



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 3 Nomor 6 Tahun 2023 Page 7650-7661

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Model Peramalan *Double Seasonal* Pada Data Konsumsi Gas Alam Amerika Serikat Dengan Pendekatan Analisis Spektral

Dila Fitriani Azuri^{1✉}, Najma Rafifah Putri Syallya², Sandrina Najwa³, Wanda Alifia⁴, Gumgum Darmawan⁵

Universitas Padjadjaran

Email: dila13002@unpad.ac.id^{1✉}

Abstrak

Gas alam merupakan sumber energi utama di seluruh dunia dan saat ini banyak digunakan untuk berbagai keperluan di Amerika Serikat. Konsumsi gas alam di Amerika Serikat memiliki pola *double seasonal* yang terjadi karena faktor iklim. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan periode tersembunyi pada data dan meramalkan konsumsi gas alam dengan menggunakan analisis spektral dan metode *Double Seasonal* ARIMA. Hasil analisis spektral menunjukkan bahwa terdapat *double seasonal* dengan periode 12 bulan dan 6 bulan, yang berarti karakteristik perubahan konsumsi gas alam di Amerika Serikat cenderung meningkat atau menurun setiap 12 bulan dan 6 bulan. Model yang terpilih, SARIMA(0,1,0)(1,1,4)⁶(1,1,1)¹², menunjukkan keefektifannya dalam memprediksi pola konsumsi di masa mendatang dengan MAPE sebesar 2,61% yang mengindikasikan keandalan model yang tinggi.

Kata Kunci: *Double Seasonal, Periodisitas, Analisis Spektral, SARIMA*

Abstract

Natural gas is the main energy source throughout the world and is currently widely used for various purposes in the United States. Natural gas consumption in the United States has a double seasonal pattern, which occurs due to climate factors. The purpose of this research is to find hidden periods in the data and forecast natural gas consumption using spectral analysis and Double Seasonal ARIMA methods. The result of the spectral analysis shows that there are double seasonal with periods of 12 months and 6 months, which means that the characteristics of changes in natural gas consumption in the United States tend to increase or decrease every 12 months and 6 months. The chosen model, SARIMA(0,1,0)(1,1,4)₆(1,1,1)₁₂, demonstrated its effectiveness in predicting future consumption patterns with a MAPE of 2.61% indicating the model's high reliability.

Keywords: *Double Seasonal, Periodicity, Spectral Analysis, SARIMA*

PENDAHULUAN

Pemanasan global telah menjadi ancaman besar bagi dunia yang disebabkan oleh permintaan energi yang diperkirakan akan meningkat pada abad ke-21 (Lakatos dan Lakatos-Szabo, 2008). Hal tersebut membuat banyak negara mulai mencari alternatif pengganti bahan bakar fosil. Gas alam banyak dipilih dibandingkan dengan batu bara dan minyak bumi, karena pembakaran gas alam menghasilkan emisi yang lebih rendah dibandingkan bahan bakar fosil serta lebih unggul dalam hal kebersihan, keterjangkauan, kelimpahan, dan manfaatnya terhadap industri (Deetman et al., 2013). Gas alam juga merupakan salah satu bahan bakar fosil yang tidak terbarukan dan salah satu sumber energi yang paling banyak digunakan masyarakat modern (Ravnik dan Hriberšek, 2019; Riazi, 2010). Ketergantungan negara-negara maju seperti Amerika terhadap minyak dan gas semakin meningkat dari hari ke hari (Es, 2020). Berdasarkan laporan statistik energi yang diterbitkan oleh *British Petroleum*, penggunaan gas alam di Amerika Serikat pada tahun 2020 adalah sebesar 1.176 *billion cubic feet* (bcf) dan pada tahun 2021 sebesar 1.197 bcf. Terlihat bahwa terjadi peningkatan konsumsi gas alam sebanyak 21 bcf atau 1,8% (British Petroleum (BP), 2022). Angka tersebut mengindikasikan bahwa Amerika Serikat termasuk konsumen dan juga produsen gas alam terbesar di dunia (Sonnichsen, 2023).

Kebutuhan Amerika Serikat terhadap gas alam yang cukup besar dipengaruhi oleh faktor iklim. Selama 1 tahun, Amerika Serikat mengalami 4 musim yaitu musim dingin (Desember-Februari), musim semi (Maret-Mei), musim panas (Juni-Agustus) dan musim gugur (September-November). Setiap musim memiliki pengaruh yang berbeda terhadap penggunaan gas alam karena kebutuhan energi yang berubah seiring dengan fluktuasi suhu dan kegiatan manusia. Hal tersebut menjadi penyebab utama konsumsi gas alam di

Copyright @ Dila Fitriani Azuri, Najma Rafifah Putri Syallya, Sandrina Najwa, Wanda Alifia, Gumgum

Amerika Serikat memiliki pola *double seasonal*. Pada musim dingin, suhu udara turun drastis, yang menyebabkan meningkatnya permintaan untuk pemanas ruangan. Banyak rumah dan industri bisnis yang menggunakan sistem pemanas dengan sumber energi gas alam dan mengakibatkan konsumsi gas alam pada musim dingin mengalami peningkatan yang cukup tinggi. Pada musim panas pun penggunaan gas alam mengalami peningkatan, tetapi tidak sebanyak penggunaan ketika periode musim dingin. Sedangkan untuk periode musim semi dan gugur yang seringkali disebut sebagai periode transisi, penggunaan gas alam cenderung menurun. Fluktuasi dalam konsumsi gas alam dapat berdampak signifikan pada ketahanan energi sehingga dapat mempengaruhi ekonomi suatu negara.

Penelitian ini berfokus pada penentuan periode *double seasonal* menggunakan pendekatan spektral, sedangkan untuk prediksi konsumsi gas alam di Amerika Serikat akan digunakan metode DSARIMA berdasarkan data pelatihan dan pengujian selama 12 tahun (2010-2022). Kombinasi dari dua metode ini diharapkan mampu untuk penanganan *double seasonal* pada data dan menghasilkan prediksi yang akurat.

METODE PENELITIAN

Analisis Spektral

Analisis spektral adalah analisis deret waktu yang berkemampuan untuk menguraikan atau mendekomposisi data kedalam himpunan gelombang sinus dan atau kosinus pada berbagai frekuensi tertentu (Darmawan, Gumgum, 2016). Analisis ini dapat digunakan untuk mencari periodisitas yang tersembunyi. Data yang digunakan haruslah data yang stasioner, dan periodisitas data tersembunyi dari pada data deret waktu dilihat dari periodogramnya (Habinuddin et al., 2019). Dalam analisis spektral akan dihitung periodogram dan menggambarkan garis spektrum kuasanya. Untuk menentukan perioditas data dilakukan terhadap frekuensi yang berpasangan dengan titik-titik puncak garis spektrumnya (Husnita dan Wahyuningsih, 2015). Analisis spektral dapat mengidentifikasi apakah sebuah data memiliki pola musiman atau tidak kemudian mendeteksi besarnya periode musiman pada data (Wei, 2006). Persamaan spektral untuk n observasi dapat dituliskan sebagai berikut.

$$Z_t = \sum_{k=0}^{\frac{n}{2}} (a_k \cos \omega_k t + b_k \sin \omega_k t) + e_t$$

Dimana frekuensi Fourier $\omega_k = 2\pi k/n, k = 0, 1, \dots, [n/2]$ dan koefisien Fourier

$$\alpha_k = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t \cos \omega_k t & ; \text{untuk } k = 0 \text{ dan } k = \frac{n}{2} \text{ jika } n \text{ genap} \\ \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n Z_t \cos \omega_k t & ; \text{untuk } k = 1, 2, \dots, \frac{n-1}{2} \\ b_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n Z_t \sin \omega_k t & ; \text{untuk } k = 1, 2, \dots, \frac{n-1}{2} \end{cases}$$

Analisis dimulai dengan menghitung koefisien Fourier. Kemudian koefisien fourier harus diuji untuk melihat signifikansi pola musiman. Lakukan pengujian hipotesis:

$$H_0 : a_k = b_k = 0$$

$$H_0 : a_k \neq 0 \text{ atau } b_k \neq 0$$

Menggunakan statistik uji :

$$F = \frac{(n-3)(a_k^2 + b_k^2)}{2 \sum_{j=1, j \neq k}^{n/2} (a_j^2 + b_j^2)} \sim F(2, n-3)$$

Selanjutnya hitung komponen periodik menggunakan periodogram $I(\omega_k)$. Persamaannya dapat dituliskan sebagai berikut.

$$I(\omega_k) = \begin{cases} na_0^2 & ; \text{untuk } k = 0 \\ \frac{n}{2} (a_k^2 + b_k^2) & ; \text{untuk } k = 1, 2, \dots, \frac{n-1}{2} \\ na_{n/2}^2 & k = \frac{n}{2} \text{ jika } n \text{ genap} \end{cases}$$

Yang terakhir lakukan pengujian $\max\{I(\omega_k)\}$ dengan statistik uji T Fisher

$$T = \frac{I^{(1)}(\omega_{(1)})}{\sum_{k=1}^{\frac{n}{2}} I(\omega_k)}$$

Dengan

$I^{(1)}(\omega_{(1)})$: Ordinat Maksimum dari Periodogram di Frekuensi Fourier

$I(\omega_k)$: Nilai Ordinat Periodogram pada Frekuensi Fourier ke-k

Jika $T_{hitung} > g\alpha$ tolak hipotesis nol.

Seasonal ARIMA

Sebelum melakukan pemodelan perlu dilakukan validasi terhadap stasioneritas data menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller*. Pengujian ini dapat digunakan untuk menentukan stasioneritas data dalam varians dan rata-rata dari waktu ke waktu. Jika tidak, terlebih dahulu dilakukan pra pemrosesan dengan diferensiasi agar data tersebut menjadi stasioner (Box et al., 2015).

Model ARIMA juga dapat diterapkan pada data yang memiliki pola musiman. Musiman merupakan kejadian berulang selama periode tertentu, artinya data-data yang dipisahkan dalam suatu musim penuh dapat memperlihatkan sifat yang sama pada musim berikutnya. Model SARIMA memiliki bentuk umum (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S) a_t$$

dengan:

P : orde dari *seasonal autoregressive* (AR)

Q : orde dari *seasonal moving average* (MA)

D : orde dari *seasonal differencing*

S : periode *seasonal*

$$\Phi_P(B^S) : 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS}$$

$$\Theta_Q(B^S) : 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_P B^{PS}$$

Double Seasonal ARIMA

Double Seasonal ARIMA (DSARIMA) adalah kondisi dimana data mengandung dua pola musiman. Secara matematis, model *Double Seasonal* ARIMA dapat ditulis sebagai berikut (Chrisdayanti dan Suharsono, 2015; Mado, 2018).

$$\phi_p(B)\Phi_{P_1}(B^{S_1})\Phi_{P_2}(B^{S_2})(1-B)^d(1-B^{S_1})^{D_1}(1-B^{S_2})^{D_2} Y_t = \theta_q(B)\Theta_{Q_1}(B^{S_1})\Theta_{Q_2}(B^{S_2}) a_t$$

dengan :

P_1 : orde dari *seasonal 1 autoregressive* (AR)

P_2 : orde dari *seasonal 2 autoregressive* (AR)

Q_1 : orde dari *seasonal 1 moving average* (MA)

Q_2 : orde dari *seasonal 2 moving average* (MA)

D_1 : orde dari *seasonal 1 differencing*

D_2 : orde dari *seasonal 2 differencing*

s_1 : periode *seasonal 1*

s_2 : periode *seasonal 2*

$$\Phi_{P_1}(B^{S_1}) : 1 - \Phi_{11} B^{S_1} - \Phi_{12} B^{2S_1} - \dots - \Phi_{1P_1} B^{P_1 S_1}$$

$$\Phi_{P_2}(B^{S_2}) : 1 - \Phi_{21} B^{S_2} - \Phi_{22} B^{2S_2} - \dots - \Phi_{2P_2} B^{P_2 S_2}$$

$$\Theta_{Q_1}(B^{S_1}) : 1 - \Theta_{11} B^{S_1} - \Theta_{12} B^{2S_1} - \dots - \Theta_{1P_1} B^{P_1 S_1}$$

$$\Theta_{Q_2}(B^{S_2}) : 1 - \Theta_{21} B^{S_2} - \Theta_{22} B^{2S_2} - \dots - \Theta_{2P_2} B^{P_2 S_2}$$

Ukuran yang umum digunakan untuk mengukur error adalah *mean error* (ME), *mean percent error* (MPE), *mean absolute error* (MAE), dan *mean absolute percentage error* (MAPE) (Azka et al., 2019). Penelitian ini menggunakan MAPE untuk mengevaluasi model.

Data Penelitian

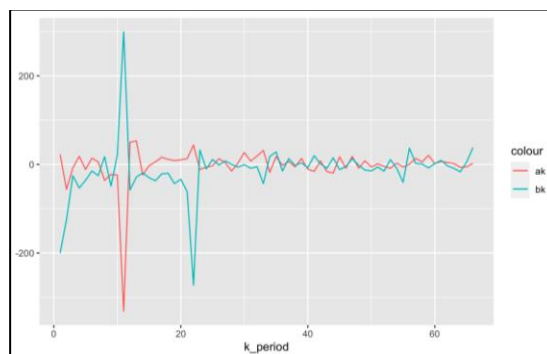
Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu konsumsi gas alam di Amerika Serikat pada September 2010 sampai dengan Desember 2022 (U.S. Bureau of Transportation

Statistics, n.d.). Dimana *data training* dari September 2010 sampai September 2021 dan *data testing* dari Oktober 2021 sampai Desember 2022.

HASIL DAN PEMBAHASAN

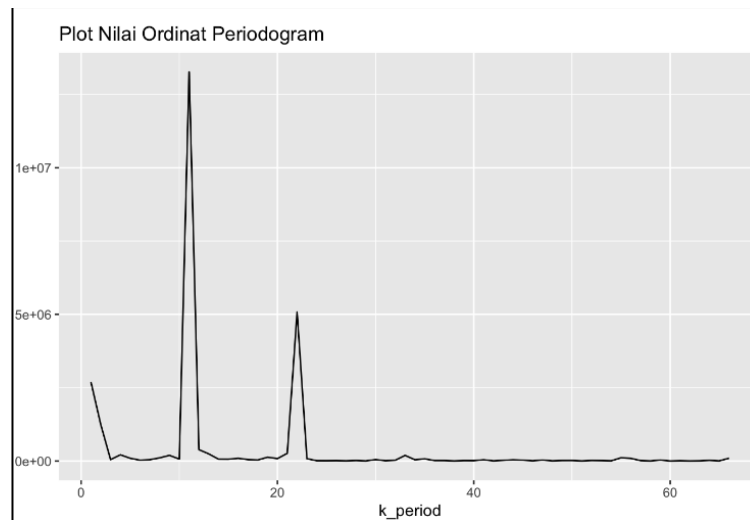
Analisis Spektral

Data konsumsi gas alam di Amerika Serikat memiliki pola *double seasonal*, dimana hal tersebut terjadi karena faktor iklim. Pada penelitian kali ini akan dilakukan analisis spektral untuk mencari periodisitas tersembunyi dalam data. Data yang digunakan dalam analisis spektral harus data yang stasioner. Sehingga telah dilakukan pengujian stasioneritas rata-rata menggunakan ADF (*Augmented Dickey Fuller*) dimana $p\text{-value}(0,01) < \alpha(0,05)$. Hal ini memiliki arti bahwa data stasioner dalam rata-rata. Setelah stasioner terpenuhi, langkah pertama untuk melakukan analisis spektral yaitu adalah menghitung koefisien Fourier untuk menentukan keberadaan unsur musiman dalam data. Jika koefisien mendekati nilai 0 maka data tidak memiliki pola musiman. Pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa nilai koefisien fourier dengan nilai $k = 1, 11, \text{ dan } 22$ memiliki nilai yang jauh dari nol. Sehingga akan dilakukan pengujian keberartian frekuensi fourier dengan $F_{hitung}(31,00748) > F_{tabel}(3,066)$, artinya bahwa terdapat pola musiman pada data.



Gambar 1. Plot Koefisien Fourier

Setelah mengetahui terdapat pola musiman pada data menggunakan koefisien fourier, maka akan dihitung ordinat periodogram yang akan digunakan dalam menguji keberartian periodisitas dari musiman tersebut. Pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa periode paling tinggi yaitu pada $k = 11, k = 22$ memiliki nilai ordinat tertinggi kedua, dan $k = 1$ memiliki nilai ordinat tertinggi ketiga.



Gambar 2. Plot Ordinat Periodogram

Selanjutnya dilakukan uji Fisher untuk pengujian keberartian periodisitas untuk $k = 1$, 11, dan 22. Pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa untuk $k = 1$ diperoleh $T_{Hitung} = 0.1049 < g\alpha = 0.15145$, artinya bahwa periodisitas tidak berarti. Serta $k = 11$ diperoleh $T_{Hitung} = 0.5164 > g\alpha = 0.15145$ dan untuk $k = 22$ diperoleh $T_{Hitung} = 0.1977 > g\alpha = 0.15145$, artinya bahwa periodisitas berarti. Hal ini menunjukkan bahwa data konsumsi gas alam di Amerika Serikat memiliki nilai periodisitas $k = 11$ dan $k = 22$. Untuk mengetahui periode maka bagi jumlah data dengan nilai ordinat. Sehingga didapatkan periode pertama yaitu 12.09091 atau dibulatkan menjadi 12 bulan dan 6.045455 atau dibulatkan menjadi 6 bulan. Hal ini menunjukkan bahwa karakteristik perubahan konsumsi gas alam di Amerika cenderung akan mengalami kenaikan atau penurunan setiap 12 bulan dan 6 bulan sekali.

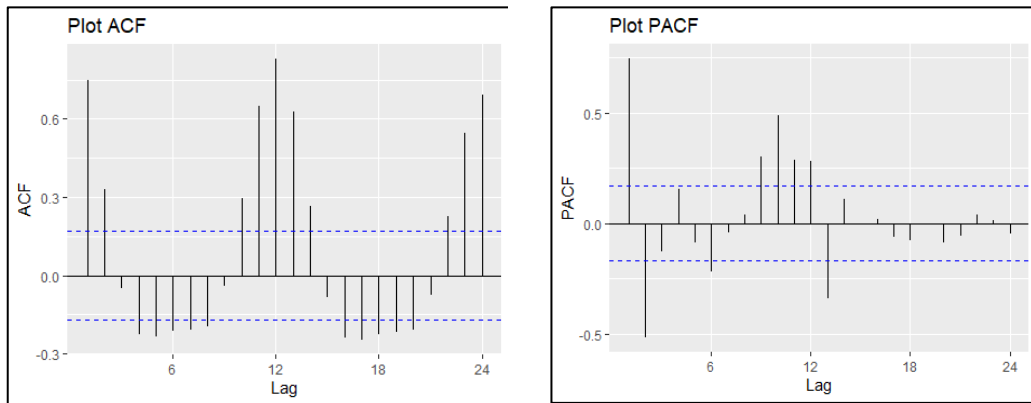
Tabel 1. Uji Letak Musiman

| k=1 | k=11 | k=22 |
|--|---|--|
| $T = \frac{I^{(1)}(\omega_{(3)})}{\sum_{K=1}^{n/2} I(\omega_k)}$ $= \frac{2694434}{25686363} = 0.1049$ | $T = \frac{I^{(1)}(\omega_{(1)})}{\sum_{K=1}^{n/2} I(\omega_k)}$ $= \frac{13264210}{25686363} = 0.5164$ | $T = \frac{I^{(1)}(\omega_{(2)})}{\sum_{K=1}^{n/2} I(\omega_k)}$ $= \frac{5077523}{25686363} = 0.1977$ |

Prediksi Konsumsi Gas Alam

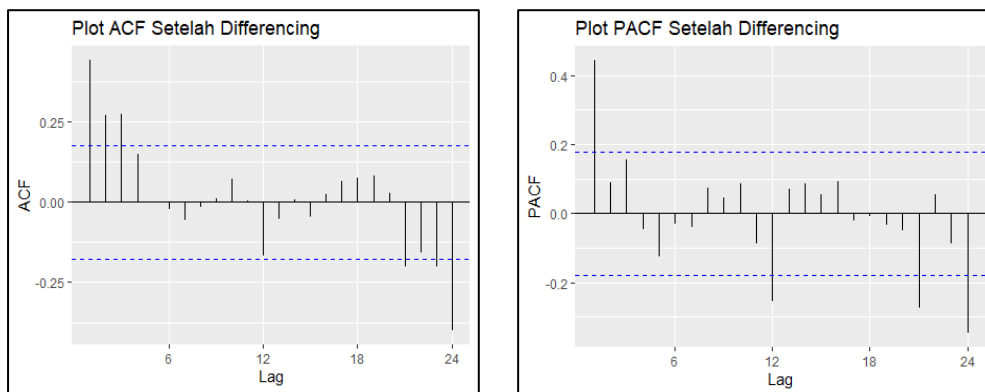
Setelah menentukan periode musiman, akan dilakukan pemodelan dengan menggunakan SARIMA dan DSARIMA. Tahap awal dalam melakukan pemodelan yaitu identifikasi model menggunakan plot ACF dan plot PACF. Meskipun data telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam rata-rata, plot ACF menunjukkan bahwa masih terdapat

musiman untuk setiap *lag*-nya. Oleh karena itu, dilakukan diferensiasi musiman untuk menghilangkan pola musiman pada plot ACF.



Gambar 3. Plot ACF dan PACF sebelum *Differencing*

Hasil dari plot ACF dan plot PACF setelah diferensiasi dapat dilihat pada Gambar 4. plot ACF setelah diferensiasi cenderung *cut-off* pada *lag* ke-1 dan *lag* ke-24, sementara plot PACF setelah diferensiasi cenderung *cut-off* pada *lag* ke-1, *lag* ke-12, dan *lag* ke-24. Berdasarkan plot ACF dan plot PACF setelah diferensiasi, model sementara yang dapat ditentukan yaitu SARIMA(0,1,1)(1,1,1)⁶(0,1,1)¹². Dalam menentukan model DSARIMA terbaik, kriteria yang digunakan yaitu model yang memiliki seluruh parameter yang signifikan dan memenuhi kedua asumsi yaitu residual berdistribusi normal dan *white noise*.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF setelah *Differencing*

Setelah menentukan model DSARIMA sementara, langkah selanjutnya yaitu mengestimasi parameter. Pada tahap ini, dilakukan uji signifikansi masing-masing parameter dalam model menggunakan statistik uji t. Jika $|t| > t_{\alpha/2;df=n-n_p}$, maka parameter signifikan.

Tabel 2. Taksiran Nilai Parameter

| | AR(6) | MA(1) | MA(6) | MA(12) |
|----------------|----------|---------|----------|----------|
| Koefisien | -0.5837 | -0.1341 | 0.0123 | -0.8770 |
| Standard Error | 0.0380 | 0.0954 | 0.1284 | 0.0493 |
| $ t_{hitung} $ | 15.36053 | 1.40566 | 0.095794 | 17.78905 |
| t_{tabel} | 1.986377 | | | |

Berdasarkan hasil Tabel 2. dapat disimpulkan bahwa hasil uji signifikansi untuk parameter AR(6) dan MA(12) signifikan karena uji t untuk parameter tersebut menunjukkan $|t| > t_{\alpha/2,df}$, sedangkan MA(1) dan MA(6) tidak signifikan karena $|t| < t_{\alpha/2,df}$.

Tahapan selanjutnya yaitu memeriksa dua asumsi penting yang perlu dipenuhi, yaitu independensi residual (*white noise*) dan normalitas dari residual. Asumsi pertama yang diuji adalah bahwa data residu harus independen satu sama lain untuk memenuhi asumsi *white noise*. Sehingga dilakukan pengujian menggunakan *Box-Ljung test* dimana $p\text{-value}$ (0.2406) $> \alpha(0,05)$. Hal ini memiliki arti bahwa model SARIMA(0,1,1)(1,1,1)⁶(0,1,1)¹² memenuhi asumsi *white noise*. Asumsi kedua yang diuji adalah bahwa residual data mengikuti distribusi normal. Sehingga dilakukan pengujian menggunakan *Kolmogorov-Smirnov* dimana $p\text{-value}$ (0.7545) $> \alpha(0,05)$. Hal ini memiliki arti bahwa model SARIMA(0,1,1)(1,1,1)⁶(0,1,1)¹² memenuhi asumsi normalitas residual.

Table 3. Pengujian Model

| Model | Uji Parameter | Uji White Noise | MAPE |
|---|---------------|-----------------|--------|
| ARIMA(0,0,1)(1,1,0) ¹² | Signifikan | White Noise | 5.81% |
| ARIMA(1,0,1)(1,0,1) ¹² | Signifikan | White Noise | 7.05% |
| ARIMA(1,0,1)(1,0,1) ⁶ | Signifikan | White Noise | 12.08% |
| SARIMA(0,1,0)(1,1,4) ⁶ (1,1,1) ¹² | Signifikan | White Noise | 2.61% |
| SARIMA(0,1,0)(1,1,3) ⁶ (0,1,0) ¹² | Signifikan | White Noise | 4.85% |
| SARIMA(0,1,0)(1,1,4) ⁶ | Signifikan | White Noise | 11.34% |

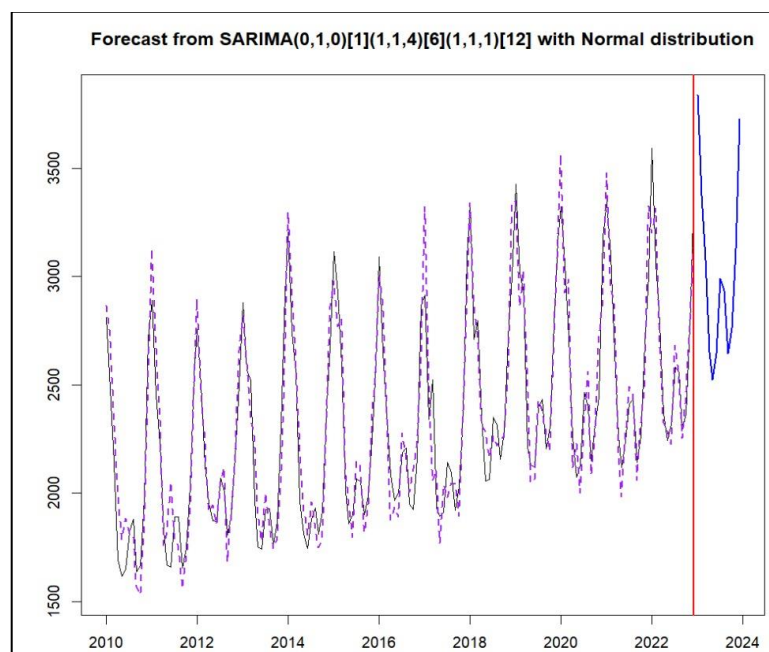
Salah satu prosedur diagnostik yang diajukan oleh Box-Jenkins adalah pemeriksaan *overfitting*, yaitu penambahan parameter pada model yang dihasilkan pada tahap identifikasi. Jika terdapat parameter yang tidak signifikan, maka langkah *overfitting* dilakukan. Model yang dihasilkan dari hasil *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif

yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model yang signifikan. Berdasarkan Tabel 3, didapatkan model yang memenuhi semua asumsi dan mendapatkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) yang terkecil adalah model SARIMA(0,1,0)(1,1,4)⁶(1,1,1)¹².

Langkah terakhir dalam analisis runtun waktu adalah menentukan peramalan atau prediksi untuk periode selanjutnya. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan model yang dapat digunakan adalah model SARIMA(0,1,0)(1,1,4)⁶(1,1,1)¹². Dari model yang didapat, maka hasil peramalan konsumsi gas alam Amerika Serikat adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \phi_0(B)\Phi_1(B^6)\Phi_1(B^{12})(1-B)^1(1-B^6)^1(1-B^{12})^1 Y_t &= \theta_0(B)\theta_4(B^6)\theta_1(B^{12}) a_t \\ (1-0.1075B^6)(1+0.8550B^{12})(1-B)^1(1-B^6)^1(1-B^{12})^1 Y_t & \\ = (1+0.9162B^6+0.3893B^{12}-0.2754B^{36}-0.0510B^{48})(1-0.9890B^{12}) a_t & \end{aligned}$$

Grafik pada Gambar 5 menunjukkan data konsumsi gas alam Amerika Serikat dan hasil ramalan selama 15 bulan kedepan, mulai dari bulan Januari 2023 hingga Maret 2024. Berdasarkan Gambar 5 dapat diketahui bahwa hasil peramalan sudah bisa menggambarkan data asli konsumsi gas alam Amerika Serikat dengan baik.



Gambar 5. Grafik Data dengan Nilai Ramalan

SIMPULAN

Double seasonal pada data konsumsi gas alam di Amerika Serikat terjadi karena faktor musim. Setiap musim memiliki pengaruh yang berbeda terhadap penggunaan gas alam karena kebutuhan energi yang berubah seiring dengan fluktuasi suhu dan kegiatan manusia. Penguatan ini didukung oleh hasil koefisien Fourier yang menunjukkan adanya

unsur musiman dalam data. Dengan menggunakan analisis spektral didapatkan bahwa periode seasonal yaitu 12.09091 atau dibulatkan menjadi 12 bulan dan periode kedua yaitu 6.045455 atau dibulatkan menjadi 6 bulan, artinya karakteristik perubahan konsumsi gas alam di Amerika Serikat cenderung akan mengalami kenaikan atau penurunan setiap 12 bulan dan 6 bulan sekali. Model peramalan yang terbaik yaitu SARIMA(0,1,0)(1,1,4)⁶(1,1,1)¹² dengan MAPE 2.61%. Model tersebut telah memenuhi asumsi independensi residual (*white noise*) dan normalitas dari residual serta signifikan untuk semua parameter.

DAFTAR PUSTAKA

- Azka, M et al. (2019). Double Seasonal ARIMA for Forecasting Electricity Demand of Kuaro Main Gate in East Kalimantan. International Conference on Applied Sciences, Information and Technology 2019. doi:10.1088/1757-899X/846/1/012064.
- British Petroleum (BP). (2022). BP statistical review of world energy (71st edition). London: British Petroleum Co.
- Box G.E.P., Jenkins. G.M., Reinsel. G.C., Ljung G.M. (2015). Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Wiley & Sons, Incorporated, John; Hoboken, NJ, USA.
- Chrisdayanti, B., Suharsono, A. (2015). Peramalan Kandungan Particulate Matter (PM10) dalam Udara Ambien Kota Surabaya Menggunakan Double Seasonal ARIMA (DSARIMA). JURNAL SAINS DAN SENI ITS, 4(2), 2337-3520.
- Darmawan, Gumgum. (2016). Identifikasi Pola Data Curah Hujan pada Proses Grouping dalam Metode Identifikasi Pola Data Curah Hujan pada Proses Grouping dalam Metode Singular Spectrum Analysis. Seminar Nasional Pendidikan Matematika 2016.
- Deetman, S., A. F. Hof, B. Pfluger, D. P. van Vuuren, B. Girod, and B. J. van Ruijven. (2013). Deep greenhouse gas emission reductions in Europe: Exploring different options. Energy Policy 55:152–64. doi:10.1016/j.enpol.2012.11.047.
- Es, H. A. (2020). Monthly natural gas demand forecasting by adjusted seasonal grey forecasting model. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects 43(1): 1–16.
- Habinuddin, Endang., Binarto, Agus., and Sartika, Euis. (2019). Peramalan Curah Hujan Kota Bandung dengan Menggunakan Metode Analisis Spektral. UP MKU Politeknik Negeri Bandung, Sigma-Mu, 11(1).
- Husnita dan Wahyuningsih. (2015). Analisis Spektral dan Model ARIMA untuk Peramalan Jumlah Wisatawan di Dunia Fantasi Taman Impian Jaya Ancol. Jurnal Eksponensial, 6(1). ISSN 2085-7829.

- Lakatos, I., and J. Lakatos-Szabo. (2008). Global oil demand and role of chemical EOR methods in the 21st century. *International Journal of Oil, Gas and Coal Technology* 1 (1–2):46–64. doi:10.1504/IJOGCT.2008.016731.
- Mado, Ismit. (2018). Applying of Double Seasonal ARIMA Model for Electrical Power Demand Forecasting at PT. PLN Gresik Indonesia. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 8(6), 4892–4901.
- Ravnik, J., and M. Hriberšek. (2019). A method for natural gas forecasting and preliminary allocation based on unique standard natural gas consumption profiles. *Energy* 180:149–62. doi:10.1016/j.energy.2019.05.084.
- Riazi, M. R. (2010). Energy, economy, environment, and sustainable development in the Middle East and North Africa. *International Journal of Oil, Gas and Coal Technology* 3 (3):201–44. doi:10.1504/IJOGCT.2010.035373.
- Sonnichsen, N. (2023). Global natural gas consumption by country 2022. Diakses pada 6 Oktober 2023 dari <https://www.statista.com/statistics/265407/world-natural-gas-consumption-by-country/>
- U.S. Bureau of Transportation Statistics. Natural Gas Consumption [NATURALGASD11]. FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. Diakses pada 1 Oktober 2023 dari <https://fred.stlouisfed.org/series/NATURALGASD11>
- Wei, W. S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods* (2nd edition). New York : Addison-Wesley Publishing Company.