac{TN}{2}} (\sigma^2)^{-\frac{TN}{2}} \exp\left(-\frac{S_*(\Phi, \Theta)}{2\sigma^2}\right)$$

dengan $S_*(\Phi, \Theta)$ merupakan fungsi dari kuadrat bersyarat,

$$S_*(\Phi, \Theta) = \hat{e}'\hat{e}$$

dimana vektor dari \hat{e} dihitung melalui Persamaan (3) dengan $Z(t)$ dan $e(t)$ sama dengan 0 untuk $t < 1$. *Conditional* MLE dari Φ, Θ, σ^2 ditentukan dari $\hat{\sigma}^2 = (NT)^{-1} S_*(\hat{\Phi}, \hat{\Theta})$, dan $\hat{\Phi}, \hat{\Theta}$ yang memperkecil $S_*(\hat{\Phi}, \hat{\Theta})$.

Langkah keempat adalah uji diagnostik dengan melihat grafik Q-Q dan ACF, dan langkah terakhir adalah mengidentifikasi struktur lapisan batuan di tiga lokasi dari hasil prediksi data.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pemodelan STARIMA pada Data Log Sinar Gamma

Terdapat berbagai jenis *log*, yakni *log SP*, *log sinar gamma*, *log porositas* dan *log resistivitas*. *Log sinar gamma* merupakan metode pengukuran radiasi sinar gamma yang dihasilkan oleh lapisan batuan di sepanjang lubang bor yang di dalamnya terdapat unsur-unsur radioaktif (Erihartanti et al., 2015). Satuan yang digunakan dalam *log sinar gamma* adalah *American Petroleum Institute* (API) yang memiliki kisaran antara 0 sampai dengan 150.

Respon *log sinar gamma* dibagi menjadi empat kelompok, masing-masing kelompok diwakili oleh satu jenis batuan. Respon sinar gamma 0-32,5 API adalah batubara, respon sinar gamma 32,5-60 API adalah batu pasir, respon sinar gamma 60-100 API adalah lempungan dan respon sinar gamma lebih besar dari 100 adalah batuan serpih.

Model STARIMA merupakan suatu variabel model deret waktu yang bergantung dalam ruang dan waktu. Model STARIMA juga dapat memodelkan data yang memiliki keterkaitan antar wilayah. Pfeifer dan Deutsch (1980) merumuskan model STARIMA sebagai persamaan berikut

$$\mathbf{Z}(t) = \sum_{k=1}^p \sum_{l=0}^{\lambda_k} \phi_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{Z}(t-k) + \mathbf{e}(t) - \sum_{k=1}^q \sum_{l=0}^{\lambda_k} \theta_{kl} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{e}(t-k)$$

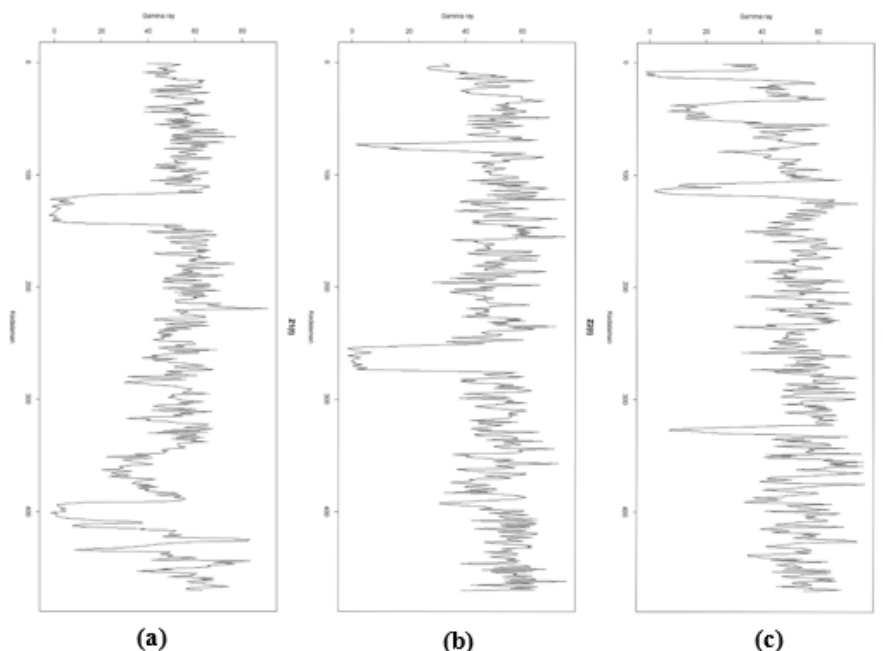
dengan $\mathbf{Z}(t)$ adalah matriks variabel pada waktu t , λ_k adalah lag spasial dari bentuk AR orde p , ϕ_{kl} adalah parameter AR pada waktu ke- k dan lag spasial ke- l , \mathbf{W} adalah matriks bobot berukuran $N \times N$, θ_{kl} adalah parameter MA pada waktu ke- k dan lag spasial ke- l dan $\mathbf{e}(t)$ adalah matriks nilai galat pada waktu t .

STARIMA merupakan pengembangan dari model deret waktu ARMA dengan proses diferensiasi yang dinotasikan sebagai I dengan proses diferensiasi yang bergantung dengan tempat dan waktu. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah banyaknya data *log sinar gamma* yang dapat merepresentasikan bentuk batuan, sehingga waktu yang digunakan biasanya mengikuti arah sumbu horizontal (Yundari et al., 2018). Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah kedalaman dan data *log sinar gamma*. Data *log sinar gamma* dibagi di tiga lokasi, yaitu lokasi pertama ($Z_1(t)$), lokasi kedua ($Z_2(t)$) dan lokasi ketiga ($Z_3(t)$). Berikut ini merupakan deskriptif data di tiga lokasi pengeboran, yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskriptif Data

Variabel	Rata-rata (API)	Median (API)	Minimal (API)	Maksimal (API)	n
$Z_1(t)$	48,0269	51,9957	-2,4124	91,0131	470
$Z_2(t)$	48,7462	50,6148	-1,6433	75,5803	470
$Z_3(t)$	49,7834	52,3978	-1,2903	76,8284	470

Berdasarkan Gambar 1, ketiga lokasi secara visual data tidak stasioner dalam rata-rata karena tidak berada di garis rata-rata dan fluktuasinya tidak konstan. Hal tersebut dapat disimpulkan bahwa data pada ketiga lokasi belum stasioner, sehingga data harus didiferensiasi. Setelah didiferensiasi satu kali, identifikasi stasioneritas dilanjutkan dengan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil pengujian ADF terdapat pada Tabel 2.

**Gambar 1.** Plot Data Log Sinar Gamma (a) $Z_1(t)$, (b) $Z_2(t)$, dan (c) $Z_3(t)$ **Tabel 2.** Hasil Uji ADF Data Diferensiasi

Variabel	ADF Statistic	Nilai Kritis	Prob.	Keterangan
		5%		
$Z_1(t)$	-20,26115	-2,867267	0,00000	Stasioner
$Z_2(t)$	-10,53218	-2,867354	0,00000	Stasioner
$Z_3(t)$	-11,33561	-2,867329	0,00000	Stasioner

Berdasarkan hasil uji ADF data yang telah didiferensiasi pada Tabel 2, dapat diketahui bahwa nilai probabilitas ketiga lokasi *log* sinar gamma kurang dari $\alpha = 5\%$. Hal ini menyatakan bahwa data sudah stasioner. Berikut ini merupakan pola data yang sudah stasioner.

3.2 Perhitungan Bobot Lokasi

Bobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah bobot seragam. Adapun bobot seragam lag spasial 0 dengan 3 lokasi adalah persamaan (4) berikut.

$$\mathbf{W}^{(0)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Matriks (4) belum memenuhi sifat-sifat matriks bobot, maka dari itu matriks bobot secara matematis ditentukan dengan Persamaan (2) yaitu:

$$w_{12} = \left(\frac{1}{n-1}\right) = \left(\frac{1}{3-1}\right) = \left(\frac{1}{2}\right) = 0,5$$

$$w_{21} = \left(\frac{1}{n-1}\right) = \left(\frac{1}{3-1}\right) = \left(\frac{1}{2}\right) = 0,5$$

$$w_{32} = \left(\frac{1}{n-1}\right) = \left(\frac{1}{3-1}\right) = \left(\frac{1}{2}\right) = 0,5$$

dengan $w_{11}, w_{22}, w_{33} = 0$. Diperoleh bobot seragam lag spasial 1 dengan tiga lokasi dinyatakan pada persamaan (5) berikut:

$$\mathbf{W}^{(1)} = \begin{pmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

Bobot seragam ini telah memenuhi sifat-sifat matriks bobot, yaitu elemen pada bobot seragam harus bernilai positif, jumlah setiap jumlah barisnya adalah satu dan diagonalnya bernilai nol.

3.3 Estimasi Parameter Model STARIMA(1,1,1)

Proses perhitungan estimasi parameter dilakukan menggunakan MLE dengan bantuan program Rstudio pada model STARIMA(1,1,1) yang memiliki AR(1), MA(1), lag spasial 1 dan proses diferensiasi sebanyak satu kali. Diperoleh 4 estimasi parameter dari AR dan MA, yaitu $\phi_{10}, \phi_{11}, \theta_{10}$, dan θ_{11} . Nilai estimasi parameter ϕ_{10} adalah 0,159683, ϕ_{11} adalah 0,082758, dan nilai parameter θ_{10} adalah -0,527465 serta θ_{11} adalah -0,527465. Parameter pada model STARIMA(1,1,1) ini dapat menunjukkan besarnya pengaruh suatu lokasi terhadap lokasi-lokasi lain disekitarnya. Model taksiran dari STARIMA(1,1,1) dan matriks bobot pada Persamaan (4) dan (5) untuk tiga lokasi dinyatakan sebagai berikut:

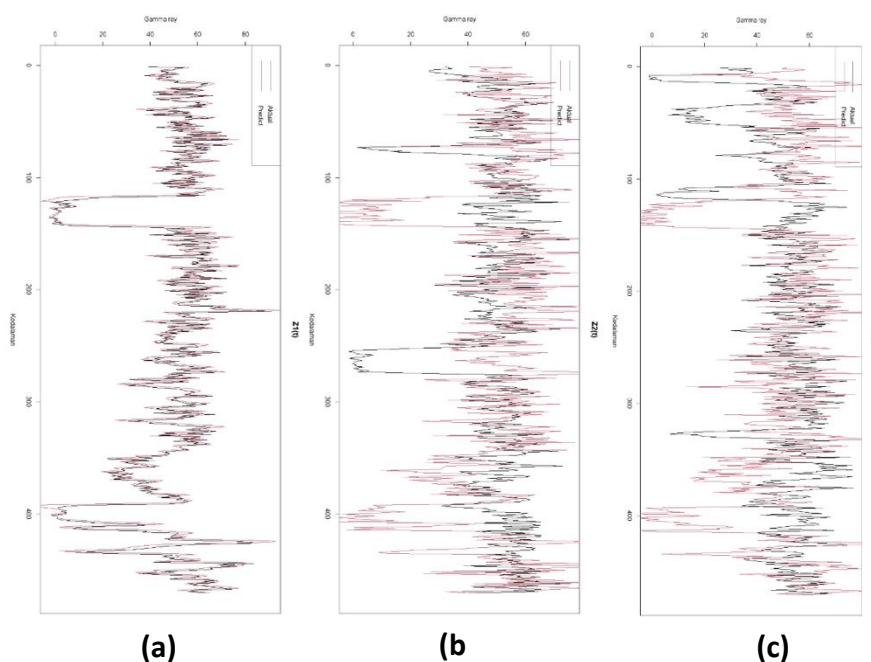
$$\mathbf{Z}(t) = \phi_{10}\mathbf{W}^{(0)}\mathbf{Z}(t-1) + \phi_{11}\mathbf{W}^{(1)}\mathbf{Z}(t-1) + \mathbf{e}(t) - \theta_{10}\mathbf{W}^{(0)}\mathbf{e}(t-1) - \theta_{11}\mathbf{W}^{(1)}\mathbf{e}(t-1)$$

dengan perhitungan sebagai berikut:

$$\begin{pmatrix} \hat{Z}_1(t) \\ \hat{Z}_2(t) \\ \hat{Z}_3(t) \end{pmatrix} = 0,1597 \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{pmatrix} + 0,0828 \begin{pmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{pmatrix} \\ + \begin{pmatrix} e_1(t-1) \\ e_2(t-1) \\ e_3(t-1) \end{pmatrix} + 0,5275 \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e_1(t-1) \\ e_2(t-1) \\ e_3(t-1) \end{pmatrix} + 0,0723 \\ \begin{pmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e_1(t-1) \\ e_2(t-1) \\ e_3(t-1) \end{pmatrix}$$

Kemudian perhitungan estimasi menggunakan bantuan program *RStudio*. Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat garis merah yang menunjukkan data estimasi dan garis hitam menunjukkan data aktual. Pada Gambar 2 (a) tersebut tampak bahwa plot data estimasi memiliki pola yang serupa dengan data aktual, tetapi pada Gambar 2 (b) dan (c) tampak memiliki pola yang sedikit jauh dari data aktual. Hal ini dapat ditunjukkan oleh nilai RMSE yang besar pada lokasi $Z_2(t)$ dan $Z_3(t)$, yaitu 26,15 dan 27,52. Nilai RMSE terbesar terletak pada lokasi $Z_3(t)$ dan nilai terkecil terletak pada lokasi $Z_1(t)$ yaitu 9,79. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 3 (a) memiliki pola yang serupa dibanding kedua lokasi lainnya. Berikut plot estimasi data *log* sinar gamma pada 3 lokasi yang diperoleh dengan model STARIMA (1,1,1) pada Gambar 2.

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat garis merah yang menunjukkan data estimasi dan garis hitam menunjukkan data aktual. Pada Gambar 2(a) tampak bahwa plot data estimasi memiliki pola yang serupa dengan data aktual, tetapi Gambar 2(b) dan 2(c) tampak memiliki pola yang sedikit jauh dari data aktual. Hal ini dapat ditunjukkan oleh nilai RMSE yang besar pada lokasi $Z_2(t)$ dan $Z_3(t)$, yaitu 26,15 dan 27,52. Nilai RMSE terbesar terletak pada lokasi $Z_3(t)$ dan nilai terkecil terletak pada lokasi $Z_1(t)$ yaitu 9,79. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 2(a) memiliki pola yang serupa dibanding kedua lokasi lainnya.

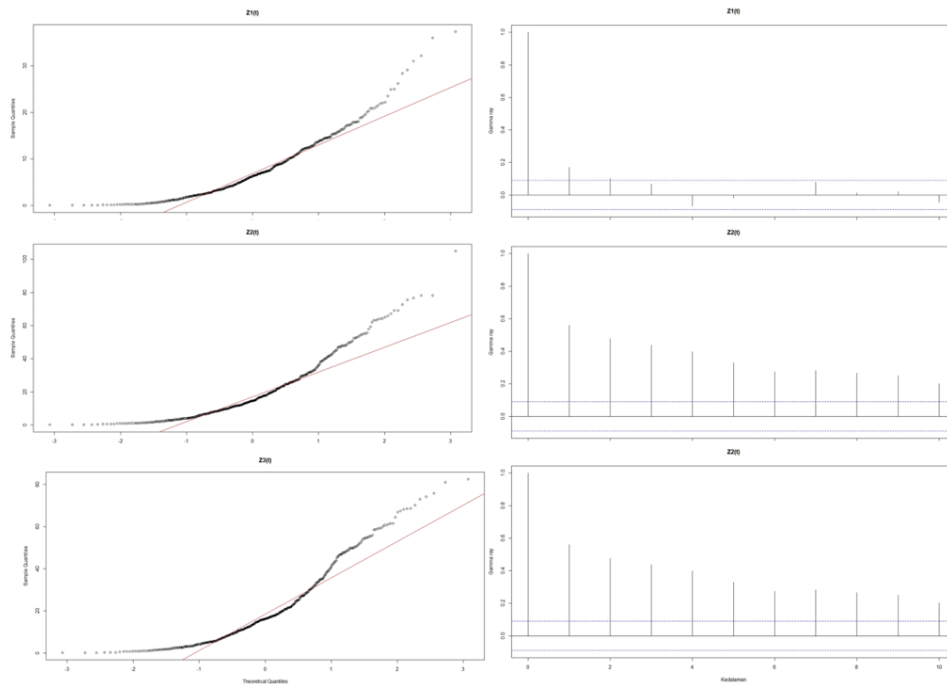


Gambar 2. Plot Nilai Aktual dan Nilai Estimasi Sinar Gamma (a) $Z_1(t)$, (b) $Z_2(t)$, dan (c) $Z_3(t)$ Model STARIMA (1,1,1)

3.4 Uji Diagnostik

Selanjutnya dilakukan uji residual model atau uji diagnostik dari galat model. Pada tahap ini dilakukan menggunakan uji Plot *Q-Q* dan plot *ACF* nilai residual pada setiap lokasi. Berdasarkan Gambar 3(a) dapat dilihat bahwa data residual tidak saling bebas karena residual tidak berada di sekitar garis *Q-Q* yang diduga disebabkan estimasi parameter yang tidak signifikan. Hal ini menunjukkan model kurang baik dalam mengestimasi data. Kemudian pada Gambar 3 (b) terlihat bahwa terdapat nilai yang keluar dari batas signifikansi pada lag waktu.

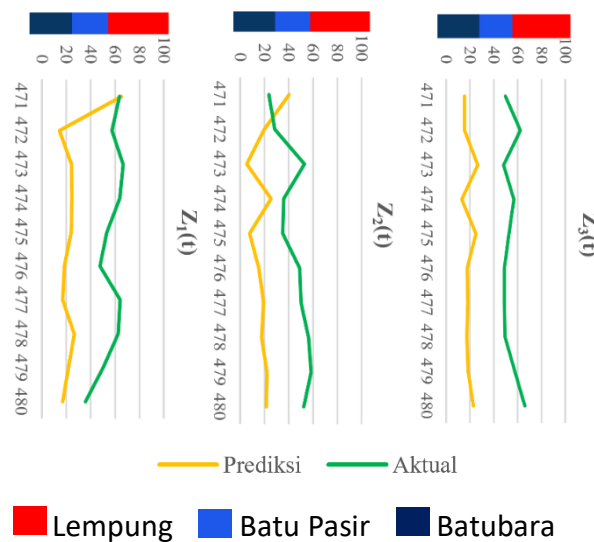
Hal ini mengindikasikan bahwa galat memiliki korelasi terhadap waktu. Kedua plot uji residual tersebut disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. (a) Plot Q-Q dan (b) Plot ACF pada 3 Lokasi

3.5 Hasil Prediksi

Model STARIMA(1,1,1) digunakan untuk mencari hasil prediksi. Berikut merupakan hasil prediksi pada data *out-sample* dan perbandingan antara data aktual dan data estimasi untuk tiga lokasi dengan model STARIMA(1,1,1) yang disajikan pada Gambar 4. Berdasarkan Gambar 4, setiap data dikelompokkan dalam beberapa respon pada sinar gamma. Untuk respon sinar gamma 0-32,5 API adalah batubara, respon sinar gamma 32,5-60 API adalah batu pasir, dan respon 60-100 API adalah lempung. Batubara ditunjukkan oleh warna biru tua, batu pasir ditunjukkan oleh warna biru muda, dan lempung ditunjukkan oleh warna merah. Gambar 4 tersebut menunjukkan pola perbandingan data aktual dan prediksi pada *out-sample* tidak bersesuaian dengan data aktual di ketiga lokasi.



Gambar 4. Plot Perbandingan Data Out-Sample

Setelah mendapatkan nilai *in-sample* dan *out-sample* akan dicari nilai ketepatan prediksi dengan RMSE. Diperoleh nilai RMSE pada lokasi $Z_1(t)$, $Z_2(t)$ dan $Z_3(t)$ adalah 34,1, 30,3, dan 34,21, dengan nilai rata-ratanya adalah 32,87. Selanjutnya dilakukan prediksi untuk kedalaman berikutnya. Hasil prediksi terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Prediksi

Kedalaman (m)	$Z_1(t)$ (API)	$Z_2(t)$ (API)	$Z_3(t)$ (API)
96,00	11,5666	18,9785	26,1699
96,20	10,3460	11,5938	24,3441
96,40	15,8167	19,7303	16,6478
96,60	13,2461	18,1607	20,9069
96,80	20,1232	13,1595	15,6141

Berdasarkan Tabel 3 diperoleh nilai *log* sinar gamma terkecil di lokasi $Z_1(t)$ di kedalaman 96 m, sedangkan yang terbesar terletak di lokasi $Z_3(t)$ di kedalaman 96 m. Secara keseluruhan nilai prediksi *log* sinar gamma memiliki kandungan batubara pada lapisan batuananya karena nilainya tidak lebih besar dari 32,5 API.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari pemodelan yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan bahwa model STARIMA dibentuk dari gabungan STAR dan STMA dengan proses diferensiasi. Secara umum, model STARIMA diperoleh dengan melakukan beberapa langkah, yaitu uji stasioneritas kemudian didiferensiasi dan identifikasi orde dengan melihat plot STACF dan STPACF, dan estimasi parameter serta uji diagnostik.

Data *log* sinar gamma merupakan data yang tidak stasioner, sehingga perlu dilakukan proses diferensiasi. Model STARIMA(1,1,1) diterapkan pada data *log* sinar gamma. Setelah dilakukan analisis, model STARIMA(1,1,1) menghasilkan galat yang tidak saling bebas dan berkorelasi terhadap waktu, sehingga perlu analisis lanjut lainnya. Nilai RMSE pada data *in-sample* dan *out-sample* berturut-turut yakni 21,15 dan 32,87, artinya galat yang diperoleh masih besar.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Afdal, M., Irsyad, M., & Yanto, F. (2018). Penerapan teknologi augmented reality pada media pembelajaran lapisan permukaan bumi berbasis 3D. *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, 4(1), 1-10.
- Aktivani, S. (2021). Uji stasioneritas data inflasi Kota Padang periode 2014-2019. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 6(1), 26-33.
- Alam, S. (2020). Analisis deret waktu dalam korelasi stratigrafi: studi kasus formasi Subang, Jawa Barat. *Jurnal Geologi dan Sumberdaya Mineral*, 21(4), 199-206.
- Erihartanti, E., Siregar, S. S., & Sota, I. (2015). Estimasi sumberdaya batubara berdasarkan data well logging dengan metode cross section di Pt. Telen Orbit Prima Desa Buhut Kab. Kapuas Kalimantan Tengah. *Jurnal Fisika Flux: Jurnal Ilmiah Fisika FMIPA Universitas Lambung Mangkurat*, 12(2), 118-127.

- Maulana, H. A. (2018). Pemodelan deret waktu dan peramalan curah hujan pada dua belas stasiun di Bogor. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, 15(1), 50-63.
- Pfeifer, P.E. & Deutsch, S.J. (1980). A three-stage iterative procedure for space-time modelling, *Technometrics*, 22(1), 35-47.
- Setiawan, D. A., Wahyuningsih, S., & Goejantoro, R. (2020). Peramalan produksi kelapa sawit menggunakan Winter's dan Pegel's exponential smoothing dengan pemantauan tracking signal. *Jambura Journal of Mathematics*, 2(1), 1-14.
- Suryamah, E., Ruchjana, B. N., & Joebaedi, K. (2013). Kajian matriks bobot lokasi model Space Time Autoregresi (STAR). *Jurnal Matematika Integratif*, 9(2), 119-130.
- Ul Ukhra, A. (2016). Pemodelan dan peramalan data deret waktu dengan metode seasonal arima. *Jurnal Matematika UNAND*, 3(3), 59-67.
- Yundari, Pasaribu, U. S., Mukhaiyar, U., & Heriawan, M. N. (2018). Spatial weight determination of GSTAR(1;1) model by using kernel function. *Journal of Physics: Conference Series*, 1028 (012223), 1-8.