



Penerapan Model Analisis Time Series Dalam Peramalan Pemakaian Kwh Listrik Untuk n-Bulan Ke depan Yang Optimal Di Kota Bengkulu

Fachri Faisal, Jose Rizal

Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Bengkulu, Indonesia

Diterima 13 Oktober 2007; Disetujui 15 Desember 2007

Abstrak - Penelitian ini bertujuan untuk memberikan alternatif solusi dalam peramalan konsumsi listrik pelanggan PLN yang tidak tercatat dan hasil ini dapat dijadikan sebagai alat deteksi awal dalam melihat kecurangan yang dilakukan oleh pelanggan dan atau pencatat meter. Metode yang digunakan adalah dengan melakukan simulasi data kemudian menganalisis data tersebut menggunakan Analisis Time Series guna mendapatkan model matematika pemakaian kWh listrik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model timeseries dari data simulasi yang dibangkitkan dari Distribusi Poisson, Uniform, Normal, dan Bilangan Bulat adalah ARIMA(1,1,0).

Kata kunci : Data Simulasi, Analisis Time Series, Peramalan, ARIMA

1. Pendahuluan

Di berbagai bidang kehidupan, terdapat banyak sekali data hasil pengukuran yang dapat diperoleh dari hasil pengamatan suatu fenomena secara kontinu berdasarkan perioda waktu tertentu. Salah satu contohnya data historis dari konsumsi listrik para pelanggan Perusahaan Listrik Negara (PLN). Seringkali pihak PLN mengalami kesulitan dalam hal pencatatan konsumsi listrik pelanggan untuk tiap bulannya. Beberapa penyebabnya diantara lain: rumah terkunci, kecurangan yang dilakukan oleh pihak konsumen, dan kelalaian dari pihak petugas pencatat meter. Hal ini menyebabkan, data historis pelanggan tidak semuanya terrecord dengan valid dan benar. Untuk mengatasi hal tersebut, pihak PLN menerapkan salah satu dari model *time series* yaitu *Moving Average* (MA).

Penggunaan model MA akan menghasilkan besaran galat tertentu. Bila galat yang dihasilkan sangat besar maka pihak PLN akan sering mendapat keluhan dari pelanggan yang mengakibatkan tingkat kepuasan pelanggan terhadap jasa pelayanan PLN rendah. Disisi lain bila hasil prediksi di bawah nilai stand meter sebenarnya maka pihak PLN akan mengalami kerugian. Sebagai alternatif lain dari model yang digunakan oleh PLN, penelitian ini akan mengkaji beberapa model *time series* lain dalam memprediksi pemakaian kWh listrik.

Model-model *time series* telah banyak diterapkan pada peramalan pemakaian listrik di negara Eropa seperti Norwegia, Prancis dan Spanyol dengan hasil peramalan yang akurat [2], [6].

Secara umum ada dua tujuan dari analisis deret waktu, yaitu untuk memahami atau memodelkan mekanisme stokastik yang dikembangkan dari suatu deret pengamatan dan untuk memprediksi atau meramal nilai selanjutnya dari suatu deret yang didasarkan pada kejadian masa lampau. Untuk mendapatkan model pendekatan dari model *time series* bukan suatu hal yang mudah, terdapat suatu prosedur dalam pembentukan model, yakni dengan menggunakan tiga tahapan utama, yaitu [1], [3]:

1. Spesifikasi atau Identifikasi Model. Pada langkah ini, deretan pengamatan yang diberikan diplot terhadap waktu pada bidang kartesius. Dalam memilih suatu model, diusahakan untuk mengikuti prinsip parsimoni (hemat).
2. Pencocokan Model. Tahap pencocokan model terdiri dari tahap menemukan estimasi parameter-parameter yang tidak diketahui tersebut sebaik mungkin.
3. Diagnosa Model. Diagnosa model dapat dilakukan dengan menganalisa plot dari fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi partial autokorelasi (PACF).

Dalam model *time series* digunakan notasi $\{Z_t\}$ yang menyatakan pengamatan *time series* pada saat t dan $\{a_t\}$ yang menunjukkan deret *white noise* yang tak teramati, yakni suatu barisan peubah acak independen yang berdistribusi identik dengan mean nol [4],[5]. Model-model timeseries yang digunakan dalam penelitian ini, *Moving Average (MA)*, *Autoregressive (AR)*, *Autoregressive Moving Average (ARMA)*, dan *Integrated Autoregressive-Moving Average (ARIMA)*

Proses *Moving Average* order q ($MA(q)$) dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (1)$$

dimana $\theta_i \quad i=1,2,\dots,q$ merupakan parameter *Moving Average* ke- i .

Memperhatikan model $MA(q)$ pada persamaan (1) di atas, maka proses $MA(1)$ ditulis sebagai

$$Z_t = a_t - \theta a_{t-1}$$

dengan

$$E[Z_t] = 0 \text{ dan } Var(Z_t) = \sigma_a^2(1 + \theta^2) \quad (2)$$

Perhatikan bahwa

$$Cov(Z_t, Z_{t-k}) = \begin{cases} -\theta\sigma_a^2 & , k = 1 \\ 0 & , k \geq 2 \end{cases} \quad (3)$$

Fungsi autokorelasi dari model $MA(1)$ ini dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \begin{cases} -\frac{\theta}{1+\theta^2} & , k = 1 \\ 0 & , k \geq 2 \end{cases} \quad (4)$$

yang memiliki sifat penting, yakni *cut off* mulai pada lag 2. Secara singkat PACF dari model $MA(1)$, dinyatakan dengan

$$\phi_{kk} = \frac{-(\theta^k)(1-\theta^2)}{1-\theta^{2(k+1)}} \text{ untuk } k \geq 1 \quad (5)$$

Proses *Autoregressive* order p ($AR(p)$) dinyatakan sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (6)$$

dimana $\phi_j \quad j=1,2,\dots,p$ merupakan parameter autoregresif ke- j . Proses *autoregressive* order pertama, yang dinotasikan dengan $AR(1)$ memenuhi persamaan

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + a_t \quad (7)$$

dengan variansi

$$\gamma_0 = Var(Z_t) = \phi^2 \gamma_0 + \sigma_a^2 \Leftrightarrow \gamma_0 = \frac{\sigma_a^2}{1-\phi^2}$$

dimana

$$\phi^2 < 1 \text{ atau } |\phi| < 1 \quad (8)$$

dengan mengalikan suku Z_{t-k} , ($k = 1, 2, \dots$) pada kedua ruas dari persamaan (7) dan mengambil nilai ekspektasinya maka akan diperoleh :

$$\gamma_k = \phi \gamma_{k-1} = \frac{\phi^k \sigma_a^2}{(1-\phi^2)} \text{ untuk } k=1,2,\dots \quad (9)$$

dan fungsi autokorelasi (ACF) dari model $AR(1)$ adalah

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \phi^k \text{ untuk } k = 0, 1, 2, \dots \quad (10)$$

Karena $\phi^2 < 1$ atau $|\phi| < 1$ maka fungsi auto korelasinya merupakan kurva yang menurun secara eksponensial (*exponentially decreasing*) untuk lag yang semakin besar. Jika $0 < \phi < 1$ maka semua korelasinya positif, dan jika $-1 < \phi < 0$ maka autokorelasi pada lag 1 akan negatif ($\rho_1 = \phi$) dan pada autokorelasi berikutnya akan berganti antara positif dan negatif dan menurun secara eksponensial.

Untuk model $AR(1)$ ini, fungsi partial autokorelasi (PACF) akan bernilai

$$\phi_{kk} = 0 \text{ untuk semua } k > 1 \quad (11)$$

atau dengan kata lain, pada PACF model $AR(1)$ terjadi *cut off* mulai lag 2.

Model $ARMA$ merupakan gabungan dari model AR dan MA . Hal ini mungkin terjadi karena deret yang diamati diasumsikan sebagian merupakan model AR dan sebagian lagi model MA . Secara umum dapat ditulis

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (12)$$

Dari model di atas, $\{Z_t\}$ dikatakan merupakan gabungan proses *autoregressive moving average* masing-masing order p dan q , yang biasa dinotasikan dengan $ARMA(p,q)$.

Secara khusus untuk $p=1$ dan $q=1$, model $ARMA(1,1)$ memiliki bentuk

$$Z_t = \phi Z_{t-1} + a_t - \theta a_{t-1} \quad (13)$$

Fungsi autokorelasi untuk model ini adalah

$$\rho_k = \frac{(1-\theta\phi)(\phi-\theta)}{1-2\theta\phi+\theta^2} \phi^{k-1} \text{ untuk } k \geq 1 \quad (14)$$

yang memiliki sifat penting, yakni fungsi menurun secara eksponensial untuk lag k yang semakin besar.

Model ARIMA merupakan model untuk deret tak stasioner. Suatu deret $\{Z_t\}$ dikatakan mengikuti suatu model ARIMA, bila diferensi ke- d , yakni $W_t = \nabla^d Z_t$ merupakan proses ARMA stasioner. Jika W_t adalah ARMA(p,q), maka Z_t dikatakan ARIMA(p,d,q). Proses ARIMA($p,1,q$), ditulis dalam suku-suku deret pengamatan sebagai berikut:

$$Z_t = (1 + \phi_1)Z_{t-1} + (\phi_2 - \phi_1)Z_{t-2} + (\phi_3 - \phi_2)Z_{t-3} \dots + (\phi_p - \phi_{p-1})Z_{t-p} - \phi_p Z_{t-p-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (15)$$

2. Metodel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data simulasi yang dibangkitkan dari, Distribusi Normal, Uniform, Bilangan Bulat, dan Poisson. Untuk masing-masing distribusi akan dibangkitkan data sebanyak 25 buah dengan melakukan simulasi data sebanyak 10 kali. Semua data simulasi ini akan dilanjutkan dengan analisis timeseries, dimana hasil dari pengolahan data ini diharapkan dapat memberikan gambaran awal dalam pengelompokan pelanggan untuk masing-masing kelas tarif berdasarkan model timeseries yang dihasilkan.

Prosedur pengolahan data guna memperoleh model Time Series secara garis besar sebagai berikut:

1. Membangkitkan data simulasi dengan berbagai kondisi yang dapat mendeskripsikan konsumsi pemakaian listrik pelanggan untuk masing-masing kelas tarif.
2. Memplot data simulasi terhadap waktu dalam bidang kartesius untuk melihat akan adanya tren atau musiman. Bila ada tren atau musiman lakukan diferensial atau transformasi sehingga diperoleh data yang stasioner
3. Mengidentifikasi model melalui plot ACF dan PACF berdasarkan data yang stasioner
4. Menentukan model timeseries dan nilai parameternya berdasarkan karakteristik plot ACF dan PACF yang dihasilkan pada langkah 3.

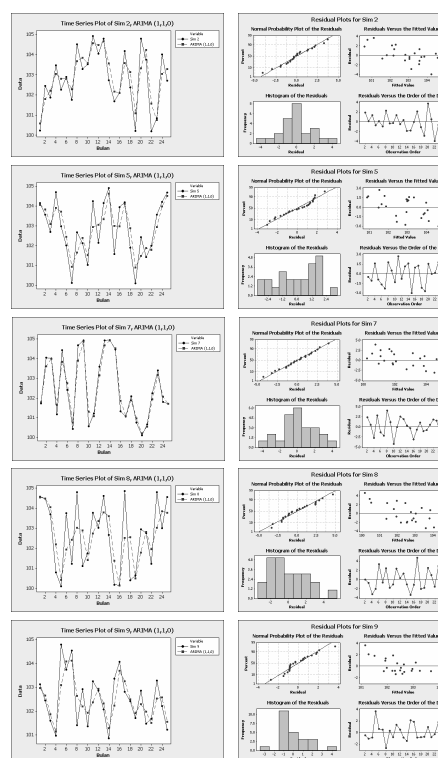
3. Hasil Dan Pembahasan

Berdasarkan informasi awal dari PLN, secara garis besar pelanggan di kelompokkan dalam lima kelas tarif. Kelima kelas tarif itu adalah kelas Rumah Tangga (R),

Sosial (S), Bisnis (B), Perusahaan (P) dan Industri (I). Khusus untuk kelas tarif Rumah Tangga dibagi dalam tiga kelompok yakni kelas R-1 dengan beban antara 450-2200 Watt, R-2 dengan beban antara 3500-6600 Watt, dan R-3 dengan beban antara 7600-95000 Watt.

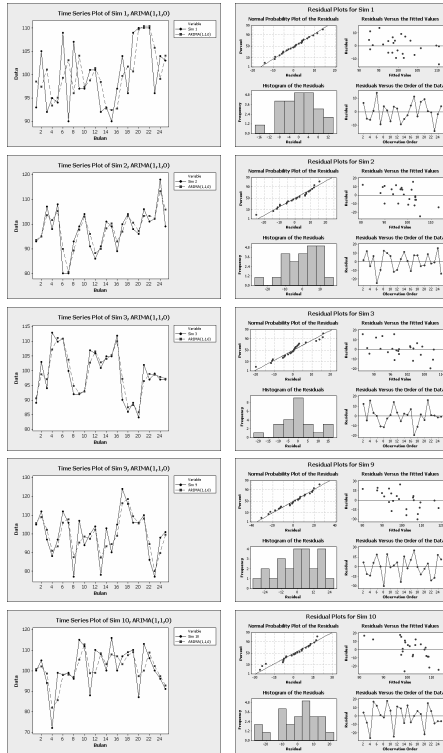
Data simulasi digunakan untuk melihat gambaran awal dalam pengelompokan pelanggan berdasarkan pada pola konsumsinya (model timeseries). Dalam penelitian ini data simulasi yang digunakan dibangkitkan dari **Distribusi Uniform, Distribusi Poisson, Distribusi Bilangan Bulat dan Distribusi Normal**. Data Simulasi dibuat sedemikian sehingga penyebaran data bervariasi, mulai dari penyebaran data yang dekat dengan nilai rata-ratanya sampai penyebaran data yang jauh dari nilai rata-ratanya.

Hasil simulasi menunjukkan bahwa, pola data simulasi yang di bangkitkan dari Distribusi Poisson, Uniform, Distribusi Normal, dan Bilangan Bulat dapat dekati dengan model ARIMA (1,1,0). Berikut sebagian hasil analisis timeseris dari data simulasi:



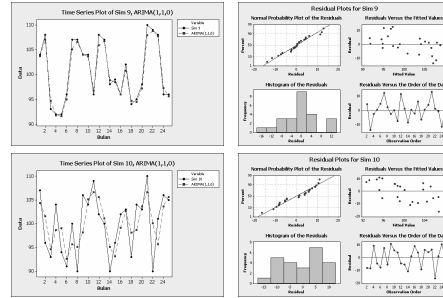
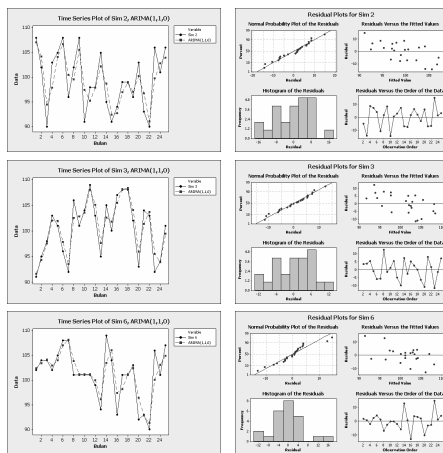
Gambar 1. Hasil Analisis Timeseries data simulasi yang dibangkitkan dari Distribusi Uniform

Fluktuasi data pengamatan yang mengikuti Distribusi *Uniform* tidak terlalu ekstrim. Data simulasi Distribusi *Uniform* dapat mewakili kelas tarif Sosial dan R1 (450Watt).



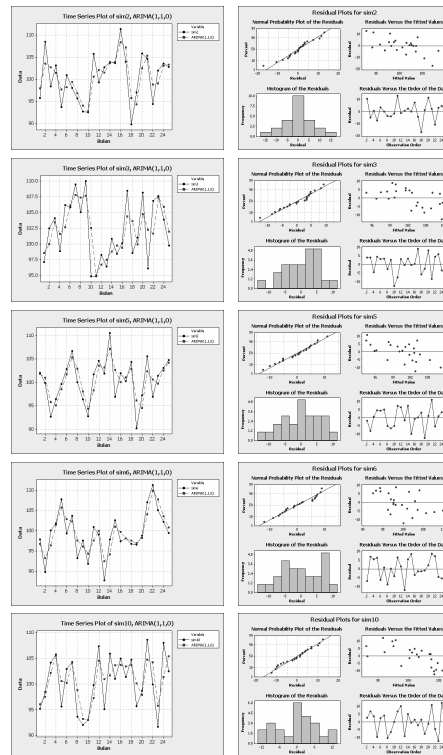
Gambar 2. Hasil Analisis Timeseries data simulasi yang dibangkitkan dari Distribusi Poisson

Data simulasi yang mengikuti Distribusi *Poisson* mewakili sebagian kelas tarif Sosial, Bisnis, Industri, R1(900-1300 Watt), R2, dan R3 dengan pemakaian listrik yang relatif konstan.



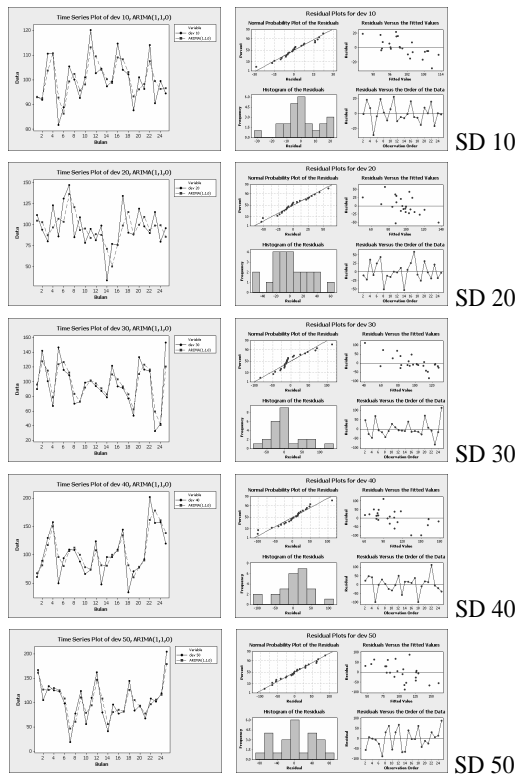
Gambar 3. Hasil Analisis Timeseries data simulasi yang dibangkitkan dari Distribusi Bilangan Bulat

Data pengamatan yang mengikuti Distribusi *Bilangan Bulat* dapat mewakili sebagian kelas tarif Sosial, Bisnis, Industri, R1, R2, dan R3 dengan pemakaian listrik yang tidak konstan



Gambar 4. Hasil Analisis Timeseries data simulasi yang dibangkitkan dari Distribusi Normal dengan rata-rata 100 dan standar deviasi 5

Data pengamatan yang mengikuti Distribusi *Normal* dengan standar deviasi 5% dari nilai rata-rata mewakili sebagian kelas tarif Sosial, R1, R2, dan R3 dengan kecenderungan pemakaian listrik musiman.



Gambar 5. Hasil Analisis Timeseries data simulasi yang dibangkitkan dari Distribusi Normal dengan rata-rata 100 dan standar deviasi yang bervariasi

Hasil simulasi pada Distribusi Normal dengan input parameter rata-rata tetap yaitu **100**, sedangkan input parameter standar deviasi bervariasi yakni **10, 20, 30, 40, dan 50**. menunjukkan bahwa dengan berbagai variasi pola penyebaran data, mulai dari penyebaran data yang dekat dengan nilai rata-rata sampai jauh dari rata-rata memiliki model timeseries **ARIMA (1,1,0)**. Data simulasi ini merupakan contoh deskripsi untuk berbagai kelas tarif.

4. Kesimpulan Dan Saran

Fluktuasi data pengamatan sangat berpengaruh pada penentuan model timeseris, hasil pembahasan menunjukkan, bila data pengamatan berada disekitar rata-rata pengamatan, maka diperlukan diferensial satu kali. Dan model time series terbaik yang digunakan untuk mendekati pola data adalah **ARIMA(1,1,0)**.

Bila data simulasi menghasilkan suatu data pengamatan yang flat tidak diperlukan diferensiasi terhadap data

pengamatan dan model time series terbaiknya adalah *Moving Average*.

Hasil simulasi data belum mencerminkan keseluruhan karakteristik pola konsumsi listrik pelanggan yang sangat unik dan bervariasi, khususnya di Kota Bengkulu, oleh karena itu untuk menjustifikasi hasil penelitian ini perlu dilakukan analisis timeseris pada data historis pemakaian listrik pelanggan yang sebenarnya.

Pengolahan data pada analisis timeseris dilakukan secara manual dengan memproses secara satu per satu. Dapat dibayangkan bila seluruh pelanggan PLN yang ada di Kota Bengkulu harus dianalisis, akan membutuhkan waktu dan biaya yang cukup besar. Untuk mengatasi hal tersebut perlu dilakukan pengkajian lebih dalam lagi khususnya dalam pembuatan Software Aplikasi Peramalan Konsumsi Listrik Pelanggan sehingga dalam pengolahan datanya tidak secara satu per satu melainkan dalam proses pengolahan data melibatkan database pelanggan dan hasil pengolahan sebanyak data yang ada dalam database.

Daftar Pustaka

- [1] Abraham, B. and Ledolter, J. 1983. *Statistical Methods for Forecasting*. John Wiley & Sons. New York.
- [2] Contreas, J., Espinola, R., Nogales, F.J., Conejo, A.J. 2003. *ARIMA Model to Predict Next-Day Electricity Prices*. IEEE Transaction on Power Systems 18(3).
- [3] Cryer, J.D. 1986. *Time Series Analysis*. PWS-KENT Publishing Company. Boston.
- [4] Harvey, A.C. 1993. *Time Series Models*. Prentice Hall. New York.
- [5] Wei, W.W.S. 1994. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc. California.
- [6] Weron, R. and Misiorek, A. 2005. *Forecasting Spot Electricity Prices with Time Series Models*. International Conference EEM-05 Proceeding.