

Peramalan Jumlah Titik Panas Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Analisis Intervensi Fungsi Pulse

Forecasting Number of Hotspots in East Borneo using Pulse Function of Intervention Analysis

Ahmad Ronaldy Saputra¹, Sri Wahyuningsih², Meiliyani Siringoringo³

^{1,2}Laboratorium Statistika Terapan FMIPA Universitas Mulawarman

³Laboratorium Statistika Komputasi FMIPA Universitas Mulawarman

E-mail: ahmadronaldy@gmail.com¹

Abstract

Intervention analysis is a time series analysis that used to explain the influence of intervention caused by external and internal factors. As for the number of hotspot in East Borneo which was increased in 2015. The purpose of this study was to determine the best intervention model for forecasting the number of hotspots in East Borneo. In the initial stage of the intervention analysis is to divide the data into 2 parts, namely data before the intervention and data after the intervention occurred. The results of the analysis obtained the best model for the data before the intervention occurred were SARIMA (0,1,1)(0,1,1)¹². The next step was identifying the intervention function by observing the residual graph of the SARIMA model and obtained the order $b = 0$, $s = 0$ and $r = 0$ with the AIC value of the intervention model of -143,16. Furthermore, based on the intervention model obtained forecasting results is increased from July to September 2019. The number of hotspots with the highest number of hotspots occurring on September 2019 with 249 hotspots. Then decreasing on October 2019 to 183 hotspots. On November 2019 it dropped significantly to 13 hotspots.

Keywords: Hotspot, intervention analysis, pulse function, SARIMA

Pendahuluan

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) merupakan model runtun waktu yang paling populer dan banyak digunakan dalam peramalan data runtun waktu. Meskipun pendekatan ini cukup efisien dalam peramalan runtun waktu, namun pendekatan semacam ini masih menunjukkan kekurangan ketika terjadi gangguan (*noise*) atau terdapat data-data yang berfluktuasi secara ekstrim karena dapat mengindikasikan adanya suatu intervensi maupun *outlier*. Intervensi merupakan peristiwa yang terjadi di luar kendali yang dimungkinkan dapat mempengaruhi stasioneritas data runtun waktu. Fluktuasi yang ekstrim dapat disebabkan oleh berbagai faktor baik faktor eksternal maupun internal. Fluktuasi data ekstrim pada data runtun waktu tersebut dapat dikaji dengan menggunakan analisis intervensi (Suhartono, 2007).

Analisis intervensi adalah salah satu analisis runtun waktu yang digunakan untuk menjelaskan pengaruh efek intervensi yang disebabkan oleh faktor eksternal maupun internal terhadap suatu pola data runtun waktu (Suhartono, 2007). Menurut Wei (2006), secara umum terdapat dua macam analisis intervensi yaitu analisis intervensi fungsi *step* dan analisis intervensi fungsi *pulse*. Penerapan model intervensi dapat dilakukan pada data jumlah titik panas. Jumlah titik panas di Provinsi Kalimantan Timur terpantau meningkat ekstrem hingga 7 kali lipat pada tahun 2015 dimana sebagian besar peningkatan disebabkan terjadinya kasus kebakaran hutan.

Menurut LAPAN (2016), titik panas dapat diartikan sebagai daerah yang memiliki suhu permukaan relatif lebih tinggi dibandingkan daerah di sekitarnya berdasarkan suhu tertentu yang terpantau satelit penginderaan jauh. Titik panas biasanya sangat direkomendasikan dan menjadi indikator untuk mendeteksi dini kebakaran lahan dan hutan di suatu wilayah. Mengingat pentingnya mengetahui jumlah titik panas sebagai bentuk acuan dalam mengantisipasi adanya kebakaran hutan/lahan, peramalan mempunyai posisi yang sangat penting dan strategis dalam membantu pertimbangan pengambilan keputusan sebagai upaya mengantisipasi terjadinya kebakaran hutan di Kalimantan Timur.

Peramalan Runtun Waktu

Peramalan bertujuan untuk menduga perubahan yang akan terjadi dan dilakukan untuk menghadapi situasi yang tidak pasti dengan meminimumkan kesalahan dalam meramal yang biasanya diukur dengan tingkat akurasi peramalan contohnya *mean squared error*, *mean absolute percentage error*, dan lainnya (Makridakis, 1999).

Stasioneritas Data

Menurut Makridakis dkk (1999), stasioneritas mempunyai makna bahwa tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan pada data, artinya fluktuasi data berada disekitar nilai rata-rata konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut.

a. Stasioneritas dalam variansi

Menurut Aswi dan Sukama (2006), pada data yang tidak stasioner dalam variansi dapat dilakukan transformasi untuk membuat data tersebut stasioner. Box dan Cox (1964) memperkenalkan transformasi pangkat (power transformation) sebagai berikut:

$$Z(t)^* = \begin{cases} \frac{Z(t)^\lambda - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \ln Z(t), \lambda = 0 \end{cases} \quad (1)$$

b. Stasioneritas dalam rata-rata

Apabila data tidak stasioner dalam rata-rata, maka dapat dikonversikan menjadi runtun data stasioner melalui differencing, yaitu runtun data asli diganti dengan selisih. Jumlah differencing yang dilakukan untuk mencapai stasioner dinotasikan sebagai d . Secara umum differencing orde ke- d untuk menghasilkan suatu proses baru yang stasioner adalah sebagai berikut:

$$\nabla^d = (1 - B)^d Z(t) \quad (2)$$

Fungsi Otokorelasi dan Fungsi Otokorelasi Parsial

Identifikasi model untuk pemodelan data runtun waktu memerlukan perhitungan dan penggambaran dari hasil fungsi otokorelasi (FOK) dan fungsi otokorelasi parsial (FOKP). Menurut Aswi dan Sukarna (2006), FOK adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi (hubungan linier) antara pengamatan pada waktu ke t (Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu yang sebelumnya (Z_{t-1}) sedangkan FOKP adalah fungsi yang menunjukkan besar korelasi parsialnya.

Model SARIMA

Menurut Salamah (2003), secara umum bentuk model ARIMA musiman atau SARIMA (p, d, q)(P, D, Q)^S adalah:

$$\phi_p(B) \Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^S) a_t \quad (3)$$

dengan

- $\phi_p(B)$: AR non-musiman dengan orde p
- $\Phi_P(B^S)$: AR musiman dengan orde P
- $(1 - B)^d$: differencing non-musiman dengan orde d
- $(1 - B^S)^D$: differencing musiman dengan orde D
- $\theta_q(B)$: MA non-musiman dengan orde q
- $\Theta_Q(B^S)$: MA musiman dengan orde Q

Signifikansi Parameter

Model SARIMA yang baik dapat menggambarkan suatu kejadian adalah model yang salah satunya menunjukkan bahwa

penaksiran parameternya signifikan berbeda dengan nol. Berikut rumusan hipotesis pengujian signifikansi parameter model SARIMA:

Hipotesis

$$H_0: \beta = 0, \beta = \{\phi_h, \theta_i, \Phi_j, \Theta_k\};$$

$$h = 1, \dots, p; i = 1, \dots, q;$$

$$j = 1, \dots, P; k = 1, \dots, Q$$

(Parameter tidak signifikan dalam model)

$$H_1: \beta \neq 0, \beta = \{\phi_h, \theta_i, \Phi_j, \Theta_k\};$$

$$h = 1, \dots, p; i = 1, \dots, q;$$

$$j = 1, \dots, P; k = 1, \dots, Q$$

(Parameter signifikan dalam model)

Statistik Uji

$$t_{hit} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (4)$$

Daerah Penolakan

$$H_0 \text{ ditolak jika } |t_{hit}| > t_{\frac{\alpha}{2}, df = (n - p)},$$

$p =$ banyaknya parameter

Pemeriksaan Diagnostik

Residual dikatakan memenuhi asumsi white noise jika residual independen dan berdistribusi normal.

a. Pengujian Independensi Residual

Secara ringkas, pengujian independensi residual dapat dituliskan sebagai berikut.

Hipotesis

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_L = 0$$

(Tidak terdapat korelasi antar lag)

$$H_1: \text{Minimal ada satu } \rho_l \neq 0, l = 1, 2, \dots, L$$

(Terdapat korelasi antar lag)

Statistik Uji

$$Q^* = n(n + 2) \sum_{l=1}^L \frac{\hat{\rho}_l^2}{(n - l)} \quad (5)$$

Daerah penolakan

$$H_0 \text{ ditolak jika } Q^* > \chi_{\alpha, db}^2 \text{ dengan } Q^* > \chi_{\alpha, db}^2 db = l - p - q - P - Q, 1$$

berarti pada lag 1 dan nilai p, q, P, Q adalah orde dari SARMA (p, q)(P, Q).

b. Pengujian Normalitas Residual

Tahapan dalam pengujian kenormalan residual adalah sebagai berikut:

Hipotesis

$$H_0: f(x) = f_0(x)$$

(Residual berdistribusi normal)

$$H_1: f(x) \neq f_0(x)$$

(Residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji

$$D_{hitung} = \sup |F_0(x) - S(x)| \quad (6)$$

Daerah penolakan

H_0 ditolak jika $D_{hitung} > D_{(n,\alpha)}$, dimana $D_{(n,\alpha)}$ merupakan nilai D_{tabel} (Tabel Kolmogorov Smirnov) dengan α adalah taraf signifikansi serta n adalah banyaknya deret waktu.

Pemilihan Model Terbaik

Akaike's Information Criterion (AIC) adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik yang diperkenalkan oleh Akaike pada tahun 1973 dengan mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model. Kriteria AIC dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$AIC = n \ln \left(\frac{\sum_{t=1}^n \hat{\alpha}_t^2}{n} \right) + 2f + n + n \ln(2\pi) \quad (7)$$

Analisis Intervensi

Analisis intervensi digunakan untuk menganalisis data runtun waktu apabila waktu intervensi diketahui. Pada analisis intervensi, diasumsikan bahwa kejadian intervensi terjadi pada waktu T yang diketahui dari suatu runtun waktu. Tujuan utama dari analisis ini adalah mengukur besar dan lamanya efek intervensi pada suatu data runtun waktu. Secara umum model intervensi dituliskan sebagai berikut :

$$Z_t = f(\beta, I_t) + Y_t \quad (8)$$

dengan,

- Z_t : variabel respon pada waktu t
- $f(\beta, I_t)$: fungsi intervensi
- Y_t : model *noise* (model SARIMA sebelum intervensi) sebagai *error*

Respon dari suatu intervensi secara umum ditulis sebagai berikut :

$$f(\beta, I_t) = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t \quad (9)$$

dengan

- b : waktu tunda mulai berpengaruhnya intervensi
- s : waktu yang dibutuhkan agar efek intervensi menjadi stabil
- r : pola dari efek intervensi

Terdapat dua macam variabel intervensi, yaitu fungsi *step* dan fungsi *pulse*. Fungsi *step* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadi dalam kurun waktu yang panjang (Suhartono, 2007). Jika kejadian intervensi adalah fungsi *step*, maka dampak intervensi akan menyebabkan perubahan yang permanen (berlangsung lama) pada data pengamatan. Intervensi fungsi *step* dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$I_t^{(T)} = S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (10)$$

Sedangkan fungsi *pulse* adalah suatu bentuk intervensi yang terjadinya hanya dalam waktu tertentu. Jika kejadian intervensi adalah fungsi

pulse, maka dampak intervensi akan menyebabkan perubahan yang temporer (sementara) pada data pengamatan. Intervensi fungsi *pulse* dapat dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006):

$$I_t^{(T)} = P_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases} \quad (11)$$

dengan T adalah waktu terjadinya intervensi.

Titik Panas

Menurut Giglio dkk (2003) dalam LAPAN (2016), titik panas secara definisi dapat diartikan sebagai daerah yang memiliki suhu permukaan relatif lebih tinggi dibandingkan daerah di sekitarnya berdasarkan ambang batas suhu tertentu yang terpantau oleh satelit penginderaan jauh. Tipologinya adalah titik dan dihitung sebagai jumlah bukan suatu luasan. Titik panas adalah hasil deteksi kebakaran hutan/lahan pada ukuran piksel tertentu. Titik panas biasanya digunakan sebagai indikator kebakaran lahan dan hutan di suatu wilayah, sehingga semakin banyak identifikasi titik panas, semakin banyak pula potensi kejadian kebakaran lahan di suatu wilayah.

Metode Penelitian

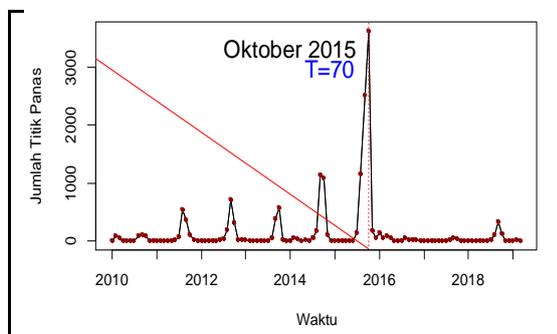
Sampel pada penelitian ini merupakan data jumlah titik panas di Provinsi Kalimantan Timur dari Januari 2010–Desember 2018 dengan tingkat kepercayaan data $\geq 80\%$ dalam *website* resmi *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) <https://www.nasa.gov>. Dalam penelitian ini, analisis data dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

1. Mendeskripsikan data jumlah titik panas Kalimantan Timur dari Januari 2010–Maret 2019.
2. Membagi data berdasarkan waktu terjadinya intervensi, yaitu data 1 (data sebelum terjadi intervensi) dan data 2 (data dari intervensi hingga data terakhir).
3. Pembentukan model sebelum intervensi menggunakan prosedur Box-Jenkins dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Membuat grafik runtun waktu;
 - b. Pemeriksaan stasioneritas data dalam variansi dan rata-rata;
 - c. Penetapan Model SARIMA sementara;
 - d. Mengestimasi parameter model yang meliputi $\phi, \theta, \Phi, \Theta$ dilakukan dengan metode *maximum likelihood estimation*;
 - e. Penaksiran dan Pengujian Signifikansi Parameter;
 - f. Pemeriksaan Diagnostik dari model sementara meliputi pengujian independensi residual menggunakan uji Ljung-Box dan pengujian kenormalan residual menggunakan uji Kolmogorov Smirnov;

- g. Pemilihan model sebelum intervensi terbaik menggunakan *Akaike's Information Criterion* (AIC).
- 4. Pembentukan model intervensi dengan tahapan sebagai berikut.
 - a. Perhitungan residual dengan menghitung selisih antara data asli dan hasil peramalan model sebelum intervensi yang diperoleh dari data sebelum terjadinya intervensi untuk mendapatkan nilai residual;
 - b. Membuat grafik residual untuk menentukan orde model intervensi;
 - c. Identifikasi orde intervensi (b , r , dan s) dengan melihat pola grafik dari nilai residual;
 - d. Mengestimasi parameter model intervensi yang meliputi $\phi, \theta, \theta, \omega, \delta$ dilakukan dengan metode *conditional maximum likelihood estimation*;
 - e. Pengujian signifikansi parameter;
 - f. Pemeriksaan diagnostik dengan pengujian independensi residual menggunakan uji Ljung-Box dan pengujian kenormalan residual menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.
- 5. Peramalan jumlah titik panas setelah diperoleh model intervensi terbaik untuk data jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur, dilanjutkan dengan tahapan selanjutnya, yaitu peramalan jumlah titik panas pada bulan Januari 2019 – Desember 2019.

Hasil dan Pembahasan

Titik panas dapat diartikan sebagai daerah yang memiliki suhu permukaan relatif lebih tinggi dibandingkan daerah di sekitarnya berdasarkan suhu tertentu yang terpantau satelit penginderaan jauh. Berikut grafik runtun waktu jumlah titik panas Kalimantan Timur pada Januari 2010–Maret 2019 pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik runtun waktu data jumlah titik panas Kalimantan Timur Januari 2010-Maret 2019

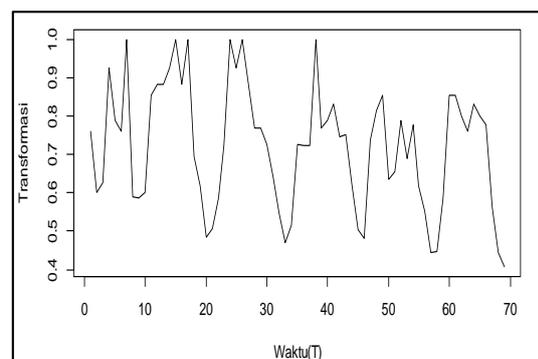
Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui bahwa jumlah titik panas tertinggi di Provinsi Kalimantan Timur terjadi pada Oktober 2015, di mana pada periode tersebut terjadi kasus kebakaran hutan yang sangat besar di Kalimantan

Timur. Kasus kebakaran hutan ini digolongkan ke dalam model kejadian analisis intervensi fungsi *pulse* dengan waktu intervensi pada Oktober 2015. Pada penelitian ini, data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data sebelum intervensi yang merupakan data jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur periode Januari 2010–September 2015 (Z_{1t}) dan data sesudah intervensi yang merupakan data jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur periode Oktober 2015–Desember 2018 (Z_{2t}).

1. Pemodelan Sebelum Intervensi

Tahapan awal dalam pembentukan model intervensi adalah dengan membagi data menjadi beberapa bagian. Pada penelitian ini, data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data sebelum intervensi yang merupakan data jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur periode Januari 2010–September 2015 (Z_{1t}) dan data sesudah intervensi yang merupakan data jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur periode Oktober 2015–Desember 2018 (Z_{2t}).

Berdasarkan Gambar 1, terlihat kenaikan pada beberapa periode yang cukup ekstrim dan fluktuasi data cenderung tidak stabil dari waktu ke waktu, menunjukkan data belum stasioner dalam variansi. Cara lain yang dapat dilakukan untuk melihat stasioneritas data dalam variansi adalah dengan melakukan transformasi Box-Cox. Estimasi nilai λ yang diperoleh dari transformasi Box-Cox adalah sebesar $-0,1148887$ yang menunjukkan nilai tersebut belum mendekati 1 sehingga diketahui belum stasioner. Dengan demikian data perlu dilakukan transformasi menggunakan transformasi pangkat (Z_{1t}^λ) yang selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioneritas variansi kembali dan diperoleh nilai λ sebesar 1 yang menunjukkan bahwa benar data telah stasioner dalam variansi. Adapun grafik runtun waktu dan grafik FOK data jumlah titik panas Kalimantan Timur setelah transformasi (Z_{1t}^*) pada Gambar 2 dan Gambar 3 sebagai berikut:

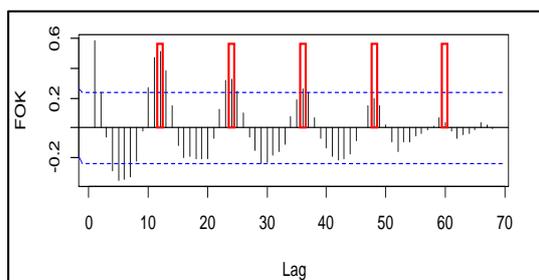


Gambar 2. Grafik runtun waktu Z_{1t}^*

Berdasarkan Gambar 2, dapat diketahui bahwa data Z_{1t}^* telah stasioner dalam variansi. Hal

ini ditunjukkan dari fluktuasi data yang stabil atau memiliki variansi antar data cenderung tidak berubah dari waktu ke waktu. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan stasioneritas variansi kembali pada data hasil transformasi dan diperoleh nilai $\lambda = 1$ yang menunjukkan bahwa benar data Z_{1t}^* telah stasioner dalam variansi.

Namun berdasarkan Gambar 2, dapat diketahui bahwa data Z_{1t}^* belum stasioner dalam rata-rata, dikarenakan data cenderung fluktuatif dan tidak berada disekitar nilai rata-rata yang konstan dari waktu ke waktu. Pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata juga dapat dilakukan dengan melihat grafik FOK. Data yang digunakan adalah data Z_{1t}^* .

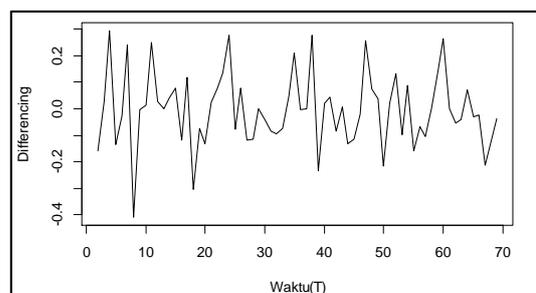


Gambar 3. Grafik FOK Z_{1t}^*

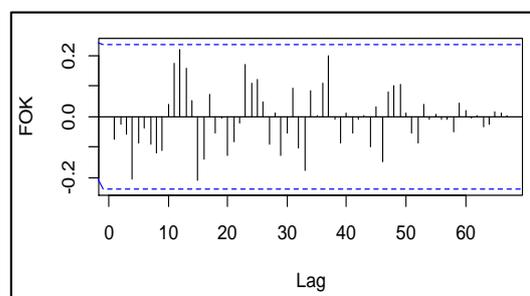
Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa grafik FOK cenderung turun lambat dan berpola sinusoidal, sehingga dapat disimpulkan bahwa data Z_{1t}^* tidak stasioner dalam rata-rata. Selain itu dapat diketahui data Z_{1t}^* memiliki perulangan pola setiap 12 lag (ditandai dengan kotak merah pada grafik FOK) atau diketahui data mengalami pola musiman. Untuk meyakinkan dan memeriksa stasioneritas dalam rata-rata, digunakan pengujian *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Berikut pengujian hipotesis ADF dengan nilai $|\tau|$ sebesar -0,8353 dan taraf signifikansi 5% dimana nilai $|\tau_{0,05;108}|$ sebesar -1,95. Berdasarkan pengujian ADF, diperoleh keputusan H_0 gagal ditolak yang artinya data Z_{1t}^* tidak stasioner dalam rata-rata. Dengan demikian data Z_{1t}^* perlu dilakukan *differencing* pada orde satu non-musiman.

Setelah didapatkan data *differencing* orde satu non-musiman jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur ($Z_{1t}^*(d = 1)$), kemudian dilakukan pemeriksaan kembali pada grafik runtun waktu data $Z_{1t}^*(d = 1)$ dengan grafik dapat dilihat pada Gambar 4.

Berdasarkan Gambar 4, dapat diketahui bahwa data $Z_{1t}^*(d = 1)$ belum stasioner dalam rata-rata, dikarenakan data cenderung fluktuatif dan tidak berada di sekitar nilai rata-rata yang konstan dari waktu ke waktu. Pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata dapat dilakukan lebih lanjut dengan melihat grafik FOK data $Z_{1t}^*(d = 1)$ yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 4. Grafik runtun waktu data $Z_{1t}^*(d = 1)$



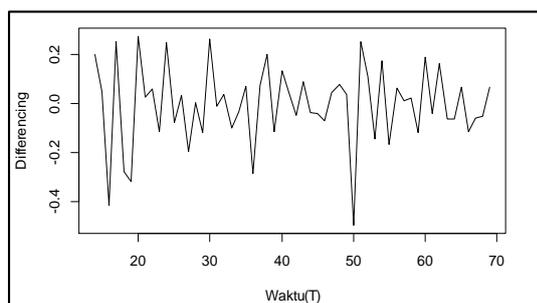
Gambar 5. Grafik FOK data $Z_{1t}^*(d = 1)$

Berdasarkan Gambar 5, dapat diketahui grafik FOK mengalami penurunan secara lambat sehingga dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata. Selanjutnya dilakukan pengujian kembali menggunakan uji ADF pada data $Z_{1t}^*(d = 1)$ dan didapatkan nilai $|\tau|$ sebesar -6,0458 dengan taraf signifikansi sebesar 5% dimana nilai $|\tau_{0,05;108}|$ sebesar -1,95. Berdasarkan pengujian ADF, diperoleh keputusan H_0 ditolak yang artinya data $Z_{1t}^*(d = 1)$ telah stasioner dalam rata-rata. Namun berdasarkan Gambar 5, dapat diketahui pada grafik FOK data belum stasioner dalam rata-rata dan diketahui data memiliki pola musiman. Untuk menstasionerkan dan menghilangkan pola musiman tersebut, data $Z_{1t}^*(d = 1)$ perlu dilakukan proses *differencing* orde satu musiman dengan lag bernilai 12, dimana hal ini disesuaikan dengan banyak musiman yang terjadi.

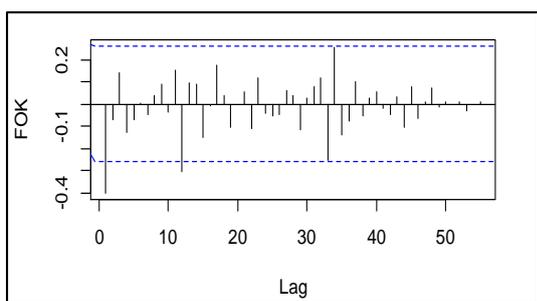
Setelah diperoleh data *differencing* orde satu non-musiman yang dilanjutkan dengan *differencing* orde satu musiman $Z_{1t}^*(d = 1)(D = 1)$ data dilakukan pemeriksaan kembali dengan membentuk grafik runtun waktu yang ditunjukkan pada Gambar 6.

Berdasarkan Gambar 6, dapat diketahui bahwa data telah stasioner dalam rata-rata, dikarenakan data cenderung berada disekitar nilai rata-rata yang konstan dari waktu ke waktu. Pemeriksaan stasioneritas dalam rata-rata dapat dilakukan lebih lanjut dengan melihat grafik FOK data yang ditunjukkan pada Gambar 5. Secara visual dapat terlihat grafik FOK telah stasioner dalam rata-rata. Hal ini ditunjukkan dengan grafik FOK terjadi *cut off* setelah lag 1. Hal ini menjelaskan bahwa data telah stasioner dalam

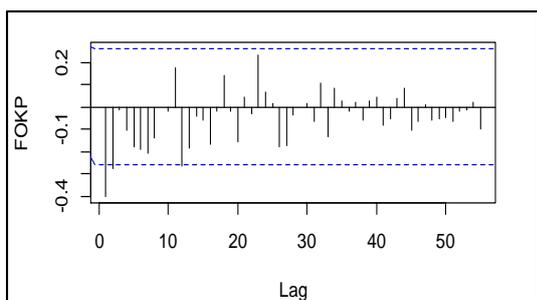
rata-rata non-musiman. Selain itu, pada Gambar 5 menunjukkan bahwa grafik FOK *cut off* setelah lag 12, maka dapat diketahui data telah stasioner dalam rata-rata musiman



Gambar 6. Grafik runtun waktu data $Z_{1t}^*(d = 1)(D = 1)$



Gambar 7. Grafik FOK data $Z_{1t}^*(d = 1)(D = 1)$



Gambar 8. Grafik FOKP data $Z_{1t}^*(d = 1)(D = 1)$

Identifikasi model sementara dibentuk dengan melihat grafik FOK pada Gambar 7 dan grafik FOKP pada Gambar 8 untuk menentukan orde pada model AR dan MA baik musiman maupun non musiman. Berdasarkan Gambar 7 dapat diketahui bahwa orde untuk MA non-musiman adalah 1 (nilai FOK *cut off* setelah lag 1) dan berdasarkan Gambar 8 orde untuk AR non-musiman adalah 2 (nilai FOKP *cut off* setelah lag 2), dengan *differencing* non-musiman (d) sebanyak 1 kali. Selain itu, berdasarkan pada Gambar 7 dapat diketahui bahwa grafik nilai FOK *cut off* setelah lag 12, sehingga orde untuk MA musiman adalah 1. Serta pada Gambar 8 dapat diketahui bahwa grafik nilai FOKP *cut off* setelah lag 12, sehingga orde untuk AR musiman adalah 1, dan orde *differencing* musiman (D) adalah 1.

Sehingga diperoleh kombinasi model sementara yakni dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1 Kombinasi Model SARIMA Sementara

Model	
SARIMA(1,1,0)(1,1,0) ¹²	SARIMA(1,1,0)(0,1,1) ¹²
SARIMA(0,1,1)(1,1,0) ¹²	SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ¹²
SARIMA(1,1,1)(1,1,0) ¹²	SARIMA(1,1,1)(0,1,1) ¹²
SARIMA(2,1,0)(1,1,0) ¹²	SARIMA(2,1,0)(0,1,1) ¹²
SARIMA(2,1,1)(1,1,0) ¹²	SARIMA(2,1,1)(0,1,1) ¹²
SARIMA(1,1,0)(1,1,1) ¹²	SARIMA(2,1,0)(1,1,1) ¹²
SARIMA(0,1,1)(1,1,1) ¹²	SARIMA(2,1,1)(1,1,1) ¹²
SARIMA(1,1,1)(1,1,1) ¹²	

Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood* dengan bantuan *Software Rstudio*. Setelah itu dilakukan pemeriksaan diagnostik, dan didapatkan model terbaik adalah SARIMA(0,1,1)(0,1,1)¹² dengan nilai AIC sebesar -72,05.

$$(1 - B)^1(1 - B^{12})^1 Z_{1t}^* = \theta_1(B)\theta_1(B^{12})a_t$$

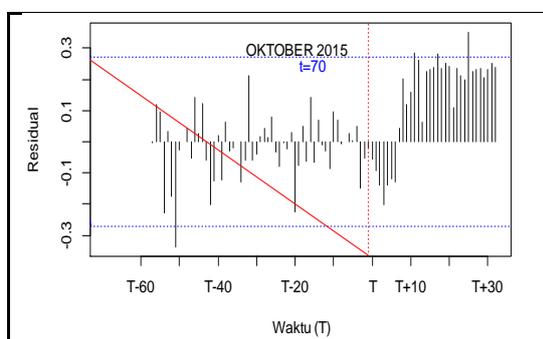
$$(1 - B)(1 - B^{12})Z_{1t}^* = (1 - \theta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})a_t$$

$$Z_{1t}^* = Z_{1t-1}^* + Z_{1t-12}^* - Z_{1t-13}^* - \theta_1 a_{t-1} - \theta_1 a_{t-12} + \theta_1 \theta_1 a_{t-13} + a_t$$

$$Z_{1t}^* = Z_{1t-1}^* + Z_{1t-12}^* - Z_{1t-13}^* + 0,6634a_{t-1} + a_{t-12} + 0,6634a_{t-13} + a_t \tag{12}$$

2. Pemodelan Sesudah Intervensi

Identifikasi orde intervensi dilakukan dengan mengamati grafik residual antara data hasil peramalan dan data pengamatan Oktober 2015–Desember 2018 di sekitaran waktu intervensi (T =70).



Gambar 9. Grafik residual intervensi

Berdasarkan Gambar 9 dapat diketahui bahwa pada saat terjadinya waktu intervensi, nilai residual telah berada di luar batas signifikansi sebesar ±2.084,113. Hal ini menunjukkan bahwa dampak intervensi dapat langsung dirasakan saat waktu intervensi terjadi, sehingga diketahui intervensi memiliki nilai orde b = 0. Selain itu, diketahui bahwa residual kembali stabil atau

kembali berada di bawah batas signifikan pada $T+1$, sehingga diperoleh orde $s = 0$ terhitung dari dampak intervensi mulai dirasakan. Selanjutnya dapat diperoleh grafik residual data tidak menunjukkan adanya proses kenaikan atau penurunan secara eksponensial, sehingga dipilih orde $r = 0$, dengan model respon intervensi yang diperoleh adalah $f(\beta, I_t) = \omega_0 P_t^{(70)}$. Selanjutnya estimasi parameter dilakukan dengan menggunakan metode *conditional maximum likelihood estimation*.

Tabel 2. Estimasi Parameter Model Intervensi

Parameter	SE	t_{hit}	db	$t_{0,025,db}$
$\hat{\theta}_1 = -0,5021$	0,0911	-5,512	107	1,982
$\hat{\theta}_1 = -1,000$	0,2553	-3,917	107	1,982
$\hat{\omega}_0 = 0,0056$	0,0026	2,154	107	1,982

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh nilai parameter $\hat{\theta}_1 = -0,5021$, $\hat{\theta}_1 = -1,000$ dan $\hat{\omega}_0 = 0,0056$ dengan semua parameter memiliki nilai $|t_{hitung}| > 1,982$ sehingga disimpulkan bahwa parameter signifikan dan dapat digunakan dalam model intervensi. Berbeda dengan nol dan dapat digunakan untuk membentuk model intervensi. Berdasarkan nilai parameter yang diperoleh, maka didapatkan model intervensi sebagai berikut :

$$Z_{2t}^* = \omega_0 P_t^{(70)} + \frac{\theta_1(B)\theta_1(B^{12})}{(1-B)^1(1-B^{12})^1} a_t$$

$$Z_{2t}^* = \frac{\omega_0 P_t^{(70)}(1-B)^1(1-B^{12})^1}{(1-B)^1(1-B^{12})^1} + \frac{\theta_1(B)\theta_1(B^{12})}{(1-B)^1(1-B^{12})^1} a_t$$

$$Z_{2t}^* = Z_{2t-1}^* + Z_{2t-12}^* - Z_{2t-13}^* + \omega_0 P_t^{(70)} - \omega_0 P_{t-1}^{(70)} - \omega_0 P_{t-12}^{(70)} + \omega_0 P_{t-13}^{(70)} - \theta_1 a_{t-1} - \theta_1 a_{t-12} + \theta_1 \theta_1 a_{t-13} + a_t$$

$$Z_{2t}^* = Z_{2t-1}^* + Z_{2t-12}^* - Z_{2t-13}^* + 0,0056 P_t^{(70)} - 0,0056 P_{t-1}^{(70)} - 0,0056 P_{t-12}^{(70)} + 0,0056 P_{t-13}^{(70)} + 0,5021 a_{t-1} + a_{t-12} + 0,5021 a_{t-13} + a_t \tag{13}$$

dengan

$$P_t = \begin{cases} 0, & t \neq 70 \\ 1, & t = 70 \end{cases}$$

Tahap selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan diagnostik untuk model intervensi. Pemeriksaan diagnostik dilakukan dalam dua tahap, yaitu pengujian independensi residual dan pengujian kenormalan residual.

a. Pengujian Independensi Residual

Tabel 3. Pengujian Independensi Residual

Lag	Q^*	db	$\chi_{0,05,db}^2$
12	7,9409	9	16,9190
24	16,806	21	32,6706
36	24,067	33	47,3999
48	33,703	45	61,6562
60	51,886	57	75,6238
72	62,265	69	89,3912
84	76,112	81	103,0095
96	85,052	93	116,5111

Berdasarkan pengujian independensi residual pada Tabel 3, diperoleh nilai Ljung-Box pada lag 12, 24, 36, 48, 60, 72, 84 dan 96 memiliki nilai kurang dari nilai $\chi_{0,05,db}^2$ sehingga dapat disimpulkan semua lag saling bebas atau memenuhi syarat independensi residual.

b. Uji Normalitas Residual

Nilai pengujian kenormalan residual diperoleh nilai $D_{hitung} = 0,11072 < D_{0,05;108} = 0,1299$, dengan demikian H_0 gagal ditolak atau model intervensi telah memenuhi syarat kenormalan residual maka model intervensi sudah memenuhi asumsi *white noise*. Dipenuhinya asumsi ini, maka model intervensi dikatakan memadai dan dapat digunakan untuk peramalan.

3. Peramalan Jumlah Titik Panas Menggunakan Model Intervensi

Tahap selanjutnya adalah melakukan peramalan jumlah titik panas Kalimantan Timur untuk 12 periode ke depan. Peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan model intervensi terbaik yaitu

$$Z_{2t}^* = Z_{2t-1}^* + Z_{2t-12}^* - Z_{2t-13}^* + 0,0056 P_t^{(70)} - 0,0056 P_{t-1}^{(70)} - 0,0056 P_{t-12}^{(70)} + 0,0056 P_{t-13}^{(70)} + 0,5021 a_{t-1} + a_{t-12} + 0,5021 a_{t-13} + a_t$$

dengan

$$P_t = \begin{cases} 0, & t \neq 70 \\ 1, & t = 70 \end{cases}$$

Adapun perhitungan peramalan untuk periode Januari 2019 sebagai berikut :

$$Z_{2t}^* = Z_{2t-1}^* + Z_{2t-12}^* - Z_{2t-13}^* + 0,0056 P_t^{(70)} - 0,0056 P_{t-1}^{(70)} - 0,0056 P_{t-12}^{(70)} + 0,0056 P_{t-13}^{(70)} + 0,5021 a_{t-1} + a_{t-12} + 0,5021 a_{t-13} + a_t$$

$$Z_{2_{109}}^* = Z_{2_{108}}^* + Z_{2_{97}}^* - Z_{2_{97}}^* + 0,0056 P_{109}^{(70)} - 0,0056 P_{108}^{(70)} - 0,0056 P_{97}^{(70)} + 0,0056 P_{96}^{(70)} + 0,5021 a_{108} + a_{97} + 0,5021 a_{96} + a_{109}$$

dengan diketahui nilai

$$Z_{2108}^* = 0,7676; Z_{297}^* = 1; Z_{296}^* = 1; a_{108} = -0,1520; a_{109} = 0,1899; a_{97} = -0,0163; a_{95} = -0,0502;$$

di mana nilai a_{109} diperoleh dengan membangkitkan data residual berdistribusi normal dengan nilai rata-rata data residual sebesar -0,0066 dan simpangan baku data residual sebesar 0,0902. Nilai rata-rata dan simpangan baku residual diperoleh dari selisih hasil peramalan 108 data terhadap data aktual. Dengan demikian diperoleh hasil peramalan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} Z_{2109}^* &= Z_{2108}^* + Z_{297}^* - Z_{297}^* + 0,0056P_{109}^{(70)} - \\ &0,0056P_{108}^{(70)} - 0,0056P_{97}^{(70)} + 0,0056P_{96}^{(70)} + \\ &0,5021a_{108} + a_{97} + 0,5021a_{96} + a_{109} \\ Z_{2109}^* &= 0,7676 + 1 - 1 + 0,0056(0) - 0,0056(0) - \\ &0,0056(0) + 0,0056(0) + 0,5021(-0,1520) + \\ &(-0,0163) + 0,5021(-0,0502) + 0,1899 \\ Z_{2109}^* &= 0,8397 \end{aligned}$$

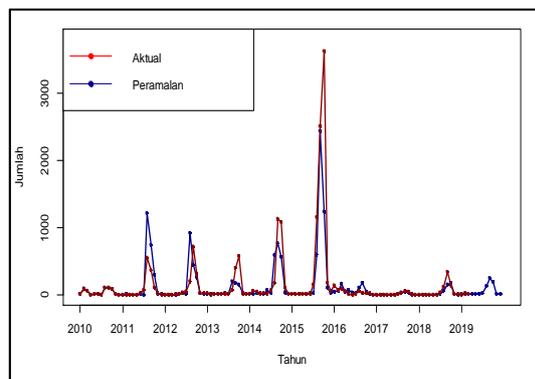
Hasil peramalan masih dalam bentuk transformasi Box-Cox dengan nilai parameter $\lambda = -0,1148887$, maka dilakukan pengembalian hasil peramalan dengan langkah seperti berikut :

$$\begin{aligned} Z_{2109} &= 0,8397 \left(\frac{1}{-0,1148887} \right) \\ &= 4,5754 \end{aligned}$$

Adapun hasil peramalan jumlah titik panas Provinsi Kalimantan Timur periode Januari 2019-Desember 2019 berdasarkan model intervensi yang diperoleh sebagai berikut:

Tabel 4. Hasil Peramalan Jumlah Titik Panas Kalimantan Timur

Periode	Jumlah Titik Panas
Januari 2019	5
Februari 2019	5
Maret 2019	7
April 2019	5
Mei 2019	5
Juni 2019	7
Juli 2019	21
Agustus 2019	127
September 2019	249
Oktober 2019	183
November 2019	13
Desember 2019	5



Gambar 10. Grafik data aktual dan peramalan tahun 2010 – 2019

Pada Gambar 10, secara visual terlihat bahwa hasil peramalan menggunakan analisis intervensi mendekati data aktual. Berdasarkan hasil analisis yang diperoleh, mulai bulan Juli-September 2019 akan terjadi peningkatan jumlah titik panas dengan jumlah titik panas tertinggi terjadi pada September 2019. Kemudian turun pada Oktober 2019. Pada November 2019 kembali turun secara drastis.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan dengan menggunakan model intervensi fungsi *pulse*, dapat disimpulkan bahwa kejadian kebakaran hutan memberikan efek intervensi pada data jumlah titik panas dengan meningkatnya jumlah titik panas pada pada Oktober 2015. Selain itu dapat diketahui bahwa mulai bulan Juli-September 2019 akan terjadi peningkatan jumlah titik panas dengan jumlah titik panas tertinggi terjadi pada September 2019 sebesar 249 titik panas. Kemudian turun pada Oktober 2019 menjadi 183 titik panas. Pada November 2019 kembali turun secara drastis menjadi 13 titik panas.

DAFTAR PUSTAKA

Abdullah., Yuniarti, D., dan Fathurahman, M. 2012. Model Intervensi untuk mengetahui Dampak Kenaikan Tarif Dasar Listrik Juli 2010 terhadap Pemakaian Listrik di Kota Samarinda, *Jurnal Ekspensial*, Vol. 03, No. 02: 71-80.

Aswi dan Sukama. 2006. *Analisis Deret Waktu Aplikasi dan Teori*, Andira Publisher, Makassar.

Cryer, J.D. dan Chan, K.S. 2008. *Time Series Analysis with Application in R*, Springer Science+Business Media, New York.

Dading., Islamiyati, A., dan Triherdiani, E. 2011. Analisis Intervensi Fungsi Step untuk Peramalan Kurs Rupiah Terhadap Dollar

- Amerika, *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, Vol. 07, No. 02: 1-10.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan (edisi ke-2)*, Erlangga, Jakarta.
- Salamah, M., Suhartono dan Wulandari, S.P. 2003. *Buku Ajar Analisis Time Series*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Suhartono. 2007. Teori dan Aplikasi Model Intervensi Fungsi Pulse, *Jurnal Ilmiah MatStat*, Vol. 07, No. 02: 191-241.
- _____. 2008. *Analisis Data Statistik dengan R*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Wei, W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods (2nd Edition)*, Addison Wesley Publishing Company, New York.