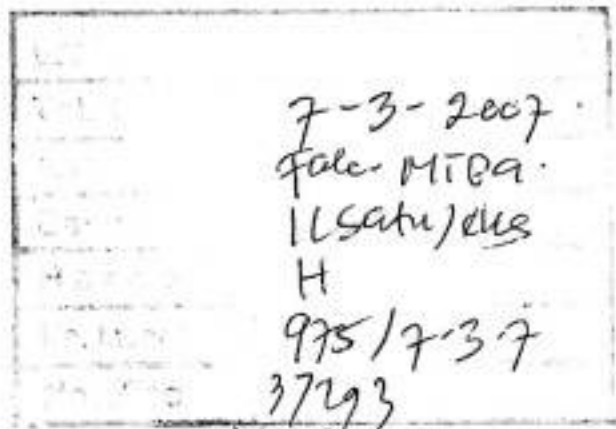


**PENGENDALIAN KUALITAS STATISTIKA RUNTUN
WAKTU DENGAN METODE *FEEDBACK CONTROL* DI
PT. SEMEN BOSOWA MAROS**



OLEH :

**HARIATY HAMID
H 121 01 017**

**PEMBIMBING UTAMA : Drs. Alimin Bado, MS.
PEMBIMBING PERTAMA : Amran, S.Si, M.Si
PENGUJI : Drs. Daeng Idris, MS
Drs. Lapodje Talangko
Dr. Moh. Ivan Azis**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2005**

**PENGENDALIAN KUALITAS STATISTIKA RUNTUN
WAKTU DENGAN METODE *FEEDBACK CONTROL* DI
PT. SEMEN BOSOWA MAROS**

SKRIPSI

*Melengkapi tugas-tugas dan memenuhi syarat-syarat untuk
meraih gelar Sarjana Sains*

OLEH :

**HARIATY HAMID
H 121 01 017**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2005**

LEMBAR KEOTENTIKAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini menyatakan sesungguhnya bahwa

Skripsi yang saya buat dengan judul :

“ PENGENDALIAN KUALITAS STATISTIKA RUNTUN WAKTU DENGAN METODE *FEEDBACK CONTROL* DI PT. SEMEN BOSOWA MAROS “

Adalah benar hasil karya saya sendiri bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

Makassar, Desember 2005



HARIATY HAMID
(H 121 01 017)

**PENGENDALIAN KUALITAS STATISTIKA RUNTUN
WAKTU DENGAN METODE *FEEDBACK CONTROL* DI
PT. SEMEN BOSOWA MAROS**



Disetujui oleh :

Pembimbing Utama

Drs. Alimin Bado, MS
Nip. 130 604 514

Pembimbing Pertama

Amran, S.Si, M.Si
Nip. 132 205 488

Pada tanggal : Desember 2005

KATA PENGANTAR

*Bismillahirrahmanirrahim,
Assalamu Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Alhamdulillah, Puji dan Syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT karena atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari dalam penulisan skripsi ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, kritik maupun saran sangat diharapkan untuk hasil yang lebih baik dimasa yang akan datang.

Tidak sedikit masalah dan hambatan yang ditemui penulis, namun atas segala bantuan dan usaha dari berbagai pihak akhirnya skripsi ini dapat selesai, dan dari lubuk hati yang paling dalam penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ayahanda H. Abd Hamid dan Ibunda Hj. Mariaty yang selalu mendo'akan dan memberikan motivasi.
2. Bapak Drs. Alimin Bado, MS dan Bapak Amran, S.Si, M.Si selaku dosen pembimbing yang dengan penuh sabar mengarahkan dan membimbing penulis hingga skripsi ini selesai.
3. Bapak Drs. Daeng Idris, MS dan Bapak Drs. Lapodje Talangko serta Bapak Dr. Moh Ivan Azis selaku dosen penguji.
4. Bapak Drs. Muh. Zakir, M.Si selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

5. Seluruh Dosen Jurusan Matematika yang telah mendidik dan membekali penulis dengan ilmu pengetahuan selama penulis menjadi mahasiswa pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin
6. Seluruh Staf Akademik FMIPA UNHAS dan Staf Jurusan Matematika yang telah banyak membantu penulis mengurus keperluan-keperluan yang mendukung studi penulis.
7. My Best Friend's : Hana, Ria, Waty, Hasma, Irma dan Ratna yang selalu menemaniku dan membantuku. Thanks guy's.
8. Semua teman-teman angkatan '01 Jurusan Matematika, terima kasih atas motivasi dan bantuannya.
9. The Last THANK'S for My KOIBITO yang telah menemaniku di akhir-akhir penyelesaian skripsi ini. AISHITERU.....!!!
10. Semua pihak yang telah membantu, memberi dorongan dan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi kita semua. Amin !

*Wabillahi taufik wal hidayah,
Wassalamu Alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Makassar, Desember 2005

Penulis

ABSTRAK

Pengendalian kualitas statistika runtun waktu sering digunakan di bidang industri untuk mengukur kualitas variabel dalam interval waktu diskrit. Proses penyesuaian adalah suatu usaha untuk mengurangi atau menghilangkan keragaman (penyimpangan) dari karakteristik kualitas supaya cukup dekat dengan nilai target yang diinginkan. Untuk itu dibutuhkan sebuah peubah pengendali sebagai peubah manipulasi dengan menaikkan atau menurunkan nilai peubah tambahan.

Hal tersebut dilakukan dengan peramalan terhadap gangguan D_t dan menerapkan fungsi transfer peubah *input* X_t dengan peubah *output* Y_t . Metode yang digunakan pada proses penyesuaian adalah metode *feedback control*. Asumsi yang harus dipenuhi adalah model peramalan gangguan D_{t+1} yang dipilih merupakan model peramalan dengan kesalahan yang minimum yaitu $\varepsilon_{t+1} = e_t(1)$.

Aplikasi metode ini pada proses penggilingan akhir (*finish mill*) produk semen yang dihasilkan PT. Semen Bosowa Maros, menunjukkan bahwa proses pengendalian pada peubah X_t supaya nilai Y_t cukup dekat dengan T sebesar $3200 \text{ cm}^2 / \text{kg}$ adalah ;

$$X_{t+l} = \frac{3200 - (0,4595)^l D_t}{2,001185}$$

Dimana l adalah banyaknya periode waktu ke depan yang ingin diramal.

Kata kunci : Proses Penyesuaian, Feedback Control, Fungsi Transfer, Gangguan D_t , Peubah Pengendali.

ABSTRACT

Time series statistic of quality control often to use in industries for measure the variable quality in discrete time intervals. Adjustment process is a effort to reduced or eliminated the varians of quality characteristic made for the purpose of controlling the quality index at a target. So that we need a control variable as manipulate variable with to increase or decrease the additive variable value.

This point to do with forecasting D_t disturbance and to applicate variable transfer function *input* X_t with variable *output* Y_t . The method that used at adjustment process is *Feedback Control* method. Assumption that must determined is forecasting model of disturbance D_{t+l} it's mean forecasting model with minimum error $\epsilon_{t+l} = e_t(1)$.

The application of this method at finishing mill of semen product in PT.Semen Bosowa Maros, to show that control process at variable X_t , to make value Y_t nearer with $T = 3200 \text{ cm}^2 / \text{kg}$ is ;

$$X_{t+l} = \frac{3200 - (0,4595)^l D_t}{2,001185}$$

Where l is most of time period to the future that we need to ferecasting.

Key words : *Adjustment Process, Feedback Control, Transfer Function, Disturbance D_t , Control Variable.*

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
KATA PENGANTAR	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR LAMPIRAN	ix
BAB I PENDAHULUAN	
I.1 Latar Belakang	1
I.2 Rumusan Masalah	2
I.3 Batasan Masalah	2
I.4 Tujuan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
II.1 Penegendalian Kualitas Statistika Runtun Waktu	3
II.2 Proses Penyesuaian	3
II.2.1 Konsep Dasar Model <i>Feedback Control</i>	4
II.2.2 Identifikasi Model <i>Feedback Control</i>	6
II.2.2.1 Identifikasi Model ARIMA Gangguan D_t	7
II.2.2.2 Identifikasi Fungsi Transfer peubah X_t dan Y_t	11
BAB III METODE PENELITIAN	
III.1 Sumber Data	23
III.2 Metode Analisis	23

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
IV.1 Proses Penyesuaian	28
IV.1.1 Identifikasi Model ARIMA gangguan D_t	28
IV.1.2 Identifikasi Fungsi Transfer peubah X_t dan Y_t	32
IV.1.3 Hasil Akhir Proses Penyesuaian dengan Metode <i>Feedback Control</i>	44
 BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
V.1 Kesimpulan	47
V.2 Saran	48
 DAFTAR PUSTAKA	49
LAMPIRAN	50

DAFTAR GAMBAR

No.	Teks	Hal
2.1	Proses Penyesuaian dengan metode <i>Feedback Control</i>	6
2.2	Skema yang memperlihatkan pendekatan model ARIMA	11
2.3	Konsep Fungsi Transfer	12
3.1	Bagan Alur metode Analisis	27
4.1	Plot deret berkala D_t	28
4.2	Plot ACF deret berkala D_t	29
4.3	Plot PACF deret berkala D_t	30
4.4	Plot deret berkala X_t	32
4.5	Plot PACF deret berkala X_t	33
4.6	Plot deret berkala Y_t	33
4.7	Plot ACF deret berkala Y_t	34
4.8	Plot PACF deret berkala X_t	35
4.9	Plot korelasi silang antara deret α_t dan β_t	38
4.10	Plot ACF deret berkala α_t	39
4.11	Plot ACF deret berkala β_t	40
4.12	Plot ACF deret berkala n_t	42
4.13	Plot PACF deret berkala n_t	42

DAFTAR TABEL

No.	Teks	Hal
4.1	Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (1,0,0) bagi deret D_t	30
4.2	Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (0,0,1) bagi deret D_t	30
4.3	Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (1,0,1) bagi deret D_t	31
4.4	Hasil overfitting Model ARIMA untuk deret D_t	31
4.5	Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (1,0,0) bagi deret X_t	35
4.6	Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (0,0,1) bagi deret X_t	35
4.7	Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (1,0,1) bagi deret X_t	36
4.8	Hasil Overfitting Model ARIMA untuk deret X_t	36
4.9	Taksiran Langsung Bobot Respon Impuls	40
4.10	Hasil Proses Penyesuaian Peubah Pengendali X_t dan Peramalan Y_t	45

DAFTAR LAMPIRAN

No.	Teks	Hal
1.	Data Harian Kehalusan Semen / Blaine (Y_t) dan putaran Penggilingan Mesin (X_t) pada Proses Produksi Penggilingan Akhir di PT. Semen Bosowa Maros. Periode 1 – 7 Agustus 2004	50
2.	Data Deret Berkala Gangguan $D_t = Y_t - T$ dengan $T = 3200 \text{ cm}^2 / \text{kg}$	52
3.	Penaaksiran Parameter Model ARIMA untuk Deret D_t	53
4.	Plot ACF sisaan Model ARIMA untuk Deret D_t	57
5.	Penaksiran Parameter Model ARIMA untuk Deret X_t	59
6.	Plot ACF Sisaan Model ARIMA untuk Deret X_t	63
7.	Data Deret α_t dan β_t Pemodelan Fungsi Transfer X_t dan Y_t	65
8.	Data Deret n_t dan a_t Pemodelan Fungsi Transfer X_t dan Y_t	66
9.	Penaksiran Akhir Model Fungsi Transfer X_t dan Y_t	67

BAB I

PENDAHULUAN

I.1 Latar Belakang

Pengendalian kualitas statistika runtun waktu sering digunakan di berbagai bidang industri, terutama pada perusahaan manufaktur. Pengendalian kualitas statistika menjabarkan penggunaan teknik-teknik statistika dalam mengawasi dan meningkatkan performasi proses untuk menghasilkan produk berkualitas (Keats dan Montgomery, 1991).

Pada pengendalian kualitas statistika runtun waktu, proses pengendalian meliputi proses pengawasan dan proses penyesuaian. Proses pengawasan adalah proses pengendalian terhadap karakteristik kualitas, apakah berada pada keadaan terkendali atau tidak. Proses penyesuaian adalah suatu usaha untuk mengurangi atau menghilangkan keragaman (penyimpangan) dari karakteristik kualitas supaya cukup dekat dengan nilai target yang telah dispesifikasi pada proses produksi. Pada proses penyesuaian ini, dibutuhkan sebuah peubah tambahan sebagai peubah manipulasi, yang dapat mengendalikan karakteristik kualitas supaya cukup dekat dengan nilai target.

Proses manipulasi dilakukan dengan cara menaikkan atau menurunkan nilai peubah tambahan. Untuk dapat melakukan manipulasi terhadap peubah tambahan, dilakukan peramalan terhadap D_t dan menerapkan fungsi transfer pada peubah *input* X_t dan peubah *output* Y_t . Metode yang digunakan pada proses penyesuaian adalah metode *Feedback Control*.

PT. Semen Bosowa Maros sebagai perusahaan pembuat semen terkemuka di Indonesia Timur, pada proses produksi melakukan pengendalian kualitas statistika secara runtun waktu. Pada bagian penggilingan akhir (*finish mill*) karakteristik kualitas yang dikendalikan berupa kehalusan semen (*blaine*) yang diamati secara runtun waktu pada selang interval 2 jam sekali.

I.2 Rumusan Masalah

Bagaimana cara kerja proses penyesuaian pada pengendalian kualitas statistika runtun waktu dan aplikasinya dalam proses penggilingan akhir produk semen PT. Semen Bosowa Maros.

I.3 Batasan Masalah

Ruang lingkup studi ini adalah pengendalian kualitas statistika runtun waktu, dimana karakteristik kualitas telah dispesifikasi dengan suatu nilai target (T) tertentu, dengan proses penyesuaian menggunakan metode *Feedback Control*.

I.4 Tujuan

Tujuan tugas akhir ini adalah :

- a. Mempelajari proses penyesuaian pada pengendalian kualitas statistika runtun waktu.
- b. Mengetahui aplikasi dan penggunaan pengendalian kualitas statistika runtun waktu pada proses penggilingan akhir (*finish mill*) produk semen yang dihasilkan PT. Semen Bosowa Maros.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

II.1. Pengendalian Kualitas Statistika Runtun Waktu

Ciri khusus dari pengendalian kualitas statistika runtun waktu adalah pengambilan/pengumpulan data karakteristik kualitas dilakukan pada interval waktu tetap, misalnya setiap 30 menit sekali, setiap 1 jam sekali, atau bahkan lebih.

Pada proses pengendalian kualitas statistika runtun waktu meliputi dua proses pengendalian yaitu proses pengawasan dan proses penyesuaian. Proses pengawasan digunakan untuk mengetahui apakah proses produksi berada pada keadaan terkendali atau tidak. Sedangkan pada proses penyesuaian tujuannya adalah mengusahakan dan mengendalikan supaya peubah *output* (berupa karakteristik kualitas) cukup dekat dengan nilai target yang diinginkan. Untuk dapat mengendalikan peubah *output*, dilakukan manipulasi pada peubah tambahan yaitu peubah yang secara langsung mempengaruhi karakteristik kualitas. Proses manipulasi dilakukan dengan cara menaikkan atau menurunkan nilai peubah tambahan. Metode yang digunakan pada proses penyesuaian adalah metode *feedback control* (Box, dkk, 1994).

II. 2. Proses Penyesuaian

Proses penyesuaian yang digunakan untuk melakukan pengendalian tersebut adalah dengan memanipulasi peubah tambahan, untuk dapat meminimumkan penyimpangan karakteristik kualitas dari nilai target.

Y_t didefinisikan sebagai nilai karakteristik kualitas pada waktu t , T didefinisikan sebagai nilai target yang telah ditentukan dari proses produksi, D_t didefinisikan sebagai gangguan (*disturbance*) berupa penyimpangan (*deviasi*) karakteristik kualitas dari nilai target T pada waktu t sebelum penyesuaian dilakukan, X_t adalah peubah tambahan, sebagai peubah pengendali yang diamati pada waktu t , dan ε_t adalah penyimpangan karakteristik kualitas dari nilai target T setelah dilakukan proses penyesuaian.

Untuk dapat melakukan manipulasi terhadap peubah pengendali X_t , dilakukan peramalan terhadap D_t dan menerapkan fungsi transfer pada peubah *input* X_t dengan peubah *output* Y_t . Terdapat dua metode yang digunakan pada proses penyesuaian. Metode pertama adalah metode *feedforward control*, dimana pengukuran terhadap beberapa gangguan digunakan sebagai kompensasi dari penyimpangan pada peubah *output*. Metode kedua adalah metode *feedback control*, dimana hanya digunakan pengukuran sebuah gangguan saja, yaitu berupa penyimpangan karakteristik kualitas dari nilai target T .

II.2.1. Konsep Dasar Model *Feedback Control*

Konsep dasar proses penyesuaian dengan model *feedback control* adalah meminimumkan atau mengurangi besarnya gangguan D_t . Penyimpangan (ε) setelah dilakukan penyesuaian pada interval waktu $t + 1$ adalah :

$$\varepsilon_t = (Y_{t+1} - T) + D_{t+1} \quad (2.1)$$

Karena pada interval waktu t , pengukuran D_{t+1} belum didapatkan, maka dilakukan peramalan $\hat{D}_t(1)$ yang didapatkan dari pengamatan $D_1, D_{t-1}, D_{t-2}, \dots$

$$D_{t+1} = \hat{D}_t(1) + e_t(1), \quad (2.2)$$

di mana $\hat{D}_t(1)$ adalah nilai peramalan peubah D pada saat $t + 1$ dan $e_t(1)$ adalah kesalahan peramalannya. Y_{t+1} merupakan suatu kompensasi perubahan penyimpangan D_t menjadi ε_t setelah dilakukan proses penyesuaian. Nilai Y_{t+1} didapatkan dari model fungsi transfer dengan peubah pengendali X_t , sebagai deret input. Misalkan digunakan fungsi transfer yang paling sederhana :

$$Y_{t+1} = gX_t, \quad (2.3)$$

di mana g adalah bobot respon impuls dari fungsi transfer. Berdasarkan persamaan (2.2) dan (2.3), persamaan (2.1) dapat ditulis kembali menjadi :

$$\varepsilon_{t+1} = gX_t - T + \hat{D}_t(1) + e_t(1) \quad (2.4)$$

Model peramalan gangguan D_{t+1} yang dipilih adalah bentuk model peramalan dengan kesalahan peramalan yang minimum. Pada proses penyesuaian ini, agar penyimpangan ε_{t+1} juga minimum, dipilih ε_{t+1} sebesar kesalahan peramalan $e_t(1)$

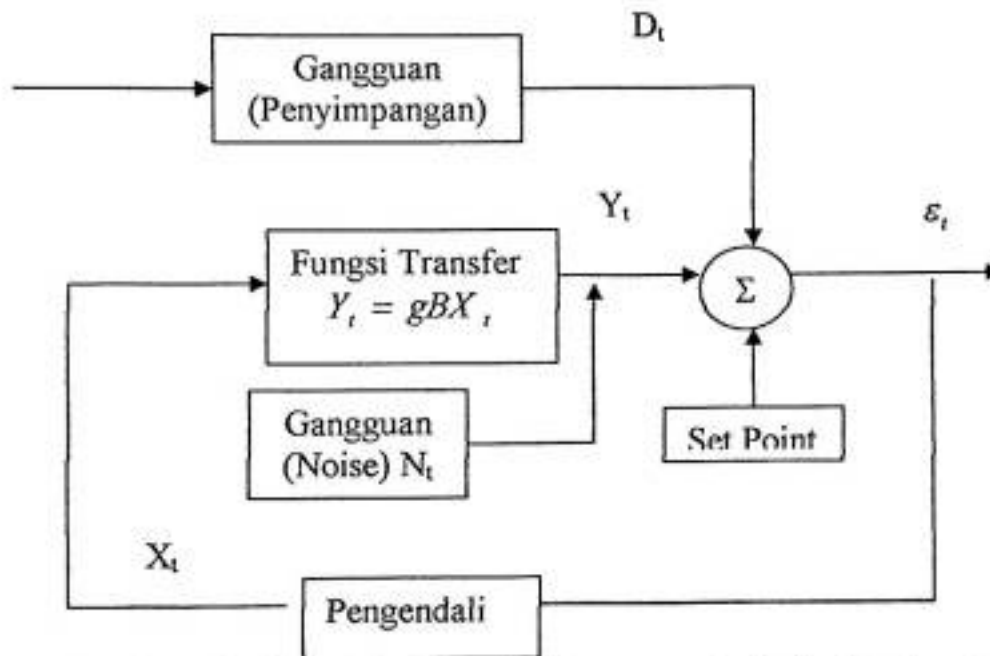
$$\varepsilon_{t+1} = e_t(1). \quad (2.5)$$

Dengan menggunakan persamaan (2.5), peubah pengendali pada persamaan (2.4) akan berbentuk :

$$X_t = \frac{T - \hat{D}_t(1)}{g} \quad (2.6)$$

Gambar 2.1 menunjukkan skema proses penyesuaian dengan metode *feedback control* yang memerlukan proses peramalan peubah D_t yang tepat untuk

mendapatkan penyimpangan ε_t , yang minimum, dengan memanipulasi peubah pengendali X_t (Keats dan Montgomery, 1991).



Gambar 2.1. Proses Penyesuaian dengan metode *feedback control*

II.2.2 Identifikasi Model *Feedback Control*

Untuk dapat menggunakan model *feedback control* secara tepat, perlu dilakukan proses identifikasi model *feedback control*. Proses identifikasi ini meliputi : (1) identifikasi model peramalan untuk ARIMA D_t , dan (2) identifikasi model fungsi transfer antara peubah pengendali X_t sebagai peubah *input* dengan peubah *output* Y_t .

II.2.2.1 Identifikasi Model ARIMA Gangguan D_t

Metode peramalan yang digunakan adalah metode peramalan ARIMA (*Auto Regressive – Integrated – Moving Average*). Beberapa model-model umum ARIMA adalah sebagai berikut :

1. Model AR(p)

$$D_t = \phi_1 D_{t-1} + \phi_2 D_{t-2} + \dots + \phi_p D_{t-p} + a_t \quad (2.7)$$

2. Model MA(q)

$$D_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.8)$$

3. Model ARMA(p, q)

$$D_t = \phi_1 D_{t-1} + \dots + \phi_p D_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.9)$$

4. Model ARIMA (p, d, q)

$$W_t = \nabla^d D_t$$

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.10)$$

Pada keempat model tersebut ϕ adalah parameter *autoregressive*, θ adalah parameter *moving average*, p adalah derajat *autoregressive*, d adalah derajat pembedaan (*difference*), q adalah derajat *moving average*, dan a_t adalah galat acak (*white noise*).

Dalam prakteknya, model ARIMA (p, d, q) ini jarang menggunakan nilai p dan q selain dari 0, 1, atau 2, karena untuk deret yang stasioner maka koefisien autokorelasi atau koefisien autokorelasi parsialnya akan mendekati nol setelah dua atau tiga selang waktu. Sedangkan untuk nilai d juga jarang menggunakan nilai selain 0, 1, atau 2 karena pada umumnya untuk data asli yang nonstasioner, dengan hanya satu atau dua tingkat pembeda, stasioneritas telah dapat dicapai (Box dan Jenkins, 1976).

Adapun langkah-langkah dalam identifikasi model ARIMA adalah sebagai berikut :

1. **Plot Data Asli**

Langkah pertama adalah membuat plot data D_t bertujuan untuk melihat apakah data sudah stasioner atau belum dan apakah terdapat unsur musiman.

2. **Pengujian Stasioneritas**

Langkah kedua adalah melakukan pengujian terhadap kestasioneran data D_t . Menurut Chatfield (1984), suatu deret runtun waktu dikatakan stasioner jika tidak ada perubahan sistematis pada nilai tengah (tidak ada trend), pada keragaman, dan tidak bersifat musiman.

3. **Penaksiran Parameter Model ARIMA**

Langkah selanjutnya adalah melakukan penaksiran parameter model ARIMA. Penaksiran dilakukan dengan menggunakan metode *Conditional Least Square* (metode kuadrat terkecil bersyarat) yang dapat meminimumkan jumlah kuadrat sisa dengan suatu kondisi tertentu.

Pada model ARIMA (1, 0, 1) di mana $D_t = \phi D_{t-1} + a_t - \theta a_{t-1}$, metode *Conditional Least Square* dilakukan dengan meminimumkan :

$$S.(\phi, \theta) = \sum_{i=1}^t a_i^2,$$

di mana $a = D_t - \phi D_{t-1} + \theta a_{t-1}$ dan mengkondisikan nilai $a_0 = 0$ dan nilai $D_0 = 0$

Sedangkan untuk model umum ARIMA (p, d, q) maka $a_t = a_t(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)$ untuk $t = p+1, p+2, \dots, n$ dengan mengkondisikan bahwa $a_p = a_{p-1} = \dots = a_{1-q} = 0$ maka akan didapatkan penduga parameter $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ dan $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ (Cryer, 1986).

4. Pengujian Ketetapan Model

Langkah keempat adalah melakukan pengujian ketepatan model yang digunakan. Setelah berhasil menaksir nilai-nilai parameter dari model ARIMA yang ditetapkan sementara, selanjutnya perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk membuktikan bahwa model tersebut cukup memadai.

Wei (1990) menyatakan bahwa untuk menguji kelayakan model yang telah ditetapkan digunakan uji Ljung-Box dibawah hipotesis nol yaitu autokorelasi nilai sisaan tidak berbeda nyata dari nol, dimana statistik Q yang berdistribusi mengikuti distribusi $\chi^2_{(K-m)}$ adalah sebagai berikut :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{r_k^2}{n-k},$$

(2.11)

dimana :

n : banyaknya pengamatan

r_k : koefisien autokorelasi nilai sisa pada lag k

K : lag maksimum

M : jumlah parameter yang diduga dalam model

Jika nilai statistik Q lebih kecil dari $\chi^2_{(k-m)}$ maka dapat dikatakan bahwa model yang didapat sudah layak.

Cryer (1986) menyatakan model tersebut sudah tepat digunakan, bila plot ACF sisaan tidak berbeda nyata.

5. Pemilihan Model Terbaik

Langkah terakhir dalam pemodelan ARIMA adalah pemilihan model terbaik. Berdasarkan proses pemeriksaan diagnostik, maka akan didapatkan beberapa model yang sesuai. Salah satu kriteria pemilihan model yang terbaik dari beberapa model yang sesuai adalah AIC (*Akaike Information Criterion*) yang didefinisikan sebagai berikut :

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}_a^2) + 2M \quad (2.12)$$

Dimana :

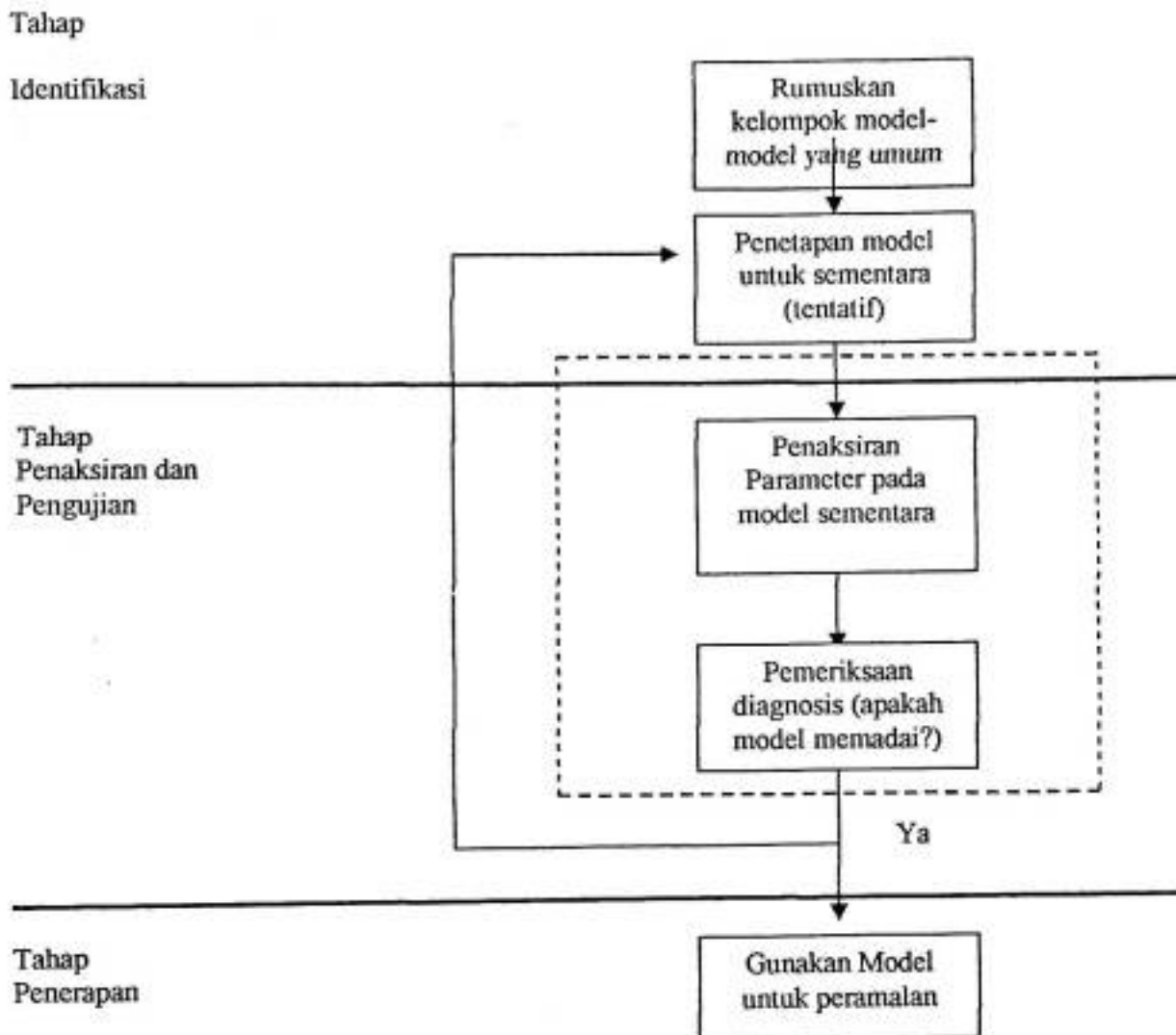
n : banyaknya pengamatan efektif yaitu banyaknya pengamatan yang diikuti dalam proses penaksiran parameter,

$\hat{\sigma}_a^2$: penduga maksimum likelihood dari σ_a^2

M : banyaknya parameter yang diduga dalam model

Model terbaik yang dipilih di antara model-model yang sesuai adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil (Wei, 1990).

Box and Jenkins (1976) telah mengembangkan suatu skema yang menggambarkan pendekatan metode ARIMA ini sehingga memudahkan dalam penerapannya sebagaimana terlihat pada Gambar 2.2



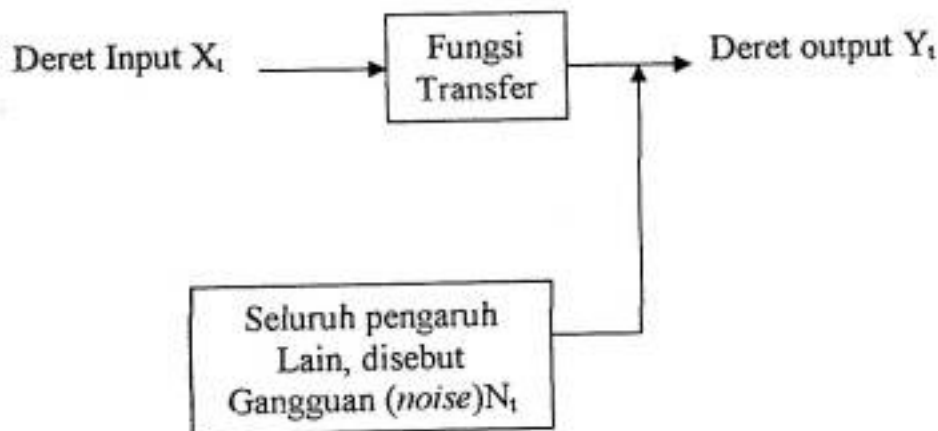
Gambar 2.2 Skema yang memperlihatkan pendekatan model ARIMA

II.2.2.2 Identifikasi Fungsi Transfer peubah X_t dengan Y_t

Analisis fungsi transfer merupakan salah satu alternatif untuk menyelesaikan permasalahan apabila terdapat lebih dari satu deret runtun waktu. Menurut Makridakis dkk. (1999), model fungsi transfer adalah suatu model yang menggambarkan nilai prediksi masa depan dari suatu deret runtun waktu (disebut deret *output* Y_t) dan didasarkan pada nilai-nilai masa lalu dari deret itu sendiri (Y_t).

1, $Y_{1,2}, \dots$) dan didasarkan pula pada satu atau lebih deret runtun waktu yang berhubungan (disebut deret *input* X_t) dengan deret *output* tersebut.

Wei (1994) menjelaskan bahwa di dalam fungsi transfer terdapat peubah *output* Y_t yang diperkirakan akan dipengaruhi oleh peubah X_t dan *input-input* lain yang digabungkan dalam satu kelompok yang disebut gangguan (*noise*) N_t . Hal ini dapat digambarkan seperti pada Gambar 2.3



Gambar 2.3. Konsep fungsi transfer

Tujuan pemodelan fungsi transfer adalah untuk menetapkan model yang sederhana, yang menghubungkan Y_t dengan X_t dan N_t . Namun tujuan utama pemodelan jenis ini adalah dengan menggunakan peranan indikator penentu (deret *input*) dalam rangka menetapkan peubah respon (deret *output*).

Menurut Makridakis dkk. (1999), model fungsi transfer bivariat ditulis dalam bentuk umum :

$$Y_t = v(B)X_t + N_t, \quad (2.13)$$

dimana $v(B) = v_0 + v_1B + \dots + v_kB^k$ dengan v_i adalah bobot respon impuls pada lag i dan k adalah orde fungsi transfer. Bentuk lain dari persamaan (2.13) adalah

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + n_t, \quad (2.14)$$

atau

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t, \quad (2.15)$$

di mana :

$$\delta(B) = 1 - \delta_1B - \delta_2B^2 - \dots - \delta_rB^r,$$

$$\omega(B) = \omega_0 - \omega_1B - \omega_2B^2 - \dots - \omega_sB^s,$$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1B - \phi_2B^2 - \dots - \phi_pB^p,$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1B - \theta_2B^2 - \dots - \theta_qB^q,$$

y_t : nilai Y_t yang telah ditransformasikan dan dibedakan,

x_t : nilai X_t yang telah ditransformasikan dan dibedakan,

a_t : nilai gangguan acak,

r, s, p, q dan b dalah konstanta.

Pernyataan $\theta(B)$ dan $\phi(B)$ berturut-turut menyatakan operator *moving average* dan operator *autoregressive* untuk gangguan n_t . Sedangkan untuk (r, s, b) menunjukkan pembentukan parameter (parameterisasi) model fungsi transfer yang menghubungkan y_t dengan x_t , sedangkan (p, q) menunjukkan pembentukan parameter dari model gangguan n_t .

Adapun langkah-langkah identifikasi model fungsi transfer terdiri dari beberapa tahap, sebagai berikut :

1. Pengujian Stasioneritas Terhadap Deret *Input* dan Deret *Output*

Langkah pertama adalah mempersiapkan deret *input* X_t dan *output* Y_t , yaitu melakukan transformasi dan pembedaan untuk deret *input* dan *output* yang belum stasioner. Dengan demikian, deret data yang telah ditransformasi dan telah disesuaikan menjadi x_t dan y_t .

2. Pemutihan Deret *Input* dan Deret *Output*

Langkah selanjutnya adalah melakukan pemutihan deret *input*, yang bertujuan untuk menghilangkan seluruh pola yang diketahui sehingga yang tertinggal hanya *white noise*. Misalnya pada proses ARIMA untuk deret *input* X_t didefinisikan sebagai :

$$\phi_x(B)x_t = \theta_x(B)\alpha_t, \tag{2.16}$$

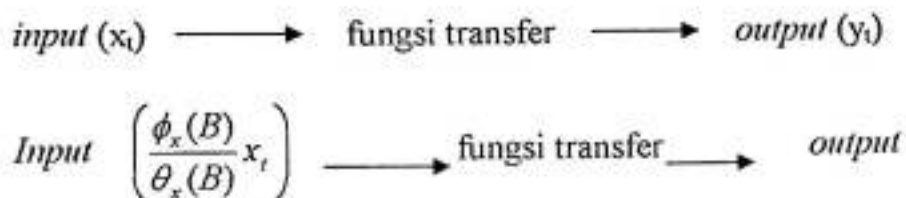
di mana $\phi_x(B)$ adalah operator *autoregressive*, $\theta_x(B)$ adalah operator *moving average*, dan α_t adalah galat acak (*white noise*). Pemutihan deret *input* didapatkan dengan mengubah persamaan (2.16) dengan menyusun kembali suku-sukunya, menjadi sebagai berikut :

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)}x_t, \tag{2.17}$$

Deret α_t inilah yang dimaksud dengan pemutihan deret *input* x_t .

Selanjutnya dilakukan pemutihan deret *output*. Transformasi pemutihan untuk deret *input* x_t seperti pada persamaan (2.17) harus ditetapkan juga terhadap

deret *output* y_t untuk mempertahankan integritas hubungan fungsional karena fungsi transfer memetakan x_t ke dalam y_t sebagai berikut :



$$\left(\frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t \right)$$

Deret y_t yang telah diputihkan disebut deret β_t , yaitu :

$$\beta_t = \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t, \tag{2.18}$$

3. Perhitungan Korelasi Silang dan Autokorelasi Untuk Deret *Input* Dan Deret *Output* Yang Telah Diputihkan

Korelasi silang antara x dan y pada *lag* k adalah :

$$r_{xy}(k) = \frac{C_{xy}(k)}{S_x S_y}, k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \tag{2.19}$$

di mana :

$$\begin{aligned} C_{xy}(k) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{t-k} (x_i - \bar{x})(y_{i+k} - \bar{y}), \text{ untuk } k = 0, 1, 2, \dots \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1-k}^t (x_i - \bar{x})(y_{i+k} - \bar{y}), \text{ untuk } k = 0, -1, -2, \dots, \end{aligned}$$

$$S_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^t (x_i - \bar{x})^2}, \text{ dengan } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^t x_i,$$

$$S_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \text{ dengan } \hat{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i,$$

Dengan demikian, korelasi silang antara deret *input* (α_t) dan deret *output* (β_t) yang telah diputihkan adalah

$$r_{\alpha\beta}(k) = \frac{C_{\alpha\beta}(k)}{S_\alpha S_\beta}, \quad (2.20)$$

di mana $C_{\alpha\beta}$ adalah peragam antara peubah α dan peubah β , S_α adalah ragam peubah α , dan S_β adalah ragam peubah β .

Makridakis dkk. (1999) menjelaskan bahwa korelasi silang antara X dan Y dapat menentukan tingkat asosiasi antara nilai X pada waktu t dengan nilai Y pada waktu t+k (dengan $k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$).

4. Penaksiran Langsung Bobot Respon Impuls

Penaksiran bobot respon impuls awal dengan mengasumsikan $b = 0$, sehingga model fungsi transfer pada persamaan (2.21) dapat ditulis:

$$y_t = \nu(B)x_t + n_t. \quad (2.21)$$

Jika x_t ditransformasikan dengan $\phi_x(B)/\theta_x(B)$, maka persamaan (2.21) menjadi:

$$\frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} y_t = \nu(B) \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} x_t + \frac{\phi_x(B)}{\theta_x(B)} n_t. \quad (2.22)$$

Berdasarkan persamaan (2.17) dan (2.18), persamaan (2.22) dapat dinyatakan sebagai :

$$\beta_t = \nu(B)\alpha_t + \eta_t, \quad (2.23)$$

dimana η_t adalah deret gangguan yang ditransformasi dan diperkirakan tidak berhubungan dengan deret α_t . Jika kedua sisi persamaan (2.23) dikalikan dengan α_{t-k} , akan diperoleh nilai harapan sebagai berikut :

$$E[\alpha_{t-k}\beta_t] = [v_0E(\alpha_{t-k}\alpha_t) + \dots + v_kE(\alpha_{t-k}^2)] + E[\alpha_{t-k}\eta_t]$$

dengan α_t dan η_t diasumsikan bebas sehingga $E[\alpha_{t-k}\eta_t] = 0$, maka diperoleh

$$\gamma_{\alpha\beta}(k) = v_k\sigma_\alpha^2,$$

dan

$$v_k = \frac{\gamma_{\alpha\beta}(k)}{\sigma_\alpha^2} = \frac{\rho_{\alpha\beta} \times \sigma_\alpha \sigma_\beta}{\sigma_\alpha^2} = \frac{\sigma_\beta}{\sigma_\alpha} \rho_{\alpha\beta}(k). \quad (2.24)$$

Pendugaan persamaan (2.24) dengan data contoh, maka diperoleh penaksir langsung untuk masing-masing bobot respon impuls sebagai berikut :

$$v_k = \frac{S_\beta}{S_\alpha} r_{\alpha\beta}(k), \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.25)$$

5. Penetapan (r, s, b)

Langkah selanjutnya adalah melakukan penetapan nilai (r, s, b) untuk model fungsi transfer, dimana r adalah derajat fungsi $\delta(B)$, s adalah derajat fungsi $\varpi(B)$, dan b adalah keterlambatan yang dicatat pada subskrip dari X_{t-b} . Makridakis dkk. (1999) menyatakan bahwa jika berfikir secara intuitif tentang arti (r, s, b) maka aturan berikut ini mudah untuk diuraikan meskipun tidak seluruhnya mudah untuk dilakukan secara praktis.

- a. Nilai b menyatakan bahwa y_t tidak dipengaruhi oleh nilai x_t sampai periode $t + b$ atau $y_t = 0x_t + 0x_{t-1} + 0x_{t-2} + \dots + \omega_0 x_{t-b}$
- b. Nilai s menyatakan untuk berapa lama y_t secara terus menerus dipengaruhi oleh nilai-nilai baru dari deret *input* x_t , atau y_t dipengaruhi oleh $(x_{t-b}, x_{t-b-1}, \dots, x_{t-b-s})$.
- c. Nilai r menunjukkan bahwa y_t berkaitan dengan nilai-nilai masa lalunya sebagai berikut y_t dipengaruhi oleh $(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, x_{t-r})$.

Kenyataan tersebut biasanya disimpulkan ke dalam tiga bentuk prinsip, yang ditujukan untuk membantu menentukan nilai yang tepat untuk (r, s, b) yaitu sebagai berikut :

- a. Sampai *time lag* ke- b , korelasi silang tidak akan berbeda nyata dengan nol.
- b. Untuk s *time lag* selanjutnya, korelasi silang tidak akan memperlihatkan adanya pola yang jelas.
- c. Untuk r *time lag* selanjutnya, korelasi silang akan memperlihatkan suatu pola yang jelas.

Wei (1990) memberikan petunjuk dalam menentukan nilai r dan s , yang dalam praktek pada umumnya nilai r dan s tidak lebih dari 2, sebagai berikut :

- a. Untuk kasus $r = 0$, fungsi transfer hanya mengandung sejumlah bobot respon impuls yang dimulai dari $v_0 = \omega_0$ dan diakhiri pada $v_{b+s} = -\omega_s$,

- b. Untuk kasus $r = 1$, bobot respon impuls menunjukkan pola menurun secara eksponensial dari v_b jika $s = 0$, dari v_{b+1} jika $s = 1$ dan dari v_{b+2} jika $s = 2$.
- c. Untuk kasus $r = 2$, bobot respon impuls menunjukkan pola gelombang sinus teredam.

6. Pengujian Pendahuluan Deret Gangguan (*noise*)

Penaksiran langsung bobot respon impuls memungkinkan dilakukannya penghitungan nilai taksiran pendahuluan dari deret gangguan n_t , karena $y_t = v(B)x_t + n_t$ maka

$$n_t = y_t - v_0x_t - v_1x_{t-1} - \dots - v_u x_{t-u}, \quad (2.26)$$

di mana u adalah nilai praktis yang dipilih oleh peramal.

Fungsi $v(B)$ mempunyai jumlah suku tak terbatas, tetapi pada tahap 1 sampai 5, hanya 10 atau 15 bobot v yang akan dihitung karena dianggap sudah memuaskan sebagai analisis pendahuluan dari deret gangguan n_t (Makridakis dkk., 1999).

7. Penetapan orde p_n dan q_n Untuk Deret Gangguan

Penetapan (p_n, q_n) untuk model ARIMA $(p_n, 0, q_n)$ dari deret gangguan dimaksudkan untuk menganalisis nilai-nilai n_t menggunakan metode ARIMA biasa untuk menemukan apakah terdapat model ARIMA $(p_n, 0, q_n)$ yang tepat untuk menjelaskan deret tersebut. Fungsi $\phi_n(B)$ dan $\theta(B)$ untuk deret gangguan n_t diperoleh dengan metode ARIMA untuk mendapatkan :

$$\phi_n(B)n_t = \theta_n(B)a_t. \quad (2.27)$$

8. Penaksiran Parameter Model Fungsi Transfer

Parameter model fungsi transfer adalah $\delta = (\delta_1, \dots, \delta_r)'$, $\omega = (\omega_1, \dots, \omega_s)'$, $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)'$, dan $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)'$ seperti yang telah didefinisikan pada persamaan (2.15). Penaksiran parameter menggunakan metode *Conditional Least Square*. Makridakis dkk. (1999) menyatakan bahwa tahap penaksiran parameter ini terbagi menjadi dua bagian yaitu taksiran awal dan iterasi dalam rangka mendapatkan taksiran yang lebih baik. Hal ini melibatkan sejumlah besar perhitungan dan penaksiran parameter sehingga biasanya dilakukan dengan komputer. Taksiran awal dari parameter fungsi transfer, δ dan ω , didapatkan pada persamaan di bawah ini :

$$v(B)x_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)}x_{t-b}. \quad (2.28)$$

Jika pernyataan $v(B)$, $\omega(B)$, dan $\delta(B)$ diperluas dan koefisien-koefisiennya dibandingkan, akan didapatkan hubungan sebagai berikut:

$$v_k = 0 \quad \text{untuk } k \leq b-1 \quad (2.29)$$

$$v_k = \delta_1 v_{k-1} + \dots + \delta_r v_{k-r} + \omega_0 \quad \text{untuk } k = b \quad (2.30)$$

$$v_k = \delta_1 v_{k-1} + \dots + \delta_r v_{k-r} + \omega_{k-b} \quad \text{untuk } k = b+1, \dots, b+s \quad (2.31)$$

$$v_k = \delta_1 v_{k-1} + \dots + \delta_r v_{k-r} \quad \text{untuk } k \geq b+s+1 \quad (2.32)$$

Untuk taksiran awal parameter *noise*, ϕ dan θ dapat dihitung dengan menggunakan metode sesuai dengan bagian II.2.2.1 pada langkah 3.

9. Pengujian Ketepatan Model (Pemeriksaan Diagnostik)

Pemeriksaan diagnostik dilakukan untuk menguji validitas (kesahihan) model yang telah terbentuk. Pemeriksaan ini bertujuan untuk menguji apakah asumsi bahwa a_t merupakan *white noise* dan bebas terhadap deret *input* yang telah diputihkan dan disesuaikan, α_t telah terpenuhi. Jika asumsi ini terpenuhi, maka model fungsi transfer yang telah diuji ini merupakan model fungsi transfer yang sudah digunakan untuk peramalan (Wei, 1990). Dua tahap yang dilakukan pada pemeriksaan diagnostik adalah sebagai berikut:

- a. Pemeriksaan korelasi silang. Wei (1990) menjelaskan bahwa untuk sebuah model fungsi transfer yang layak, maka koefisien korelasi silang antara a_t dan α_t seharusnya tidak menunjukkan suatu pola tertentu dan berada di antara dua kesalahan standar $2(n-k)^{-1/2}$. Uji Ljung-Box dapat digunakan untuk mengetahui kelayakan model fungsi transfer di bawah hipotesis nol yaitu korelasi silang antara α_t dan a_t tidak berbeda nyata dengan nol, dengan statistik uji sebagai berikut:

$$Q = m(m+2) \sum_{i=0}^K \frac{r_{\alpha a}^2(i)}{m-i}, \quad (2.33)$$

di mana:

$$m = n - t_0 + 1,$$

n : banyaknya pengamatan,

t_0 : $\max \{p + r + 1, b + p + s + 1\}$,

K : lag maksimum,

$r_{\alpha\alpha}(k)$: koefisien korelasi silang antara deret α_t dengan α_{t-k} pada lag

k.

Statistik Q menyebar mengikuti sebaran khi-kuadrat dengan derajat bebas $(K - r - s)$ di mana (r, s) merupakan parameter model fungsi transfer. Jika nilai statistik Q lebih kecil dari $\chi^2_{(K-r-s)}$ maka dapat dikatakan model fungsi transfer sudah layak.

b. Pemeriksaan autokorelasi. Model untuk gangguan (*noise*) dikatakan layak jika koefisien ACF dan PACF dari n_t tidak menunjukkan suatu pola tertentu (Wei, 1990). Uji Ljung-Box digunakan untuk menguji kelayakan model *noise* di bawah hipotesis nol yaitu autokorelasi nilai sisaan (a_t) tidak berbeda nyata dari nol dengan menghitung statistik Q sebagai berikut :

$$Q = m(m+2) \sum_{i=0}^K \frac{r_a^2(i)}{m-i},$$

di mana :

$r_a(k)$: koefisien autokorelasi deret a_t pada lag k.

Statistik Q menyebar mengikuti sebaran khi-kuadrat dengan derajat bebas $(K-p-q)$ dimana (p, q) merupakan parameter model gangguan (*noise*). Jika nilai statistik Q lebih kecil dari $\chi^2_{(K-p-q)}$ maka dapat dikatakan model deret n_t (*noise*) sudah layak.

BAB III

METODE PENELITIAN

III.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Seksi Pengendalian Proses pada PT. Semen Bosowa Maros. Karakteristik kualitas (Y_t) yang diukur pada proses produksi penggilingan akhir (*finish mill*) semen adalah kehalusan semen (*blaine*) dengan nilai target T yang diinginkan adalah sebesar $3200 \text{ cm}^2/\text{kg}$. Peubah tambahan (X_t) yang digunakan sebagai peubah pengendali pada proses penyesuaian adalah putaran penggilingan mesin.

Pengambilan data karakteristik kualitas berupa kehalusan semen dilakukan tiap interval 2 jam sekali dalam 24 hari. Pengambilan data dilakukan selama 7 hari mulai tanggal 1 Agustus sampai dengan 7 Agustus 2004, dimana terdapat $(7 \times 24/2) = 84$ observasi (pada Lampiran 1).

III.2 Metode Analisis

Proses Penyesuaian

Langkah-langkah dalam melakukan proses penyesuaian dengan menggunakan metode *feedback control* adalah sebagai berikut :

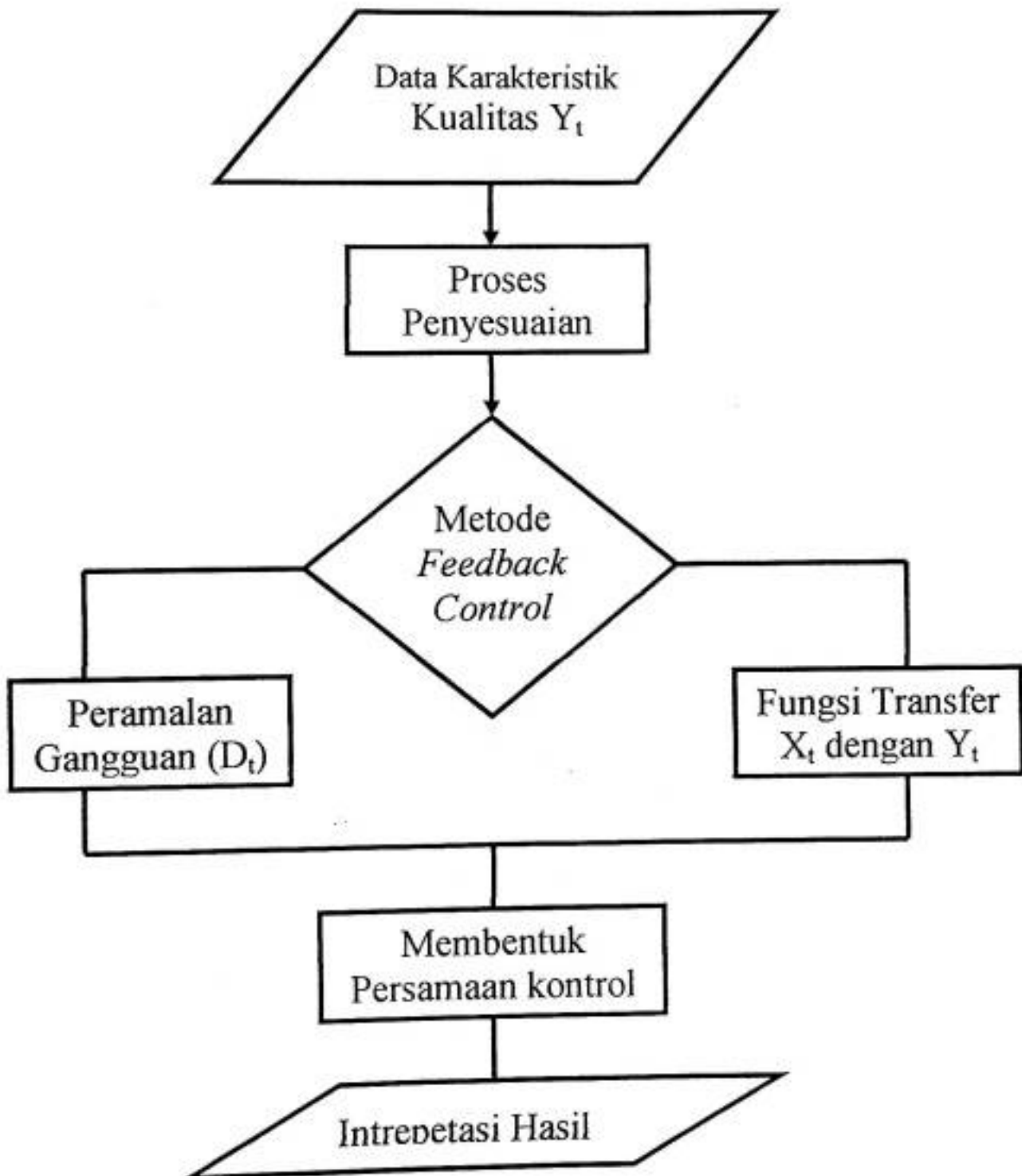
1. Melakukan identifikasi model peramalan ARIMA untuk deret D_t dengan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Menyiapkan data D_t , yaitu penyimpangan karakteristik kualitas (Y_t) dengan nilai target T .

- b. Membuat plot data runtun waktu D_t antara periode waktu (t) sebagai sumbu horisontal dan D_t sebagai sumbu vertikal.
- c. Membuat plot ACF antara *lag* sebagai sumbu horisontal dan koefisien autokorelasi sebagai sumbu vertikal. Plot ACF digunakan untuk melihat kestasioneran data sebagaimana pada bagian II.2.2.1 langkah 2.
Jika data belum stasioner maka dilanjutkan ke langkah d, tetapi jika data sudah stasioner maka langsung ke langkah e.
- d. Melakukan pembedaan untuk data yang tidak stasioner
- e. Membuat plot ACF dan plot PACF dari data yang stasioner seperti pada bagian II.2.2.1 untuk menentukan proses yang terjadi (AR dan/atau MA) pada data D_t beserta ordenya. Selanjutnya ditetapkan model sementara berdasarkan plot ACF dan PACF yang didapat pada langkah c.
- f. Melakukan penaksiran parameter pada model sementara seperti pada bagian II.2.2.1 langkah 3.
- g. Melakukan pemeriksaan diagnostik untuk menguji apakah model yang dihasilkan sudah sesuai atau layak digunakan sebagai peramalan sesuai bagian II.2.2.2 langkah 4 dan 5. Jika hasil pemeriksaan diagnostik menunjukkan bahwa model yang dihasilkan telah sesuai, maka proses identifikasi model ARIMA berhenti sampai di sini, sebaliknya jika hasil pemeriksaan diagnostik menunjukkan model yang dihasilkan belum sesuai, maka kembali dilakukan langkah f.

2. Melakukan identifikasi model fungsi transfer untuk deret *input* X_t dan deret *output* Y_t dengan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Melakukan persiapan untuk deret *input* (X_t) dan deret *output* (Y_t) untuk melihat kestasioneran kedua deret.
 - b. Melakukan pemodelan ARIMA seperti pada langkah 1 di atas untuk deret *input* X_t .
 - c. Melakukan pemutihan deret *input* untuk menghasilkan deret α_t dengan menggunakan persamaan (2.17).
 - d. Melakukan pemutihan deret *output* dengan mentransformasikan deret *output* untuk menghasilkan deret β_t menggunakan model pemutihan deret *input* sesuai dengan persamaan (2.18).
 - e. Melakukan penghitungan korelasi silang antara deret *input* dan *output* setelah dilakukan pemutihan yaitu α_t dan β_t menggunakan persamaan (2.20).
 - f. Melakukan penaksiran langsung bobot respon impuls yang digunakan sebagai taksiran awal parameter model fungsi transfer dengan menggunakan persamaan (2.25).
 - g. Melakukan penetapan (r, s, b) untuk model fungsi transfer berdasarkan aturan pada bagian II.2.2.2 langkah 5.
 - h. Melakukan pengamatan awal deret gangguan (n_t) dan identifikasi model ARIMA untuk deret n_t seperti pada bagian II.2.2.2 langkah 6 dan 7.

- i. Melakukan pemeriksaan diagnostik model fungsi transfer untuk menguji apakah model yang dihasilkan sudah sesuai atau layak untuk digunakan sebagai peramalan sesuai dengan bagian II.2.2.2 langkah 9.
3. Melakukan proses manipulasi pada peubah pengendali X_t berdasarkan hasil identifikasi model ARIMA untuk deret D_t (langkah 2) dan identifikasi model fungsi transfer (langkah 3) menggunakan persamaan (2.6).
4. Melakukan interpretasi hasil dari proses penyesuaian dengan metode *feedback control* untuk dapat meminimumkan penyimpangan karakteristik kualitas dari nilai target untuk periode waktu yang akan datang.

Bagan Alur Metode Analisis



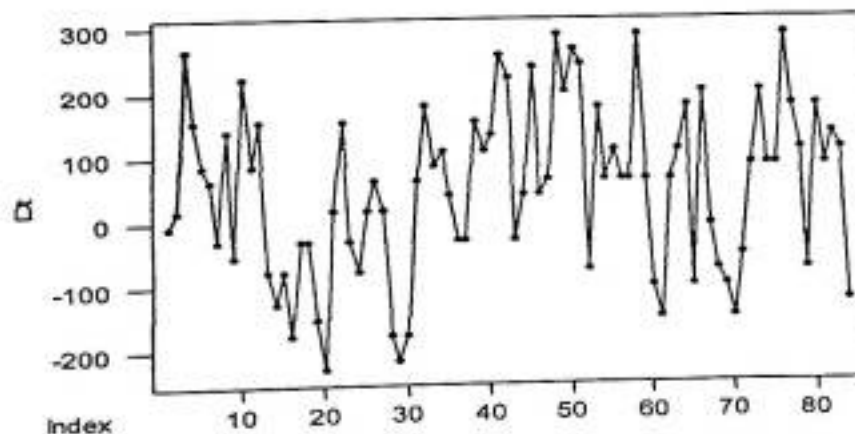
BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

IV.1 Proses Penyesuaian

Dalam proses penyesuaian terdapat dua identifikasi pada pengendalian kualitas statistika, yaitu identifikasi model ARIMA gangguan D_t , dan identifikasi fungsi transfer peubah X_t dengan Y_t (data deret Y_t , X_t disajikan pada lampiran 1 sedangkan deret D_t pada Lampiran 2).

IV.1.1 Identifikasi Model ARIMA Gangguan D_t

Langkah pertama dalam pemodelan ARIMA adalah membuat plot data D_t sebagaimana gambar 4.1 :

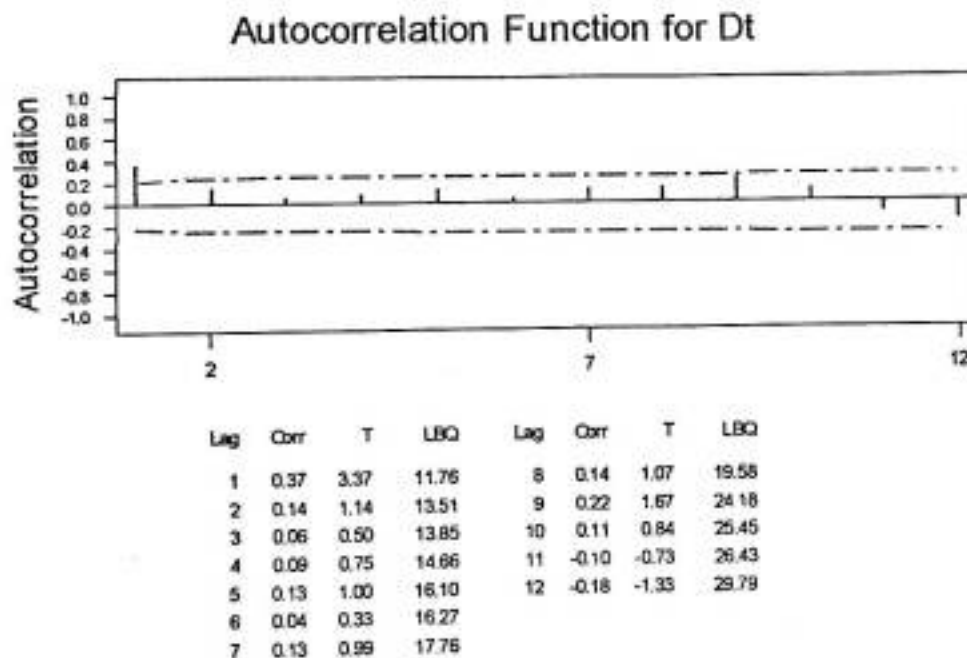


Gambar 4.1. Plot deret berkala D_t

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat disimpulkan bahwa deret D_t sudah merupakan deret berkala yang stasioner ragam karena fluktuasi data cenderung

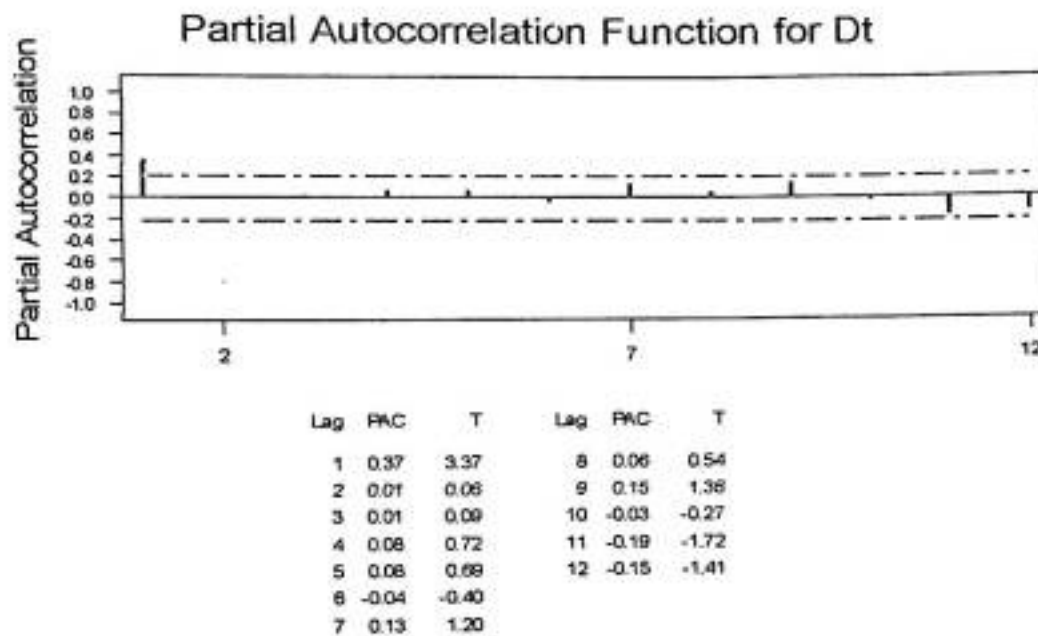
konstan setiap waktu (t) dan terhadap nilai tengah karena nilai tengah dari deret tersebut berada pada satu nilai tertentu.

Untuk memperkuat keyakinan terhadap kestasioneran deret D_t maka dibuat pula plot ACF deret D_t sebagaimana pada Gambar 4.2 yang menunjukkan bahwa nilai autokorelasi turun sampai mendekati nol setelah *lag* kedua. Hal ini berarti bahwa deret D_t sudah merupakan deret yang stasioner sehingga tidak perlu lagi dilakukan pembedaan maupun transformasi.



Gambar 4.2. Plot ACF deret berkala D_t

Sedangkan untuk plot PACF sebagaimana pada Gambar 4.3 menunjukkan satu nilai PACF yang berbeda nyata, dan pada plot ACF juga terdapat satu nilai yang berbeda nyata. Penentuan model ARIMA sementara didapatkan tiga model, yaitu ARIMA (1, 0, 0), ARIMA (0, 0, 1) atau ARIMA (1, 0, 1). Penaksiran parameter ketiga model sementara tersaji pada lampiran 3.



Gambar 4.3. Plot PACF deret berkala D_t

Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik ketiga model mana yang cocok.

Tabel 4.1 Pemeriksaan diagnostik untuk Model ARIMA (1, 0, 0) bagi Deret D_t

Lag	Nilai Statistik Q	$\chi^2_{(k-1)} (\alpha = 0,05)$
12	11,1	$\chi^2_{(12-1)} = 21,92$
24	20,8	$\chi^2_{(24-1)} = 38,08$
36	30,5	$\chi^2_{(36-1)} = 53,21$
48	40,0	$\chi^2_{(48-1)} = 67,82$

Tabel 4.2 Pemeriksaan diagnostik untuk Model ARIMA (0, 0, 1) bagi Deret D_t

Lag	Nilai Statistik Q	$\chi^2_{(k-1)} (\alpha = 0,05)$
12	11,5	$\chi^2_{(12-1)} = 21,92$
24	22,3	$\chi^2_{(24-1)} = 38,08$
36	31,2	$\chi^2_{(36-1)} = 53,21$
48	39,1	$\chi^2_{(48-1)} = 67,82$

Tabel 4.3 Pemeriksaan diagnostik untuk Model ARIMA (1, 0, 1) bagi Deret D_t

Lag	Nilai Statistik Q	$\chi^2_{(k-2)} (\alpha = 0,05)$
12	13,1	$\chi^2_{(12-2)} = 20,48$
24	24,1	$\chi^2_{(24-2)} = 36,78$
36	34,8	$\chi^2_{(36-2)} = 51,97$
48	44,8	$\chi^2_{(48-2)} = 66,62$

Uji kelayakan model (uji Ljung-Box) menunjukkan bahwa untuk seluruh lag, nilai statistik Q lebih kecil dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(k-m)}$. Berdasarkan pemeriksaan diagnostik menggunakan uji Ljung-Box dan hasil pengujian plot ACF sisaan ketiga model tersebut pada Lampiran 4, dapat disimpulkan bahwa model sementara untuk deret D_t sudah layak atau sesuai. Hasil *overfitting* ketiga model ARIMA tersebut seperti pada Lampiran 3, dapat dilihat pada Tabel 4.4 di bawah ini.

Tabel 4.4 Hasil *overfitting* Model ARIMA untuk Deret D_t

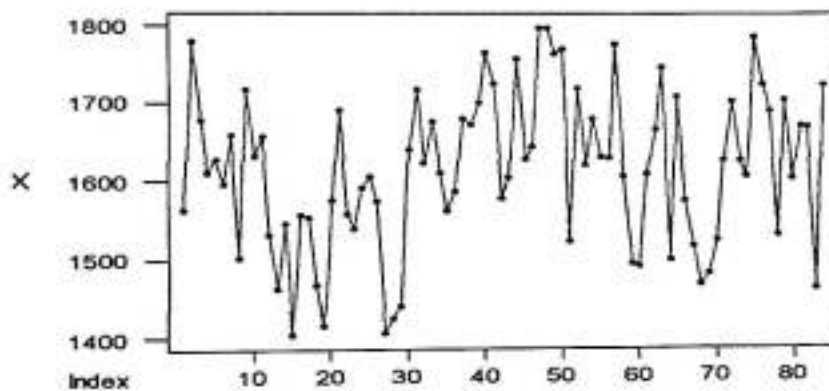
Model ARIMA	P	Q	AIC
ARIMA (1, 0, 0)	1	0	12,52356
ARIMA (0, 0, 1)	0	1	12,56181
ARIMA (1, 0, 1)	1	1	12,54360

Berdasarkan pemilihan model terbaik seperti bagian 2.2.2.1 langkah 5, diperoleh bahwa model ARIMA (1, 0, 0) atau AR orde pertama yang memiliki nilai AIC terkecil yang dipilih sebagai model untuk deret D_t . Persamaan model ARIMA (1, 0, 0) sebagaimana pada Lampiran 3 adalah sebagai berikut :

$$D_t = 0,4595D_{t-1} + a_t$$

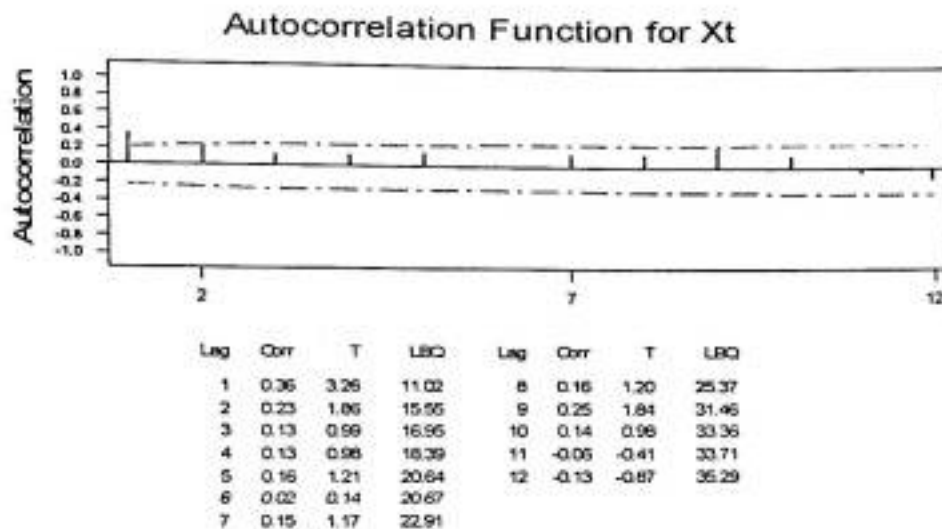
IV.1.2 Identifikasi Fungsi Transfer Peubah X_t dengan Y_t

Langkah pertama dalam identifikasi fungsi transfer adalah membuat plot deret *input* X_t dan deret *output* Y_t dan dilakukan pemeriksaan kestasioneran terhadap dua deret tersebut.



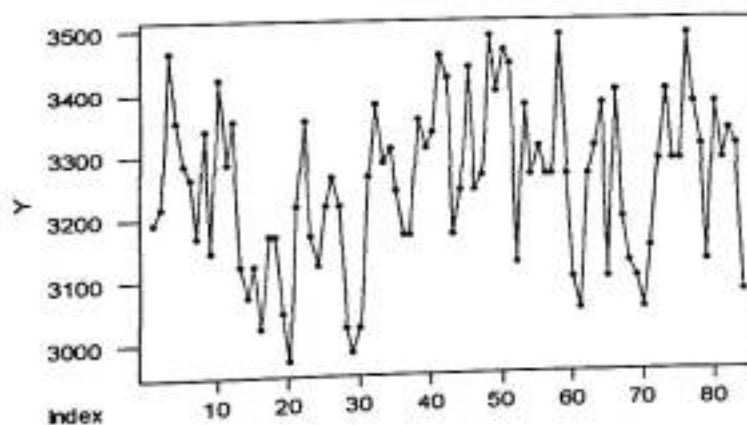
Gambar 4.4 Plot deret berkala X_t

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa deret berkala X_t sudah stasioner terhadap nilai tengah maupun ragam. Hal ini dibuktikan dengan plot ACF pada Gambar 4.5 dimana nilai autokorelasi setelah *lag* 2 mendekati nol dan tidak berbeda nyata dari nol.

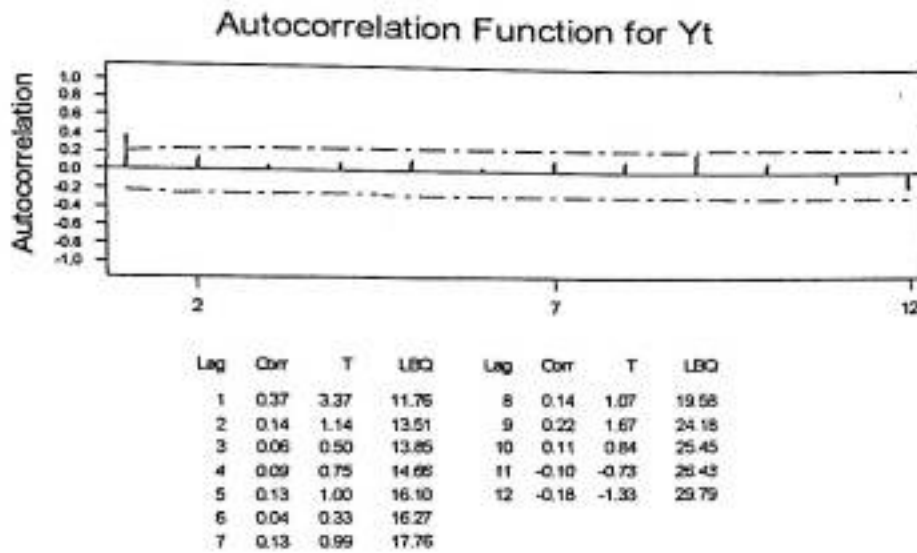


Gambar 4.5. Plot ACF deret berkala X_t

Sedangkan plot deret berkala deret *output* Y_t , terlihat pada gambar 4.6 yang menunjukkan kestasioneran terhadap ragam dan nilai tengahnya. Hal ini diperkuat dengan plot ACF deret *output* Y_t pada Gambar 4.7, dimana setelah *lag* kedua, nilai autokorelasi mendekati nol.



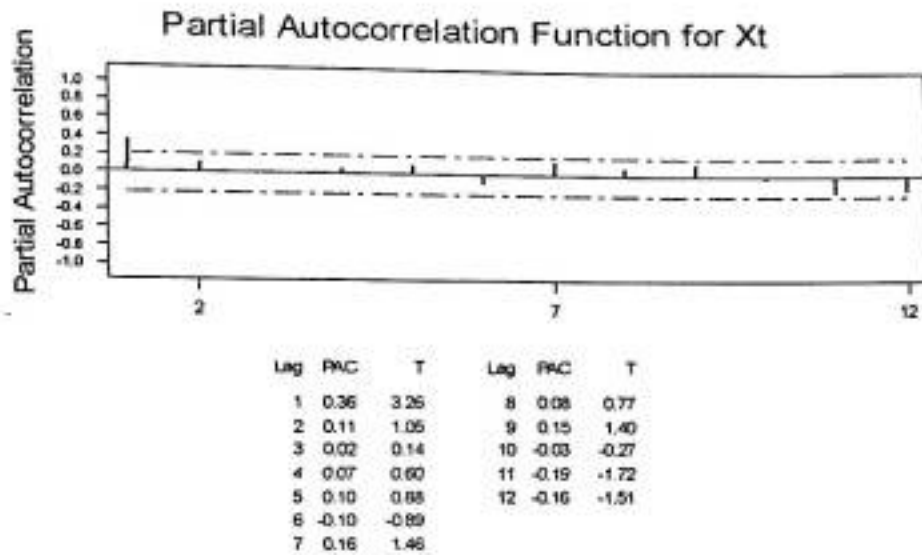
Gambar 4.6. Plot deret berkala Y_t



Gambar 4.7. Plot ACF deret berkala Y_t

Dengan demikian, deret *input* dan deret *output* yang telah stasioner adalah $x_t = X_t$ dan $y_t = Y_t$, karena kedua deret tersebut tidak perlu dilakukan pembedaan maupun transformasi.

Langkah selanjutnya adalah deret *input* dan deret *output* telah didapatkan adalah melakukan pemodelan ARIMA untuk deret x_t . Berdasarkan plot ACF deret x_t pada Gambar 4.5 dan plot PACF deret x_t pada Gambar 4.8, maka dapat ditarik kesimpulan model sementara adalah ARIMA (1, 0, 0), ARIMA (0, 0, 1) dan ARIMA (1, 0, 1).



Gambar 4.8. Plot PACF deret berkala X_t

Penaksiran parameter untuk ketiga model sementara tersaji pada Lampiran 5. Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik ketiga model mana yang cocok.

Tabel 4.5 Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (1, 0, 0) bagi Deret x_t

Lag	Nilai Statistik Q	$\chi^2_{(k-1)} (\alpha = 0,05)$
12	24,7	$\chi^2_{(12-1)} = 21,92$
24	41,9	$\chi^2_{(24-1)} = 38,08$
36	54,7	$\chi^2_{(36-1)} = 53,21$
48	65,0	$\chi^2_{(48-1)} = 67,82$

Tabel 4.6 Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (0, 0, 1) bagi Deret x_t

Lag	Nilai Statistik Q	$\chi^2_{(k-1)} (\alpha = 0,05)$
12	218,9	$\chi^2_{(12-1)} = 21,92$
24	245,2	$\chi^2_{(24-1)} = 38,08$
36	254,7	$\chi^2_{(36-1)} = 53,21$
48	274,1	$\chi^2_{(48-1)} = 67,82$

Tabel 4.7 Pemeriksaan Diagnostik untuk Model ARIMA (1, 0, 1) bagi Deret x_t

Lag	Nilai Statistik Q	$\chi^2_{(k-2)} (\alpha = 0,05)$
12	15,6	$\chi^2_{(12-2)} = 20,48$
24	32,4	$\chi^2_{(24-2)} = 36,78$
36	42,5	$\chi^2_{(48-2)} = 51,97$
48	52,9	$\chi^2_{(48-2)} = 66,62$

Uji kelayakan model (uji Ljung-Box) menunjukkan bahwa hanya pada model ARIMA (1, 0, 1) untuk seluruh lag, nilai statistik Q lebih kecil dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(k-m)}$. Sedangkan untuk model ARIMA (1, 0, 0) dan ARIMA (0, 0, 1) memiliki nilai statistik Q lebih besar dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(k-m)}$ untuk seluruh lag. Berdasarkan hasil tersebut, diperoleh model yang layak hanya pada model ARIMA (1, 0, 0). Hasil pengujian plot ACF sisaan untuk ketiga model (Lampiran 6), hanya model ARIMA (1, 0, 0) yang memiliki nilai autokorelasi tidak berbeda nyata dengan nol.

Hasil *overfitting* ketiga model ARIMA tersebut seperti pada Lampiran 5, dapat dilihat pada Tabel 4.8 di bawah ini.

Tabel 4.8 Hasil *overfitting* Model ARIMA untuk Deret x_t

Model ARIMA	P	Q	AIC
ARIMA (1, 0, 0)	1	0	12,32817
ARIMA (0, 0, 1)	0	1	12,32172
ARIMA (1, 0, 1)	1	1	12,00599

Berdasarkan pemilihan model terbaik seperti pada bagian 2.2.2, diperoleh bahwa model ARIMA (1, 0, 1) yang memiliki nilai AIC terkecil yang dipilih sebagai model untuk deret X_t . Persamaan model ARIMA (1, 0, 1) sebagaimana pada Lampiran 5c adalah sebagai berikut :

$$x_t = x_{t-1} + \alpha_t - 0,7778 \alpha_{t-1}$$

atau dapat ditulis dalam bentuk fungsi *backward* (B):

$$(1 - B)x_t = (1 - 0,7778B)\alpha_t$$

Setelah didapatkan model ARIMA untuk deret *input* x_t , selanjutnya dilakukan pemutihan deret x_t dengan menggunakan persamaan (2.17) sehingga membentuk persamaan :

$$\alpha_t = \frac{1 - B}{1 - 0,7778B} x_t$$

Persamaan pemutihan deret x_t di atas akan ekuivalen dengan persamaan berikut :

$$\alpha_t = x_t - x_{t-1} + 0,7778 \alpha_{t-1}$$

Berdasarkan persamaan ini maka dapat dihitung nilai $\alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_{84}$ dengan menetapkan terlebih dahulu nilai $\alpha_1 = 0$. Data deret α_t secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 7.

Dengan mengikuti model ARIMA (1, 0, 1) maka pemutihan deret *output* Y_t dilakukan dengan menggunakan persamaan (2.18) sehingga menghasilkan persamaan :

$$\beta_t = \frac{1 - B}{1 - 0,7778B} y_t$$

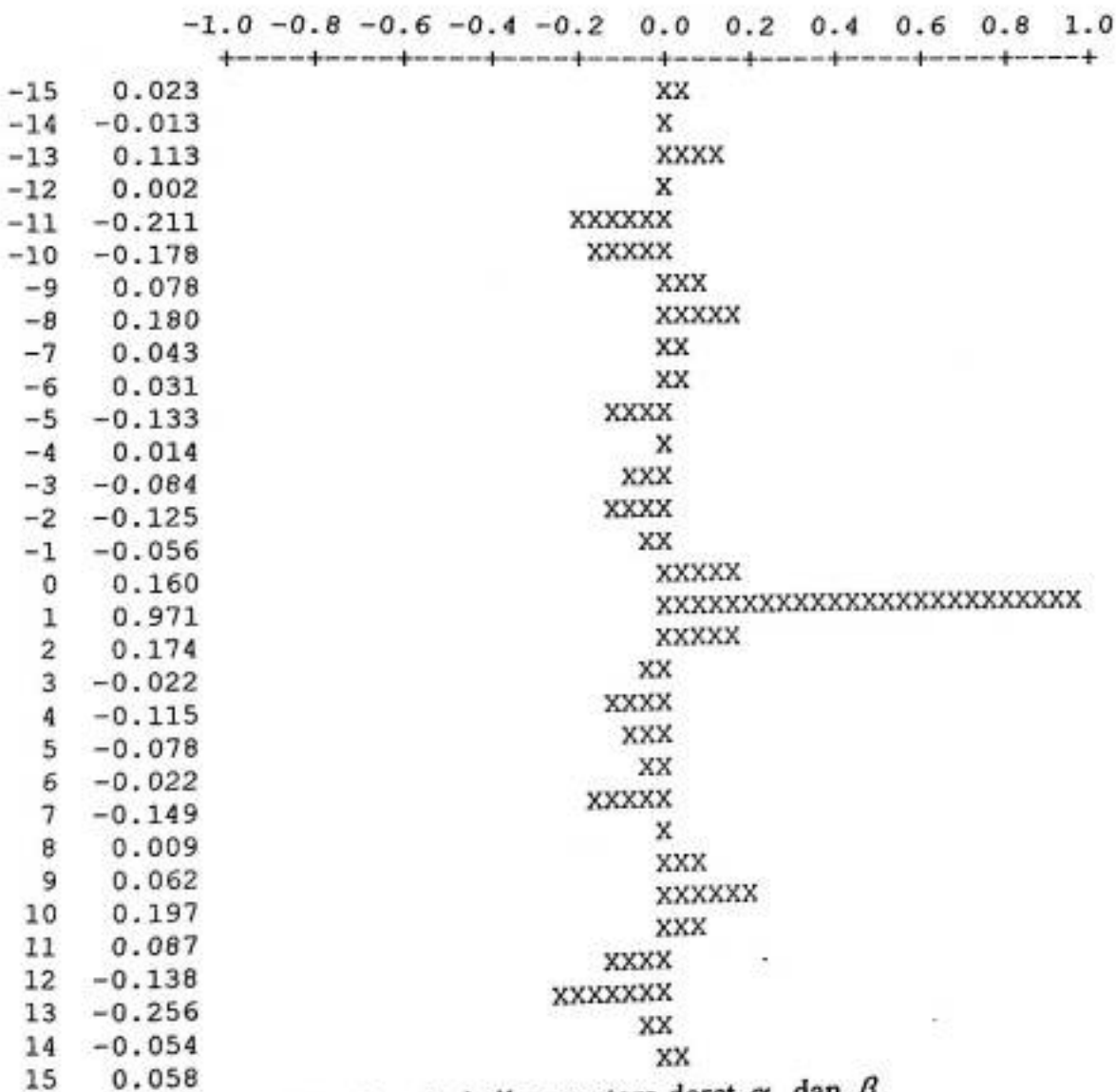
Yang ekuivalen dengan persamaan dibawah ini :

$$\beta_t = y_t - y_{t-1} + 0,7778 \beta_{t-1}$$

Berdasarkan persamaan diatas, maka dapat dihitung nilai $\beta_2, \beta_3, \dots, \beta_{84}$ dengan menetapkan terlebih dahulu nilai $\beta_1 = 0$. Data deret β_t secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 7.

Cross Correlation Function

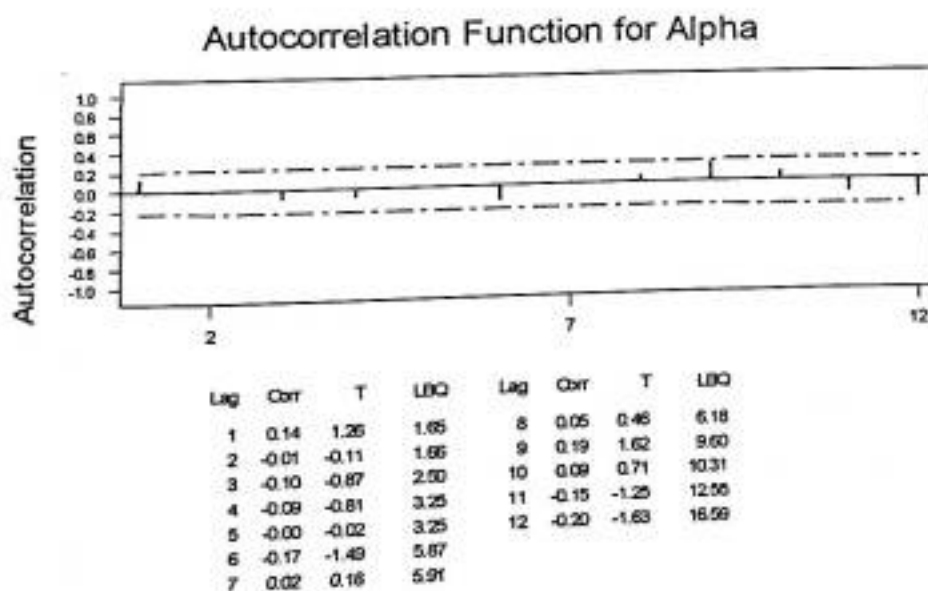
CCF - correlates Alpha(t) and Beta(t+k)



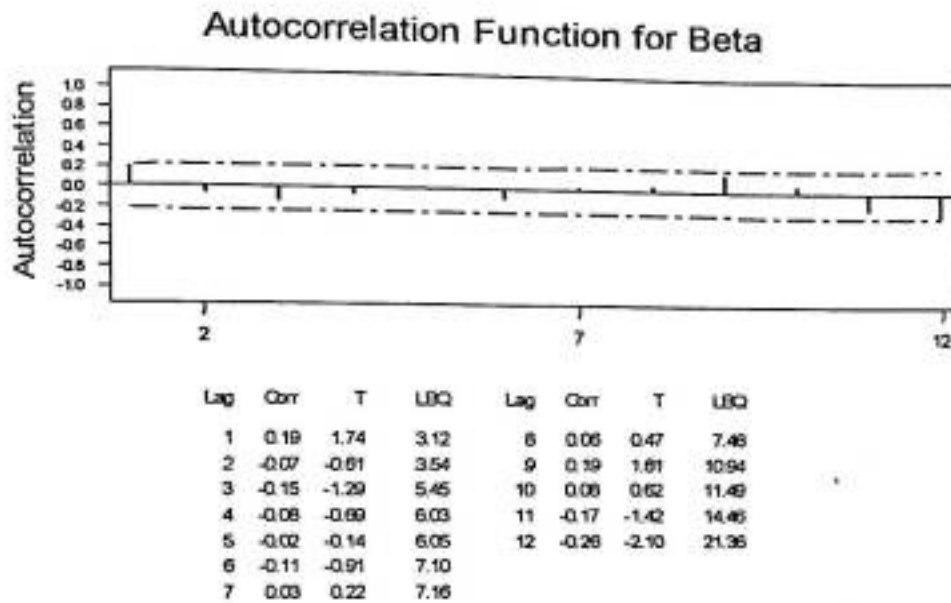
Gambar 4.9. Plot korelasi silang antara deret α_t dan β_t

Gambar 4.9 memperlihatkan korelasi silang antara deret α_t dan β_t yang berbeda nyata dari nol hanya pada *lag*. Hal ini memberi petunjuk bahwa putaran penggilingan mesin (X_t) pada pengamatan ke- t (dengan $t = 1, 2, \dots, 84$) mempengaruhi tingkat kehalusan semen (Y_t) pada pengamatan ke- $(t+k)$ untuk $k=1$. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa putaran penggilingan mesin (X_t) merupakan indikator penentu tingkat kehalusan semen sehingga model fungsi transfer dapat dibentuk untuk meramalkan tingkat kehalusan semen dengan mempertimbangkan putaran penggilingan mesin.

Sesuai Makridakis dkk. (1999) bahwa autokorelasi deret α_t pada Gambar 4.10, tidak berbeda nyata dari nol pada semua *lag*. Hal ini menunjukkan bahwa pemutihan deret *input* telah menghasilkan suatu deret yang *white noise*. Begitu pula bagi deret β_t pada Gambar 4.11, tidak berbeda nyata dari nol pada semua *lag*.



Gambar 4.10. Plot ACF deret berkala α_t



Gambar 4.11. Plot ACF deret berkala β_t

Keragaman deret α_t dan β_t secara berturut-turut adalah 9349,21 dan 16680,64. Nilai korelasi silang antara α_t dan β_t perlu dikonversikan ke dalam bobot respon impuls untuk memperoleh taksiran awal parameter fungsi transfer, menggunakan persamaan (2.25) adalah sebagai berikut :

$$v_k = \frac{\sqrt{9349,21}}{\sqrt{16680,64}} r_{\alpha\beta}(k), \quad k = 0, 1, 2, \dots, 15$$

Data keenam belas bobot respon impuls seperti tampak pada Tabel 4.9 berikut :

Tabel 4.9. Taksiran Langsung Bobot Respon Impuls

K	v_k	K	v_k
0	0,119785	8	0,007037
1	0,726868	9	0,046192
2	0,130341	10	0,147560
3	-0,016396	11	0,065133
4	-0,086245	12	-0,103614
5	-0,058620	13	-0,191730

6	-0,016620	14	-0,040278
7	-0,111849	15	0,043796

Berdasarkan Tabel 4.9 dapat diketahui bahwa bobot respon impuls pada lag 0 (v_0) sebesar 0,119785. Bobot respon impuls ini meningkat menjadi 0,726868 pada lag 1, tetapi turun lagi pada lag 2. Hal ini menunjukkan bahwa pengaruh putaran penggilingan mesin pada pengamatan tertentu terhadap tingkat kehalusan semen pada pengamatan satu periode berikutnya sebesar 0,726868. Bobot respon impuls setelah lag 1 mengalami penurunan karena korelasi silang hanya berbeda nyata dari nol pada lag 1 saja.

Berdasarkan Gambar 4.9, nilai korelasi silang berbeda nyata dari nol hanya pada lag 1 saja, sehingga nilai b dapat ditentukan yaitu 1. Pengaruh putaran penggilingan mesin terhadap tingkat kehalusan semen hanya berlangsung selama satu periode pengamatan itu saja. Dengan demikian nilai s dapat ditentukan yaitu 0, sedangkan untuk r dapat ditentukan yaitu 0, yang berarti bahwa tingkat kehalusan semen pada periode tertentu tidak dipengaruhi oleh tingkat kehalusan semen pada periode sebelum-sebelumnya.

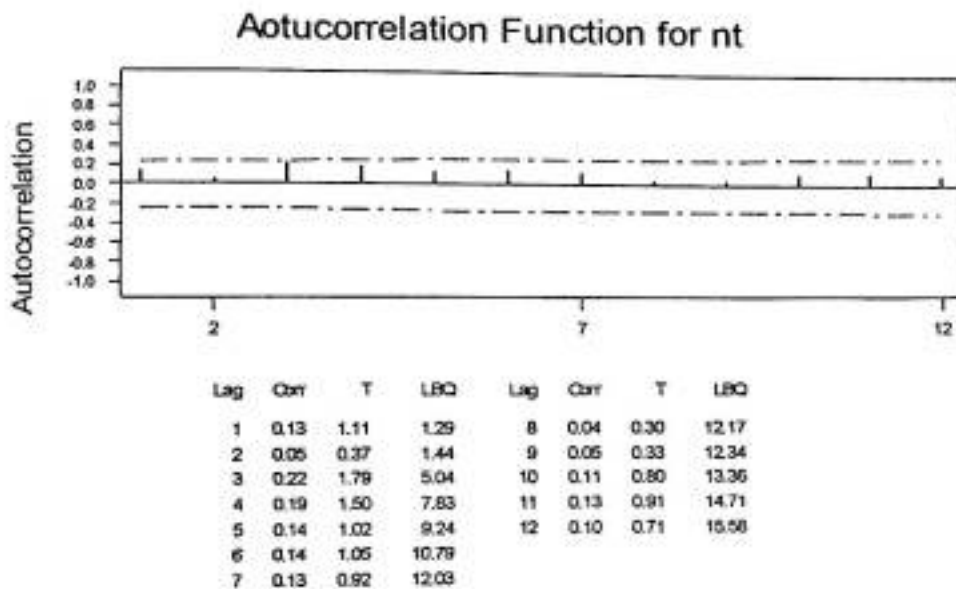
Jadi, model sementara fungsi transfer (0, 0, 1) sesuai dengan persamaan (2.15) adalah :

$$y_t = \omega_0 x_{t-1} + n_t$$

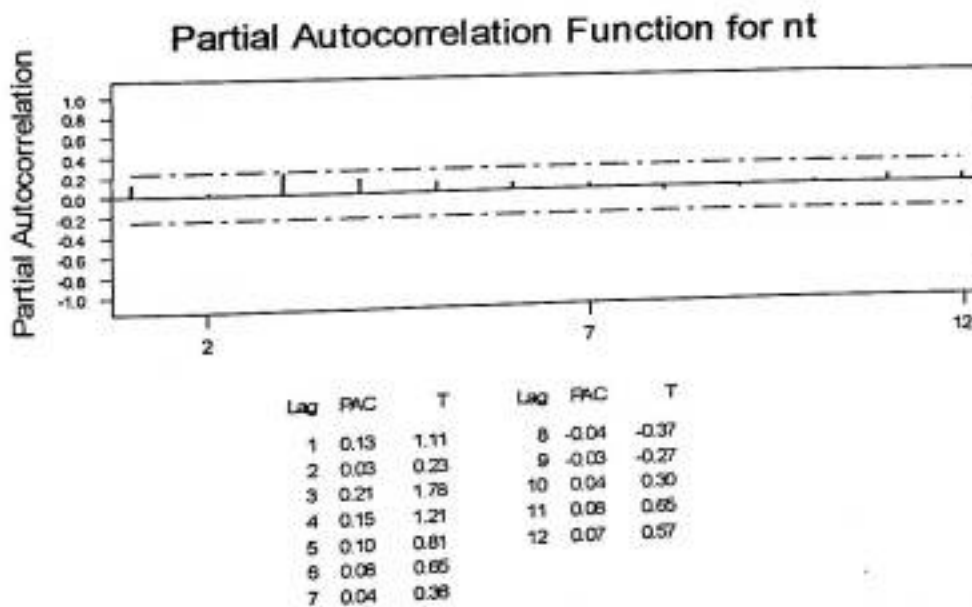
Hasil taksiran pendahuluan dari deret gangguan (n_t) didapatkan dengan menghitung nilai n_t menggunakan persamaan (2.26) sebagai berikut :

$$n_t = y_t - 0,119785x_t - 0,726868x_{t-1} - \dots - 0,043796x_{t-15}$$

Dengan demikian akan diperoleh nilai n_{16} , n_{17} , n_{18} , ..., n_{84} sebagaimana pada Lampiran 8. identifikasi model ARIMA untuk deret n_t dilakukan dengan membuat plot ACF dan plot PACF dari deret ini.



Gambar 4.15. Plot ACF deret berkala n_t



Gambar 4.16. Plot PACF deret berkala n_t

Berdasarkan plot ACF dan plot PACF di atas dapat disimpulkan bahwa model sementara untuk deret gangguan n_t adalah ARIMA (0,0,0) atau ARMA (0,0). Hal ini ditunjukkan oleh tidak adanya nilai ACF dan PACF yang berbeda nyata dari nol untuk semua *lag*, sehingga persamaan (2.27) dapat ditulis menjadi :

$$n_t = a_t$$

Dengan demikian model sementara fungsi transfer (0,0,1)(0,0) sebagai parameter *noisanya* sebagai berikut :

$$y_t = \omega_0 x_{t-1} + a_t$$

Taksiran awal bagi parameter ω_0 dari model fungsi transfer (0,0,1)(0,0) didapatkan berdasarkan bagi parameter $\omega_0 = \nu_1$ berdasarkan persamaan (2.29) sampai engan (2.32), sehingga nilai $\omega_0 = 0,726868$.

Taksiran akhir dilakukan oleh komputer dengan iterasi dan hasil penaksiran akhir parameter model fungsi transfer sebagaimana pada Lampiran 9, sehingga persamaan model sementara fungsi transfer menjadi :

$$y_t = 2,01185x_{t-1} + a_t$$

yang ekuivalen dengan persamaan berikut :

$$a_t = y_t - 2,01185x_{t-1}$$

dimana deret a_t tersaji pada Lampiran 8, dengan ditetapkan terlebih dahulu $a_1=0$.

Langkah selanjutnya adalah pemeriksaan diagnostik model fungsi transfer. Pemeriksaan diagnostik yang pertama dilakukan untuk menguji apakah antara deret α_t dengan deret a_t saling bebas dengan menggunakan uji Ljung-Box

dari korelasi silang antara kedua deret tersebut dan pemeriksaan autokorelasi a_t . Berdasarkan hasil uji Ljung-Box bagi korelasi silang antara kedua deret tersebut dan pemeriksaan autokorelasi deret a_t yang selengkapnya terdapat pada Lampiran 9, model fungsi transfer $(0,0,1)(0,0)$ merupakan model yang layak dan terbaik.

Dengan demikian, model fungsi transfer terbaik yang digunakan untuk meramalkan peubah Y_t dengan mempertimbangkan peubah X_t sebagai faktor *input* adalah model fungsi transfer $(0,0,1)(0,0)$.

IV.1.3 Hasil Akhir Proses Penyesuaian dengan Metode *Feedback Control*

Berdasarkan hasil pemodelan ARIMA $(1,0,0)$ deret gangguan D_t didapatkan hasil sebagai berikut:

$$D_t = 0,4595D_{t-1} + a_t$$

Dengan bentuk peramalan dari ARIMA $(1,0,0)$ adalah sebagai berikut:

$$\hat{D}_t(\ell) = \phi^\ell D_t, \text{ untuk } \ell \geq 1$$

sedangkan menurut hasil pemodelan fungsi transfer didapatkan:

$$Y_t = 2,01185X_{t-1}$$

Persamaan penyesuaian sesuai dengan persamaan (2.1) didapatkan :

$$\varepsilon_{t+1} = (Y_{t+1} - T) + D_{t+1}$$

$$\varepsilon_{t+1} = 2,01185X_t - 3200 + \hat{D}_t(1) + e_t(1)$$

Dengan menyamakan penyimpangan Y_t dari nilai target T dengan kesalahan peramalan pada model ARIMA untuk deret D_t sesuai dengan persamaan (2.5),

dengan demikian proses penyesuaian pada peubah pengendali X_t adalah sebagai berikut:

$$X_{t+1} = \frac{3200 - (0,4595)^t D_t}{2,01185}$$

Untuk 1 hari ke depan (12 periode ke depan) didapatkan nilai X_t dan Y_t setelah dilakukan proses penyesuaian peubah pengendali X_t sebagaimana tersaji pada Tabel 4.10 berikut:

Tabel 4.10. Hasil Proses Penyesuaian Peubah Pengendali X_t dan Peramalan Y_t

T	X_t	Y_t
84	1620,267	
85	1604,219	3259,735
86	1596,845	3227,448
87	1593,456	3212,612
88	1591,899	3205,795
89	1591,184	3202,663
90	1590,855	3201,224
91	1590,704	3200,562
92	1590,635	3200,258
93	1590,603	3200,119
94	1590,588	3200,055
95	1590,582	3200,025
96		3200,012

Pada kenyataannya, proses perputaran penggilingan mesin (X_t) yang dilakukan oleh bagian produksi penggilingan akhir (*finish mill*) dilakukan berdasarkan hasil dari kehalusan semen pada saat itu (Y_t), tanpa menggunakan analisis statistika, sehingga diharapkan pada periode berikutnya ($t+1$), kehalusan

semen dekat dengan nilai target. Dengan menggunakan metode *feedback control* pada proses penyesuaian ini, diharapkan dengan memutar/mengatur putaran penggilingan mesin sesuai pada Tabel 4.10, didapatkan nilai Y_1 dekat dengan nilai target (T) sebesar $3200 \text{ cm}^2/\text{kg}$.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

V.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis pengendalian kualitas statistika runtun waktu yang telah dilakukan di PT. Semen Bosowa Maros, dapat disimpulkan sebagai berikut :

- a. Pada proses penyesuaian terdapat dua identifikasi pada pengendalian kualitas statistika, yaitu identifikasi model ARIMA gangguan D_t , dan identifikasi fungsi transfer peubah *input* X_t dengan peubah *output* Y_t .
- b. Aplikasi dan penggunaan pengendalian kualitas statistika runtun waktu pada proses penggilingan akhir (*finish mill*) produk semen yang dihasilkan PT. Semen Bosowa Maros adalah sebagai berikut :

Pada proses penyesuaian, identifikasi deret gangguan D_t adalah model ARIMA (1,0,0)

$$D_t = 0,4595D_{t-1} + a_t$$

Dan identifikasi model fungsi transfer peubah kehalusan semen sebagai peubah *output* Y_t dan peubah pengendali yang digunakan yaitu putaran penggilingan mesin sebagai peubah *input* X_t adalah model fungsi transfer

(0,0,1)(0,0)

$$Y_t = 2,001185X_{t-1}$$

Sehingga proses pengendalian pada peubah X_t supaya nilai Y_t cukup dekat dengan nilai T sebesar $3200 \text{ cm}^2 / \text{kg}$ adalah ;

$$X_{t+l} = \frac{3200 - (0,4595)^l D_t}{2,001185}$$

Dimana l adalah banyaknya periode waktu ke depan yang ingin diramal.

V.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, maka terdapat beberapa saran yang perlu diperhatikan, yaitu ;

1. Metode ini dapat diteliti pada peubah *input* lain untuk hasil yang lebih baik.
2. Sebagai acuan mahasiswa lain yang ingin meneliti menggunakan model lain yaitu *feedforward control* atau *feedback-feedforward control* untuk masalah peramalan gangguan D_t yang lebih menarik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- Box, G., Jenkins G., dan Reinsel G., 1994, *Time Series Analysis and Control Forecasting*, Edisi Ketiga, Prentice-Hall, Inc, New Jersey.
- Cryer, J., 1986, *Time Series Analysis*, PWS-KENT Publishing Company, Boston.
- Keats, J.B., dan Montgomery, 1991, *Statistical Process Control In Manufacturing*, Marcel Dekker, Inc, New York
- Makridakis, S., Wheelwright, S., dan McGee, V., 1999, *Metode dan Apikasi Peramalan*, Jilid Satu, Edisi Kedua, Alih Bahasa Hari Suminto, Binarupa Aksara, Jakarta.
- Wei, W.S., 1994, *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*, The Barlett, Press, Inc, Toronto.

Lampiran

Lampiran 1. Data Harian Kehalusan Semen/Blaine (Y_t) dan Putaran Penggilingan Mesin (X_t) pada Proses Produksi Penggilingan Akhir di PT. Semen Bosowa Maros. Periode 1 – 7 Agustus 2004

Tanggal	Jam	Periode (t)	Y_t (cm ² /kg)	X_t (rpm)
01 Agustus	07.00	1	3192	1562
	09.00	2	3216	1780
	11.00	3	3466	1678
	13.00	4	3354	1610
	15.00	5	3286	1627
	17.00	6	3262	1596
	19.00	7	3168	1659
	21.00	8	3339	1501
	23.00	9	3144	1717
	01.00	10	3422	1632
	03.00	11	3286	1657
	05.00	12	3353	1531
02 Agustus	07.00	13	3120	1461
	09.00	14	3070	1546
	11.00	15	3120	1404
	13.00	16	3020	1557
	15.00	17	3168	1553
	17.00	18	3168	1466
	19.00	19	3046	1414
	21.00	20	2970	1575
	23.00	21	3216	1691
	01.00	22	3354	1558
	03.00	23	3168	1539
	05.00	24	3120	1591
03 Agustus	07.00	25	3216	1605
	09.00	26	3262	1573
	11.00	27	3216	1405
	13.00	28	3020	1424
	15.00	29	2982	1438
	17.00	30	3020	1640
	19.00	31	3262	1717
	21.00	32	3379	1622
	23.00	33	3286	1677
	01.00	34	3309	1610
	03.00	35	3239	1561
	05.00	36	3168	1587
04 Agustus	07.00	37	3168	1680
	09.00	38	3354	1672
	11.00	39	3309	1700
	13.00	40	3332	1766
	15.00	41	3458	1726
	17.00	42	3422	1577
	19.00	43	3168	1603
	21.00	44	3239	1758
23.00	45	3440	1628	

	01.00	46		
	03.00	47	3239	1643
	05.00	48	3262	1797
			3488	1747
05 Agustus	07.00	49	3399	1764
	09.00	50	3466	1771
	11.00	51	3444	1522
	13.00	52	3120	1719
	15.00	53	3375	1620
	17.00	54	3262	1680
	19.00	55	3309	1630
	21.00	56	3262	1629
	23.00	57	3262	1777
	01.00	58	3488	1605
	03.00	59	3262	1493
	05.00	60	3095	1490
	06 Agustus	07.00	61	3046
09.00		62	3262	1665
11.00		63	3309	1748
13.00		64	3377	1498
15.00		65	3095	1708
17.00		66	3399	1574
19.00		67	3192	1516
21.00		68	3120	1466
23.00		69	3095	1481
01.00		70	3046	1523
03.00		71	3144	1625
05.00		72	3286	1703
07 Agustus	07.00	73	3399	1626
	09.00	74	3286	1606
	11.00	75	3286	1786
	13.00	76	3488	1725
	15.00	77	3377	1689
	17.00	78	3309	1529
	19.00	79	3120	1703
	21.00	80	3377	1602
	23.00	81	3286	1670
	01.00	82	3332	1668
	03.00	83	3309	1460
	05.00	84	3070	1723

Lampiran 2. Data Deret Berkala Gangguan $D_t = Y_t - T$ dengan $T = 3200$
 cm^2/kg

t	Dt	T	Dt
1	-8	43	
2	16	44	-32
3	266	45	39
4	154	46	240
5	86	47	39
6	62	48	62
7	-32	49	288
8	139	50	199
9	-56	51	266
10	222	52	244
11	86	53	-80
12	153	54	175
13	-80	55	62
14	-130	56	109
15	-80	57	62
16	-180	58	62
17	-32	59	288
18	-32	60	62
19	-154	61	-105
20	-230	62	-154
21	16	63	62
22	154	64	109
23	-32	65	177
24	-80	66	-105
25	16	67	199
26	62	68	-8
27	16	69	-80
28	-180	70	-105
29	-218	71	-154
30	-180	72	-56
31	62	73	86
32	179	74	199
33	86	75	86
34	109	76	86
35	39	77	288
36	-32	78	177
37	-32	79	109
38	154	80	-80
39	109	81	177
40	132	82	86
41	258	83	132
42	222	84	109
			-130

Lampiran 3. Penaksiran Parameter Model ARIMA untuk Deret D_t

a. Model ARIMA (1, 0, 0)

ARIMA Model

ARIMA model for D_t

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
0	1514103	0.100
1	1374933	0.250
2	1309145	0.400
3	1303390	0.457
4	1303375	0.459
5	1303375	0.459

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.4595	0.0981	4.68

Number of observations: 84

Residuals: SS = 1303365 (backforecasts excluded)
MS = 15703 DF = 83

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	11.1 (DF=11)	20.8 (DF=23)	30.5 (DF=35)	40.0 (DF=47)

Dependent Variable: DT

Method: Least Squares

Date: 10/12/05 Time: 09:00

Sample(adjusted): 02 84

Included observations: 83 after adjusting endpoints

Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-statistic	Prob.
AR(1)	0.459463	0.098725	4.683982	0.0000
R-squared	0.089992	Mean dependent var		50.93976
Adjusted R-squared	0.089992	S.D. dependent var		132.1590
S.E. of regression	126.0722	Akaike info criterion		12.52356
Sum squared resid	1303325.	Schwarz criterion		12.55270
Log likelihood	-518.7278	Durbin-Watson stat		2.023110
Inverted AR Roots	.46			

b. Model ARIMA (0, 0, 1)

ARIMA Model

ARIMA model for Dt

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
0	1824656	0.100
1	1578653	-0.050
2	1434221	-0.200
3	1373003	-0.350
4	1371060	-0.391
5	1370898	-0.380
6	1370890	-0.383
7	1370889	-0.382
8	1370889	-0.382

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
MA 1	-0.3823	0.1022	-3.74

Number of observations: 84

Residuals: SS = 1370846 (backforecasts excluded)
MS = 16516 DF = 83

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	11.5 (DF=11)	22.3 (DF=23)	31.2 (DF=35)	39.1 (DF=47)

Dependent Variable: DT

Method: Least Squares

Date: 10/12/05 Time: 09:00

Sample(adjusted): 01 84

Included observations: 84

Convergence achieved after 7 iterations

Backcast: 00

Variable	Coefficient	Std. Error	t-statistic	Prob.
MA(1)	0.382528	0.102230	3.741823	0.0003
R-squared	0.045136	Mean dependent var		50.23810
Adjusted R-squared	0.045136	S.D. dependent var		131.5178
S.E. of regression	128.5154	Akaike info criterion		12.56181
Sum squared resid	1370846.	Schwarz criterion		12.59075
Log likelihood	-526.5960	Durbin- Watson stat		1.831042
Inverted MA Roots	-0.38			

c. Model ARIMA (1, 0, 1)

ARIMA Model

ARIMA model for Dt

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	1647650	0.100	0.100
1	1350792	0.250	-0.050
2	1317118	0.400	0.047
3	1298804	0.550	0.133
4	1298254	0.580	0.155
5	1298216	0.587	0.165
6	1298207	0.590	0.169
7	1298205	0.591	0.171
8	1298205	0.592	0.172
9	1298205	0.593	0.173
10	1298205	0.593	0.173
11	1298205	0.593	0.173

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.5929	0.1923	3.08
MA 1	0.1732	0.2371	0.73

Number of observations: 84

Residuals: SS = 1298203 (backforecasts excluded)
MS = 15832 DF = 82

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	13.1 (DF=10)	24.1 (DF=22)	34.8 (DF=34)	44.8 (DF=46)

Dependent Variable: DT

Method: Least Squares

Date: 10/12/05 Time: 09:00

Sample(adjusted): 02 84

Included observations: 83 after adjusting endpoints

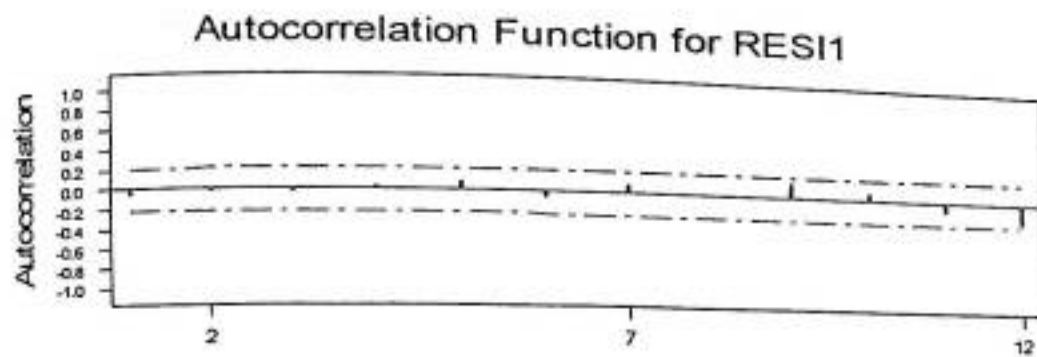
Convergence achieved after 11 iterations

Backcast: 01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-statistic	Prob.
AR(1)	0.592942	0.192313	3.084587	0.0023
MA(1)	-0.173298	0.237134	-0.733185	0.4358
R-squared	0.093675	Mean dependent var		50.93976
Adjusted R-squared	0.082486	S.D. dependent var		132.1590
S.E. of regression	126.5911	Akaike info criterion		12.54360
Sum squared resid	1298050.	Schwarz criterion		12.60189
Log likelihood	-518.5595	F-statistic		8.371938
Durbin-Watson stat	1.950529	Prob(F-statistic)		0.004894
Inverted AR Roots	.60			
Inverted MA Roots	.19			

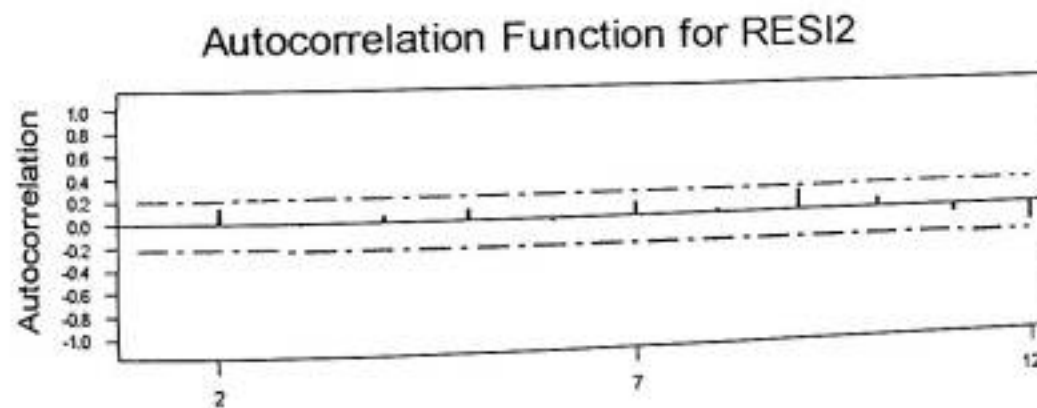
Lampiran 4. Plot ACF Sisaan Model ARIMA untuk deret D_t

a. Model ARIMA (1, 0, 0)



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.06	-0.71	0.52	8	0.01	0.06	2.65
2	-0.03	-0.26	0.59	9	0.16	1.44	5.18
3	-0.04	-0.38	0.75	10	0.09	0.81	6.01
4	0.03	0.30	0.65	11	-0.10	-0.85	6.97
5	0.09	0.82	1.60	12	-0.20	-1.74	11.10
6	-0.07	-0.59	2.00				
7	0.08	0.74	2.65				

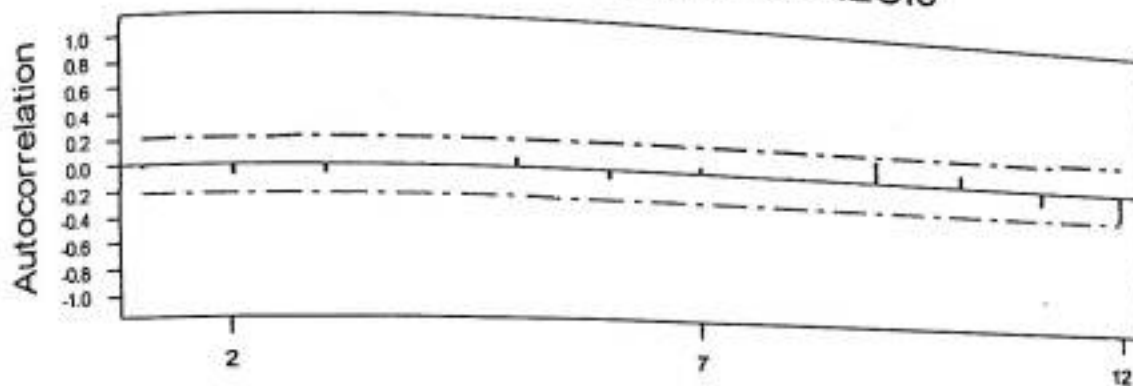
b. Model ARIMA (0, 0, 1)



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.01	-0.06	0.01	8	0.03	0.29	4.80
2	0.14	1.32	1.64	9	0.17	1.47	7.55
3	-0.01	-0.06	1.85	10	0.06	0.66	8.14
4	0.06	0.53	2.16	11	-0.07	-0.58	8.62
5	0.11	0.97	3.23	12	-0.17	-1.43	11.52
6	-0.03	-0.26	3.31				
7	0.12	1.07	4.70				

c. Model ARIMA (1, 0, 1)

Autocorrelation Function for RES13



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.03	-0.32	0.10	8	0.02	0.17	2.82
2	-0.09	-0.80	0.77	9	0.18	1.56	5.78
3	-0.08	-0.70	1.30	10	0.10	0.86	6.75
4	0.02	0.18	1.33	11	-0.12	-1.03	8.18
5	0.08	0.72	1.91	12	-0.22	-1.87	13.06
6	-0.07	-0.64	2.38				
7	0.07	0.58	2.78				

Lampiran 5. Penaksiran Parameter Model ARIMA untuk Deret X_t

a. Model ARIMA (1, 0, 0)

ARIMA Model

ARIMA model for X

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
0	178737508	0.100
1	124992958	0.250
2	80901883	0.400
3	46464284	0.550
4	21680160	0.700
5	6549512	0.850
6	1124960	0.991
7	1073395	0.999
8	1072506	0.999

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	0.9993	0.0077	130.24

Number of observations: 84

Residuals: SS = 1072071 (backforecasts excluded)
MS = 12917 DF = 83

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	24.7 (DF=11)	41.9 (DF=23)	54.7 (DF=35)	65.0 (DF=47)

Dependent Variable: XT

Method: Least Squares

Date: 10/12/05 Time: 09:00

Sample(adjusted): 02 84

Included observations: 83 after adjusting endpoints

Convergence achieved after 2 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-statistic	Prob.
AR(1)	0.998748	0.007762	128.6640	0.0000
R-squared	-0.301630	Mean dependent var		1615.687
Adjusted R-squared	-0.301630	S.D. dependent var		100.2182
S.E. of regression	114.3379	Akaike info criterion		12.32817
Sum squared resid	1071999.	Schwarz criterion		12.35731
Log likelihood	-510.6190	Durbin-Watson stat		2.638661
Inverted AR Roots	1.00			

b. Model ARIMA (0, 0, 1)

ARIMA Model

ARIMA model for X

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters
0	270655934	0.100
1	199767926	-0.050
2	153540210	-0.200
3	121755090	-0.350
4	98999192	-0.500
5	82204157	-0.650
6	69597287	-0.800
7	60474940	-0.950
8	60091312	-0.981
9	59794926	-0.978
10	59659739	-0.977
11	59605863	-0.975
12	59588577	-0.974
13	59584900	-0.973

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
MA 1	-0.9734	0.0223	-43.69

Number of observations: 84

Residuals: SS = 58775280 (backforecasts excluded)
MS = 708136 DF = 83

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	218.9 (DF=11)	245.2 (DF=23)	254.7 (DF=35)	274.1 (DF=47)

Dependent Variable: XT

Method: Least Squares

Date: 10/12/05 Time: 09:00

Sample(adjusted): 01 84

Included observations: 84

Convergence achieved after 9 iterations

Backcast: 00

Variable	Coefficient	Std. Error	t-statistic	Prob.
MA(1)	0.977162	0.021800	44.82429	0.0000
R-squared	-70.234446	Mean dependent var		1615.048
Adjusted R-squared	-70.234446	S.D. dependent var		99.78470
S.E. of regression	842.1878	Akaike info criterion		16.32172
Sum squared resid	58870270	Schwarz criterion		16.35065
Log likelihood	-684.5121	Durbin-Watson stat		0.178486
Inverted MA Roots	-0.98			

c. Model ARIMA (1, 0, 1)

ARIMA Model

ARIMA model for X

Estimates at each iteration

Iteration	SSE	Parameters	
0	219930250	0.100	0.100
1	113578995	0.250	-0.050
2	74600482	0.309	-0.200
3	42325209	0.459	-0.261
4	23042644	0.609	-0.259
5	10301680	0.759	-0.221
6	2892547	0.909	-0.125
7	1328133	0.974	0.025
8	1031607	0.991	0.175
9	905436	0.996	0.325
10	835228	0.998	0.475
11	787174	0.999	0.625
12	768305	1.000	0.721
13	764524	1.000	0.759
14	763928	1.000	0.771
15	763822	1.000	0.776
16	763802	1.000	0.777
17	763798	1.000	0.778

Relative change in each estimate less than 0.0010

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	StDev	T
AR 1	1.0000	0.0014	690.60
MA 1	0.7778	0.0692	11.24

Number of observations: 84

Residuals: SS = 763791 (backforecasts excluded)
MS = 9315 DF = 82

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36
Chi-Square	15.6 (DF=10)	32.4 (DF=22)	42.5 (DF=34)

48
52.9 (DF=46)

Dependent Variable: XT

Method: Least Squares

Date: 10/12/05 Time: 09:00

Sample(adjusted): 02 84

Included observations: 83 after adjusting endpoints

Convergence achieved after 10 iterations

Backcast: 01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-statistic	Prob.
AR(1)	0.999776	0.001589	629.1341	0.0000
MA(1)	-0.770017	0.071100	-10.83006	0.0000
R-squared	0.079330	Mean dependent var		1615.687
Adjusted R-squared	0.067964	S.D. dependent var		100.2182
S.E. of regression	96.75264	Akaike info criterion		12.00599
Sum squared resid	758247.0	Schwarz criterion		12.06428
Log likelihood	-496.2487	F-statistic		6.979421
Durbin-Watson stat	1.692114	Prob(F-statistic)		0.009893
Inverted AR Roots	1.00			
Inverted MA Roots	.77			

Lampiran 7. Data deret α_t dan β_t , Peodelan Fungsi Transfer X_t dan Y_t

t	α_t	β_t	t	α_t	β_t
1	0,000	0,000	43	-55,722	-169,775
2	218,000	24,000	44	111,660	-61,0511
3	67,560	268,667	45	-43,151	153,514
4	-15,452	96,969	46	-18,563	-81,596
5	4,982	7,423	47	139,562	-40,466
6	-27,125	-18,227	48	58,551	194,526
7	41,902	-108,177	49	62,541	62,302
8	-125,409	86,860	50	55,644	115,459
9	118,457	-127,440	51	-205,720	67,804
10	7,136	178,877	52	36,991	-271,262
11	30,550	3,131	53	-70,228	44,012
12	-102,238	69,435	54	5,376	-78,767
13	-149,521	-178,993	55	-45,818	-14,265
14	-31,297	-189,221	56	-36,637	-58,095
15	-166,343	-97,176	57	119,503	-45,187
16	23,618	-175,584	58	-79,050	190,854
17	14,370	11,431	59	-173,485	-77,554
18	-75,823	8,891	60	-137,937	-227,321
19	-110,975	-115,085	61	11,713	-225,811
20	74,684	-165,513	62	65,110	40,365
21	174,089	117,264	63	133,643	78,396
22	2,406	229,208	64	-146,053	128,976
23	-17,128	-7,722	65	96,400	-181,682
24	38,678	-54,006	66	-59,020	162,687
25	44,083	53,994	67	-103,906	-80,462
26	2,288	87,997	68	-130,818	-134,583
27	-166,220	22,444	69	-86,750	-129,679
28	-110,286	-178,543	70	-25,474	-149,864
29	-71,781	-176,871	71	82,186	-18,564
30	146,169	-99,570	72	141,924	127,561
31	190,690	164,554	73	33,389	212,217
32	53,319	244,990	74	5,970	52,062
33	96,471	97,553	75	184,643	40,494
34	8,035	98,877	76	82,616	233,496
35	-42,750	6,907	77	28,258	70,613
36	-7,251	-65,628	78	-138,021	-13,077
37	87,360	-51,045	79	66,648	-199,171
38	59,949	146,297	80	-49,162	102,085
39	74,628	68,790	81	29,762	-11,599
40	124,046	76,505	82	21,149	36,979
41	56,483	185,505	83	-191,550	5,762
42	-105,068	108,286	84	114,012	-234,518

Lampiran 8. Data Deret n_t dan a_t Pemodelan Fungsi Transfer X_t dan Y_t

Lampiran 8. Data Deret n_t dan a_t Pemodelan Fungsi Transfer X_t dan Y_t

t	n_t	a_t	t	n_t	a_t
1		0,000	43	2133,193	-4,687
2		73,490	44	2223,923	14,004
3		-115,093	45	2313,466	-96,832
4		-21,884	46	2165,939	-36,292
5		46,921	47	2152,509	-43,470
6		-11,280	48	2257,973	-127,294
7		-42,913	49	2174,298	-115,702
8		1,341	50	2247,831	-82,903
9		124,213	51	2289,148	-118,986
10		-32,346	52	2142,443	57,964
11		2,661	53	2311,062	-83,370
12		19,365	54	2210,728	2,803
13		39,858	55	2186,799	-70,908
14		130,687	56	2187,518	-17,315
15		9,680	57	2179,982	-15,304
16	2146,916	195,363	58	2271,361	-87,057
17	2155,140	35,550	59	2193,070	32,981
18	2161,736	43,597	60	2158,209	91,308
19	2076,127	96,628	61	2153,103	48,343
20	2020,288	125,244	62	2249,211	24,933
21	2160,632	47,336	63	2190,385	-40,730
22	2230,415	-48,038	64	2201,643	-139,714
23	2155,868	33,538	65	2074,945	81,249
24	2119,984	23,763	66	2279,382	-37,240
25	2167,350	15,147	67	2138,010	25,348
26	2168,792	32,981	68	2150,609	70,035
27	2174,996	51,360	69	2214,150	145,628
28	2126,853	193,351	70	2175,215	66,450
29	2108,367	117,126	71	2131,252	79,952
30	2081,371	126,960	72	2144,806	16,744
31	2105,235	-37,434	73	2189,090	-27,181
32	2160,335	-75,346	74	2179,273	14,732
33	2172,594	22,779	75	2205,635	54,969
34	2187,419	-64,872	76	2296,712	-105,164
35	2151,462	-0,079	77	2209,105	-93,441
36	2126,587	27,502	78	2226,648	-89,015
37	2167,263	-24,806	79	2144,684	43,881
38	2295,275	-25,908	80	2260,587	-49,181
39	2184,743	-54,813	81	2178,279	63,016
40	2120,710	-88,145	82	2187,617	-27,789
41	2180,194	-94,927	83	2206,027	-46,766
42	2221,358	-50,453	84	2111,646	132,699

Lampiran 9. (Lanjutan)

b. Model Fungsi Transfer (0,0,1)(1,0)

ARIMA Procedure
Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Approx. Std Error	T Ratio	Lag	Variable	Shift
AR1,1	0.32456	0.10769	3.01	1	Y	0
NUM1	2.01032	0.0071905	279.58	0	X	1

Variance Estimate = 5173.19369
Std Error Estimate = 71.9249171
AIC = 957.272683
Number of Residuals = 83

Correlation of the Estimates

Variable	Parameter	Y		X	
		AR1,1	NUM1	AR1,1	NUM1
Y	AR1,1	1.000	-0.066		
X	NUM1	-0.066	1.000		

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi Square	DF	Prob	Autocorrelations						
6	9.14	5	0.104	0.050	0.245	0.136	0.082	0.127	-0.008	
12	15.72	11	0.152	0.139	0.076	0.136	0.152	-0.043	0.022	
18	21.55	17	0.203	-0.028	0.147	0.002	0.040	-0.062	-0.166	
24	39.27	23	0.019	0.083	-0.303	-0.164	-0.131	-0.116	-0.020	

Crosscorrelation Check of Residuals with Input X

To Lag	Chi Square	DF	Prob	Crosscorrelations						
5	47.90	5	0.000	-0.751	0.054	-0.029	-0.007	0.050	-0.118	
11	14.16	11	0.165	0.041	0.117	-0.017	0.013	-0.359	-0.006	
17	15.24	17	0.507	-0.066	0.028	-0.017	-0.066	-0.088	-0.088	
23	15.60	23	0.835	0.002	0.019	-0.041	0.026	-0.068	0.037	