

PERAMALAN BEBAN PUNCAK TRANSFORMATOR DAYA GARDU INDUK LAMPEUNEURUT MENGGUNAKAN METODE TIME SERIES STOKASTIK

Ade Dwi Jayanto¹⁾ dan Syukriyadin, S.T, M.T²⁾

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Syiah Kuala
Jl. Tgk. Syech Abdurrauf No. 7, Darussalam, Banda Aceh, Indonesia
e-mail : dwi_jay4@yahoo.com, syukri_2504@unsyiah.net

ABSTRAK

Saat ini permintaan akan kebutuhan listrik terus bertambah. Penambahan beban yang terus meningkat harus diimbangi dengan penambahan kapasitas transformator daya pada gardu induk (GI). Penambahan kapasitas transformator daya untuk dapat melayani beban tersebut, perlu dilakukan perhitungan yang ekonomis dengan salah satu caranya adalah peramalan. Pada penelitian ini peramalan beban puncak transformator daya GI dilakukan dengan metode time series stokastik, yaitu dengan cara menyusun data historis beban puncak transformator daya pada GI sebagai input dari proses peramalan. Peramalan beban dilakukan untuk tahun 2010-2014 dengan mengambil data historis beban puncak tahun 2005-2009. Model time series stokastik yang sesuai dengan peramalan ini adalah ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) 1, 1, 1. Berdasarkan peramalan dengan time series stokastik, besar beban puncak pada tahun 2010 adalah 49,6661 MW, tahun 2011 sebesar 55,6637 MW, tahun 2012 sebesar 61,6251 MW, tahun 2013 sebesar 67,5863 MW dan pada tahun 2014 sebesar 73,5475 MW.

Kata kunci: Time Series Stokastik, ARIMA

THE PEAK LOAD FORECASTING OF POWER TRANSFORMATOR LAMPEUNEURUT SUBSTATION USING TIME SERIES STOCHASTIC METHOD

ABSTRACT

Nowadays, the current demand for electricity demand continues to grow. The addition of the ever-increasing burden must be balanced with the additional capacity of power transformers in the substation. Additional capacity for the power transformers to serve the load, the calculation needs to be done economically with one way is forecasting. In this research, the peak load forecasting of power transformer substation done by the method of stochastic time series, by arranging the transformer peak load historical data on the substation as an input power of the forecasting process. Load forecasting for year 2010-2014 done by taking historical data peak load years of 2005-2009. Stochastic time series models are in accordance with ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*) forecasting is 1, 1, 1. Based on the forecasting of the peak load in 2010 was 49.6661 MW, 55.6637 MW by year 2011, in 2012 61.6251 MW, in 2013 67.6637 MW, and in 2014 the number of the peak load is 73.5475 MW.

Keywords: Stochastic Time Series, ARIMA.

1) Mahasiswa tugas akhir, 2) Dosen pembimbing utama. Karya ilmiah ini telah di-review oleh komite pembahas dan disetujui untuk dipublikasikan pada tanggal 27 Maret 2012.

I. PENDAHULUAN

Listrik merupakan bentuk energi yang paling cocok dan nyaman bagi manusia modern. Makin bertambahnya konsumsi listrik perkapita di seluruh dunia menunjukkan kenaikan standar kehidupan manusia. Dengan pertumbuhan permintaan tenaga listrik, maka harus direncanakan pembangunan pusat-pusat listrik baru atau menciptakan bentuk energi-energi baru untuk mendukung kapasitas pusat listrik yang tidak cukup mendukung. Pembangunan tenaga listrik memerlukan dana yang besar dan waktu yang lama, selain itu juga dipengaruhi pertimbangan-pertimbangan politis, ketersediaan bahan bakar dan sumber daya manusianya. Untuk dapat dicapainya tujuan yang seimbang antara pemenuhan kebutuhan pada saat sekarang maupun pertumbuhan permintaan tenaga listrik dan penyediaannya dilakukan penghematan baik dari sisi penyedia layanan (PT. PLN) maupun dari sisi pengguna listrik.

Tenaga listrik skala besar tidak dapat disimpan tetapi harus dibangkitkan sesuai dengan kebutuhan beban atau konsumen. Oleh karena itu peramalan beban sistem tenaga listrik merupakan salah satu masalah operasional yang sangat penting agar fasilitas sistem dan sumber tenaga dapat dimanfaatkan secara optimal. Dengan peramalan beban yang baik, kuantitas dan kualitas tenaga listrik yang dihasilkan dapat memenuhi kebutuhan para konsumen dengan biaya operasional yang minimum.

Banyak cara atau metode yang dilakukan dalam meramalkan atau memprakirakan kebutuhan listrik, seperti metode gabungan, metode algoritma genetika, dan metode regresi.

Peramalan beban merupakan tahap awal dalam pengoperasian sistem tenaga listrik. Informasi yang diperoleh dalam peramalan beban ini kemudian digunakan untuk menentukan pembangkitan optimal. Peramalan beban ini dapat didasarkan atas informasi data beban masa lalu. Dalam penelitian ini, dilakukan peramalan kebutuhan listrik di Kota Banda Aceh dengan metode time - series stokastik.

Permasalahan yang di temui adalah kebutuhan akan listrik baik rumah tangga maupun industri di Banda Aceh khususnya, mengalami kenaikan tiap tahunnya, tapi pembangkitan sumber daya listriknya itu sendiri tidak sesuai dengan kebutuhan. Maka dapat diidentifikasi permasalahannya adalah memperkirakan beban listrik Kota Banda Aceh pada tahun 2012 sampai tahun 2015, sehingga pada tahun tersebut dapat di perkirakan total beban listrik, sehingga PLN dapat mengurangi pemadaman bergilir yang sering dihadapi pada saat sekarang ini.

II . DASAR TEORI

2.1 Sistem Distribusi Tenaga Listrik

Suatu sistem tenaga listrik dapat dibagi dalam tiga komponen utama atau tiga fungsi yaitu : sistem pembangkitan, sistem transmisi (penyaluran), dan sistem distribusi. Sistem distribusi merupakan bagian dari sistem tenaga listrik yang berada paling dekat dengan sisi beban/pelanggan. Dimana sistem distribusi bertugas menyalurkan dan mendistribusikan tenaga listrik dari pusat suplai yang dalam hal ini dapat berupa gardu induk atau pusat pembangkit ke pusat-pusat/kelompok beban (gardu distribusi) dan pelanggan melalui jaringan primer dan jaringan sekunder (Soedjatmiko. 1991).

Tenaga listrik yang didistribusikan ke pelanggan (konsumen) digunakan sebagai sumber daya untuk bermacam-macam peralatan yang membutuhkan tenaga listrik sebagai sumber energinya. Peralatan tersebut umumnya bisa berupa lampu (penerangan), beban daya (untuk motor listrik), pemanas, dan sumber daya peralatan elektronik.

Sedangkan tipe-tipe beban menurut konsumen pemakainya pada umumnya dapat dikelompokkan dalam kategori berikut :

- a). Rumah Tangga (domestik/residen), terdiri dari beban-beban penerangan, kipas angin, alat-alat rumah tangga misalnya pemanas, lemari es, kompor listrik, dan lainlain.
- b). Bisnis, terdiri atas beban penerangan dan alat listrik lainnya yang dipakai pada bangunan komersil atau perdagangan seperti toko, restoran, dan lain-lain.
- c). Umum/publik, terdiri dari pemakai selain ketiga golongan di atas misalnya gedung pemerintah, penerangan jalan umum, dan pemakai kepentingan sosial.
- d). Industri, terdiri dari industri kecil/rumah tangga hingga industri besar. Umumnya bebannya berupa beban untuk motor listrik (Syahrizal, M, Dkk . 2008).

Faktor-faktor yang menentukan karakteristik beban antara lain sebagai berikut:

a. Faktor kebutuhan

Faktor kebutuhan adalah perbandingan antara kebutuhan maksimum dalam sebuah sistem dengan total beban yang terpasang atau terhubung pada sistem tersebut. Faktor kebutuhan tergantung pada jenis dan kegiatan dari konsumen, berapa besarnya tergantung lokasi dan sistem tenaga.

b. Faktor beban

Faktor beban adalah perbandingan rata-rata beban pada periode waktu tertentu yang direncanakan terhadap beban puncak yang terjadi pada periode tersebut. Faktor beban hanya mengukur variasi dan tidak menyatkan penunjukan yang tepat dari kurva durasi beban.

c. Faktor penggunaan

Faktor penggunaan adalah perbandingan anatar beban maksimum (puncak) terhadap kapasitas terpasang.

2.2 Peramalan dengan Time Series

Peramalan adalah menaksir sesuatu besaran yang diperkirakan akan terjadi pada saat tertentu di masa mendatang dengan batasan waktu yang jelas. Time series adalah suatu himpunan pengamatan yang dibangun secara berurutan dalam waktu. Waktu atau periode yang dibutuhkan untuk melakukan suatu peramalan itu biasanya disebut sebagai *lead time* yang bervariasi pada tiap persoalan. Berdasarkan himpunan pengamatan yang tersedia maka time series dikatakan kontinu jika himpunan pengamatan tersebut adalah kontinu dan dikatakan diskrit bila himpunan pengamatan tersebut juga diskrit (R. Cooper, George, 1999)

Bila dilihat menurut jangka waktu, maka kegiatan proyeksi dapat dibagi menjadi 3(tiga) jangka waktu (Fayrus Novariani):

1. Jangka pendek (*short term*), dapat harian, mingguan, bulanan, dan satu tahun.
2. Jangka menengah (*medium term*), lebih dari satu sampai lima tahun.
3. Jangka panjang (*long term*), proyeksi yang dilakukan dengan rentang waktu hingga lebih dari lima tahun.

Akurasi peramalan dapat diukur dari nilai berikut :

1. Mean Squared Error (MSE), merupakan rata-rata jumlah kuadrat kesalahan peramalan.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - Y'_t)^2 \dots\dots\dots 2.1$$

2. Mean Absolute Deviation (MAD), merupakan rata-rata nilai absolute kesalahan peramalan.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - Y'_t| \dots\dots\dots 2.2$$

Dimana,

Y_t = nilai observasi

Y'_t = nilai perkiraan

Dalam metode time series ada beberapa hal yang perlu di perhatikan, yaitu kestasioneran data, fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial.

Stasioneritas time series merupakan suatu keadaan jika proses pembangkitan yang mendasari suatu deret berkala didasarkan pada nilai tengah konstan dan nilai varians konstan. Dalam suatu data kemungkinan data tersebut tidak stasioner hal ini dikarenakan mean tidak konstan atau variansnya tidak konstan sehingga untuk

menghilangkan ketidakstasioneran terhadap mean, maka data tersebut dapat dibuat lebih mendekati stationer dengan cara melakukan penggunaan metode perbedaan atau *diffrencing*.

Dan jika data tidak stasioner dalam varians, maka dapat distabilkan dengan menggunakan transformasi. Berikut adalah transformasi Box-Cox (Wei, 1990) untuk beberapa nilai λ yang sering digunakan.

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai estimasi λ	Transformasi
-1,0	$1/Z_t$
-0,5	$1/\sqrt{Z_t}$
0,0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (tidak ada transformasi)

(sumber : Wei, 1990)

Proses pada time series secara umum memiliki beberapa model, di antaranya Model AR (Autoregressive), MA (Moving Average), Model campuran ARMA (Autoregressive Moving Average), ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), dan model SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average).

Model AR (Autoregressive) pada orde p menyatakan bahwa suatu model dimana pengamatan pada waktu ke-t berhubungan linear dengan pengamatan waktu sebelumnya t-1, t-2, t-p.

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan time series digunakan dalam berbagai disiplin ilmu seperti antropologi, bisnis, kriminologi dan lain sebagainya. Tujuan dari ARIMA adalah menemukan suatu model yang akurat yang mewakili pola masa lalu dan masa depan dari suatu data time series. Dimana polanya bias random, trend, cyclical atau kombinasi pola-pola tersebut (Setiawan, Maman, 2004).

Pembangunan data untuk time series diskrit dapat dilakukan dengan cara dua macam, yaitu :

1. Melalui sampling dari time series kontinu, artinya data yang kontinu diambil sampelnya dalam interval waktu yang sama.
2. Melalui akumulasi suatu peubah dalam suatu waktu tertentu. Misalnya curah hujan yang biasanya diakumulasikan melalui suatu periode waktu tertentu (hari, bulan, dst).

Model-model matematika untuk permasalahan stokastik dan deterministik dinamik:

1. Jika nilai suatu masa depan (*future value*) dari suatu time series dengan tepat dapat ditentukan oleh suatu fungsi matematika, misalnya : $Z_t = \cos(2\pi ft)$ maka time series dikatakan sebagai deterministik.

2. Jika nilai suatu masa depan (*future value*) hanya dapat digambarkan dalam suatu distribusi probabilitas maka time series dikatakan sebagai stokastik time series.

Model dasar yang digunakan dalam analisis runtun waktu adalah ARIMA yang dapat dinyatakan oleh kombinasi linear data peubah pengamatan dan peubah acak bebas yang terdistribusi normal sebagai berikut :

$$W_t - \phi_1 W_{t-1} - \dots - \phi_p W_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

$$W_t = V^d Z_t \quad (VZ_t = z_t - z_{t-1}) \dots \dots \dots 2.3$$

dengan

z_t = data pengamatan
 a_t = peubah acak bebas
 ϕ_p = autokorelasi parsial model ARIMA
 θ_q = autokorelasi parsial peubah acak bebas
 T = interval waktu

Persamaan 2.3 dapat ditulis dengan menggunakan operator geser B seperti dibawah ini :

$$\phi(B) \Delta^d Z_t = \theta(B) a_t \dots \dots \dots 2.4$$

dengan

$$BZ_t = Z_{t-1}, B^m Z_t = Z_{t-m}$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p, \quad \theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$$

Jika pengaruh musiman diperhitungkan, maka model ARIMA dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\phi(B)\Omega(B^s)VdV, D_z = \theta(B)\Theta(B^s)a_t \dots \dots \dots 2.5$$

dengan

a. Autoregresi musiman (AR)

$$\Omega(B^s) = 1 - \Omega_1 B - \Omega_2 B^{2s} - \dots - \Omega_Q B^{Qs} \dots \dots \dots 2.6$$

Ω = parameter musiman model AR

b. Rerata bergerak musiman (MA) :

$$\Theta(B^s) = 1 - \Theta B - \Theta_2 B^{2s} - \dots - \Theta_Q B^{Qs} \dots \dots \dots 2.7$$

Θ = Parameter musiman model MA

s = periode musiman

Dengan periode musiman s , model musiman dapat dituliskan seperti dibawah ini,

$$Z_t - Z_{t-s} = a_t - \theta^t a_{t-s} \dots \dots \dots 2.8$$

dengan parameter bergerak musiman θ^t .

Menurut Soedjatmiko aspek ketergantungan alami dalam runtun waktu dapat di ukur dengan nilai autokorelasinya.

$$\rho_k = \frac{E(z_t - m)(z_{t+k} - m)}{Var(z_t)} \dots \dots \dots 2.9$$

dengan ρ_k = autokorelasi data pengamatan

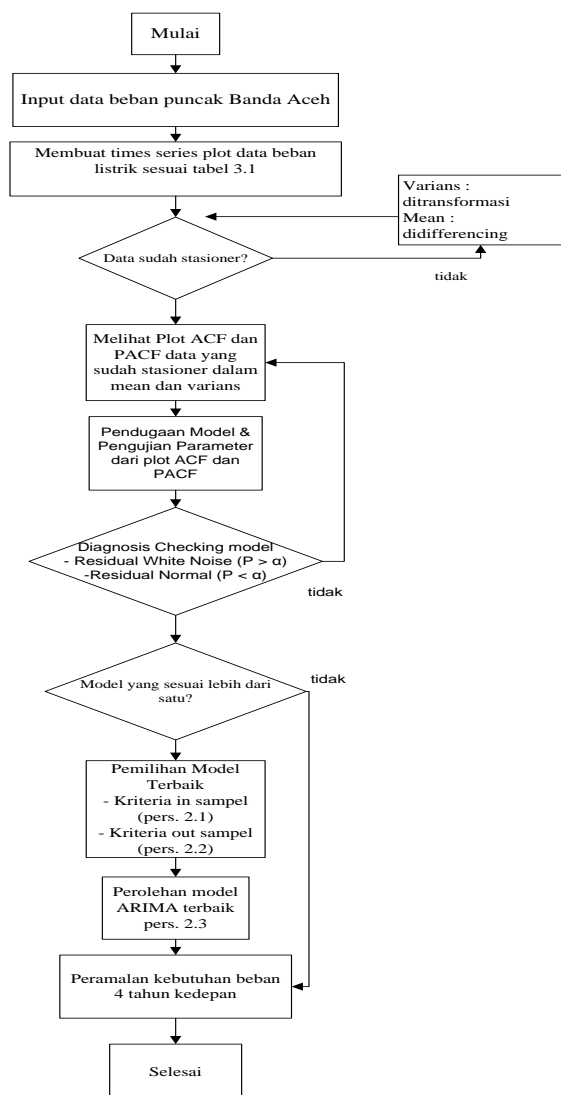
$k = 1, 2, 3, \dots$

2.3 Software Minitab 16

Perkembangan ilmu dan pengetahuan pada saat sekarang ini menghasilkan software yang berguna untuk menyelesaikan masalah dengan cepat dan tepat. Banyak software yang digunakan untuk peramalan, seperti SPSS, Microsoft Exel, dan Minitab. Khusus untuk peramalan time series atau runtun waktu ini lebih tepat menggunakan software minitab. Minitab yang digunakan adalah minitab 16. Minitab 16 ini menyediakan berbagai perintah yang memungkinkan proses pemasukan data, pembuatan grafik, analisis statistik, dan proses peramalan (Indra Herlangga, 2008).

III. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam metode penelitian ini menjelaskan tentang langkah-langkah yang akan dilakukan, seperti pada diagram alir dibawah ini:



Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian

Berikut langkah-langkah analisis yang digunakan sebagai berikut :

1. Melakukan identifikasi Model ARIMA (p, d, q) dengan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Langkah-langkah analisa ARIMA pertama adalah membuat plot grafik time series pada bidang kartesius, dan melihat apakah sudah stasioner dalam mean dan varian atau belum. Jika data belum stasioner dalam varian maka akan di lakukan transformasi sedangkan jika belum stasioner dalam mean maka akan dilakukan *diffrencing*.
 - b. Membuat Plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dari data yang sudah stationer dalam mean maupun varians.
2. Melakukan pendugaan model ARIMA (p, d, q) awal.

Melakukan pendugaan model yang terbentuk melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) yang sudah memenuhi syarat stationer.

3. Melakukan uji kelayakan terhadap model ARIMA (p, d, q) yang di dapatkan.

a. Penaksiran Parameter

Melakukan penaksiran parameter berdasarkan model yang didapatkan melalui suatu software di antaranya minitab 16 dan melakukan uji signifikansi parameter sampai mendapatkan model yang memiliki parameter signifikan.

b. Diagnostic Checking

Melakukan *Diagnostic Checking* melalui pemeriksaan terhadap residual dari model yang signifikan yaitu melalui :

- Uji residual *white noise*
- Uji residual berdistribusi normal

4. Evaluasi terhadap model ARIMA (p, d, q) yang didapatkan jika model yang dihasilkan lebih dari satu.

Jika model ARIMA (p, d, q) lebih dari satu maka seharusnya dilakukan evaluasi terhadap model melalui dua kriteria yaitu :

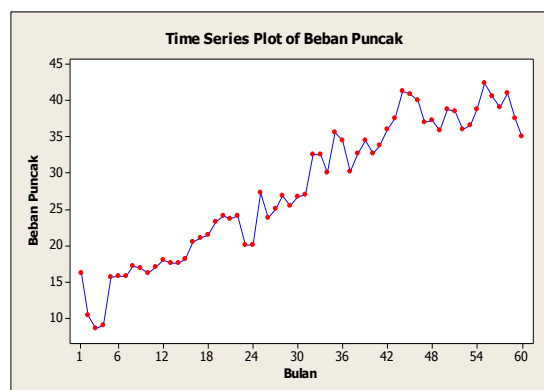
- Kriteria *in sample* berdasarkan MSE atau SSE.
- Kriteria *out sample* berdasarkan nilai MAPE.

5. Selanjutnya dilakukan peramalan beban 4 tahun kedepan.

VI. HASIL DAN PEMBAHASAN

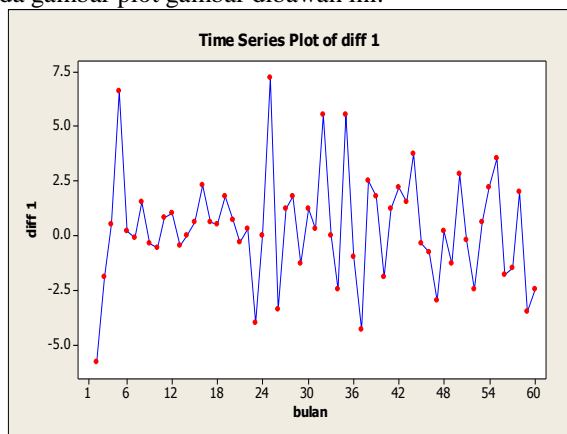
4.1 Identifikasi Model Time Series

Langkah awal yang digunakan adalah membuat plot time series untuk data beban puncak kota Banda Aceh dari tahun 2005-2009 menggunakan *software* minitab 16. Plot ini berguna untuk melihat kestasioneran data.



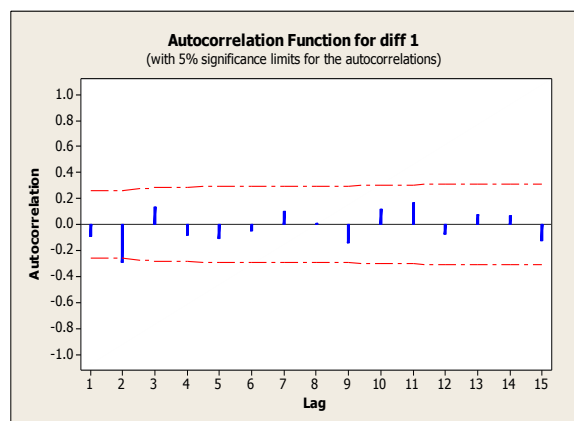
Gambar 4.1 Plot Time Series Data Beban Puncak Kota Banda Aceh

. Data grafik tabel 4.1 diatas sesuai dengan data time series pada tabel 3.1 pada Bab III. Berdasarkan gambar 4.1 di atas dapat dilihat bahwa data tidak bersifat stationer dalam mean karena nilai rata-rata nya bergerak menjauh. Makanya untuk menstasionerkannya dilakukan *diffrencing* sebesar 1. Hasil *diffrencing* 1 dapat dilihat pada gambar plot gambar dibawah ini.



Gambar 4.2 Plot Diifencing Beban Puncak

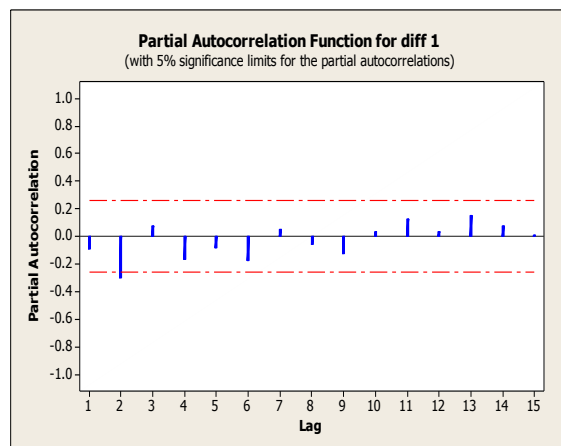
Dari gambar 4.2 di atas dapat dilihat data sudah stationer setelah dilakukan *diffrencing* sebesar 1. Selanjutnya dibuat plot Autokorelasi (ACF) dan partial autokorelasi (PACF) untuk melihat lag-lag yang keluar dari batas signifikansi. Dengan melihat secara visual lag-lag yang keluar tersebut dapat di tentukan model awal untuk peramalan. Berikut ini gambar plot ACF dan PACF.



Gambar 3.3 Plot Autokorelasi Diffrencing Beban Puncak

Legenda :

- : batas signifikan
- | : lag



Gambar 4.4 Plot Partial Autokorelasi *diffrencing* beban Puncak

Legenda :

- : batas signifikan
- | : lag

Pada gambar 4.3 dan gambar 4.4 dipastikan terjadi *white noise* terdapat lag yang keluar dari batas signifikan yaitu pada lag ke-2 berarti mengandung nilai *moving average* dan *autoregresion* sehingga dari plot ACF dan PACF di peroleh model ARIMA (1, 1, 1), dengan model:

$$Y_t = b_0 + b_2 Y_{t-2} - a_2 e_{t-2} + e_t$$

4.2 Pengujian Model Peramalan

Berdasarkan metode penelitian pada bab sebelumnya, jika model yang dihasilkan setelah melihat plot ACF dan PACF hanya 1 (satu) model, maka langkah selanjutnya langsung keperamalan beban, tapi tetap dilakukan pengujian untuk melihat seberapa besar kesalahan peramalan.

Selanjutnya, setelah mendapatkan model, dilakukan pengujian signifikansi parameter sebagai berikut :

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	-0.1154	0.1370	-0.84	0.403
MA 1	0.9594	0.1019	9.41	0.000
Constant	-0.00996	0.03995	-0.25	0.80

Dari hasil pengujian, didapat konstanta sebesar -0,00996 dan diperoleh koefisien untuk regresi b_2 sebesar -0,1154 dan a_2 sebesar 0,9594. Denagn signifikansi yang mendekati nol.

Selanjutnya nilai yang sudah didapat di atas dimasukkan ke dalam model persamaan, sehingga :

$$Y_t = -0,00996 + (-0,1154) Y_{t-2} - (0,9594) e_{t-2} + e_t$$

Tabel 4.1 Peramalan Beban Tahun 2009 dan Pengujian Hasil Peramalan

Peri od	Fore cast (Yt')	Low er	Upp er	Actu al (Yt)	error (Et)	Et. Et	Et /Yt	Et/Yt
Jan '09	37.5 021	32.9 68	42.0 362	35.9	- 1.602 1	2.566 724	4.46267 4	- 0.04463
Feb '09	37.8 755	32.5 823	43.1 687	38.7	0.824 5	0.679 8	2.13049 1	0.02130 5
Mar '09	38.2 941	32.7 675	43.8 207	38.5	0.205 9	0.042 395	0.53480 5	0.00534 8
Apr '09	38.7 414	33.1 474	44.3 354	36	- 2.741 4	7.515 274	7.615	- 0.07615
Mei '09	39.2 068	33.5 98	44.8 156	36.6	- 2.606 8	6.795 406	7.12240 4	- 0.07122
Jun '09	39.6 837	34.0 737	45.2 937	38.8	- 0.883 7	0.780 926	2.27757 7	- 0.02278
Jul '09	40.1 679	34.5 575	45.7 783	42.3	2.132 1	4.545 85	5.04042 6	0.05040 4
Agu '09	40.6 567	35.0 433	46.2 701	40.5	- 0.156 7	0.024 555	0.38691 4	- 0.00387
Sept '09	41.1 484	35.5 291	46.7 677	39	- 2.148 4	4.615 623	5.50871 8	- 0.05509
Okt '09	41.6 42	36.0 144	47.2 695	41	-0.642	0.412 164	1.56585 4	- 0.01566
Nov '09	42.1 367	36.4 993	47.7 741	37.5	- 4.636 7	21.49 899	12.3645 3	- 0.12365
Dec '09	42.6 322	36.9 838	48.2 806	35	- 7.632 2	58.25 048	21.8062 9	- 0.21806
Jumlah					- 19.88 75	107.7 282	70.8156 8	- 0.55404
Mean					- 1.657 3	8.977 35	5.90131	-0.0462

MAD MSE MAPE MPE

Dari tabel diatas, dapat dilihat hasil peramalan beban tahun 2009 dan data asli beban tahun 2009, dimana hasilnya tidak begitu berbeda. Hal ini dapat dilihat dari nilai MAD, MSE, MAPE, dan MPE.

Dimana nilai MAD menyatakan bahwa setiap nilai peramalan terdeviasi secara rata-rata sebesar -1,6573. Hasil MAPE sebesar 5,90131 % menunjukkan bahwa model relevan digunakan untuk peramalan. Nilai MPE sebesar -0,0462 menjelaskan bahwa teknik diatas tidak bias, karena nilainya mendekati nol, maka metode ini menghasilkan ramalan yang tidak terlalu tinggi, dan juga tidak terlalu rendah.

4.3 Hasil Peramalan

Hasil peramalan beban listrik kota Banda Aceh sampai tahun 2012-2015 adalah sebagai berikut:

Tabel 4.2 Peramalan Beban Listrik Kota Banda Aceh 2012-2015

Period	Forecasting	Lower	Upper
Jan '12	56.1605	50.3477	61.9733

Feb'12	56.6573	50.8318	62.4828
Mar'12	57.1541	51.3159	62.9923
Apr'12	57.6509	51.8	63.5018
Mei'12	58.1477	52.2841	64.0112
Jun'12	58.6445	52.7683	64.5206
Jul'12	59.1412	53.2525	65.03
Agus'12	59.638	53.7367	65.5393
Sept'12	60.1348	54.2209	66.0486
Okt'12	60.6315	54.7052	66.5579
Nov'12	61.1283	55.1895	67.0672
Des'12	61.6251	55.6738	67.5764
Jan '13	62.1218	56.1581	68.0856
Feb'13	62.6186	56.6425	68.5948
Mar'13	63.1154	57.1268	69.1039
Apr'13	63.6121	57.6113	69.613
Mei'13	64.1089	58.0957	70.1221
Jun'13	64.6057	58.5802	70.6312
Jul'13	65.1025	59.0646	71.1403
Agus'13	65.5992	59.5492	71.6493
Sept'13	66.096	60.0337	72.1583
Okt'13	66.5928	60.5183	72.6673
Nov'13	67.0895	61.0028	73.1762
Des'13	67.5863	61.4874	73.6851
Jan '14	68.0831	61.9721	74.194
Feb'14	68.5798	62.4567	74.7029
Mar'14	69.0766	62.9414	75.2118
Apr'14	69.5734	63.4261	75.7206
Mei'14	70.0701	63.9109	76.2294
Jun'14	70.5669	64.3956	76.7382
Jul'14	71.0637	64.8804	77.247
Agus'14	71.5604	65.3652	77.7557
Sept'14	72.0572	65.85	78.2644
Okt'14	72.554	66.3349	78.7731
Nov'14	73.0507	66.8197	79.2818
Des'14	73.5475	67.3046	79.7904
Jan '15	74.0443	67.7895	80.299
Feb'15	74.5411	68.2745	80.8076

Mar'15	75.0378	68.7594	81.3162
Apr'15	75.5346	69.2444	81.8248
Mei'15	76.0314	69.7294	82.3333
Jun'15	76.5281	70.2144	82.8418
Jul'15	77.0249	70.6995	83.3503
Agus'15	77.5217	71.1845	83.8588
Sept'15	78.0184	71.6696	84.3672
Okt'15	78.5152	72.1547	84.8757
Nov'15	79.012	72.6399	85.3841
Des'15	79.5087	73.125	85.8924

Dari tabel 4.2 di atas dapat dilihat bahwa setiap tahun ada kenaikan kebutuhan beban listrik di Kota Banda Aceh. Metode Time series Stokastik ini meramalkan nilai ramalan yang tersebar kedalam batas tertinggi dan batas terendah. Beban kota Banda Aceh pada tahun 2012 sebesar 61.6251 MW, tahun 2013 sebesar 67.5863 MW, tahun 2014 sebesar 73.5475 MW dan pada tahun 2015 sebesar 79.5087 MW.

V. KESIMPULAN

Sesuai dengan saran yang ingin dicapai pada penelitian ini dan setelah melakukan semua proses penelitian, maka dapat disimpulkan hal sebagai berikut:

1. Peramalan beban menggunakan metode time series stokastik menggunakan metode ARIMA (1,1,1) dimana data sebanyak 60 data, dilakukan differencing sebesar 1 karena data tidak bersifat stationer.
2. Peramalan dengan metode time series stokastik ARIMA (1, 1, 1) terbukti akurat, karena mempunyai tingkat kesalahan peramalan rata-rata sebesar 5.90131 %.
3. Peramalan menggunakan metode time series stokastik ini diperlukan ketelitian dalam pengamatan data historis, dan menentukan pola yang cocok untuk peramalan tersebut.

4. Berdasarkan peramalan, kebutuhan beban sampai tahun 2015 di Kota Banda Aceh sebesar 79.5087 MW.

VI. DAFTAR PUSTAKA

Firdaus, Ikhsan (2010). Analisa Prakiraan Beban Puncak Dengan Menggunakan Metode Dekomposisi Pada Gardu Induk Banda Aceh, Fakultas Teknik Unsyiah, Banda Aceh.

Fitrianto, Kurniawan (2006). 'Prakiraan Kebutuhan Energi Listrik Tahun 2006 – 2015 Pada PT. PLN (PERSERO) Unit Pelayanan Jaringan (UPJ) Di Wilayah Kota Semarang Dengan Metode Gabungan', Makalah Seminar Tugas Akhir, Teknik Elektro Undip.

Halim, Siana (2004). *Diktat – Time Series Analysis*, Surabaya.

Herlangga, Indra (2008). Peramalan Hasil Penangkapan Ikan Konsumsi Air Tawar Di Kabupaten Mojokerto Dengan Metoden ARIMA Box-Jenkins, Institut Teknologi Sepuluh Nopember., Surabaya.

Istiqomah (2006). Aplikasi Model ARIMA Untuk Forecasting Produksi Gula pada P.T Perkebunan Nusantara IX (Persero), Universitas Negeri Semarang, Semarang.

R. Cooper, George (1999). *Probabilistic Methods of Signal and System Analysis*. New York, Oxford University Press.

Setiawan, Maman (2004). 'Univariate ARIMA (Box-Jenkin Methodology) Modelling-Analisis Resiko Untuk Bisnis'. Bandung, Universitas Padjadjaran.

Soedjatmiko (1991). 'Simulasi Digital Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Tenaga Listrik'. ISSN 0216-3012.

Syahrizal, M, Dkk (2008). 'Peramalan Kebutuhan Beban Sistem Tenaga Listrik Menggunakan Algoritma Genetik'. Riau, UIN Sultan Syarif Kasim.



Ade Dwi Jayanto (0604105010055) dilahirkan di Simp Punggunng Kasik pada tanggal 20 September 1987. Menamatkan SMPN 2 Lubuk Alung pada tahun 2003 dan SMAN 1 Lubuk Alung pada tahun 2006. Ade merupakan anak kedua dari 6 bersaudara. Selama menjadi mahasiswa aktif sebagai, pengurus IPMM Aceh tahun 2006-2007, pengurus HIMATEKTRO periode 2007-2008, pengurus UKM Tarung Derajat Unsyiah tahun 2007-sekarang dan asisten pada Laboratorium Energi Listrik periode 2008-2012. Kegiatan yang pernah diikuti selama perkuliahan yaitu Seminar Nasional dan Expo Teknik Elektro Unsyiah (SNETE) 2011.