

Pengendalian Kualitas Bahan Bakar Gas PT Indonesia Power UPJP-PGT Pasuruan Peta Kendali *Univariate* Berbasis Model *Time Series*

Nazihah Ekasari, Ni Luh Putu Satyaning P. P., dan Muhammad Mashuri
Departemen Statistika, Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: m.mashuri@statistika.its.ac.id

Abstrak—PT. Indonesia Power Unit Pembangkitan dan Jasa Pembangkitan (UPJP) Perak-Grati merupakan salah satu perusahaan yang berjalan dalam jasa layanan pembangkitan listrik. Dalam pengoperasian pembangkit listrik, PT Indonesia melakukan perencanaan dan monitoring terhadap pemakaian bahan bakar gas. Pada saat ini, suplai gas yang ada seringkali tidak sesuai dengan target perusahaan, dimana suplai gas berada diluar batas spesifikasi diinginkan oleh PT Indonesia Power UPJP-PGT, oleh karena itu perlu dilakukannya pengendalian terhadap suplai gas yang masuk terutama gas yang berasal dari sumur Oyong dan sumur Wortel karena akan terdapat biaya tambahan yang harus dibayar oleh PT Indonesia Power UPJP-PGT jika melebihi batas spesifikasi yang telah disetujui. Metode statistik yang sesuai untuk melakukan pengontrolan pengendalian mengenai permasalahan di atas adalah peta kendali *Exponential Weighted Moving Varians* (EWMV) dan *Exponential Weighted Moving Average* (EWMA) berbasis pada model *time series*, karena proses pemakaian gas di PT Indonesia Power berlangsung selama 24 jam setiap harinya, sehingga terindikasi bahwa data pemakaian gas memiliki autokorelasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa proses pemakaian energi kedua sumur gas belum terkendali secara statistik, baik untuk varians proses maupun rata-rata proses.

Kata Kunci: Bahan Bakar, Energi Gas, *Monitoring* Proses

I. PENDAHULUAN

PT. Indonesia Power UPJP-PGT yang merupakan salah satu Badan Usaha Milik Negara (BUMN) di bawah Perusahaan Listrik Negara (PLN) yang melayani kebutuhan listrik daerah Jawa Timur dengan bahan bakar utamanya adalah gas dan *High Speed Diesel* (HSD). Dalam operasi pembangkitan listrik, dilakukan perencanaan dan pengendalian pemakaian bahan bakar khususnya gas. Perencanaan dilakukan untuk bertujuan memenuhi total beban listrik yang dibutuhkan oleh PLN. PT Indonesia Power memiliki 4 sumur gas, yang 2 diantaranya memiliki pipa yang terhubung langsung pada pembangkit listrik. Kedua sumur gas tersebut adalah sumur Gas Oyong dan Wortel.

Pada saat ini suplai gas yang ada seringkali tidak sesuai dengan target perusahaan, dimana suplai gas berada diluar batas spesifikasi diinginkan oleh PT Indonesia Power UPJP-PGT, oleh karena itu perlu dilakukannya pengendalian terhadap suplai gas yang masuk terutama gas yang berasal dari sumur Oyong dan sumur Wortel karena akan terdapat biaya tambahan yang harus dibayar oleh PT Indonesia Power UPJP-PGT jika melebihi batas spesifikasi yang telah disetujui. Pengendalian kualitas statistik yang sesuai dengan permasalahan yang telah diuraikan sebelumnya adalah peta kendali *Exponentially Weighted Moving Average* berbasis

time series, karena data gas merupakan data *time series* yang dikumpulkan setiap pukul 24.00 setiap harinya, sehingga adanya autokorelasi. Peta kendali EWMA lebih cocok digunakan dalam pemodelan *time series* dan peramalan [1].

Penelitian yang berkaitan dengan peta kendali *univariate* untuk data berautokorelasi pernah dilakukan oleh Azriati dkk [2]. Penelitian tersebut membahas peta kendali MR pada pengendalian proses *univariate* untuk data berautokorelasi. Penelitian lainnya adalah penelitian Basuki [3], yang membahas tentang analisis konsumsi bahan bakar gas menggunakan metode *least square*. Penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi tambahan bagi PT Indonesia Power agar dalam proses konsumsi bahan bakar gas lebih memperhatikan dan memprioritaskan perbaikan apabila ditemukan faktor ketidaksesuaian proses.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Time Series

Data *time series* adalah rangkaian nilai observasi yang terjadi secara berurutan dengan interval waktu konstan sehingga terdapat korelasi antara data periode sekarang dengan periode sebelumnya. Terdapat dua jenis data *time series* yaitu *univariate* dan *multivariate*. Pada *univariate time series* data memiliki satu variabel yang saling berkorelasi, namun dalam *multivariate time series* terdapat lebih dari satu variabel yang saling berhubungan timbal balik [4].

B. Model Autoregressive

Proses *autoregressive* menggambarkan situasi dimana nilai Z_t pada saat memiliki ketergantungan (dependensi) dengan nilai-nilai sebelumnya (Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots) ditambah dengan suatu proses yang *white noise* (α_t), Model AR dituliskan sebagai berikut

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \phi_2 \hat{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + \alpha_t \quad (1)$$

dengan α_t suatu proses *white noise*, $E(\alpha_t) = 0$ dan $Var(\alpha_t) = \sigma_a^2$

C. Model Moving Average

Model *Moving Average* menunjukkan bahwa nilai prediksi variabel dependen Z_t dipengaruhi oleh nilai residual pada periode sebelumnya. Model MA dituliskan sebagai berikut (Wei, 2006)

$$\hat{Z}_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \theta_2 \alpha_{t-2} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2)$$

D. Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Data *time series* seringkali dapat dijelaskan dengan baik

melalui penggabungan antara model AR dan model MA. Model hasil penggabungan bisa disebut dengan *Autoregressive Moving Average*, secara umum bentuk model ARMA (p,q) dapat ditulis sebagai berikut

$$\hat{Z}_t = \phi_1 \hat{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \hat{Z}_{t-p} + \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (3)$$

E. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Asumsi awal pada pemodelan *time series* klasik yang harus terpenuhi adalah data bersifat stasioner. Jika data belum stasioner dalam rata-rata, maka perlu *differencing*. Jika data belum stasioner dalam varians, maka perlu dilakukan transformasi. Secara umum, bentuk ARIMA (p,d,q) adalah

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)\alpha_t \quad (4)$$

F. Peta Kendali Exponential Weighted Moving Variance (EWMV)

Peta kendali EWMV merupakan diagram kendali yang digunakan untuk memonitoring variabilitas proses secara univariat [5]. EWMV diberikan sebagai berikut.

$$V_i^2 = \tau(x_i - y_i)^2 + (1 - \tau)V_{i-1}^2 \quad (2)$$

Batas kendali peta EWMV adalah sebagai berikut

$$UCL = \sigma^2 + L\sigma \sqrt{\frac{\tau}{2-\tau}} \quad (3)$$

$$LCL = \sigma^2 - L\sigma \sqrt{\frac{\tau}{2-\tau}} \quad (4)$$

G. Peta Kendali Exponential Weighted Moving Average (EWMA)

Peta kendali EWMA digunakan untuk memonitoring rata-rata proses [1]. Secara luas peta kendali EWMA digunakan untuk pemodelan pada data deret waktu (*time series*) dan peramalan, berikut persamaan peta kendali

$$y_i = \tau x_i + (1 - \tau)y_{i-1} \quad (5)$$

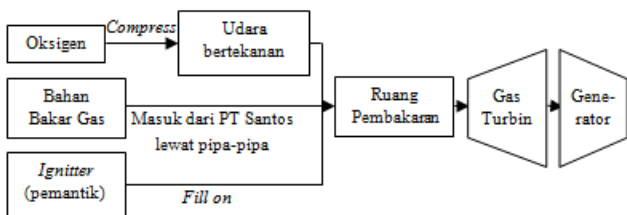
Sehingga batas kendali yang dikontrol, adalah sebagai berikut

$$UCL = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\left(\frac{\tau}{2-\tau}\right) [1 - (1 - \tau)^{2i}]} \quad (6)$$

$$LCL = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\left(\frac{\tau}{2-\tau}\right) [1 - (1 - \tau)^{2i}]} \quad (7)$$

H. Gambaran Umum Proses Pemakaian Bahan Bakar

Energi panas dalam satuan MMBTU (satu juta *British Thermal Unit*) yang diperoleh dari sumur Gas Wortel, Oyong, dan Peluang dialirkan melalui pipa-pipa yang terhubung langsung dengan pembangkit. Selanjutnya, energi panas tersebut diinjeksikan pada ruang bahan bakar yang telah dimampatkan, kemudian dinyalakan dengan *igniter* (awal pembakaran) maka terjadilah pembakaran di ruang bakar.



Gambar 1. Proses pembangkit listrik.

Setelah gas hasil pembakaran mampu memutar gas turbin, *compressor*, dan generator, maka secara otomatis motor

starter akan mati pada putaran 2100 rpm. Putaran turbin *compressor* terus naik sampai 3000 rpm (*full speed no load*), selanjutnya generator menghasilkan energi listrik.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian studi ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari bidang Niaga PT Indonesia Power UPJP PGT pada bulan Juli – Oktober 2017 sebanyak 123 data. Pengambilan sampel dilakukan setiap pukul 24.00 sebanyak satu sampel sedangkan variabel penelitian yang digunakan adalah energi sumur gas Oyong (x_1) dan energi sumur gas Wortel (x_2). Berikut struktur data yang digunakan

Tabel 1. Struktur Data

Periode (i)	Energi Gas Oyong (MMBTU)	Energi Gas Wortel (MMBTU)
1	x_{1_1}	x_{2_1}
2	x_{1_2}	x_{2_2}
⋮	⋮	⋮
n	x_{1_n}	x_{2_n}

B. Langkah Analisis

Metode analisis yang digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut :

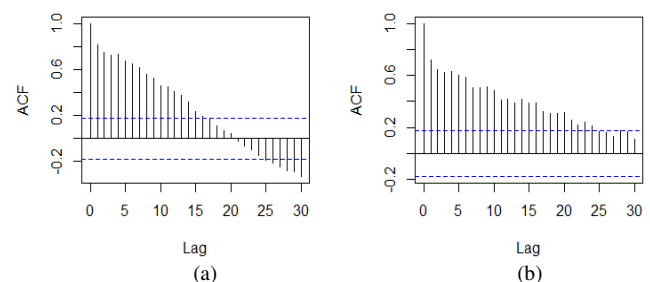
1. Mendiskripsikan data kedua energi sumur gas.
2. Mengidentifikasi model *time series* terbaik.
3. Menganalisis variabilitas dan rata-rata data pemakaian energi sumur gas secara serentak didekati dengan residual metode *time series*. Pengendalian kualitas proses pemakaian energi kedua sumur gas.
4. Mendapatkan kesimpulan dan saran.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses awal dalam analisis yaitu pemodelan *time series* menggunakan data pemakaian energi sumur gas Oyong dan Wortel yang bebas dari autokorelasi. Selanjutnya dilakukan proses *monitoring* pemakaian energi gas dengan menggunakan peta kendali *Exponentially Weighted Moving Variance* (EWMV) dan *Exponentially Weighted Moving Average* (EWMA).

A. Pengecekan Autokorelasi Data

Pengecekan autokorelasi pada data dilakukan menggunakan plot ACF. Berikut merupakan hasil pengecekan autokorelasi dengan ACF pada data pemakaian energi gas bulan Juli sampai dengan bulan Agustus 2017, untuk masing-masing energi sumur gas Oyong dan Wortel



Gambar 2. Plot ACF Pemakaian Energi Sumur Gas (a) Oyong dan (b) Wortel.

Plot pada gambar 2.a merepresentasikan plot ACF data pemakaian energi sumur gas Oyong, sedangkan plot pada gambar 2.b merepresentasikan plot ACF data pemakaian energi sumur gas Wortel. Garis biru pada kedua plot tersebut menunjukkan tingkat kepercayaan. Gambar 2 menunjukkan adanya autokorelasi pada kedua data pemakaian energi sumur gas, hal tersebut dapat dilihat berdasarkan adanya lag yang keluar dari batas tingkat kepercayaan 0,05

B. Deskripsi Data Energi Sumur Gas

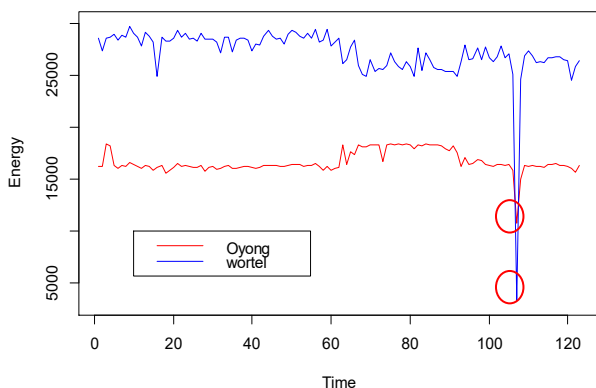
Statistika deskriptif digunakan memberikan informasi hanya mengenai data dan tidak dapat digunakan untuk menarik kesimpulan apapun tentang sekumpulan data yang lebih besar. Berikut statistika deskriptif dari kedua energi sumur gas.

Tabel 2. Statistika Deskriptif

Variabel	Rata-Rata	Min	Max	St. Deviasi
x_1	16696	14939	18398	881
x_2	27384	24546	29667	1359

Tabel 2 menunjukkan rata-rata pemakaian energi gas sumur Oyong sebesar 16696 MMBTU sedangkan untuk energi sumur Wortel sebesar 27384 MMBTU, hal tersebut dapat digunakan sebagai pedoman bagi perusahaan dalam menentukan target harian. Nilai standar deviasi pemakaian energi kedua sumur gas Oyong dan Wortel masing-masing sebesar 881 MMBTU dan 1359 MMBTU, nilai tersebut menunjukkan seberapa jauh jarak pemakaian energi sumur gas harian terhadap rata-rata pemakaian energi sumur gas per periode tertentu.

Selanjutnya deskripsi data ditampilkan dalam grafik *time series* pada gambar 3 sebagai berikut



Gambar 3. *Time Series* Pemakaian Energi Sumur Gas Oyong dan Wortel.

Gambar 3 menunjukkan terdapat nilai *outlier* pada tanggal 15 Oktober 2017, dimana teridentifikasi pada tanggal tersebut terjadi *shutdown* Unit Existing PLTGU Grati pekerjaan UIP JBTB II untuk interaksi DCS Grati Blok III pada tanggal 15 Oktober 2017. Oleh sebab itu untuk langkah analisis selanjutnya nilai outlier tersebut dihilangkan, karena telah diketahui bahwa pada tanggal tersebut, proses pemakaian gas Oyong maupun Wortel terjadi ketidaknormalan.

C. Pemodelan Time Series

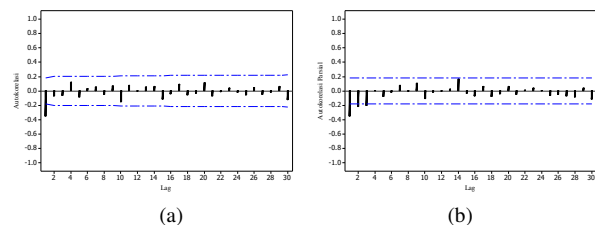
Pemodelan *time series* dilakukan untuk memperoleh residual dari model terbaik, residual yang dihasilkan oleh model harus memenuhi asumsi *white noise* dan Normal Multivariate.

1. Identifikasi Stasioneritas Data

Asumsi awal yang harus dipenuhi dalam pemodelan menggunakan metode *time series* adalah stasioneritas dalam varians dan rata-rata. Hasil pengujian stasioneritas dalam varians, data pemakaian energi sumur gas Oyong dan Wortel telah memenuhi asumsi stasioneritas dalam varians. Sedangkan untuk pengujian stasioneritas dalam rata-rata, dengan menggunakan *alpha* sebesar 0.05, maka data pemakaian energi sumur gas Oyong maupun Wortel tidak stasioner dalam rata-rata, oleh sebab itu perlu dilakukan *differencing* pada kedua data tersebut sebanyak sekali. Dari hasil *differencing* tersebut, kemudian dilakukan pengujian ulang, dan diperoleh hasil *p-value* kurang dari *alpha* 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.

2. Pemodelan Time Series Energi Sumur Oyong

Plot ACF dan PACF menunjukkan tidak terlihat adanya pola musiman, karena tidak ada lag yang keluar batas *confidence interval* pada musiman tertentu, selanjutnya dapat diketahui bahwa plot ACF *cut off* pada lag ke 1, sedangkan PACF *cut off* pada 3 lag yaitu lag 1, 2, dan 3.



Gambar 4. Plot (a) ACF dan (b) PACF Energi Sumur Gas Oyong.

Berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut maka diperoleh kemungkinan-kemungkinan model *time series* yang disajikan pada tabel 3. Tabel 3 menunjukkan bahwa keempat model ARIMA memenuhi asumsi dan *white noise*, namun tidak memenuhi asumsi distribusi Normal, tidak terpenuhinya asumsi Normal dapat disebabkan adanya *outlier* dalam residual.

Tabel 3. Kemungkinan Model ARIMA Energi Sumur Oyong

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Distribusi Normal	MSE
ARIMA(0,1,1)	√	√	×	234164
ARIMA(1,1,0)	√	√	×	255896
ARIMA(2,1,0)	√	√	×	241528
ARIMA(3,1,0)	√	√	×	226121

Selanjutnya, untuk memperoleh model yang terbaik, maka digunakan nilai MSE. Tabel 3 menunjukkan bahwa model ARIMA (3,1,0) memiliki nilai MSE terkecil, sehingga model *time series* yang terbaik untuk digunakan pemodelan energi oyong adalah ARIMA (3,1,0). Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter model ARIMA (3,1,0) adalah sebagai berikut

Tabel 4. Estimasi Parameter Model ARIMA Energi Sumur Oyong

Parameter	Estimasi	t_{hitung}	<i>P-value</i>
AR(1,1)	-0,5017	-5,69	0.000
AR(1,2)	-0,3851	-4,13	0.000
AR(1,3)	-0,2660	-3,01	0.003

Berdasarkan tabel 4 dapat diketahui bahwa nilai *p-value* dari parameter AR kurang dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter telah signifikan. Kemudian dilakukan *diagnostic checking* dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 5.

Diagnostic Checking Energi Sumur Oyong

Lag	White Noise			Normal	
	Q	df	$\chi^2_{(0,05;df)}$	A-Sq	P-value
12	6,5	9	0,685	5,474	<0,005
24	14,9	21	0,827		
36	25,2	33	0,833		
48	33,8	45	0,890		

Residual telah memenuhi asumsi *white noise*, hal tersebut ditunjukkan oleh nilai Q untuk lag 12, 18, 24, dan 24 kurang dari $\chi^2_{(0,05;df)}$ atau nilai *p-value* lebih dari nilai *alpha* (0,05). Untuk uji Normalitas model diperoleh nilai *p-value* kurang dari *alpha* (0,05) sehingga dapat disimpulkan bahwa residual tidak berdistribusi Normal. Persamaan model ARIMA (1,1,0) data pemakaian energi gas Sumur Oyong adalah sebagai berikut

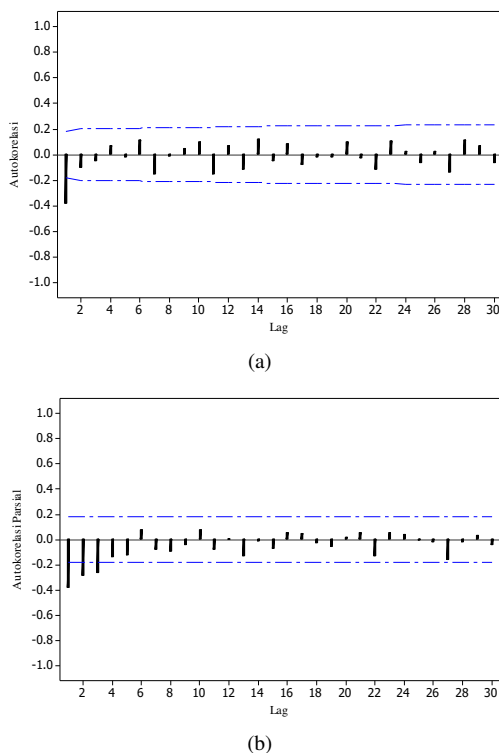
$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \phi_3 Z_{t-3} + a_t$$

$$Z_t = -0,5017Z_{t-1} - 0,3851Z_{t-2} - 0,2660Z_{t-3} + a_t$$

Model tersebut menunjukkan bahwa pemakaian energi gas sumur Oyong memiliki pola yang sama dengan pemakaian energi gas 3 hari sebelumnya dengan kondisi target tidak berubah.

3. Pemodelan Time Series Energi Sumur Wortel

Penentuan orde model *time series* energi sumur Wortel menggunakan plot ACF dan PACF sebagai berikut



Gambar 5. Plot (a) ACF dan (b) PACF Energi Sumur Gas Wortel.

Gambar 5 menunjukkan bahwa plot ACF *cut off* pada lag ke 1, sedangkan PACF *cut off* pada 3 lag yaitu lag 1,2, dan 3. Berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut maka diperoleh dugaan model *time series* yang disajikan pada tabel 6. Tabel 6 menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,1) atau MA(1) dan ARIMA(3,1,1) atau AR (3) memenuhi asumsi dan *white noise*, namun tidak memenuhi asumsi distribusi Normal. Sedangkan untuk model ARIMA (1,1,0) tidak memenuhi asumsi *white noise* namun memenuhi asumsi distribusi Normal.

Tabel 6.
MSE Model ARIMA Energi Sumur Wortel

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Distribusi Normal	MSE
ARIMA(0,1,1)	√	√	×	747480
ARIMA(1,1,0)	√	×	√	880326
ARIMA(3,1,0)	√	√	×	762258

Berdasarkan tabel 6, diketahui model ARIMA(3,1,0) memiliki nilai MSE terkecil, sehingga model *time series* yang terbaik untuk digunakan pemodelan energi oyong adalah ARIMA (0,1,1). Meskipun tidak memenuhi asumsi distribusi Normal, namun residual telah memenuhi asumsi *white noise*, sehingga residual sumur Wortel telah bebas dari autokorelasi. Selanjutnya, berikut hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter model ARIMA(0,1,1)

Tabel 7.
Estimasi Parameter Model ARIMA Energi Sumur Wortel

Parameter	Estimasi	t_{hitung}	P-value
MA 1,1	0,6870	10,36	0,000

Nilai *p-value* dari seluruh parameter MA kurang dari 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter telah signifikan. Selanjutnya dilakukan *diagnostic checking* dengan hasil sebagai berikut

Tabel 8.
Diagnostic Checking Energi Sumur Wortel

Lag	White Noise			Normal	
	Q	df	$\chi^2_{(0,05;df)}$	A-Sq	P-value
12	9,6	11	0,570	1,435	<0,005
24	15,6	23	0,870		
36	29,2	35	0,744		
48	35,6	47	0,888		

Nilai Q untuk lag 12, 18, 24, dan 48 kurang dari $\chi^2_{(0,05;df)}$ atau nilai *p-value* lebih dari nilai *alpha* (0,05), sehingga dapat disimpulkan bahwa residual energi sumur Wortel telah memenuhi asumsi *white noise*. Selanjutnya untuk hasil uji Normalitas residual model diperoleh nilai *p-value* kurang dari *alpha* (0,05) sehingga dapat disimpulkan bahwa residual tidak berdistribusi Normal. Persamaan model ARIMA (0,1,1) data pemakaian energi gas Sumur Wortel adalah sebagai berikut

$$Z_t = \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-1}$$

$$Z_t = a_t - 0,687 \alpha_{t-1}$$

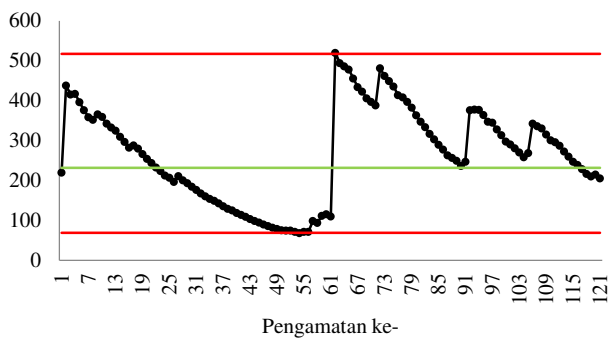
Model ARIMA (0,1,1) energi sumur gas Wortel menunjukkan bahwa pemakaian energi gas sumur Wortel dipengaruhi oleh residual pada satu hari sebelumnya, dimana kondisi target tidak berubah.

D. Pengendalian Kualitas Energi Sumur Gas

1. Pengendalian Variabilitas Proses

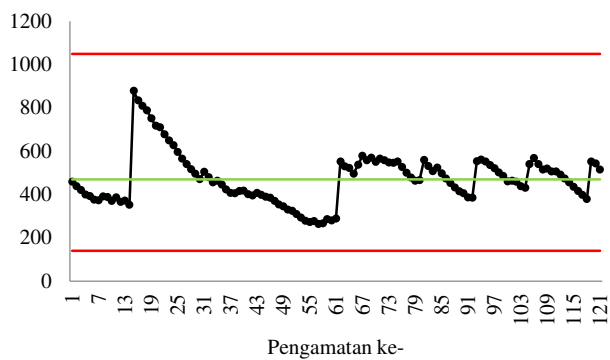
Tahap selanjutnya akan dilakukan pengendalian variabilitas proses pemakaian energi sumur gas Oyong dan Wortel oleh PT Indonesia Power UPJP PGT, berikut hasil *monitoring* residual ARIMA (3,1,0) untuk proses pemakaian energi sumur gas Oyong PT Indonesia Power, dengan pembobot optimal lamda sebesar 0,2 dan omega sebesar 0,1 (Gambar 6).

Peta kendali EWMV residual sumur gas Oyong ditunjukkan pada gambar 6, menunjukkan bahwa terdapat beberapa titik *out of control* yang berada diluar batas kendali atas maupun bawah, sehingga dapat disimpulkan bahwa variabilitas proses pemakaian energi sumur gas Oyong oleh PT Indonesia Power tidak terkendali secara statistik.



Gambar 6. Peta Kendali EWMV Residual Oyong.

Selanjutnya berikut hasil *monitoring* varians proses dari residual model ARIMA (0,1,1) pemakaian energi sumur gas Wortel menggunakan pembobot optimal lamda sebesar 0,2 dan omega 0,1 (Gambar 7).

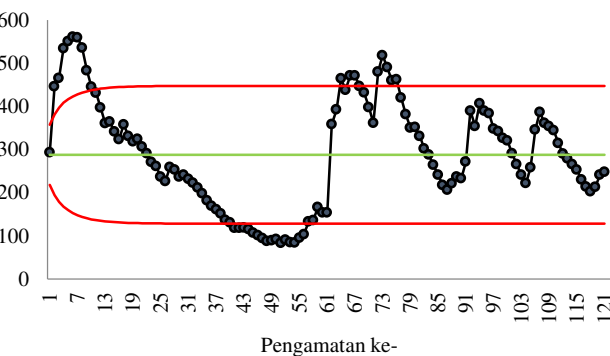


Gambar 7 Peta Kendali EWMV Residual Wortel.

Berbeda dengan varians proses pemakaian energi sumur gas Oyong, varian proses pemakaian energi gassumur Wortel telah terkendali secara statistik, hal tersebut ditunjukkan dengan titik pada grafik EWMV telah berada didalam batas kendali dan tidak terdapat titik *out of control*.

2. Pengendalian Rata-Rata Proses

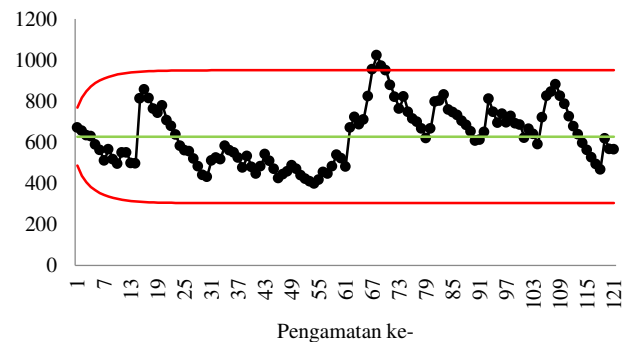
Setelah melakukan analisis variabilitas proses, maka selanjutnya dilakukan analisis untuk memonitoring pergeseran rata – rata proses pemakaian energi gas sumur Oyong dan Wortel menggunakan peta kendali EWMA. Berikut hasil *monitoring* rata-rata proses pemakaian energi sumur Oyong dilakukan menggunakan residual model ARIMA (3,1,1) dengan menggunakan lamda optimal 0,1



Gambar 8. Peta Kendali EWMA Residual Oyong.

Pada gambar 8 dapat diketahui terdapat beberapa titik *out of control* pada plot EWMA, sehingga dapat disimpulkan bahwa rata-rata proses pemakaian energi sumur gas Oyong oleh PT Indonesia Power belum terkendali secara statistik. Hal tersebut sejalan dengan hasil varians proses pemakaian energi sumur gas Oyong, yang belum terkendali secara statistik. Namun, karena tidak diketahui penyebab yang spesifik alasan beberapa titik tersebut keluar dari batas kontrol, maka tidak dilakukan langkah mengeluarkan titik *out of control* tersebut, sehingga peta kendali menunjukkan keadaan proses pemakaian energi sumur gas Oyong sebenarnya oleh PT Indonesia Power UPJP PGT. Selain itu, gambar 8 juga menunjukkan adanya indikasi pergeseran rata-rata proses pada bulan tersebut, hal tersebut dapat dilihat pada lingkaran berwarna biru dimana fluktuasi plot EWMA berada jauh dari nilai *center line*.

Selanjutnya dilakukan pengendalian rata-rata proses pada residual model ARIMA (0,1,1) energi sumur gas Wortel oleh PT Indonesia Power UPJP PGT.



Gambar 9. Peta Kendali EWMA Residual Wortel.

Peta kendali menunjukkan terdapat 3 titik *out of control* yang berada diatas batas kontrol atas. Sama seperti rata-rata proses pemakaian energi sumur gas Oyong, rata-rata proses pemakaian energi sumur gas Wortel oleh PT Indonesia Power dapat disimpulkan belum terkendali secara statistik. Berbeda dengan peta kendali EWMA untuk sumur Oyong, hampir seluruh plot EWMA sumur Wortel berfluktuasi dekat dengan garis tengah (rata-rata). Meskipun terdapat beberapa plot yang memiliki nilai yang cukup jauh dari rata-rata, namun masih didalam batas kontrol. Hal ini mengindikasikan tidak adanya pergeseran proses rata-rata, pada proses pemakaian energi sumur Gas Wortel oleh PT Indonesia Power UPJP-PGT.

V. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan diperoleh hasil bahwa pemodelan *time series* terbaik untuk menghilangkan sifat autokorelasi antar pengamatan proses pemakaian energi sumur gas Oyong adalah ARIMA (3,1,0), sedangkan untuk proses pemakaian energi sumur gas Wortel adalah ARIMA (0,1,1), dimana residual yang dihasilkan oleh kedua model tersebut memenuhi asumsi *white noise* dan tidak memenuhi asumsi distribusi Normal. Namun karena tujuan utama pemodelan *time series* dilakukan untuk memperoleh data yang bebas autokorelasi, maka residual

dapat digunakan untuk analisis berikutnya. Selanjutnya untuk pengendalian proses rata-rata dan varians pemakaian energi sumur gas Oyong dan Wortel oleh PT Indonesia Power adalah sebagai berikut

1. *Monitoring* varians proses dan rata-rata proses pemakaian energi dari sumur gas Oyong oleh PT Indonesia Power UPJP PGT menghasilkan bahwa proses untuk pemakaian energi sumur gas belum terkendali baik secara varians dan rata-rata. Selain itu, diketahui terdapat beberapa titik pengamatan yang *out of control*, namun tidak dapat dikendalikan karena tidak dapat mengidentifikasi penyebab spesifik terjadinya pengamatan.
2. Hasil *monitoring* varians proses pemakaian sumur gas Wortel menunjukkan bahwa proses yang berjalan telah terkendali secara statistik, hal tersebut ditunjukkan dengan nilai EWMV yang telah berada di dalam batas kontrol. Sedangkan untuk hasil *monitoring* rata-rata proses, menunjukkan bahwa proses belum terkendali secara statistic

B. Saran

Laporan studi ini dapat digunakan sebagai acuan dalam proses evaluasi pemakaian bahan bakar gas, sehingga perusahaan dapat menyiapkan proses perbaikan dan menyiapkan *improvement* proses pemakaian bahan bakar.

Selain itu untuk penanganan lebih lanjut, maka dapat dilakukan *forecasting* untuk mengetahui umur sumur gas sehingga sebelum persediaan pasokan semakin menurun, perusahaan dapat menentukan kebijakan yang tepat dan terencana. Untuk penelitian selanjutnya, apabila terdapat nilai *outlier* pada data maka dapat dilakukan penanganan seperti inputasi dengan nilai *mean* atau *median*, serta apabila terdapat autokorelasi pada data, maka dapat dilakukan pemodelan *time series* hingga seluruh asumsi residual telah terpenuhi. Selain itu, untuk pengendalian *variance* proses, dalam menentukan nilai EWMV₀ menggunakan nilai *variance* proses yang telah terkendali.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Montgomery, *Introduction to Statistical Quality Control*, 6th ed. New York: John Wiley & Sons Inc, 2009.
- [2] K. F. Azriati, A. Hoyyi, and M. A. Mukid, "Verifikasi Model ARIMA Musiman Menggunakan Peta Kendali Moving Range," *Gaussian*, vol. 3, no. 4, pp. 701–710, 2014.
- [3] C. A. Basuki, I. A. Nugroho, and I. B. Winardi, "Analisis Konsumsi Bahan Bakar Pada Pembangkit Listrik Tenaga Uap Dengan Menggunakan Metode Least Square," Semarang, 2007.
- [4] W. Wei, *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*, 2nd ed. New York: Pearson, 2006.
- [5] J. Macgregor, "The Exponentially Weighted Moving Varians," *J. Qual. Technol.*, vol. 25, no. 2, 1993.