

ANALISIS PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK WILAYAH SUMBAR RIAU DENGAN MENGGUNAKAN METODE *AUTOREGRESSIVE (AR)*

Zulfatri Aini

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi UIN Suska Riau
Zulfatri_aini@yahoo.com

ABSTRAK

Tersedianya tenaga listrik yang mudah dalam memenuhi kebutuhan masyarakat serta menjamin kualitas pelayanannya, merupakan syarat penting untuk meningkatkan taraf kehidupan masyarakat, maka salah satu usaha yang dapat dilakukan adalah diperlukan peramalan energi listrik yang akan terjadi di Wilayah Sumbar-Riau masa datang. Penelitian ini dilakukan untuk memperoleh peramalan kondisi beban listrik yang terjadi di Sumbar-Riau. Data yang digunakan adalah data saat beban puncak tahun 2010, dengan menggunakan metode *Autoregressive (AR)*. Sehingga dengan menggunakan metode AR didapatkan model untuk peramalan beban tahun berikutnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan untuk lima hari berikutnya pada tahun 2011, adanya penurunan beban listrik dari data aktual saat beban puncak.

Kata Kunci : AR, Beban Listrik, Peramalan

ABSTRACT

The easy availability of electricity in meeting community needs and ensure quality of service, is an important requirement to improve people's lives, then one of the businesses that can be done is necessary forecasting electrical energy that will occur in the region of West Sumatra, Riau future. This study was conducted to obtain electrical load forecasting conditions that occurred in West Sumatra, Riau. The data used is the data during peak load year 2010, using the method of Autoregressive (AR). Thus obtained using the method of AR model for forecasting the load next year. The results showed that the forecast for the next five days in 2011, a decrease in the electrical load of the actual data during peak usage periods.

Keyword: AR, Electric load, Forecasting

PENDAHULUAN

Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam skala besar, karenanya tenaga ini harus disediakan pada saat dibutuhkan. Akibatnya timbul persoalan dalam menghadapi kebutuhan daya listrik yang tidak tetap dari waktu ke waktu, bagaimana mengoperasikan suatu sistem tenaga listrik yang selalu dapat memenuhi permintaan daya pada setiap saat, dengan kualitas baik dan harga yang murah. Apabila daya yang dikirim dari bus-bus pembangkit jauh lebih besar dari pada permintaan daya pada bus-bus beban, maka akan timbul persoalan pemborosan energi pada perusahaan listrik, terutama untuk pembangkit termal. Sedangkan apabila daya yang dibangkitkan dan dikirimkan lebih rendah atau tidak memenuhi kebutuhan beban konsumen maka akan terjadi pemadaman lokal pada bus-bus beban, yang akibatnya merugikan pihak konsumen. Oleh

karena itu diperlukan penyesuaian antara pembangkitan dengan permintaan daya.

Fenomena seperti ini adalah suatu hal yang sudah umum terjadi untuk wilayah Sumbar-Riau yang berdampak terhadap kelancaran beberapa sektor diantaranya industri, pariwisata, pelayanan jasa, dan sebagainya. Untuk itu perlu perencanaan (*load forecasting*) yang tepat sedemikian sehingga alokasi beban listrik terdistribusi dengan baik

Syarat mutlak yang pertama harus dilaksanakan untuk mencapai tujuan itu adalah pihak perusahaan listrik mengetahui beban atau permintaan daya listrik dimasa depan. Karena itu peramalan beban jangka pendek, menengah dan panjang merupakan tugas yang penting dalam perencanaan dan pengoperasian sistem daya. Kondisi yang harus dipahami bahwa perubahan beban listrik bergantung terhadap fungsi waktu (Alamanda, 1990) artinya perlu suatu metode pendekatan *multivariate time*

series. Adapun metode *multivariate time series* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Autoregression* (AR).

Penggunaan metode AR dalam penelitian ini diharapkan dapat menjelaskan interrelationship atau hubungan antar variabel dan dapat memberikan pemodelan peramalan beban listrik yang lebih baik untuk wilayah Sumbar-Riau, sehingga dapat digunakan untuk memodelkan dan meramalkan beban listrik yang akan datang.

Adapun permasalahan yang dapat diangkat dalam penelitian ini adalah, bagaimana perkembangan beban listrik Sumbar-Riau sebelum dan setelah tahun 2010, bagaimana penerapan metode AR untuk memodelkan peramalan beban listrik serta bagaimana menggambarkan kondisi beban listrik secara umum untuk wilayah Sumbar-Riau melalui penerapan metode AR

Berdasarkan permasalahan yang ada, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah : menerapkan metode AR untuk memodelkan peramalan beban listrik serta menentukan kondisi secara umum beban listrik wilayah Sumbar-Riau melalui penerapan metode AR.

Tinjauan Pustaka Studi Literatur

Dalam memprediksi perkembangan beban listrik wilayah Sumbar-Riau diperlukan data-data yang lengkap sebagai gambaran untuk mendapatkan hasil penelitian yang lebih akurat dan dapat dipertanggungjawabkan. Dengan data-data yang telah ada maka dibuatlah pemodelan matematis yang nantinya akan mendapatkan pemecahan masalah didalam pembuatan hasil penelitian peramalan perkembangan beban listrik wilayah Sumbar-Riau

Persoalan peramalan beban listrik selalu ada dan menjadi pertimbangan penting dalam sistem tenaga listrik karena peramalan beban dapat memberikan informasi utama yang menjadi landasan dalam pengambilan keputusan untuk perencanaan pengembangan kapasitas pembangkit listrik dan perencanaan operasi sistem pembangkit listrik tersebut.

Menurut Pabla (1991) bahwa, peramalan kebutuhan energi listrik yang disesuaikan dengan perkembangan beban listrik sangat penting, mengingat suatu daerah yang

sedang berkembang sudah sepantasnya diberikan prioritas yang utama dalam memprakirakan kebutuhan daya listrik, agar sistem pembangkit dapat dibangun di tempat yang sesuai dan pada waktu yang tepat serta penggunaannya maksimum.

Menurut Yang (1974) bahwa, peramalan beban listrik jangka pendek dapat membantu meningkatkan keandalan sistem dan menurunkan biaya operasional sistem.

Cahyono (2000) menjelaskan bahwa, metode analisis regresi linear ganda (MLR) *stepwise* untuk peramalan beban listrik. Riset dilakukan untuk data Nasional terhadap 5 sektor kajian, yaitu sektor rumah tangga (pbl1), industri (pbl2), usaha (pbl3), sosial atau lain-lain (pbl4), dan total sektor (pbl5). Dari keseluruhan model, secara statistik harga energi listrik pengaruhnya tidak signifikan terhadap pertumbuhan energi/beban listrik di Indonesia. Validasi model ditunjukkan dengan *error%* rata-rata yang berkisar antara 0,43-1,42%.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut perlu diteliti lebih lanjut bahwa dengan menggunakan pendekatan *multivariate time series* peramalan yang diperoleh mempunyai error yang lebih kecil mengingat beban listrik merupakan fungsi waktu. Pendekatan metode AR diharapkan mampu untuk menjawabnya.

Peramalan Beban Listrik

Beban listrik merupakan pemakaian tenaga listrik dari para pelanggan. Oleh karena itu, besar kecilnya beban listrik beserta perubahannya tergantung kepada kebutuhan para pelanggan listrik pada suatu saat tertentu. Untuk itu, biasa dilakukan peramalan beban listrik dalam menjamin kualitas pelayanan para pelanggan tersebut.

Jangka waktu peramalan beban listrik tersebut, dibagi tiga kategori (Marsudi, 1990), yaitu : Peramalan beban listrik jangka pendek, Peramalan beban listrik jangka menengah, Peramalan beban listrik jangka panjang

Peramalan beban listrik jangka panjang adalah untuk jangka waktu diatas satu tahun. Dalam peramalan beban listrik jangka panjang masalah-masalah makro ekonomi yang merupakan masalah ekstern perusahaan listrik merupakan faktor utama yang menentukan arah pakiraan beban listrik. Dalam

peramalan beban lisrik jangka panjang biasanya hanya diperkirakan beban listrik beban puncak yang terjadi dalam sistem tenaga listrik, karena perkiraan beban listrik jangka panjang lebih banyak dipergunakan untuk keperluan perencanaan pengembangan sistem tenaga listrik.

Model Box-Jenkins

Analisa *time series* bertujuan untuk memperoleh satu uraian ringkas tentang ciri-ciri satu proses *time series* yang tertentu. Selain itu, dapat juga membuat suatu model untuk menjelaskan ciri-ciri variabel-variabel lain dalam *time series* dan untuk menghubungkan perhatian dengan ciri-ciri peraturan terstruktur yang ditetapkan. Model ini dapat juga menerangkan *trend* dan *time series* untuk suatu waktu tertentu, jika terdapat perubahan bermusim dalam data *time series* itu, maka dapat dijelaskan melalui model ini.

Suatu *time series* y_t dapat dijelaskan dengan menggunakan suatu model *trend* :

$y_t = TR_t + \varepsilon_t$ dengan : y_t = nilai *time series* pada waktu, TR_t = *trend* pada waktu t , ε_t = *error* pada waktu t .

Model ini menyatakan bahwa *time series* y_t dapat diwakilkan dengan suatu rata-rata perubahan terhadap waktu berdasarkan pada persamaan $\mu_t = TR_t$ dan *error* ε_t . *Error* mewakili ketidakstabilan acak yang menyebabkan nilai y_t menyimpang dari rata-rata μ_t .

Model *Box-Jenkins* dapat digunakan untuk data diskrit dan kontinu, tetapi data harus dalam interval waktu diskrit yang sama, misalnya setiap jam, hari, minggu atau bulan. Selain itu, model *Box-Jenkins* juga dapat digunakan untuk data bermusim dan tidak bermusim.

Metodologi peramalan *Box-Jenkins* ini dikenal oleh G.E.P. Box dan G.M. Jenkins. Ada beberapa model yang telah dihasilkannya yaitu: model *moving average* (MA), *autoregressive* (AR), dan kombinasi MA dan AR yaitu (ARMA). Model-model ini untuk data linier dan stasioner (*stationery*). Sedangkan unuk data yang tidak stationer menggunakan model ARIMA. Metode *Box-Jenkins* terdiri dari empat langkah asas. Langkah pertama, langkah identifikasi model. Langkah ini dilakukan dengan menggunakan fungsi

autokorelasi sampel dan fungsi autokorelasi sebagian sampel. Apabila sesuatu model telah ditetapkan secara kasar, berikutnya menganggarkan parameter model dalam langkah kedua. Langkah kedua disebut langkah penganggaran. Langkah ketiga disebut langkah pemeriksaan diagnostik. Langkah keempat disebut langkah peramalan (Bowerman, et al.2005)

Stationary dan Nonstationary Time Series

Model *Box-Jenkins* klasik memerlukan *time series* yang *stationary*. Karena itu untuk membuat model *Box-Jenkins* secara kasar, pertama sekali harus menentukan apakah *times series* yang ingin diramalkan adalah *stationary* atau *nonstationary*. Jika *nonstationary*, maka perlu mengubah *time series* itu kepada *time series* yang *stationary* dengan melakukan differensial beberapa kali sampai *time series* tersebut adalah *stationary*.

Menentukan nilai-nilai *time series* yang *nonstationary* kepada *times series stationary* dengan mengambil differensial pertama bagi nilai-nilai *time series* yang tidak *stationary* tersebut. Persamaan untuk diferensial pertama bagi nilai *time series* y_1, y_2, \dots, y_n ialah : $z_t = y_t - y_{t-1}$ dengan $t = 2, \dots, n$ Jika differensial pertama bagi nilai-nilai *time series* yang *nonstationary* adalah *nonstationary*, maka boleh menghasilkan nilai-nilai *time series* yang *stationary* dengan melakukan differensial sampai nilai-nilai *time series* yang asal adalah *stationary*.

Stationary dan *nonstationary* suatu data dapat diuji dengan menjalankan uji statistik yaitu uji *unit root*. Terdapat beberapa uji statistik yang dapat digunakan untuk menentukan *stationary* atau *nonstationary*. Uji yang sering digunakan adalah uji *Augmented Dicky Fuller (ADF)*, *Philips Perron (PP)* dan *Kwiatkowski Phillips Schmidt Shin (KPPS)*. (Bowerman, et al.2005) Uji ADF dilakukan berdasakan persamaan berikut yaitu :

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \sum_{i=1}^n \alpha_i \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

dengan α_i ; ($i = 1, \dots, n$) adalah parameter, t adalah variabel terhadap waktu dan ε_t adalah *error*. Pengujian hipotesis untuk uji ADF ini yaitu : H_0 : *time series* mempunyai *unit root* (*time series* yang *nonstationary*) lawannya H_1 : *time series* tidak mempunyai *root* (*time series*

yang *stationary*). Untuk menguji hipotesis ini, nilai statistik t atau τ akan dibandingkan dengan nilai kritis yang dihitung oleh Mackinnon. Jika nilai mutlak statistik- t ADF lebih besar dari nilai mutlak MacKinnon pada tingkat kepercayaan yang telah ditentukan, maka tolak H_0 . Hal ini berarti bahwa *time series* tersebut adalah *stationary*, begitu sebaliknya. (Bowerman, et al.2005)

Uji yang lain yang dapat digunakan adalah uji *Phillip Perron* (PP). Uji ini menggunakan pengujian hipotesis yang sama dengan ADF, yaitu : H_0 : *time series* mempunyai unit *root* (*time series* yang *nonstationary*) lawannya H_1 : *time series* tidak mempunyai unit *root* (*time series* yang *stationary*). Uji PP mempunyai persamaan sebagai berikut :

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Dengan α_0 , α_1 adalah parameter, t adalah variabel terhadap waktu dan ε_t adalah error. Uji statistik PP yaitu uji statistik- t dikenalkan oleh *Dickey Fuller*, dengan membandingkan nilai kritis *MacKinnon*.

Uji yang dapat juga digunakan untuk menguji *stationary* atau *nonstationary* data, yaitu uji KPPS. Uji ini mempunyai persamaan yaitu :

$$y_t = \alpha_0 + \varepsilon_t$$

Pengujian hipotesis yang digunakan unyuk uji KPPS yaitu : H_0 : *time series* yang *stationary* lawannya H_1 : *time series* yang *nonstationary*. Untuk menguji hipotesis ini, maka nilai kritis *MacKinnon* akan digunakan sebagai perbandingan dengan nilai statistik- t oleh KPPS. (Bowerman, et al.2005)

Autocorrelation Function (ACF)

Pertimbangan series bekerja bagi nilai *time series* z_b, z_{b+1}, \dots, z_n dengan b ialah derajat differensial. Autocorelasi sampel pada *lag* k , disimbolkan dengan r_k , ialah :

$$r_k = \frac{\sum_{t=b}^{n-k} (z_t - \bar{z}) + (z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=b}^n (z_t - \bar{z})^2}$$

dengan,

$$\bar{z} = \frac{\sum_{t=b}^n (z_t)}{(n-b+1)}$$

Nilai ini berkaitan dengan hubungan linear antara sampel *time series* yang dipisahkan oleh *lag* k unit waktu. Ini dapat dibuktikan r_k selalu berada antara -1 dan 1. Nilai r_k yang mendekati 1 menunjukkan bahwa sampel *time series* yang dipisahkan oleh satu *lag* k unit waktu dan mempunyai kecenderungan yang kuat untuk bergerak bersama-sama dalam bentuk linear dengan arah positif, tetapi satu nilai r_k mendekati -1 bahwa sampel yang dipisahkan oleh satu *lag* k unit waktu mempunyai satu kecenderungan kuat untuk bergerak bersama dalam bentuk linear dengan arah negatif. Simpangan baku bagi r_k ialah :

$$s_{r_k} = \frac{\left(1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2\right)^{1/2}}{(n-b+1)^{1/2}}$$

dan,

$$t_{r_k} = \frac{r_k}{s_{r_k}} \quad \text{ialah statistik bagi } t_{r_k}$$

Partial Autocorrelation Function (PACF)

Dalam menggunakan metode *Box-Jenkins* harus memeriksa dan menjelaskan tentang ciri-ciri PACF. Antara PACF dengan ACF adalah sama, tetapi dapat menunjukkan ciri *series* yang berbeda. Pertama, PACF untuk *time series* tidak bermusim dapat terpankang. Lagipula, PACF memotong selepas *lag* k kalau tidak ada pancang pada *lag* berikutnya lebih besar dari k dalam PACF. Untuk data yang tidak bermusim, jika PACF terpankang hal tersebut umumnya dilakukan supaya t_{r_k} selepas satu *lag* adalah kurang dari atau sama dengan 2. Kedua, PACF tidak bergerak naik jika fungsi ini tidak memotong tetapi berkurang dengan stabil. PACF dapat menyusut secara eksponen atau secara sinus atau kedua-duanya.

Penganggaran Parameter Model

Metode *Box-Jenkins* memerlukan model yang digunakan dalam peramalan *time series* menjadi *stationary* dan *invers*.

Satu cara yang baik untuk memeriksa kecukupan keseluruhan model *Box-Jenkins* adalah analisis residual yang diperoleh dari model. Dengan demikian dapat menggunakan

uji statistik *Ljung-Box* untuk menentukan apabila K sampel pertama autocorelasi bagi residual menunjukkan kecukupan bagi model atau tidak. Uji statistik *Ljung-Box* adalah:

$$Q^* = n'(n'+2) \sum_{i=1}^K (n'-1)^{-1} r_i^2(\hat{\alpha})$$

dengan : $n' = n-d$, n = bilangan data time series asal dan d = derajat differensial. $r_i^2(\hat{\alpha})$: kuadrat dari $r_i(\hat{\alpha})$ sampel autocorelasi residual di lag k . H_0 = data adalah random, lawannya, H_a = data adalah tidak random. Jika Q^* lebih kecil dari $\chi_{[a]}^2(K - n_c)$, H_0 diterima. Residual itu adalah tidak berkorelasi dan model tersebut dikatakan sesuai untuk set data. Jika Q^* lebih besar dari $\chi_{[a]}^2(K - n_c)$ maka gagal diterima H_0 . Model itu gagal mewakili data dan penentuan model yang baru hendak dilakukan.

Selain dari uji statistik *Ljung-Box*, uji yang dapat digunakan untuk pemeriksaan model yang sesuai untuk data series yaitu uji *Akaike information Criterion* (AIC) dan *Schwarz Criterion* (SC). Kedua uji ini dilakukan dengan menggunakan persamaan-persamaan sebagai berikut :

$$AIC = \left(-2\ell/n\right) + \left(2K/n\right) \quad \text{dan,}$$

$$SC = \left(-2\ell/n\right) + \left((K \log n)/n\right)$$

dengan K adalah jumlah parameter yang dianggarkan, n adalah jumlah data pengamatan dan ℓ adalah nilai anggaran fungsi *log likelihood*. Model yang sesuai untuk data series dapat ditentukan dengan nilai anggaran AIC dan SC yang minimum bagi model tersebut.

Uji rasio *log likelihood* dapat juga digunakan untuk pemeriksaan model yang sesuai bagi data series. Uji ini menggunakan uji hipotesis, yaitu : $H_0 : p_1 = p_2 = p$ (model *time series* yang sederhana, 1 (satu) parameter) lawannya $H_1 : p_1 \neq p_2$ (model *time series* yang umum, 2 (dua) parameter). Uji statistik untuk uji rasio *log likelihood* adalah : $LR = 2 * (\ln L_1 - \ln L_2)$ dengan, $L_1 = \text{likelihood}$ bagi model sederhana $L_2 = \text{likelihood}$ bagi model umum. Jika LR lebih besar dari $\chi_{[k]}^2$ dengan $dk = Ka - Kr$ (Ka adalah derajat kebebasan untuk model umum dan Kr adalah derajat kebebasan bagi model sederhana, maka ditolak H_0 . (Bowerman, et al.2005)

Teknik Peramalan

Model Moving Average (MA)

Proses Moving Average orde q (MA(q)) dirumuskan sebagai :

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

Variansi proses MA(q) adalah $\gamma_0 = \sigma_a^2 \sum_{i=0}^q \theta_i^2$.

Dengan $\theta_0 = 1$ diperoleh fungsi autokovariansi :

$$\gamma_k = \begin{cases} (-\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \dots + \theta_{q-k} \theta_q) \sigma_a^2, & k = 1, 2, \dots, q \\ 0, & k > q \end{cases}$$

Fungsi autokorelasinya adalah :

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \dots + \theta_{q-k} \theta_q}{1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2} \\ 0, & k > q \end{cases}$$

ACF dari proses MA(q) akan terputus setelah lag q . Ini adalah sifat penting untuk mengidentifikasi orde- q pada proses Moving Average. Dari MA(1) dan MA(2), dengan mudah dapat dilihat bahwa PACF proses umum MA(q) akan menurun secara eksponensial dan/atau membentuk gelombang sinus baik untuk semua nilai negatif maupun berganti tanda.

Model Autoregressive (AR)

Proses Autoregressive orde p , (AR(p))

didefinisikan sebagai :

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

Yang menyatakan nilai Z_t sebagai kombinasi linier p buah nilai-nilai lampau dari peubahnya sendiri ditambah *error* saat ini a_t .

Fungsi autokovariansi dari AR(p) adalah :

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p}, \text{ untuk } k \geq 1,$$

Fungsi autokorelasinya (ACF) adalah :

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}, \text{ untuk } k \geq 1,$$

Untuk $k = 1, 2, \dots, p$ dimana $\rho_0 = 1$ dan $\rho_{-k} = \rho_k$ didapat persamaan Yule-Walker :

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_1 + \phi_2 \rho_1 + \dots + \phi_p \rho_{p-1} \\ \rho_k &= \phi_1 \rho_1 + \phi_2 + \dots + \phi_p \rho_{p-2} \\ &\dots \\ &\dots \\ \rho_k &= \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \dots + \phi_p \end{aligned}$$

Autoregressive Moving Average (ARMA)

Jika kita asumsikan deret terdiri dari proses AR dan MA, maka kita dapatkan model deret waktu:

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

Kita katakan $\{Z_t\}$ adalah gabungan proses AR dan MA dengan orde p dan q atau dituliskan ARMA(p,q).

Untuk model umum ARMA(p,q) diperoleh:

Rataan : $E(Z_t) = 0$

Variansi : $Var(Z_t) = \gamma_0$

Fungsi Autokovariansi :

$$E(Z_t, Z_{t-k}) = \phi_1 E(Z_{t-1}, Z_{t-k}) + \dots + \phi_p E(Z_{t-p}, Z_{t-k}) + E(a_t, Z_{t-k}) - \theta_1 E(a_{t-1}, Z_{t-k}) - \dots - \theta_q E(a_{t-q}, Z_{t-k})$$

Sehingga didapat :

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p} + E(a_t, Z_{t-k}) - \theta_1 E(a_{t-1}, Z_{t-k}) - \dots - \theta_q E(a_{t-q}, Z_{t-k})$$

Karena harga Z_{t-k} hanya bergantung pada a_t dan saling sehingga bebas dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$, maka $E(a_{t-1}, Z_{t-k}) = 0$, untuk $k > 1$. Akibatnya persamaan menjadi:

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p}, \text{ untuk } k > q,$$

Sehingga Fungsi ACF-nya adalah :

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}, \text{ untuk } k > q,$$

Fungsi ACF ini menurun secara eksponensial berdasarkan pertambahan lag k .

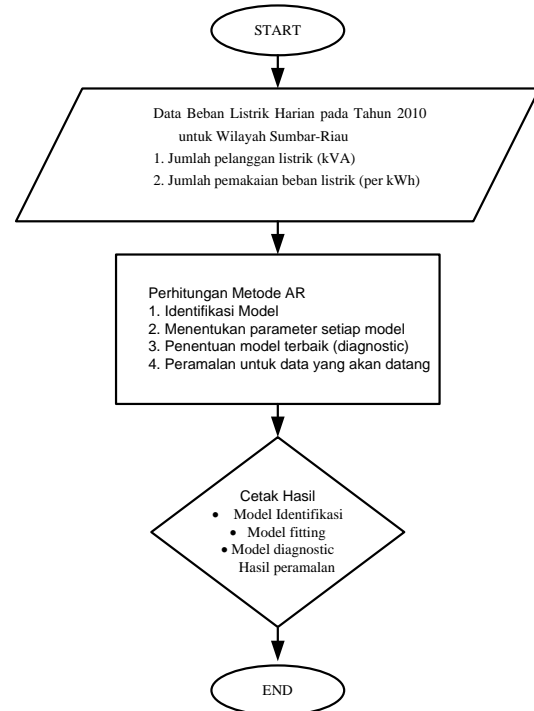
BAHAN DAN METODE

Data Penelitian

Data yang digunakan adalah data jaringan Sumbar-Riau dan Jambi, pada saat beban puncak harian tahun 2010.

Metode Penelitian

Penelitian mempunyai aturan-aturan khusus dalam memasukkan data untuk dianalisis, yang disebut sebagai prosedur simulasi dan analisis seperti ditunjukkan pada gambar berikut ini :



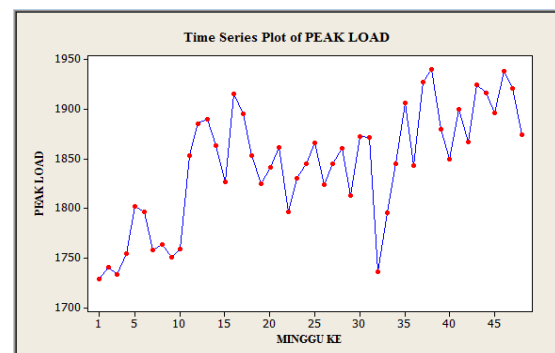
Gambar. 1 Diagram Alir Analisis Peramalan Beban Listrik

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan data yang digunakan, dan disimulasikan menggunakan pemrograman *EVIIEWS* dengan menerapkan metode *Autoregressive* (AR), dan mengikuti tahap-tahap yang ada pada metode *Box-Jenkins*, maka didapatkan hasil sebagai berikut :

Tahap 1. Identifikasi Model

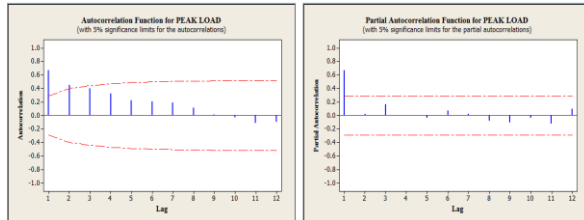
Berdasarkan data yang ada, maka dapat dilihat plot *time series* beban listrik saat beban puncak selama tahun 2010, sebagaimana berikut ini :



Gambar 2. Grafik Data Aktual *Peak Load*

Berdasarkan Gambar 2 terlihat bahwa data cenderung tidak stasioner karena data

tidak berfluktuasi sepanjang sumbu horizontal. Namun, untuk lebih meyakinkan lagi dilakukan uji pasangan ACF dan PACF seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. ACF dan PACF Data Aktual

Berdasarkan grafik ACF dan PACF pada Gambar 3., diketahui bahwa data sudah stasioner. Hal ini dikarenakan ACF data aktual turun secara eksponensial dan PACF memotong atau *cut off* setelah lag 1. Sehingga model yang digunakan untuk *Peak Load* adalah model AR(1) dengan bentuk matematis sebagai berikut:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + a_t,$$

Tahap 2. Penetapan Parameter Model

Setelah model sementara diperoleh, kemudian dilakukan estimasi/penetapan parameter model tersebut. Hal ini bertujuan untuk menentukan parameter model hasil identifikasi. Selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter dalam model.

Tabel 1. Estimasi parameter

No	Parameter	Koefisien	P
1	ϕ_1	0,7268	0,000
2	ϕ_0	502,452	0,000

Berdasarkan tabel 1 diketahui bahwa kedua parameter tersebut signifikan dalam model. Hal ini dikarenakan oleh kedua parameter tersebut mempunyai nilai *P* yang lebih kecil dari level toleransi yang digunakan (5 %). Karena kedua parameter tersebut signifikan dalam model, maka kedua parameter tersebut dimasukkan kedalam model. Sehingga model AR(1) setelah estimasi parameter dirumuskan kembali menjadi:

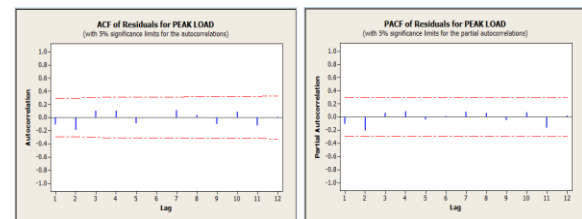
$$y_t = 502,452 + 0,7268y_{t-1} + a_t,$$

Tahap 3. Pemilihan Model Terbaik

Tahap ini dilakukan untuk mengetahui apakah model AR(1) layak digunakan untuk peramalan. Ada dua uji yang dilakukan pada tahap ini yaitu uji independensi residual dan uji *Ljung-Box Pierce*.

Uji independensi residual

Uji ini dilakukan untuk melihat independensi (tidak berkorelasi) antar residual yang dihasilkan model yaitu dengan melihat ACF dan PACF residual model, seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. ACF dan PACF Residual Model

ACF dan PACF residual pada Gambar.4. menunjukkan bahwa tidak ada korelasi antara residual. Hal ini dapat diketahui dari tidak ada lag yang memotong batas atas dan batas bawah nilai residual. Hal ini menunjukkan bahwa uji independensi residual terpenuhi. Uji *Ljung Box Peirce*

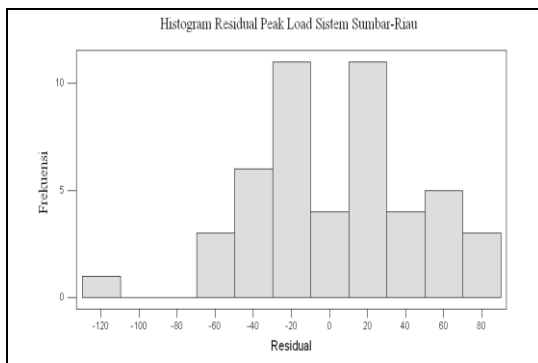
Tabel 2. Output Proses *Ljung-Box Pierce*

Lag	12	24	36
P	0,735	0,948	0,964

Tabel output proses *Ljung-Box Pierce* menunjukkan bahwa setiap *lag* mempunyai nilai *P* yang lebih besar daripada nilai level toleransi yang digunakan (5 %).

Berdasarkan kedua uji yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model matematis yang dihasilkan AR(1) layak digunakan untuk peramalan.

Kenormalan residual



Gambar 5. Histogram untuk Residual

Berdasarkan Gambar 5. histogram residual untuk model AR(1), menunjukkan kenormalan.

Tahap 4. Peramalan

Tahap yang keempat ini merupakan tujuan dari penelitian ini, dimana tahap analisis terhadap peramalan yang dilakukan, setelah mendapatkan model terbaik dari metode *Autoregressive* (AR). Dengan persamaan atau model matematis yang didapatkan dari berbagai uji yang telah dilakukan pada tahap sebelumnya, sebagaimana berikut ini:

$$y_t = 502,452 + 0,7268y_{t-1} + a_t,$$

Model ini akan digunakan untuk peramalan satu minggu berikutnya di tahun 2011. Hasil peramalan untuk satu minggu berikutnya dapat ditunjukkan dalam tabel 3. berikut ini.

Tabel 3. Hasil Peramalan pada saat Beban Puncak

No.	Training	Testing	Peramalan
1	1859.073	1856.054	1847.167
2	1856.837	1853.626	1851.432
3	1855.341	1852.001	1849.667
4	1854.340	1850.914	1848.486
5	1853.670	1850.186	1847.696

Berdasarkan tabel 3. hasil peramalan pada saat beban puncak dapat dilihat bahwa, untuk data training nilai ramalannya mengikuti pola data aktual, sedangkan pada data testing nilai ramalannya tidak mendekati data aktual karena data yang digunakan untuk peramalan data testing menggunakan data training. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan untuk lima hari berikutnya pada tahun 2011, adanya

penurunan beban listrik dari data aktual saat beban puncak.

KESIMPULAN DAN SARAN

Model matematis dari metode *Autoregressive* (AR), yang didapatkan dari berbagai uji yang telah dilakukan pada beberapa tahap, sebagaimana berikut ini:

$$y_t = 502,452 + 0,7268y_{t-1} + a_t,$$

Model ini akan digunakan untuk peramalan satu minggu berikutnya di tahun 2011. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peramalan untuk lima hari berikutnya pada tahun 2011, adanya penurunan beban listrik dari data aktual saat beban puncak.

DAFTAR PUSTAKA

- Bowerman, B.L., O'Connell, R.T. & Koehler, A.B. 2005. *Forecasting, Time Series, Regression An Applied Approach*, 4 th ed. Thomson Brooks/ cole.
- Chatfield, C. 1995. *The Analysis of Time Series An Introduction*, The University of Bath, UK.
- Cryer, J. D. 1986. *Time Series Analysis*, PWS-Kent Publishing Company, Boston.
- Felix Roger. 2002. *Electric Power Load Forecasting Using Periodic Piece-Wise Linear Models*.
- Johnson, R.A. dan Wichern, D.W. 1998. *Applied Multivariate Statistical Analysis, fourth Edition*, Prentice Hall, New Jersey.
- Kybernetes. 1994. *Using Neural Nets in Modelling Vector Time Series*, MCB University Pers.
- M.Sc, Jingfey Yang. 1974. *Power System Short-Term Load Forecasting*, Beijing, China.
- Marsudi, Djiteng. 1980. *Operasi Sistem Tenaga Listrik*. Jakarta Selatan: Balai Penerbit dan Humas Institut Sains dan Teknologi Nasional.
- Pabla, A.S. 1981. *Sistem Distribusi Daya Listrik*, Erlangga
- Rong Shih-Kuang.,Jier Huang-Shyh. 2003. *Short-Term Forecasting Via ARMA Model Identifivation Including Non Gaussian Procces Considerations*, Dept. of electr. Eng. Nat, Cheng Kung Univ, Taiwan.