SISTEM INFORMASI PERAMALAN PERMINTAAN di PRODUSEN SARI KEDELAI SHINTA MENGGUNAKAN ALGORITMA *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)*

SKRIPSI

Diajukan Untuk Memenuhi Sebagai Syarat Guna
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom.)
Pada Program Studi Sistem Informasi

OLEH:

TEGUH SANTOSO

N.P.M: 12.1.03.03.0133

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS NUSANTARA PERSATUAN GURU REPUBLIK INDONESIA

UN PGRI KEDIRI

2016

Skripsi Oleh :

TEGUH SANTOSO

NPM : 12.1.03.03.0133

Judul :

SISTEM INFORMASI PERAMALAN PERMINTAAN di PRODUSEN SARI KEDELAI SHINTA MENGGUNAKAN ALGORITMA *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)*

Telah Disetujui Oleh Dosen Pembimbing untuk Diajukan
Kepada Panitia Ujian / Sidang Skripsi
Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik UN PGRI Kediri

Tanggal, 20 juli 2016

Pembimbing I	Pembimbing II
Dr. Suryo Widodo, M.Pd	Rina Firliana, M.Kom
NIDN: 0002026403	NIDN: 0731087703

Skripsi Oleh :

TEGUH SANTOSO

NPM : 12.1.03.03.0133

Judul :

SISTEM INFORMASI PERAMALAN PERMINTAAN di PRODUSEN SARI KEDELAI SHINTA MENGGUNAKAN ALGORITMA *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)*

Telah dipertahankan di depan Panitia Ujian / Sidang Skripsi
Program Studi Sistem Informasi FT UN PGRI Kediri
Pada tanggal: 9 Agustus 2016

Dan Dinyatakan telah Memenuhi Persyaratan

Panitia Penguji:

1. Ketua : Dr. Suryo Widodo, M.Pd
2. Penguji I : Fatkur Rhohman, M.Pd
3. Penguji II : Rina Firliana, M.Kom

Mengetahui,
Dekan Fakultas Teknik

UNIVERSITAS NUSANTARA FAKULTAS TEKNIK PGRI KEDIRI

Dr. Suryo Widodo, M. Pd.
NIP: 19640202 199103 002

SISTEM INFORMASI PERAMALAN PERMINTAAN di PRODUSEN SARI KEDELAI SHINTA MENGGUNAKAN ALGORITMA *AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)*

Teguh Santoso
12.1.03.03.0133
Teknik – Sistem Informasi
Teguh_Santoso@hotmail.com
Dr. Suryo Widodo, M.Pd dan Rina Firliana, M.Kom
UNIVERSITAS NUSANTARA PGRI KEDIRI

ABSTRAK

Teguh Santoso : Sistem Informasi Peramalan Permintaan Di Produsen Sari Kedelai Shinta Menggunakan Algoritma *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Peneelitian ini dilakukan karena pada produsen sari kedelai Shinta belum mepunyai sistem informasi untuk menentukan jumlah produksi sari kedelai. Dalam menentukan jumlah produksinya, produsen sari kedelai dan pusat oleh-oleh khas Kediri Shinta hanya berdasarkan pengalaman pemilik. Kondisi ini menyebabkan kerugian karena kelebihan maupun kekurangan produksi dapat mengurangi kesempatan produsen Shinta memperoleh laba.

Perumusan masalah dari penelitian ini adalah bagaimana rancangan sistem informasi peramalan permintaan menggunakan metode ARIMA di produsen sari kedelai Shinta, serta bagaimana membuat program aplikasi peramalan permintaan menggunakan metode ARIMA di produsen sari kedelai Shinta.

Penelitian ini menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Penelitian ini menggunakan data acuan selama 12 minggu pada bulan Oktober sampai November 2015. Hasil penelitian menunjukkan model ARIMA yang digunakan adalah ARIMA (1,1,0) yang mempunyai bentuk umum $Z_t = 0.3724Z_{t-1} + 0.6276Z_{t-2} + a_t$. Sehingga dapat diketahui ramalan jumlah permintaan sari kedelai pada minggu ke-13 Januari 2016 sebanyak 3456 kemasan.

Dari penelitian in dapat disimpulkan bahwa metode ARIMA adalah metode yang cocok untuk meramalkan permintaan di perusahaan sari kedelai Shinta dengan memiliki *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 10.975%. Metode ini menghitung peramalan permintaan dengan acuan data permintaan sebelumnya. Dengan metode tersebut dapat membantu produsen sari kedelai Shinta dalam menentukan jumlah produksi. Serta aplikasi sistem informasi peramalan permintaan sari kedelai pada produsen sari kedelai Shinta akan memudahkan pemilik dalam melakukan peramalan.

Kata kunci : Sistem Informasi Peramalan, *Autoregressive Integrated Moving Average*

A. Latar Belakang Masalah

Perkiraan didefinisikan sebagai proses peramalan suatu kejadian di masa datang dengan berdasarkan data pada masa sebelumnya. Data masa lampau itu secara sistematik digabungkan menggunakan suatu metode tertentu dan diolah untuk memperoleh prakiraan keadaan pada masa datang. Sementara, prediksi adalah proses peramalan suatu variabel di masa datang dengan lebih mendasarkan pada pertimbangan intuisi daripada data masa lampau. Meskipun lebih menekankan pada intuisi, dalam prediksi juga sering digunakan data kuantitatif sebagai pelengkap informasi dalam melakukan peramalan. Dalam prediksi, peramalan yang baik sangat tergantung pada kemampuan, pengalaman dan kepekaan dari si pembuat ramalan (Eddy dan Djony, 2008).

Produsen Sari kedelai dan pusat oleh-oleh khas Kediri "Shinta" merupakan Usaha Kecil dan Menengah (UKM) produsen sari kedelai dan salah satu pusat penjualan oleh-oleh khas Kediri yang berlokasi di Kediri dan Pare. Produsen ini memulai usaha produksi dan penjualan sari kedelai dengan sistem retail. Semakin berkembang nya produsen, kini produsen sari kedelai dan pusat oleh-oleh khas Kediri "Shinta" menerima permintaan dari unit usaha mikro lainnya.

Di produsen sari kedelai Shinta belum mepunyai sistem informasi untuk menentukan jumlah produksi sari kedelai. Dalam menentukan jumlah produksinya, produsen sari kedelai dan pusat oleh-oleh khas Kediri Shinta hanya berdasarkan pengalaman pemilik. Kondisi ini menyebabkan kerugian karena kelebihan maupun kekurangan produksi dapat mengurangi kesempatan toko Shinta memperoleh laba.

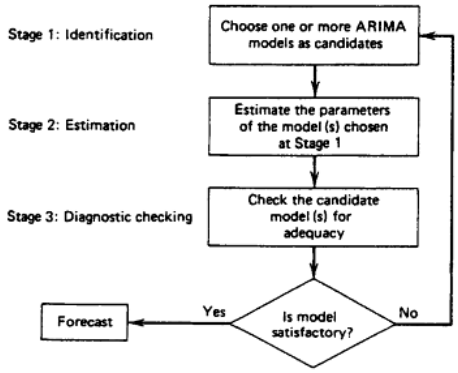
Berdasarkan latar belakang tersebut, penulis mengajukan proposal berjudul "Sistem Informasi Peramalan Permintaan di Produsen Sari Kedelai "Shinta" Menggunakan Algoritma *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)".

B. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Metode ARIMA atau biasa disebut juga sebagai metode Box-Jenkins merupakan metode yang secara intensif dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1970 (Iriawan dan Astuti 2006). Kelompok model time series yang termasuk dalam metode ini antara lain: *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), *autoregressive-moving average* (ARMA), dan *autoregressive integrated moving average* (ARIMA) (Razak, 2009).

Box dan Jenkins mengusulkan tiga tahap prosedur praktis untuk menemukan model yang baik. Tujuan kami di sini adalah

untuk membuat sketsa garis besar dari Strategi pemodelan Box-Jenkins. Tiga tahapan diringkas skematis pada Gambar 2.2. (Pankratz, 1983).

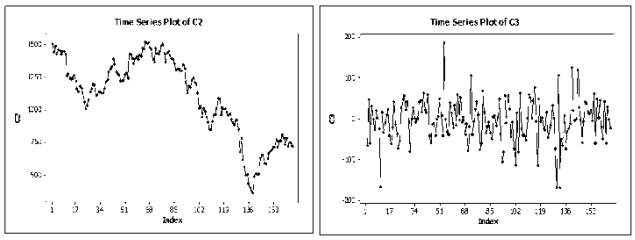


Gambar 2.2. Tahap pendekatan *Iterative* metode Box- Jenkins (Pankratz, 1983)

Pada tahap *identification*, Identifikasi model awal perlu dilakukan untuk mengetahui apakah model sudah stationer atau belum. Untuk mengidentifikasi stationeritas model menurut Box-Jenkins digunakan data sumber berupa data *history* selama beberapa jam, hari, minggu, bulan, atau tahun terakhir (t). Dari data tersebut kemudian dilakukan analisis hingga menghasilkan nilai mean dan varians. Dari nilai means dan varians inilah akari diketahui apakah model yang digunakan telah stationer atau belum.

Dari identifikasi model awal apabila diketahui nilai mean dan varians-nya telah stationer maka proses berlanjut ke tahap *estimation* namun jika nilai mean dan variansnya belum stationer langkah yang harus dilakukan adalah menstationerkan model dan mengidentifikasi beberapa kemungkinan model.

Suatu model dikatakan stationer dalam means apabila rentangan mean di semua waktu (t) nilainya sama dan stationer dalam varians apabila nilai variansnya tergantung waktu (t) yang dapat dilihat dari bentuk model *time series plot.*



Gambar 2.2. Plot model data stasioner (kanan) non-stasioner (kiri)

Identifikasi model dapat dilakukan setelah nilai means dan varians data stationer (Wei, 1994). Untuk memperoleh nilai stationer dalam mean Iangkah yang harus dilakukan adalah melakukan proses *differencing* pada data awal (data asli) menggunakan rumus:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t$$

Dengan:

W_t : Kejadian (proses) baru yang stasioner
d : Nilai *differencing* (biasanya 1 dan 2)
B : *Backshift operator* (operator mundur) yang didefinisikan

Bahwa $B_d Z_t = Z_{t-d}$ sehingga untuk $d = 1$ diperoleh data baru W_t dimana:

$W_t = (1-B)^1 Z_t$

$W_t = Z_t - BZ_t$

$W_t = Z_t - Z_{t-1}$

Untuk mendapatkan nilai stasioner dalam varian data awal (data asli) harus ditransformasikan menggunakan rumus:

$$T_z = \frac{Z^{\lambda} - 1}{\lambda} \; ; \lambda \neq 0$$

dengan:

T_z : Nilai transformasi pada kejadian Z_t

Z : Standar deviasi

λ : Nilai Tabel Transformasi Box-Cox

Tabel 2.1. Tabel Transformasi Box-Cox (Wei, 1994)

Lambda(λ)	Transformasi T (Z_t)
-1.0	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$Ln\ Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1.0	Z_t

Dari nilai mean dari varians yang yang telah stasioner kemudian dilakukan analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan beberapa kemungkinan model baru yang dianggap valid.

1. *Autocorrelation Function* (ACF)

   ACF adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi antara pengamatan pada waktu ke t (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (dinotasikan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$) (Sediono, 2003). Secara umum pada model ARIMA (p,0,q) yang stationer bentuk ACF akan turun eksponensial menuju 0 (jika model cenderung *Autoregressive*-AR) dan terpotong setelah lag q (jika model cenderung *Moving Average*-MA). Hal yang sama akan terjadi pada bentuk ACF pada model ARIMA (p,d,q) yang telah di-*differencing* namun pada data asli (sebelum *differencing*) nilai ACF akan mendekati satu dan turun secara lambat dan penurunannya hampir menyerupai garis lurus (Wei, 1994).

2. *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

   PACF adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (dinotasikan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k}$) (Sediono, 2003). Secara umum pada model ARIMA (p,0,q) yang stationer bentuk PACF akan terpotong seteiah lag p (jika model cenderung *Autoregressive*-AR) dan

turun eksponensial menuju 0 (jika model cenderung *Moving Average*-MA). Hal yang sama akan tenadi pada bentuk PACF pada model ARIMA (p,d,q) yang telah di-*differencing* namun pada data asli (sebelum *differencing*) nilai PACF akan terpotong seteiah lag-lag awal (paling banyak lag 1 atau lag 2) (Wei, 1994).

Setelah mendapatkan dugaan model ARIMA (p,d,q) yang dianggap valid langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter-parameter model dugaan. Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter model ARIMA Box-Jenkins ini (Wei, 1994):

1. Metode moment
2. Metode *least square* (*Conditional Least Square*)
3. Metode Maksimum Likelihood
4. *Unconditional Least Square*
5. *Non Linear Estimation*

Pada prinsipnya seluruh model tersebut bertujuan untuk mendapatkan model yang memenuhi prinsip *Parsymoni* yang syaratnya sebagai berikut:

1. Untuk parameter dengan P-Value 5% disyaratkan $t_{hitung} > t_{tabel}$.
2. Untuk galat (residual) yang memenuhi syarat *White Noise* disyaratkan $x^2{}_{hitung} \leq x^2{}_{tabel}$ dengan MSE terkecil.

Pada tahapan ketiga yaitu tahap *diagnostic checking*. Dari model yang diperoleh dari proses sebelumnya harus dilakukan uji signifikansi parameter dan uji kesesuaian model dengan uji distribusi normal (Sediono, 2003).

Uji signifikansi model dilakukan untuk mendapatkan model ARIMA yang baik dalam tinjauan parameter-parameternya (Wei, 1994). Untuk mendapatkan nilai signifikansi model ini dilakukan uji statistik dengan tahapan sebagai berikut:

1. Hipotesa : H_0 : $\theta = 0$ -- H_1 : $\theta \neq 0$
2. Statistik Uji : $t = \frac{\theta}{stdev\,(\theta)}$
3. Daerah penolakan : tolak H_0 jika $|t| > t_{a/2\,;df=n-n_p}$

Dimana n_p=jumlah parameter Uji

Uji normalitas dilakukan untuk menguji apakah model telah berdistribusi normal. Uji normalitas dapat dilakukan melalui berbagai metode antara lain Anderson-Darling, Ryan-Joiner, maupun Kolmogorov-Smirnov (Sediono, 2003).

Setelah model lulus seluruh tahapan pembentukan model maka langkah berikutnya adalah menggunakan model valid untuk melakukan *forecasting*.

Penggunaan model untuk melakukan *forecast* disesuaikan dsngan bentuk model

akhir yang mengikutl rumus umum ARIMA (p,d,q) sebagai berikut:

Rumus umum ARIMA (p,d,q):

$$\phi(B)(1-B)^{d_{z_t}} = \theta(B)a_t$$

dengan:

p : $\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p)$

q : $\theta(B)a_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q)a_t$

d : $(1-B)^{d_{z_t}}$

Sehingga apabila dijabarkan akan menjadi:

$$\left(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p\right)(1-B)^{d_{z_t}} = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q)a_t$$

Dengan:

$a_t \sim N(0, \pi_a)$

Dimana:

ϕ : Koefisien AR(p)

q : Orde dari MA

θ : Koefisien MA(q)

B : Nilai backshift operator

a_t : Residual (galat)

p : Orde dari AR

d : Iterasi differencing

Ada beberapa metode yang digunakan untuk menunjukkan kesalahan yang disebabkan oleh suatu teknik peramalan tertentu. Hampir semua ukuran tersebut menggunakan beberapa fungsi dari perbedaan antara nilai sebenarnya dengan nilai peramalannya. Perbedaan nilai sebenarnya dengan nilai peramalan ini biasanya disebut sebagai residual.

Menurut Arsyad (1995) untuk menguji tingkat keakuratan peramalan dengan meggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) atau persentase kesalahan absolut rata-rata. Pendekatan ini sangat berguna jika ukuran variabel peramalan merupakan faktor penting dalam mengevaluasi akurasi peramalan tersebut. MAPE memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai sebenarnya dari series tersebut. *MAPE memiliki persamaan sebagai berikut.*

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} \frac{IY_t - \hat{Y}_t I}{Y_t}}{n}$$

C. Hasil Dan Kesimpulan

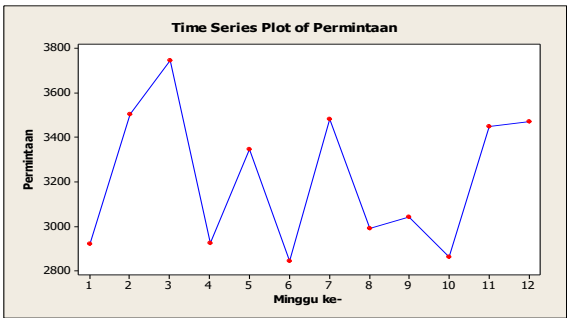
Peramalan permintaan dilakukan setelah menentukan model sistem seperti gambar 2.2. setelah terbentuk model sistem yang valid barulah dilakukan peramalan. Tahap pertama adalah *identification.* Dalam identifikasi perlu dilakukan identifikasi model sementara untuk melihat bentuk stasioneritas model berdasarkan data histori perusahaan dalam satuan waktu tertentu.

Semakin banyak jumlah data yang digunakan sebagai data awal akan menghasilkan model yang semakin valid. (Wei,1994).

Tabel 4.1 volume permintaan

Minggu ke-	Permintaan
1	2921
2	3502
3	3746
4	2925
5	3346
6	2844
7	3483
8	2992
9	3043
10	2864
11	3448
12	3471

Data awal tersebut kemudian diplotkan sehingga diketahui bentuk model ARIMA Box-Jenkins (p,d,q) sementara.

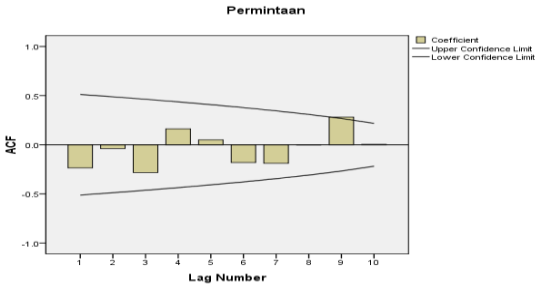


Gambar 4.2. Time series plot dari permintaan

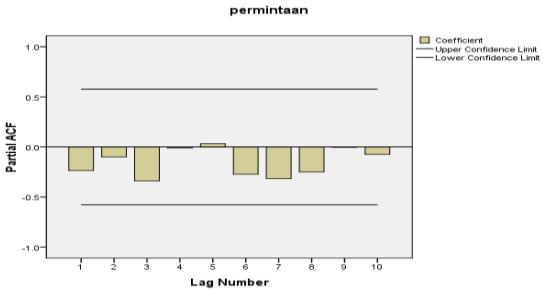
Berdasarkan gambar di atas diketahui bahwa data telah stasioner dalam means dan varians, sehingga bisa dilanjutkan ke tahap selanjutnya yaitu *estimation.*

Pada tahap *estimation* dilakukan analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan beberapa kemungkinan model baru yang dianggap valid.

Plotting ACF dilakukan menggunakan tool Spss 16 akan dimunculkan bentuk seperti gambar berikut:



Gambar 4.3. Plot ACF dari permintaan



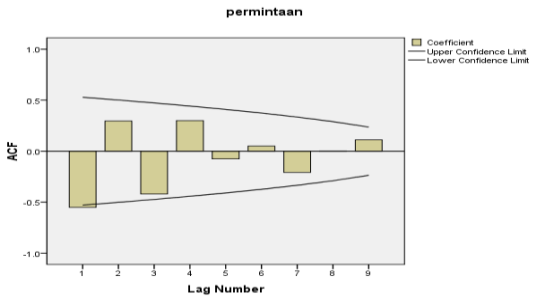
Gambar 4.4. plot PACF dari permintaan

Dari plot ACF di atas (gambar 3.2) nilai ACF memotong pada lag ke-9, disimpulkan tidak ada kecenderungan model berbentuk AR. Dilakukan analisis lanjutan dengan mem-plot-kan PACF dengan tool Spss 16. Dari plot PACF di atas (gambar 3.3) nilai PACF tidak memotong, disimpulkan tidak ada kecenderungan model berbentuk MA. Perlu dilakukan *differencing* pada data awal untuk menentukan model.

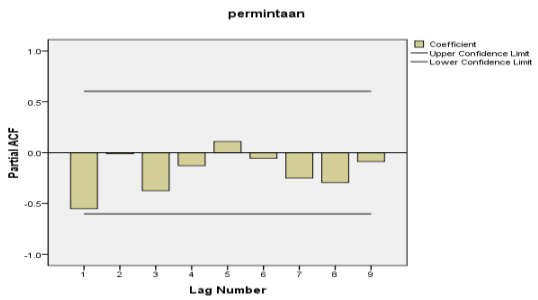
Tabel 4.2 volume permintaan setelah di-*differencing*

Minggu ke-	Penjualan	Data setelah *differencing*
1	2921	-
2	3502	581
3	3746	244
4	2925	-821
5	3346	421
6	2844	-502
7	3483	639
8	2992	-491
9	3043	51
10	2864	-179
11	3448	584
12	3471	23

Setelah data di-*differencing* dilakukan lagi analisis *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk menentukan beberapa kemungkinan model baru yang dianggap valid.



Gambar 4.5. plot ACF dari permintaan setelah *differencing 1*



Gambar 4.6. plot PACF dari permintaan setelah *differencing 1*

Dari plot ACF di atas (gambar 3.3) nilai ACF terpotong pada lag ke- 1 sehingga diduga ada kecenderungan model berbentuk AR. Dilakukan analisis lanjutan dengan mem-plot-kan PACF dengan tool Spss 16. Dari plot PACF di atas (gambar 3.4) nilai PACF tidak memotong, disimpulkan tidak ada kecenderungan model berbentuk MA.

Setelah mendapatkan dugaan model langkah berikutnya adalah melakukan estimasi parameter untuk mendapatkan model yang sesuai (Wei, 1994). Berdasarkan bentuk ACF dan PACF diketahui bahwa model cenderung mengikuti bentuk AR maupun MA sehingga diperoleh bentuk dugaan model ARIMA(1.1.0).

Setelah dugaan model didapat pada tahap estimasi, selanjutnya adalah tahap *diagnostic checking*. Pada tahap ini dugaan model yang telah didapat pada tahap sebelumnya akan dilakukan uji signifikansi model.

Tabel 4.3. Estimasi model

Model	*Coefficients*	SE *Coefficients*	T	P-Value
AR(1)	-0.6276	0.2575	-2.44	0.038
Constant	50.5	125.7	0.40	0.697

Uji signifikansi model yang dilakukan terhadap dugaan model ARIMA (1,1,0) akan menghasilkan penolakan H_0 jika model dianggap signifikan, sehingga berdasarkan persamaan 2.3 hipotesis uji signifikansi model dapat dituliskan sebagai berikut:

1. Hipotesa : H_0 : $\theta = 0$
   : H_1 : $\theta \neq 0$
2. Asumsi : Tolak H_0 jika $t_{hitung} < t_{tabel}$
   Dengan t_{tabel} = 0.05

Berdasarkan tabel 3.3 dapat dilihat nilai P- Value AR(1) pada model ARIMA (1,1,0)=0,038 sehingga menghasilkan asumsi tolak H_0 terima H_1 (P-value < 0.05) yang berarti model telah memenuhi syarat signifikan.

Tahap berikutnya adalah uji normalitas, pada prinsipnya uji normality dapat dilakukan menggunakan beberapa metode. Namun demikian untuk pembahasan model ARIMA (1,1,0) ini penulis menggunakan uji normalitas Anderson-Darling. Uji normalitas Anderson-Darling dengan akan menghasilkan plot sebagai berikut.

Hipotesis untuk pengujian normalitas sebagai berikut:

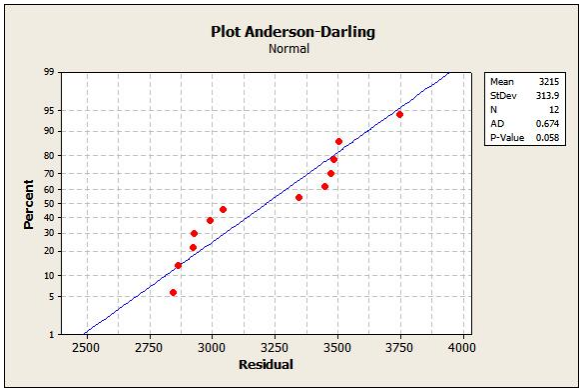
H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Asumsi: tolak H_0 jika $a_{hitung} > a_{tabel}$

dimana : $a_{tabel} = 0{,}15$

Dari uji normalitas Anderson-Darling yang dilakukan menggunakan data sumber berupa residual model terpilih ARIMA (1,1,0) diperoleh grafik sebagai berikut:



Gambar 4.7. Plot Distribusi normal Anderson-Darling

Dari gambar 4.7 di atas dapat diketahui nilai P-Value pada model ARIMA (1,1,0) adalah 0,058 yang berarti < 0,15 sehingga H_0 diterima. Ini membuktikan bahwa residual model ARIMA (1,1,0) memenuhi syarat distribusi normal.

Setelah melalui berbagai tahapan penentuan model dan memenuhi semua asumsi yang diharapkan maka dapat disimpulkan model dugaan ARIMA (1,1,0) sebagai model yang paling sesuai untuk

peramalan permintaan di perusahaan sari kedelai Shinta.

Setelah model diputuskan valid langkah selanjutnya adalah menentukan persamaan model berdasarkan rumus umum ARIMA (p,d,q) (persamaan 2.5) sehingga pada model ARIMA (1,1,0) dapat dituliskan persamaannya sebagai berikut:

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t$$

$$(1-\phi_1 B - \phi_p B^p(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \left(1-\theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right)a_t$$

$$(1-\phi_1 B^1)(1-B)^1 Z_t = \theta_0 + (1-\theta_0 B^0)a_t$$

$$\approx (1-\phi_1 B^1 - B - \phi_1 B^2)Z_t = a_t$$

$$\approx \left(1-\phi_1\frac{Z_{t-1}}{Z_t} - \frac{Z_{t-1}}{Z_t} - \frac{Z_{t-2}}{Z_t}\right)Z_t = a_t$$

$$\approx (Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-2} = a_t$$

$$\approx \left((Z_t - Z_{t-1}) - \phi_1(Z_{t-1} - Z_{t-2})\right) = a_t$$

$$\approx (W_t - \phi_1 W_{t-1}) = a_t$$

$$\approx W_t = \phi_1 W_{t-1} + a_t$$

dengan:

$$B = \frac{Z_{t-1}}{Z_t}$$

$$W_t = Z_t - Z_{t-1}$$

$$W_{t-1} = Z_{t-1} - Z_{t-2}$$

Z_t: data permintaan sari kedelai pada perusahaan Shinta 12 minggu terakhir

a_t: residual pada pengamatan ke-t

Berdasarkan perhitungan yang dilakukan pada estimasi model diperoleh nilai seperti pada (tabel 4.3). sehingga berdasarkan persamaan (4.1) model ARIMA(1.1.0) dapat ditulis sebagai berikut:

$$W_t = -0.6276(W_{t-1}) + a_t$$

$$\approx Z_t - Z_{t-1} = -0.6276(Z_{t-1} - Z_{t-2}) + a_t$$

$$\approx Z_t - Z_{t-1} = -0.6276Z_{t-1} + 0.6276Z_{t-2} + a_t$$

$$\approx Z_t = (1-0.6276)\,Z_{t-1} + \ 0.6276Z_{t-2} + a_t$$

$$\approx Z_t = 0.3724Z_{t-1} + 0.6276Z_{t-2} + a_t$$

Dari persamaan 4.2 diatas dapat diramalkan penjualan sari kedelai pada perusahaan sari kedelai Shinta Kediri pada minggu ke 13 sebagai berikut:

diketahui:

$Z_{t-1} = Z12 = 3471$

$Z_{t-2} = Z11 = 3448$

$a_t = a13 = 0$

$Z_t = Z13 = 0.3724Z12 + 0.6276Z11 + a_t$

$Z13 = 0.3724 * 3471 + 0.6276 * 3448 + 0$

$Z13 = 3456.565$

Jadi diramalkan penjualan sari kedelai pada perusahaan Shinta pada minggu ke-13 adalah sebanyak 3456.565.

Untuk menguji keakuratan peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage*

Error (MAPE). Dengan menggunakan *tools* Spss 16 diperoleh tabel sebagai berikut:

Tabel 4.3. Tabel pengujian keakuratan

Fit Statistic	Mean
Stationary R-squared	.303
R-squared	-.759
RMSE	439.774
MAPE	10.975
MaxAPE	25.040
MAE	355.666
MaxAE	732.423
Normalized BIC	12.609

Dari tabel 4.3 di atas, dapat diketahui bahwa nilai MAPE sebesar 10,975%. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat *error* rata-rata model dalam memprediksi permintaan sari kedelai Shinta adalah 10,975%.

Peramalan permintaan sari kedelai pada produsen Shinta memiliki *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dalam memprediksi permintaan sari kedelai Shinta adalah 10,975%. Hal ini berarti peramalan permintaan ini memiliki tingkat akurasi sebesar 89,025%.

Telah dihasilkan rancangan sistem informasi peramalan permintaan sari kedelai menggunakan metode ARIMA di produsen sari kedelai Shinta. Rancangan aplikasi berupa *Conceptual Data Model* dan *Physical Data Model* tersebut telah diuji menggunakan aplikasi *Sybase PowerDesigner* versi 15.1.0 tanpa mengalami *error*.

Telah dihasilkan aplikasi web *desktop* sistem informasi peramalan permintaan sari kedelai menggunakan metode ARIMA di produsen sari kedelai Shinta.

D. Daftar Pustaka

Adisaputro, Gunawan dan Marwan, Asri. 2003. *Anggaran Perusahaan*. Yogyakarta: BPFE.

Amnath, Sarnath dan Rahma, Athan. 2011. *Object Oriented Analysis and Design*. India: University Press.

Arsyad, Lincolin, 1995. *Peramalan Bisnis*, Ghalia Indonesia, Jakarta.

Barclay, K. dan J. Savage. 2004. *Object-Oriented Design with UML and Java*. Burlington: Elsevier Ltd.

Eddy, Herjanto dan Djony, Herfan. 2008. *Manajemen Operasi*. Jakarta: Grasindo.

Evi Triandini dan Suardika, Gede. 2012. *step by step desain proyek menggunakan UML*. Yokyakarta: Andi Offset.

Heizer, Jay dan Render, Barry. 2006. *Manajemen Operasi*. Jakarta : Salemba Empat.

Iriawan, N dan P.S. Astuti. 2006. Mengolah Data Statistik Dengan Mudah Menggunakan Minitab 14. Penerbit Andi. Yogyakarta.

Jiawei, Han, Micheline Kamber dan Jian Pei. 2011. *Data Mining*. USA: Elsevier Inc.

Kurniawati, Yuni Dwi, Wiwik Anggraeni dan Retno Aulia Vinarti. 2013. *Implementasi Metode Time Series Arima Berbasis Java Desktop Application untuk Memperkirakan Jumlah Permintaan Busana Muslim Anak di Perusahaan Habibah Busana*. Institut Teknologi Sepuluh November: Surabaya.

Michael.J.A, Berry. 2004. *Data Mining Techniques*. Canada: Wiley Publishing, Inc.

Nugroho, Adi. 2010. *Reayasa Perangkat Lunak Berorientasi Objek dengan Metode USDP*. Yogyakarta: Andi Offset.

Nugroho, Adi. 2009 *Rekayasa Perangkat Lunak Menggunakan UML dan JAVA*. Yogyakarta: Penerbit Andi.

Pankratz, Alan. 1983. *Forecasting With Univariate Box-Jenkins Models* . New York: John Wiley and Sons.

Prasetya, Hery dan Lukiastuti, Fitri. 2009. *Manajemen Operasi*. Yogyakarta: Media Pressindo.

Pressman, Roger S. 2002. *Rekayasa Perangkat Lunak Pendekatan Praktisi (Buku Satu)*. Yogyakarta: Penerbit Andi.

Rangkuti, Freddy. 2008. *Business Plan*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.

Razak, Abd. Fadhilah. 2009. Load Forecasting Using Time Series Models. Jurnal Kejuruteraan. 21: 53-62

Sediono. 2003. *Distribusi Limit dari Kesalahan Penduga Simetris pada Proses Random Walk*. Malang: Universitas Brawijaya.

Shoval, Peretz. 2007. Functional and Object-Oriented Analysis and Design: An Integrated Methodology. London: Idea Group Pubhlising, 2007.

Wei, William W.S. 1994. *Time Series Analisis Univariate and Multivariate Methods*. Canada: Wesley Pubhlising Company.

Zega, Onemar. 2015. *Proyeksi Jumlah Penduduk Dengan Menggunakan Model Arima di Kabupaten Nias Utara Tahun 2014*. Universitas Sumatra Utara:Medan.