



TUGAS AKHIR- KM184801

**ANALISA DIAGRAM KONTROL RESIDUAL
CUSUM DAN RESIDUAL *EWMA* BERBASIS
MODEL *TIME SERIES* UNTUK
PENGENDALIAN KUALITAS DI PT.
ADIPRIMA SURAPRINTA**

**IKA NUR HAMDIAH
NRP 0611164000039**

**Dosen Pembimbing :
Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020**



FINAL PROJECT- KM184801

***ANALYSIS CUSUM RESIDUALS AND EWMA
RESIDUALS CONTROL CHART BASED ON
TIME SERIES MODEL FOR QUALITY
CONTROL IN PT. ADIPRIMA SURAPRINTA***

**IKA NUR HAMDIYAH
NRP 0611164000039**

**Supervisors :
Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si
Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes**

**DEPARTEMEN OF MATHEMATICS
Faculty of Science and Data Analytical
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2020**

LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISA DIAGRAM KONTROL RESIDUAL *CUSUM* DAN
RESIDUAL *EWMA* BERBASIS MODEL *TIME SERIES* UNTUK
PENGENDALIAN KUALITAS DI PT. ADIPRIMA SURAPRINTA**

***ANALYSIS CUSUM RESIDUALS AND EWMA RESIDUALS
CONTROL CHART BASED ON TIME SERIES MODEL FOR
QUALITY CONTROL IN PT. ADIPRIMA SURAPRINTA***

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika
Bidang Studi Matematika Terapan
Program Studi S-1 Departemen Matematika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

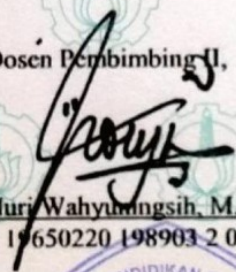
Oleh:

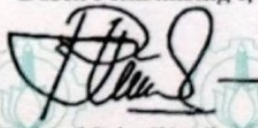
Ika Nur Hamdiah
NRP. 06111640000039

Menyetujui,

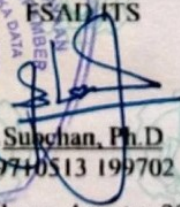
Dosen Pembimbing II,

Dosen Pembimbing I,


Dra. Nuri Wahyuningasih, M.Kes
NIP. 19650220 198903 2 002


Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si
NIP. 19611208 198803 2 001

Mengetahui,
Kepala Departemen Matematika
FSAD ITS


Subchan, Ph.D
NIP. 19740513 199702 1 001

Surabaya, Agustus 2020

**ANALISA DIAGRAM KONTROL RESIDUAL *CUSUM*
DAN RESIDUAL *EWMA* BERBASIS MODEL *TIME
SERIES* UNTUK PENGENDALIAN KUALITAS DI PT.
ADIPRIMA SURAPRINTA**

Nama : Ika Nur Hamdiyah
NRP : 0611164000039
Departemen : Matematika FSAD-ITS
Pembimbing : 1. Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si
2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRAK

Pada proses pengendalian kualitas secara statistik menggunakan diagram kontrol terdapat asumsi dasar yang harus dipenuhi yaitu data mengikuti distribusi normal dan antar pengamatan harus independen. Dalam prosesnya seringkali data yang digunakan tidak independen atau terdapat autokorelasi pada data. Untuk mengatasi hal tersebut, dapat dilakukan pendekatan residual dari model *time series* untuk digunakan pada diagram kontrol, yang selanjutnya disebut dengan diagram kontrol residual. Dalam penelitian ini diterapkan diagram kontrol Residual *Cumulative Sum* (CUSUM) dan *Exponentially Weighted Moving Average* (EWMA) pada data karakteristik fisik kertas yaitu *moisture* newsprint adog 45. Hasil pembahasan menunjukkan proses produksi kertas pada diagram kontrol Residual CUSUM belum terkendali secara statistik, sedangkan pada diagram kontrol Residual EWMA menunjukkan proses produksi kertas terkendali secara statistik. Berdasarkan nilai ARL, diagram kontrol Residual CUSUM memberikan nilai ARL yang lebih kecil daripada diagram kontrol Residual EWMA, selain itu diagram kontrol Residual CUSUM mampu mendeteksi titik *out of control* dibandingkan dengan diagram kontrol Residual EWMA hal ini menunjukkan diagram kontrol Residual CUSUM lebih sensitif dalam mendeteksi pergeseran rata-rata proses dibandingkan diagram kontrol Residual EWMA.

Kata Kunci : *Pengendalian kualitas, Autokorelasi, Residual CUSUM, Residual EWMA, ARL*

***ANALYSIS CUSUM RESIDUALS AND EWMA RESIDUALS
CONTROL CHART BASED ON TIME SERIES MODEL FOR
QUALITY CONTROL IN PT. ADIPRIMA SURAPRINTA***

Name : Ika Nur Hamdiyah
NRP : 0611164000039
Departement : Matematika FSAD-ITS
Supervisor : 1. Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si
2. Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes

ABSTRACT

In the process of quality control with statistics model using a control diagram, there are basic assumptions that must be fulfill which is the data follows normal distribution and between observations must be independent. In this process, the data often used is not independent or there is an autocorrelation. To overcome this problem, a residual approach can be used from the time series model for a diagram control which futher referred as a residual control chart. In this research, the Cumulative Sum (CUSUM) and Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) residual control chart are applied in paper's physical characteristic, namely moisture newsprint adog 45. The result show that the process of production paper in CUSUM residual control chart is not controlled statistically, while EWMA residual control chart is controlled statistically. According to the ARL value, the CUSUM residual control chart gives a smaller ARL value than EWMA residual control chart, besides the the CUSUM residual control chart is able to detect the out of control point compared to the EWMA residual control chart. It means that the CUSUM residual control chart is more sensitive to detect the average shift process than EWMA residual control chart.

Keywords : *Quality control, Autocorrelation, CUSUM residuals, EWMA residuals.*

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirobbil'aalamiin, segala puji dan syukur penulis ucapkan kehadirat Allah SWT atas rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Analisa Diagram Kontrol Residual *CUSUM* Dan Residual *EWMA* Berbasis Model *Time Series* Untuk Pengendalian Kualitas Di PT. Adiprima Suraprinta” yang merupakan salah satu prasyarat akademis dalam menyelesaikan Program Sarjana Departemen Matematika FSAD Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya.

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik berkat kerja sama, bantuan, dan dukungan dari banyak pihak. Sehubungan dengan hal itu penulis ingin mengucapkan terimakasih dan penghargaan kepada :

1. Kedua orang tua penulis yaitu Bapak Ismail dan Ibu Sholikhah atas segala do'a, nasihat, kasih sayang dan dukungan yang tidak ada hentinya yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis.
2. Bapak Subchan, Ph.D selaku Kepala Departemen Matematika FSAD ITS yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
3. Ibu Dra. Laksmi Prita Wardhani, M.Si. dan Ibu Dra. Nuri Wahyuningsih, M.Kes. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi kepada penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir.
4. Bapak Drs. Suhud Wahyudi, M.Si, Bapak Drs. Iis Herisman, M.Si, dan Ibu Alvida Mustika Rukmi, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan saran demi kebaikan laporan Tugas Akhir ini.
5. Bapak Dr. Drs. Soehardjoepri, M.Si dan Bapak Drs. Nurul Hidayat, M.Kom selaku dosen wali yang telah memberikan nasihat dan arahan selama penulis menempuh perkuliahan.

6. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen dan para Staf Departemen Matematika ITS yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu.
7. Bapak Tulus dan Bapak Salman yang telah membimbing saya saat pengambilan data di PT. Adiprima Suraprinta.
8. Adik penulis Yoga Dwi Prasetyo, serta keluarga besar penulis yang telah ikut mendukung dan mendo'akan penulis agar dapat menyelesaikan Tugas Akhir tepat waktu.
9. Para sahabat penulis, Windya, Ratna, Nita, Safira, Dian, Shinta, Farida, Tiara yang telah memberikan dukungan, do'a, dan semangat untuk penulis.
10. M. Nuchan Ubaidillah yang selalu memberikan motivasi, dukungan, dan do'a kepada penulis dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
11. Teman-teman Matematika ITS 2016 terutama teman-teman "Lemniscate" yang telah memberikan banyak cerita selama perkuliahan dan banyak pihak yang tidak dapat ditulis satu persatu oleh penulis yang telah membantu selama penulisan Tugas Akhir ini.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa dalam penyusunan Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak demi kesempurnaan Tugas Akhir ini. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Mojokerto, Agustus 2020

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan	4
1.5 Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Penelitian Terdahulu.....	7
2.2 Analisis <i>Time Series</i>	8
2.3 Autokorelasi.....	8
2.4 Stasioneritas	9
2.4.1 Stasioneritas dalam Varian	9
2.4.2 Stasioneritas dalam Mean.....	11
2.5 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)	11
2.6 <i>Akaike's Information Criterion (AIC)</i>	15
2.7 Distribusi Normal.....	16
2.8 Pengendalian Kualitas	16
2.9 Diagram Kontrol	17
2.10 Diagram Kontrol <i>Moving Range</i>	18
2.11 Diagram Kontrol Residual CUSUM.....	19

2.12	Diagram Kontrol Residual EWMA	21
2.13	<i>Average Run Length</i> (ARL).....	23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Studi Literatur	25
3.2	Sumber Data.....	25
3.3	Langkah Analisis Penelitian	26
3.4	Diagram Alir	29
BAB IV ANALISA DAN PEMBAHASAN		
4.1	Deskriptif Karakteristik Kualitas Produk Kertas	31
4.2	Pengecekan Autokorelasi	31
4.3	Pemodelan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	33
4.3.1	Identifikasi Kestasioneran.....	33
4.3.2	Identifikasi Model ARIMA	40
4.3.3	Penaksiran dan Pengujian Parameter Model Sementara.....	41
4.3.4	<i>Diagnostic Check</i>	45
4.4	Diagram Kontrol <i>Moving Range</i>	50
4.5	Diagram Kontrol Residual CUSUM.....	52
4.6	Diagram Kontrol Residual EWMA	55
4.7	Perbandingan <i>Average Run Length</i> (ARL).....	61
BAB IV PENUTUP		
5.1	Kesimpulan	63
5.2	Saran.....	63
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		
BIODATA PENULIS		

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1. Diagram kontrol	18
Gambar 3.1. Diagram alir pengerjaan Tugas Akhir	27
Gambar 3.2. Diagram alir tahap identifikasi ARIMA	28
Gambar 4.1. Plot ACF <i>Moisture</i>	32
Gambar 4.2. Time series plot data kualitas <i>moisture</i>	33
Gambar 4.3. Box Plot data kualitas <i>moisture</i>	38
Gambar 4.4. Box Plot data transformasi kualitas <i>moisture</i>	39
Gambar 4.5. Plot ACF data transformasi	39
Gambar 4.6. Plot ACF <i>differencing</i>	41
Gambar 4.7. Plot PACF <i>differencing</i>	41
Gambar 4.8. Uji normalitas residual	48
Gambar 4.9. ACF residual model ARIMA(3,1,1).....	50
Gambar 4.10. Diagram kontrol <i>Moving Range</i>	52
Gambar 4.11. Diagram kontrol Residual CUSUM	54
Gambar 4.12. Diagram kontrol Residual EWMA I.....	58
Gambar 4.13. Diagram kontrol Residual EWMA II	59
Gambar 4.14. Diagram kontrol Residual EWMA III	59
Gambar 4.15. Diagram kontrol Residual EWMA IV	60

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1. Transformasi Box-Cox	10
Tabel 2.2. Tabel Pengamatan.....	19
Tabel 4.1. Deskripsi karakteristik kualitas	31
Tabel 4.2. Estimasi parameter model ARIMA(4,1,1)	42
Tabel 4.3. Uji Ljung Box	47
Tabel 4.4. Uji <i>Kolmogorof-Smirnov</i>	48
Tabel 4.5. Perbandingan nilai AIC.....	49
Tabel 4.6. Perbandingan nilai ARL_1	61

DAFTAR LAMP-0IRAN

	Halaman
Lampiran A. Data karakteristik kualitas fisik <i>moisture</i> kertas adog 45.....	67
Lampiran B. Hasil uji signifikansi model <i>overfitting</i>	69
Lampiran C. Residual pemodelan data karakteristik kualitas <i>moisture</i>	72
Lampiran D. Nilai Statistik <i>Moving Range</i>	74
Lampiran E. Nilai statistik diagram kontrol Residual CUSUM	76
Lampiran F. Nilai statistik, UCL, dan LCL diagram kontrol residual EWMA I ($\lambda = 0,25, L = 2,998$)	79
Lampiran G. Syntax program matlab diagram kontrol Residual CUSUM	86
Lampiran H. Syntax program matlab diagram kontrol Residual EWMA.....	87
Lampiran I. Syntax ARL (<i>Software R</i>).....	89
Lampiran J. Selang Kepercayaan Plot ACF dan PACF.....	92

BAB I

PENDAHULUAN

Pada bab ini dibahas latar belakang yang mendasari penulisan Tugas Akhir ini. Di dalamnya mencakup identifikasi rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, serta manfaat yang dapat diambil dari Tugas Akhir ini.

1.1 Latar Belakang

Perkembangan peradaban manusia menimbulkan adanya perkembangan teknologi yang terarah dan semakin canggih pada akhir-akhir ini, serta adanya peningkatan kebutuhan dan keinginan manusia baik dalam jumlah, variasi, dan tingkat mutunya. Kondisi ini mengakibatkan terjadinya persaingan yang semakin ketat dalam dunia usaha, salah satunya dalam bidang industri. Produsen berusaha untuk menjaga reputasi atau nama baiknya melalui kualitas dari barang dan jasa yang dihasilkan [1]. Kualitas merupakan keseluruhan karakteristik produk dan jasa dalam tujuannya untuk memenuhi kebutuhan dan harapan pelanggan. Kualitas menjadi kunci dari keberhasilan pertumbuhan dan persaingan dunia industri. Maka dari itu, pengendalian kualitas menjadi faktor penting dalam industri [2].

Pengendalian kualitas adalah aktivitas keteknikan dan manajemen yang berguna untuk mengukur ciri-ciri kualitas produk, membandingkan dengan spesifikasi tertentu, serta mengambil tindakan perbaikan yang sesuai apabila ada perbedaan antara penampilan yang sebenarnya dengan yang standar [3]. Salah satu upaya dalam pengendalian kualitas yaitu menggunakan *statistical quality control* (SPC) dan salah satu alat statistik yang melandasi hal tersebut adalah diagram kontrol. Diagram kontrol adalah alat yang digunakan untuk melihat apakah suatu proses terkendali atau tidak secara statistik dan menggunakan diagram kontrol dapat membedakan penyebab penyimpangan menjadi penyebab umum dan penyebab khusus melalui batas pengendalian. Penyebab khusus berada diluar batas pengendali

maka harus diperiksa dan diidentifikasi sedangkan penyebab umum berada dalam batas pengendali, sehingga secara langsung kesalahan tersebut dapat distabilkan [2].

Diagram kontrol pertama kali diperkenalkan oleh Walter A. Shewhart pada tahun 1924 yang disebut diagram kontrol Shewhart, merupakan diagram kontrol yang sering dipakai dalam menganalisa pengendalian kualitas, namun mempunyai kelemahan yaitu hanya menggunakan sampel data terakhir dari proses yang diinspeksi akibatnya kurang efektif dalam mendeteksi pergeseran rata-rata yang kecil dalam proses produksi. Oleh karena itu tercipta diagram kontrol *Cumulative Sum* (CUSUM) dan *Exponential Weighted Moving Average* (EWMA) yang dapat mendeteksi pergeseran yang lebih kecil dalam rata-rata proses. Hal ini dikarenakan diagram kontrol CUSUM dan EWMA tidak hanya mempertimbangkan sampel terakhir sebagai titik-titik yang diamati, namun memperhitungkan informasi yang terkandung dalam seluruh riwayat proses [4]. Pergeseran rata-rata proses yang kecil akan menjaga agar proses produksi tetap stabil dan menghasilkan produk yang lebih berkualitas serta memberikan keuntungan bagi produsen maupun konsumen [1].

Pada proses pengendalian kualitas secara statistik menggunakan diagram kontrol, terdapat asumsi dasar yang harus dipenuhi yaitu data mengikuti distribusi normal dan antar pengamatan saling independen [2], namun tidak semua data yang dikendalikan memenuhi asumsi dasar tersebut karena dalam kehidupan nyata data yang dikumpulkan dalam waktu sering berautokorelasi. Dalam kondisi seperti itu, diagram kontrol SPC konvensional (Shewhart, CUSUM, EWMA) tidak efektif dan menjadi kurang tepat [4]. Ditunjukkan bahwa autokorelasi menyebabkan meningkatnya banyak *false alarm*, yang akan menimbulkan kesalahan dalam pengambilan keputusan dan berakibat pada penurunan pendapatan perusahaan. Salah satu alternatif yang dapat digunakan untuk melakukan pengendalian kualitas pada data berautokorelasi adalah dengan melakukan

pemetaan residual hasil pemodelan menggunakan metode *time series* yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada diagram kontrol univariat [5]. Pemetaan residual hasil pemodelan terbaik dalam sebuah diagram kontrol selanjutnya disebut dengan diagram kontrol residual [6].

Dalam Tugas Akhir ini, penulis membahas pengendalian kualitas menggunakan diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA berbasis model *time series* menggunakan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk pengendalian kualitas produksi kertas di PT. Adiprima Suraprinta. Produk kertas yang paling banyak diproduksi yaitu *newsprint* adog 45. Data yang digunakan adalah data sekunder karakteristik kualitas fisik kertas yaitu *moisture* yang diperoleh dari departemen *Quality Control* PT. Adiprima Suraprinta. Kinerja diagram kontrol dibandingkan menggunakan nilai ARL dari masing-masing diagram kontrol residual untuk melihat diagram kontrol yang lebih cepat dalam mendeteksi perubahan rata-rata pada proses. Penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan mengenai diagram kontrol residual, serta memberikan informasi dan masukan kepada pihak perusahaan dalam menentukan strategi pengendalian kualitas di masa yang akan datang.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang tersebut dapat di rumuskan permasalahan pada Tugas Akhir sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan diagram kontrol Residual CUSUM pada data kualitas kertas di PT. Adiprima Suraprinta ?
2. Bagaimana penerapan diagram kontrol Residual EWMA pada data kualitas kertas di PT. Adiprima Suraprinta ?
3. Bagaimana perbandingan kinerja dari diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA dengan melihat nilai ARL?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah:

1. Data yang digunakan adalah data kualitas yang berautokorelasi di PT. Adiprima Suraprinta.
2. Data karakteristik kualitas fisik kertas yaitu kelembaban (*moisture*) newsprint adog 45 tanggal 22 – 28 Januari 2020.
3. Model *time series* yang digunakan adalah ARIMA.
4. Pengolahan data menggunakan *software* Minitab 16, Matlab R2013a, dan R.

1.4 Tujuan

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah tersebut, tujuan Tugas Akhir ini sebagai berikut:

1. Menerapkan diagram kontrol Residual CUSUM pada data kualitas kertas di PT. Adiprima Suraprinta.
2. Menerapkan diagram kontrol Residual EWMA pada data kualitas kertas di PT. Adiprima Suraprinta.
3. Membandingkan kinerja diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA pada data kualitas kertas di PT. Adiprima Suraprinta.

1.5 Manfaat

Manfaat yang didapatkan dari Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Diperoleh wawasan dan pengetahuan mengenai analisis pengendalian kualitas data yang berautokorelasi menggunakan pendekatan model *time series*.
2. Diperoleh wawasan dan pengetahuan mengenai metode pengendalian kualitas, yaitu diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA.
3. Dapat dijadikan masukan kepada pihak perusahaan dalam menentukan strategi pengendalian kualitas di masa yang akan datang sebagai upaya peningkatan kualitas produk.

1.6 Sistematika Penulisan Tugas Akhir

Sistematika penulisan dalam Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab I berisi tentang gambaran umum dari penulisan Tugas Akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab II berisi tentang penelitian terdahulu dan teori-teori yang terkait permasalahan dalam Tugas Akhir ini. Teori-teori yang digunakan dalam Tugas Akhir ini antara lain analisis *time series*, autokorelasi, ARIMA, diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA, serta ARL.

3. BAB III METODOLOGI

Bab III berisi langkah-langkah yang dilakukan dalam pengerjaan Tugas Akhir.

4. BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Bab IV dibahas mengenai analisa perbandingan diagram kontrol Residual CUSUM dan diagram kontrol Residual EWMA dengan terlebih dahulu mencari model *time series* dari data menggunakan metode ARIMA, setelah mendapatkan model terbaik maka dihitung residual dari model tersebut, lalu dibuat diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA yang kemudian dibandingkan kinerjanya.

5. BAB V PENUTUP

Bab V berisi kesimpulan yang diperoleh dari pembahasan masalah pada bab sebelumnya serta saran yang diberikan untuk pengembangan penelitian sebelumnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang penelitian terdahulu dan landasan teori yang digunakan sebagai acuan dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian ini penulis merujuk pada beberapa penelitian terdahulu yang sesuai dengan topik yang diambil. Rujukan pertama yang digunakan adalah penelitian yang dilakukan oleh Farid Kadri, Sondes Chaabane, dkk (2016) yang berjudul “*Seasonal ARMA-based SPC charts for anomaly detection : Application to emergency departement systems*” [4]. Penelitian tersebut membahas metodologi statistik yang menggabungkan model *time series* dengan diagram kontrol statistik untuk deteksi anomali. Data yang digunakan adalah database dari *Paediatric Emergency Department* (PED). Diperoleh model *Seasonal ARMA* yang kemudian hasil residualnya diterapkan pada diagram kontrol EWMA. Hasilnya menunjukkan keefektifan diagram kontrol Residual EWMA dengan *Seasonal ARMA* untuk mendeteksi situasi abnormal yang terjadi di PED. Penulis juga merujuk penelitian yang berjudul “*Monitoring of serially correlated processes using residual control charts*” yang diteliti oleh R. Osei-Aning, S.A Abbasi, dan M. Riaz (2017) pada penelitian tersebut menerapkan diagram kontrol residual univariat berdasarkan model simulasi AR(1) [6].

Penelitian lainnya adalah penelitian yang dilakukan Hakam (2017) yaitu menganalisa tentang perbandingan diagram kontrol CUSUM dan EWMA dalam pengendalian kualitas produksi pipa besi pada PT. Pacific Angkasa Abadi namun dalam pengerjaannya mengabaikan adanya efek autokorelasi [7]. Hasil dari penelitiannya adalah terdapat 2 data yang *out of control* pada CUSUM dan 6 data *out of control* pada EWMA. Penelitian selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Nazihah dkk

(2018) [8], yang membahas tentang diagram kontrol univariat dengan data *time series* bahan bakar gas PT Indonesia Power UPJ-PGT Pasuruan dan hasilnya belum terkendali secara statistik yang disebabkan adanya titik pengamatan *out of control* yang tidak dapat dikendalikan karena tidak bisa mengidentifikasi penyebab spesifik terjadinya pengamatan. Penelitian lainnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Aminu, Osbekwin, dkk (2015) yang berjudul “*Assessing the Effects of Autocorrelation on the Performance of Statistical Process Control Charts*” [9]. Penelitian tersebut membahas tentang efek autokorelasi pada performansi diagram kontrol statistik EWMA dan hasilnya dengan menghilangkan efek autokorelasi menunjukkan proses terkendali secara statistik dalam mean proses.

2.2 Analisis Time Series

Data deret waktu (*time series*) adalah deretan rangkaian pengamatan yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara berurutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu yang tetap sehingga pengamatan sekarang (Z_t) dengan t menyatakan waktu, tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}). Terdapat dua jenis data *time series* yaitu univariat dan multivariat. Pada univariat *time series*, data memiliki satu variabel yang saling berkorelasi, sedangkan dalam multivariat *time series* terdapat lebih dari satu variabel yang saling berhubungan timbal balik [10].

2.3 Autokorelasi

Autokorelasi merupakan korelasi atau hubungan suatu deret pengamatan suatu data *time series*. Konsep yang berkaitan dengan analisis *time series* adalah fungsi autokorelasi (ACF). Koefisien autokorelasi untuk lag- k adalah korelasi antar pengamatan pada periode t dan $t-k$ dari data *time series*, yang dinyatakan sebagai berikut [10] :

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.1)$$

dengan :

$\hat{\rho}_k$: koefisien autokorelasi lag $-k$

n : banyak pengamatan

Z_t : pengamatan periode ke- t

\bar{Z} : rata-rata (*mean*)

Pengujian koefisien autokorelasi menggunakan statistik uji yang digunakan untuk melihat data berautokorelasi atau tidak.

Hipotesis :

H_0 : $\rho_k = 0$ (koefisien autokorelasi tidak berbeda secara signifikan dengan nol)

H_1 : $\rho_k \neq 0$ (koefisien autokorelasi berbeda secara signifikan dengan nol)

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\rho}_k}{SE(\hat{\rho}_k)} \quad (2.2)$$

dengan $SE_{\hat{\rho}_k}$ menyatakan standart error koefisien autokorelasi.

$$SE_{\hat{\rho}_k} = \sqrt{\frac{1}{n}(1 + 2\hat{\rho}_1^2 + \dots + 2\hat{\rho}_{k-1}^2)}$$

Kriteria pengujian :

Jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$ maka H_0 ditolak yang berarti koefisien autokorelasi berbeda secara signifikan dengan nol atau terdapat autokorelasi pada data.

2.4 Stasioneritas

Pemodelan pengamatan deret waktu Z_1, Z_2, \dots, Z_t didasarkan pada syarat asumsi bahwa data deret waktu harus stasioner. Stasioner berarti tidak ada kenaikan atau penurunan data, artinya pola data tersebut berada pada nilai rata-rata dan varian yang konstan. Oleh karena itu dalam analisis *time series* diperlukan proses stasioneritas terhadap mean dan varian [10] :

2.4.1 Stasioneritas dalam Varian

Dalam suatu data *time series* dikatakan stasioner terhadap varian apabila $Var(Z_t) = Var(Z_{t+k}) = \sigma^2$ untuk semua t atau

mempunyai pola data di sekitar varian yang konstan. Jika data *time series* tidak stasioner terhadap varian maka perlu dilakukan transformasi agar nilai varian menjadi konstan. Persamaan umum dari Transformasi Box-Cox adalah sebagai berikut [10]:

$$T(Z_t) = \frac{(Z_t^\tau - 1)}{\tau} \quad (2.3)$$

dengan τ disebut sebagai parameter transformasi yang perlu diduga. Nilai τ beserta transformasinya dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 : Transformasi Box-Cox

Estimasi τ	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t tidak ditransformasikan

langkah-langkah untuk menentukan pendugaan lamda yang sesuai adalah sebagai berikut [13]:

1. Pilih τ dari kisaran yang ditetapkan.
2. Hitung nilai $L_{maks}(\tau)$ menggunakan persamaan berikut :

$$L_{maks}(\tau) = -\frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\tau) + (\tau - 1) \sum_{t=1}^n \ln Z_t$$

dengan :

n : banyak pengamatan

$$\hat{\sigma}^2(\tau) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t(\tau) - \bar{Z}(\tau))^2$$

$$\bar{Z}(\tau) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t(\tau)$$

3. Setelah menghitung $L_{maks}(\tau)$ untuk beberapa nilai τ dalam kisaran yang ditetapkan, pasangkan $L_{maks}(\tau)$ pada τ yang memaksimumkan $L_{maks}(\tau)$, inilah penduga kemungkinan maksimum $\hat{\tau}$ bagi parameter τ .

2.4.2 Stasioneritas dalam Mean

Data *time series* dikatakan stasioner terhadap mean (μ) apabila $E(Z_t) = E(Z_{t+k}) = \mu$ untuk semua t atau mempunyai pola data di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Untuk kestasioneran data dalam mean digunakan Fungsi Autokorelasi yang selanjutnya disebut ACF dan Fungsi Autokorelasi Parsial yang selanjutnya disebut PACF. Sebuah data *time series* dikatakan stasioner terhadap mean apabila lag pada fungsi ACF turun secara cepat menuju nol dan dikatakan tidak stasioner jika terjadi sebaliknya. Selain itu, ACF dan PACF digunakan juga sebagai alat utama untuk mengidentifikasi model sementara dari data *time series*. Persamaan ACF didefinisikan pada persamaan (2.1) sedangkan untuk Fungsi Autokorelasi Parsial atau PACF didefinisikan sebagai berikut [10] :

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.4)$$

dengan:

$\hat{\rho}_k$: autokorelasi pada lag ke-k

$\hat{\phi}_{k,k}$: autokorelasi parsial pada lag ke-k

Partial Autocorrelation Function (PACF) digunakan untuk mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu deret waktu antara Z_t dan Z_{t+k} .

Setelah melakukan pengecekan stasioneritas dalam mean dan dijumpai data yang tidak stasioner terhadap mean maka dilakukan proses *differencing* (pembedaan). Proses *differencing* pada orde pertama merupakan selisih antara data ke-t dengan data ke-(t-1) yaitu :

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.5)$$

ΔZ_t adalah variabel Z pada waktu t setelah *differencing* [11].

2.5 Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Model-model *Autoregressive / Integrated / Moving Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan

Gwilym Jenkins (1976), dan nama mereka sering disinonimkan dengan proses ARIMA yang diterapkan untuk analisis deret berkala, peramalan, dan pengendalian. Model *Autoregressive* pertama kali diperkenalkan oleh Yule (1926), sedangkan model *Moving Average* (MA) diperkenalkan oleh Slutsky (1937). Perluasan dari model tersebut mencakup deret berkala musiman dan pengembangan sederhana yang mencakup proses-proses non stasioner [11].

Asumsi awal pada pemodelan *time series* yang harus terpenuhi adalah data bersifat stasioner. Model ARIMA dapat digunakan dalam menjelaskan data *time series* yang tidak stasioner. Jika data belum stasioner dalam varians, maka perlu dilakukan transformasi dan jika data belum stasioner dalam mean perlu dilakukan proses *differencing*. Secara umum, bentuk ARIMA (p,d,q) adalah [11] :

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \mu' + \theta_q(B)e_t$$

dengan :

- $\phi_p(B)$ = $1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ (operator AR)
- $\theta_q(B)$ = $1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$ (operator MA)
- ϕ : koefisien *Autoregressive* (AR)
- θ : koefisien *Moving Average* (MA)
- Z_t : data observasi ke- t
- B : operator *backward shift*
- $(1 - B)^d Z_t$: *time series* yang stasioner pada pembedaan ke- d
- e_t : nilai *error* pada waktu ke- t
- μ' : suatu konstanta
- p : orde *Autoregressive* (AR)
- d : orde pembedaan
- q : orde *Moving Average* (MA)

Adapun tahapan untuk memilih model ARIMA yang sesuai pada data *time series*.

1. Identifikasi Model

Identifikasi model ARIMA dapat dilakukan dengan melihat dan mengamati plot ACF dan plot PACF dari data *time series* yang sudah stasioner terhadap varian maupun mean. Plot ACF digunakan untuk menentukan orde q , plot PACF digunakan untuk menentukan orde p , dan banyaknya differencing digunakan untuk menentukan orde d dari model ARIMA(p,d,q).

2. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Setelah melakukan identifikasi selanjutnya adalah mengestimasi parameter model ARIMA(p,d,q). Parameter yang diestimasi yaitu koefisien *autoregressive* (ϕ) dan *moving average* (θ), salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi adalah metode *maximum likelihood estimation*. Setelah didapatkan nilai selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter menggunakan uji-t [11]. Pengujian signifikansi parameter dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0 : \phi_p = 0$ (parameter tidak signifikan dengan model)

$H_1 : \phi_p \neq 0$ (parameter signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \quad (2.6)$$

dengan :

$\hat{\phi}_p$: parameter hasil estimasi

$SE(\hat{\phi}_p)$: standart error estimasi parameter

Kriteria pengujian :

Jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-1}$ maka H_0 ditolak yang berarti bahwa model signifikan.

3. Cek Diagnosa (*Diagnostic Check*)

Setelah didapatkan model yang signifikan tahap selanjutnya perlu diperiksa kecukupan sebuah model dengan memeriksa apakah asumsi model sudah dipenuhi. Pada model ARIMA,

residual yang diperoleh harus memenuhi asumsi, yaitu *white noise* dan berdistribusi normal [10].

a. Uji Residual *White Noise*

Model bersifat *white noise* artinya residual dari model tersebut telah memenuhi asumsi identik dan independen. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan uji Ljung-Box.

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, K$ (residual tidak *white noise*)

Statistika Uji :

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^K \frac{(\hat{\rho}_k)^2}{n-k}, n > k \quad (2.7)$$

dengan $\hat{\rho}_k$ menunjukkan ACF residual pada lag ke- k dengan n adalah banyaknya pengamatan. Statistik Q akan mendekati distribusi $\chi^2_{(K-m)}$ dimana $m = p+q$ [10].

dengan :

K : lag maksimum

p : orde AR

q : orde MA

Kriteria Pengujian:

Jika $Q > \chi^2_{\alpha, K-p-q}$ atau P-value $< \alpha$ maka H_0 ditolak yang berarti bahwa residual tidak *white noise*.

b. Uji Distribusi Normal

Untuk pengujian data berdistribusi normal dapat menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov. Hipotesis yang diuji adalah residual berdistribusi normal (H_0) dan sebaliknya, residual tidak berdistribusi normal (H_1) [12].

Hipotesis:

$H_0 : F(x) = F_s(x)$ untuk semua x (residual berdistribusi normal).

$H_1 : F(x) \neq F_s(x)$ untuk semua x (residual tidak berdistribusi normal).

Statistik Uji:

$$Dn_{hitung} = \sup |F_t(x) - F_s(x)| \quad (2.8)$$

dengan:

Dn_{hitung} : deviasi maksimum

$F_t(x)$: fungsi berdistribusi yang dihipotesiskan berdistribusi normal

$F_s(x)$: fungsi distribusi kumulatif dari data sampel.

Kriteria Pengujian:

Jika $Dn_{hitung} < Dn_{\alpha,n}$, maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal.

c. **Overfitting**

Salah satu prosedur diagnostik cek yang dikemukakan oleh Box Jenkins adalah *overfitting*. Pada tahap ini dilakukan perluasan pada model yang dihasilkan pada tahap identifikasi, misalnya menggunakan beberapa parameter lebih banyak daripada yang diperlukan, memilih model dengan orde lebih rendah atau kombinasi dari orde pada model diidentifikasi sebelumnya. Model yang dihasilkan dari *overfitting* dijadikan sebagai model alternatif yang kemudian dicari model terbaik diantara model-model yang signifikan [14].

2.6 Akaike's Information Criterion (AIC)

Akaike's Information Criterion (AIC) merupakan kriteria yang dapat digunakan untuk menentukan model terbaik. AIC dikembangkan oleh Akaike pada tahun 1973, metode ini digunakan karena mempertimbangkan banyaknya parameter dalam model dan dapat digunakan untuk membandingkan model dengan distribusi probabilitas. Pemilihan model terbaik yaitu model yang mempunyai nilai AIC terkecil. AIC dirumuskan sebagai berikut [10]:

$$AIC = -2\ln L(\hat{\theta}) + 2M \quad (2.9)$$

dengan $L(\hat{\theta})$ adalah nilai maksimum dari fungsi *likelihood* dan M adalah jumlah parameter dari model.

2.7 Distribusi Normal

Suatu variabel X berdistribusi normal dengan parameter mean μ dan variansi σ^2 memiliki probability density function (p.d.f) sebagai berikut [12]:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

dengan $-\infty < x < \infty$

$$-\infty < \mu < \infty$$

$$\sigma^2 > 0$$

dimana mean dan varian distribusi normal adalah [12] :

$$E(X) = \mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.10)$$

$$Var(X) = \sigma^2 \quad (2.11)$$

Suatu variabel acak X yang berdistribusi normal dengan mean μ dan varian σ^2 dapat dituliskan dengan notasi sebagai berikut :

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

2.8 Pengendalian Kualitas Statistik

Faktor utama yang menentukan kinerja perusahaan adalah kualitas dari produk yang dihasilkan, baik itu barang maupun jasa. Produk barang dan jasa yang berkualitas adalah produk yang sesuai dengan apa yang diinginkan oleh konsumennya, sehingga diperlukan suatu pengendalian kualitas statistik. Pengendalian kualitas merupakan aktivitas keteknikan dan manajemen yang dengan aktivitas tersebut dapat mengukur ciri-ciri kualitas produk, membandingkan dengan spesifikasi tertentu, dan mengambil tindakan yang sesuai apabila terdapat perbedaan antara penampilan yang sebenarnya dengan standart yang ditentukan. Tujuan pengendalian kualitas statistik itu sendiri ialah menyidik dengan cepat terjadinya sebab-sebab terduga atau pergeseran proses sedemikian hingga penyelidikan terhadap proses itu dan tindakan pembetulan dapat dilakukan sebelum terlalu banyak unit yang tidak sesuai [3]. Pengendalian kualitas statistik adalah salah satu perkembangan teknologi terbaik dalam

abad ke-20 yang mempunyai 7 alat pengendalian kualitas yang disebut dengan *The Magnificent Seven*, antara lain [3]:

1. Histogram atau plot *stem-and-leaf*
2. *Check Sheet*
3. Diagram Pareto
4. Diagram sebab akibat
5. Diagram pemusatan kecacatan
6. Diagram scatter
7. Diagram kontrol

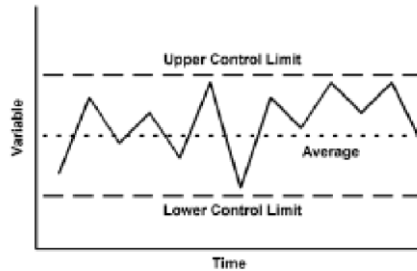
Dari 7 alat pengendalian kualitas tersebut, diagram kontrol lebih sering digunakan. Oleh karena itu berbagai pengembangan diagram kontrol banyak dilakukan sehingga muncul beberapa diagram kontrol yang dapat digunakan pada kondisi-kondisi tertentu.

2.9 Diagram Kontrol

Diagram kontrol adalah sebuah grafik yang digunakan untuk mengendalikan proses secara statistik dan sebagai alat untuk memonitor apakah proses terkendali secara statistik atau tidak. Diagram kontrol juga dapat membantu mendeteksi adanya penyimpangan dengan cara menetapkan batas kendali [3]. Pada diagram kontrol digunakan untuk mendeteksi adanya penyimpangan dengan cara menetapkan batas-batas kendali [3] :

1. *Upper Control Limit* (UCL) atau batas kendali atas merupakan garis batas atas untuk suatu penyimpangan yang masih dapat ditoleransi.
2. *Central Line* (CL) atau garis tengah merupakan nilai rata-rata dari karakteristik kualitas yang berhubungan dengan keadaan terkendali.
3. *Lower Control Limit* (LCL) atau batas kendali bawah merupakan garis batas bawah untuk suatu penyimpangan yang masih dapat ditoleransi.

Secara umum, diagram kontrol digambarkan sebagai berikut :



Gambar 2.1 Diagram Kontrol

Selama titik-titik terletak di dalam batas-batas kendali, proses diasumsikan dalam keadaan terkendali, dan tidak perlu tindakan apapun. Tetapi, satu titik saja yang berada di luar batas kendali diinterpretasikan sebagai fakta bahwa proses tidak terkendali [3].

2.10 Diagram Kontrol *Moving Range*

Diagram kontrol *Moving Range* (MR) adalah diagram kontrol yang digunakan untuk memantau proses varians pada data univariat dengan ukuran subgrup satu, yang didefinisikan sebagai jarak atau rentang bergerak dua observasi yaitu antara satu titik data (x_t) dengan titik data sebelumnya (x_{t-1}), didefinisikan sebagai berikut [3,16]:

$$MR_t = |x_t - x_{t-1}| \quad (2.12)$$

dengan t adalah indeks sampel ($t = 1, 2, 3, \dots, m$). Suatu proses dinyatakan *out of control* jika nilai MR_t berada diluar batas kendali, yaitu $MR_t > UCL$ atau $MR_t < LCL$. Rumus batas kendali *Moving Range* berdasarkan batas probabilitas adalah [3,16]:

$$UCL = D_{1-\frac{\alpha}{2}} \overline{MR} \quad (2.13)$$

$$CL = \overline{MR} = \frac{1}{m-1} \sum_{t=2}^m MR_t \quad (2.14)$$

$$LCL = D_{\frac{\alpha}{2}} \overline{MR} \quad (2.15)$$

dengan α adalah probabilitas kesalahan tipe 1 dan nilai $D_{1-\frac{\alpha}{2}}$ serta $D_{\frac{\alpha}{2}}$ adalah faktor batas pengendali yang dilihat pada tabel faktor pengendali berdasarkan dua observasi untuk diagram kontrol *Moving Range* [3].

2.11 Diagram Kontrol Residual CUSUM

Diagram kontrol *Cummulative Sum* (CUSUM) diperkenalkan oleh Page pada tahun 1954. Diagram kontrol CUSUM menghimpun secara langsung semua informasi di dalam barisan nilai-nilai sampel dengan mengeplotkan jumlah kumulatif deviasi nilai sampel dari nilai target, hal inilah yang membedakan diagram kontrol CUSUM dengan diagram kontrol Shewhart. Sebagai contoh pada Tabel 2.2 adalah jumlah pengamatan untuk banyak sampel m dan perulangan sampel sebanyak n [2].

Tabel 2.2 Tabel Pengamatan

$i \setminus j$	1	2	3	...	n	\bar{x}_i
1	x_{11}	x_{12}	x_{13}	...	x_{1n}	\bar{x}_1
2	x_{21}	x_{22}	x_{23}	...	x_{2n}	\bar{x}_2
3	x_{31}	x_{32}	x_{33}	...	x_{3n}	\bar{x}_3
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots	\vdots
m	x_{m1}	x_{m2}	x_{m3}	...	x_{mn}	\bar{x}_m

dengan i adalah indeks sampel ($i = 1, 2, 3, \dots, m$), j adalah indeks perulangan pengambilan sampel atau subgrup ($j = 1, 2, 3, \dots, n$), \bar{x}_i adalah rata-rata sampel ke- i ($\bar{x}_i = \sum_{j=1}^n \frac{x_{ij}}{n}$) dan μ_0 adalah nilai target atau rata-rata proses $\mu_0 = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij}$. Sesuai dengan jumlah kumulatif sampel ke- m dilambangkan dengan C_m dinyatakan dalam rumus sebagai berikut [2]:

$$C_m = \sum_{i=1}^m (\bar{x}_i - \mu_0)$$

Diagram kontrol CUSUM lebih efektif digunakan dengan ukuran sampel $n = 1$, karena hal tersebut membuat diagram kontrol CUSUM lebih efektif digunakan untuk industri yang memiliki subgrup satu [2].

Pada diagram kontrol CUSUM konvensional ditransformasikan kedalam diagram kontrol Residual CUSUM, hal ini dikarenakan adanya autokorelasi. Untuk memperhitungkan autokorelasi yang mempengaruhi proses rumus diagram kontrol

CUSUM dalam diagram kontrol residual adalah sebagai berikut [3,6]:

$$C_t^+ = \max(0, e_t - \mu_e - K + C_{t-1}^+) \quad (2.16)$$

$$C_t^- = \min(0, e_t - (\mu_e - K) + C_{t-1}^-) \quad (2.17)$$

$$e_t = Z_t - \hat{Z}_t$$

dengan :

C_t^+ : upper CUSUM ke t

C_t^- : lower CUSUM ke t

e_t : nilai residual ke t dari model *time series*

μ_e : mean residual

K : reference value

Z_t : data observasi ke t

\hat{Z}_t : data prediksi ke t

K diperoleh dari $K = k\sigma_e$, dimana σ_e merupakan standart deviasi dari data residual dari mdel *time series* dan k ialah parameter yang digunakan untuk membuat diagram kontrol Residual CUSUM dan nilai k yang direkomendasikan adalah 0,5 karena membuat diagram kontrol CUSUM sangat sensitif dalam mendeteksi pergeseran rata-rata kecil. Rumus Batas kendali CUSUM adalah [3,6]:

$$UCL = H = h\sigma_e \quad (2.18)$$

$$CL = 0$$

$$LCL = -H = -h\sigma_e \quad (2.19)$$

Nilai h merupakan parameter yang mempengaruhi rentang H pada diagram kontrol CUSUM. Semakin tinggi nilai h maka kesalahan tipe 1 semakin kecil. Kesalahan tipe 1 pada diagram kontrol menyatakan proses tidak terkendali padahal proses terkendali. Selain itu nilai parameter h dan k ditentukan berdasarkan penetapan nilai *Average Run Lengths* terkendali atau (ARL_0) [6]. dengan σ_e adalah standart deviasi data residual dan nilai h yang direkomendasikan oleh penelitian-penelitian terdahulu adalah $h = 4$ atau $h = 5$, karena akan menghasilkan diagram kontrol CUSUM dengan nilai ARL yang baik [3].

2.12 Diagram Kontrol Residual EWMA

Diagram kontrol EWMA pertama kali diperkenalkan oleh Robert pada tahun 1959 yang juga merupakan alternatif terhadap diagram kontrol Shewhart untuk pemantauan pergeseran kecil dalam rata-rata proses. Seperti pada diagram kontrol CUSUM, secara khusus diagram kontrol EWMA digunakan pada pengamatan secara individu, yaitu ukuran sampel $n = 1$ [3]. Saat pengamatan dari proses berautokorelasi maka diagram kontrol EWMA konvensional ditransformasikan kedalam diagram kontrol Residual EWMA, statistik EWMA (W_t) didefinisikan sebagai berikut [3,6]:

$$W_t = \lambda e_t + (1 - \lambda)W_{t-1}, \quad W_0 = \mu_e \quad (2.20)$$

$$e_t = Z_t - \hat{Z}_t$$

dengan :

e_t : nilai residual ke t dari model *time series*

Z_t : data observasi ke t

\hat{Z}_t : data prediksi ke t

Dimana $0 < \lambda \leq 1$ adalah parameter bobot. Secara umum, nilai λ dalam interval $0,05 \leq \lambda \leq 0,25$ bekerja dengan baik dalam prakteknya, dengan $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,10$, dan $\lambda = 0,20$ menjadi pilihan yang sering digunakan [3]. Dalam hal ini nilai variansi dari W_t didefinisikan [6]:

$$\begin{aligned} \text{Var}(W_t) &= \sigma_{W_t}^2 = \sigma_e^2 \lambda^2 \frac{1(1 - (1 - \lambda)^{2t})}{2\lambda + \lambda^2} \\ &= \sigma_e^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2t}] \end{aligned} \quad (2.21)$$

jika t mendekati tak hingga maka :

$$\begin{aligned} \text{Var}(W_t) &= \sigma_{W_t}^2 = \lim_{t \rightarrow \infty} \sigma_e^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2t}] \\ &= \sigma_e^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) \end{aligned}$$

Kemudian didefinisikan *Upper Central Limit* (UCL) dan *Lower Central Limit* (LCL) dengan $\sigma_{W_t}^2$ pada persamaan (2.21) adalah sebagai berikut [3]:

$$UCL = \mu_e + L\sigma_{W_t}$$

$$\begin{aligned}
&= \mu_e + L \sqrt{\sigma_{W_t}^2} \\
&= \mu_e + L \sqrt{\sigma_e^2 \left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right) [1 - (1-\lambda)^{2t}]} \\
&= \mu_e + L \sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right) [1 - (1-\lambda)^{2t}]} \tag{2.22}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
CL &= \mu_e \\
LCL &= \mu_e - L \sigma_{W_t} \\
&= \mu_e - L \sqrt{\sigma_{W_t}^2} \\
&= \mu_e - L \sqrt{\sigma_e^2 \left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right) [1 - (1-\lambda)^{2t}]} \\
&= \mu_e - L \sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right) [1 - (1-\lambda)^{2t}]} \tag{2.23}
\end{aligned}$$

Jika t mendekati takhingga, maka batas kontrol akan mendekati keadaan setimbang. Sehingga pada persamaan (2.22) dan (2.23) menjadi [6]:

$$\begin{aligned}
UCL &= \mu_e + L \sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right)} \\
LCL &= \mu_e - L \sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right)}
\end{aligned}$$

dengan L adalah parameter lebar batas kendali, jika nilai λ kecil maka nilai L juga kecil. Semakin besar nilai L akan mengakibatkan lebar batas kontrol yang semakin lebar, hal ini dapat berakibat diagram kontrol kurang efektif dalam mendeteksi pergeseran rata-rata yang kecil. Parameter L dan λ ditentukan berdasarkan penetapan nilai *Average Run Lengths* terkendali atau (ARL_0).

Suatu proses dinyatakan *out of control* jika nilai W_t berada diluar batas kontrol EWMA, yaitu $W_t > UCL$ atau $W_t < LCL$. Hal ini dipandang sebagai fakta bahwa rata-rata proses telah bergeser dan harus dilakukan pencarian terhadap sebab-sebab terduga.

2.13 Average Run Length (ARL)

Average Run Length (ARL) merupakan rata-rata jumlah titik yang harus diamati sampai ditemukan *out of control* yang pertama, sebagai alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari diagram kontrol dalam mendeteksi perubahan pada proses. ARL diklasifikasikan menjadi ARL_0 dan ARL_1 . ARL_0 merupakan banyaknya titik sampel yang digambarkan sebelum satu titik menunjukkan keadaan tidak terkendali pada proses yang terkendali. Nilai ARL_0 ditetapkan sebelum ditentukan batas pengendali dan nilai yang diharapkan adalah sebesar mungkin untuk mengurangi kemungkinan diagram kontrol menunjukkan keadaan tidak terkendali. Sedangkan ARL_1 merupakan rata-rata berjalan ketika proses *out of control*. Oleh karena itu ARL_0 yang ditetapkan harus cukup besar ketika proses memegang kendali dan ARL_1 diharapkan sekecil mungkin ketika proses tidak terkendali [12]. Untuk sembarang grafik pengendali *shewart* nilai ARL dirumuskan sebagai berikut :

$$ARL_0 = \frac{1}{\alpha}$$

dimana α merupakan probabilitas bahwa suatu titik jatuh diluar batas pengendali apabila proses dalam keadaan terkendali. sedangkan

$$ARL_1 = \frac{1}{1 - \beta} = \frac{1}{P}$$

dengan β adalah peluang kesalahan yang menyatakan keadaan terkendali padahal tidak terkendali.

Perhitungan ARL_1 dapat dilakukan dengan algoritma yang dapat digunakan pada semua metode grafik pengendali. Nilai ARL_1 yang dihasilkan algoritma dapat mewakili kesensitifan suatu metode. Berikut algoritma perhitungan nilai ARL_1 [15]:

1. Bangkitkan data sebanyak m dengan ukuran n berdasarkan distribusi spesifik parameter yang diasumsikan dalam keadaan terkendali.
2. Hitung batas pengendali dari m sampel dengan ukuran n .

3. Berdasarkan kriteria grafik pengendali tentukan sampel apakah dalam keadaan terkendali atau tidak.
4. Hitung sampel yang berada yang berada dalam keadaan *in control* dan nilai tersebut digunakan sebagai nilai *Run Length* untuk iterasi ke- i .
5. Lakukan langkah 1 sampai 4 untuk N iterasi.
6. Hitung rata-rata dari *Run Length* sebagai nilai ARL_1 menggunakan rumus sebagai berikut :

Didefinisikan B_j variabel penanda jika sampel ke- j ($j = 1, 2, 3, \dots, D_1$) pada iterasi ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) jatuh diluar batas pengendali yang telah diestimasi.

$$B_j = \begin{cases} i - 1 & ; \text{jika sampel out control} \\ 0 & ; \text{jika sampel in control} \end{cases}$$

$$ARL_1 = \frac{1}{1 - E[B]}, \text{ dengan}$$

$$E[B] = \frac{1}{D_1} \sum_{i=1}^{D_1} B_j$$

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan langkah-langkah yang digunakan dalam penyelesaian masalah dalam Tugas Akhir. Di samping itu, dijelaskan pula prosedur dan proses pelaksanaan tiap-tiap langkah yang dilakukan dalam menyelesaikan Tugas Akhir.

3.1 Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan identifikasi permasalahan dan pengumpulan teori-teori pendukung yang menunjang Tugas Akhir ini mengenai pengendalian kualitas statistik, data berautokorelasi, pemodelan *time series* menggunakan ARIMA, diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA. Literatur dapat berupa buku, makalah, jurnal, hasil penelitian sebelumnya, dan sebagainya.

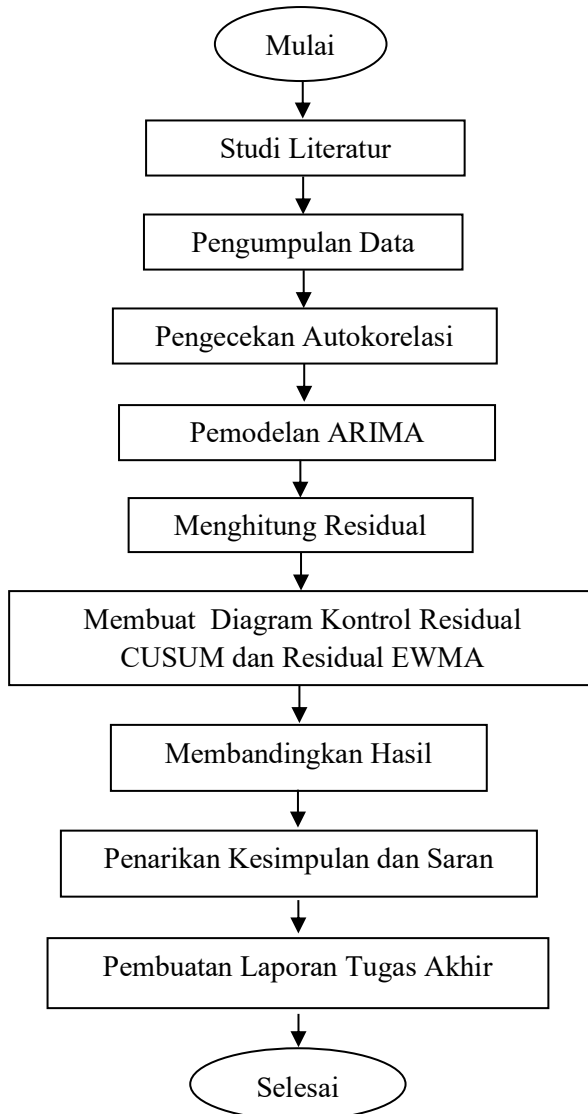
3.2 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penulisan Tugas Akhir ini adalah data sekunder kualitas fisik kertas *newsprint* adog 45 yaitu *moisture* (kelembaban) mulai tanggal 22 – 28 Januari 2020 yang diperoleh dari departemen *Quality Control* pada PT. Adiprima Suraprinta yang didapatkan pada tanggal 20 Maret 2020. *Moisture* dihitung dalam presentase air (%), apabila presentasi air dalam kertas semakin banyak, maka kertas akan semakin cepat rusak atau mudah sobek dan batas spesifikasi yang ditetapkan perusahaan adalah 7.0 ± 1 . Pengambilan sampel kertas berukuran 25x40 cm dilakukan pada setiap kali produksi kertas berlangsung yaitu per jam pada bagian unit *paper machine* setelah melalui mesin *callendar* kemudian dilakukan pengecekan di laboratorium *quality control*, sehingga dalam sehari terdapat 24 data dan dalam satu hari dibagi atas 3 shift kerja. Data dapat dilihat pada Lampiran A.

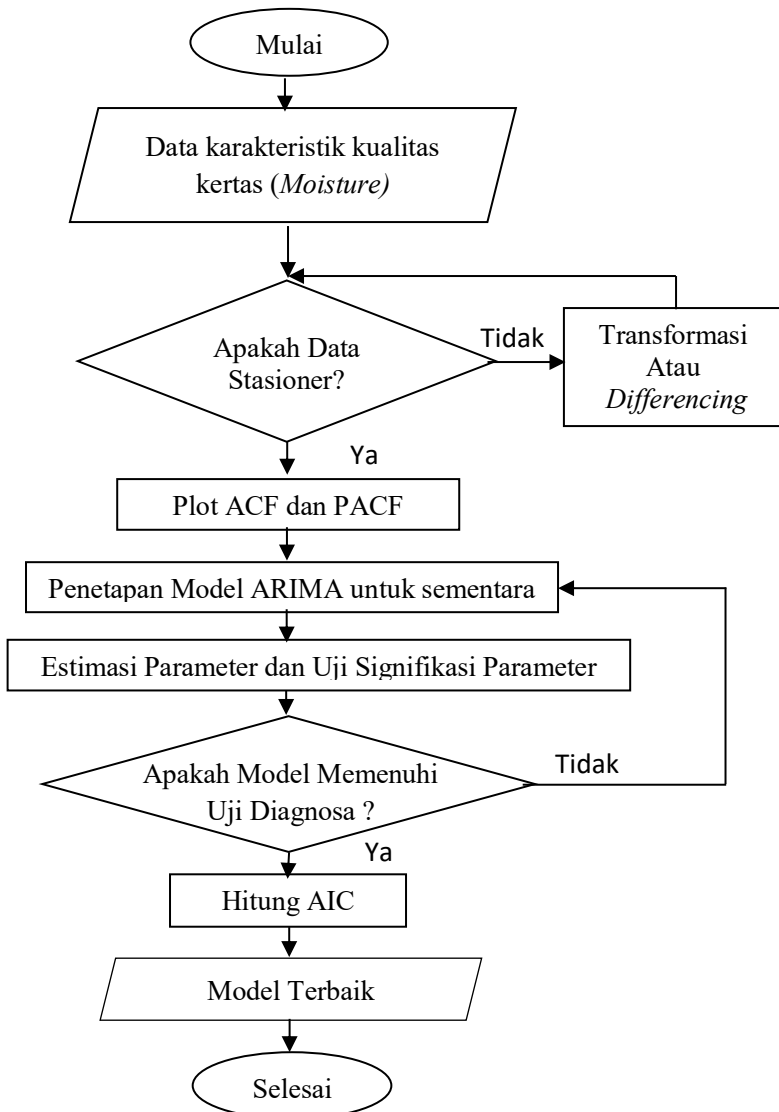
3.3 Langkah Analisis Penelitian

Pada tahap ini dilakukan analisis secara kuantitatif dengan menggunakan pendekatan statistik agar memperoleh kesimpulan yang tepat. Pada tugas akhir ini dilakukan pengolahan data menggunakan bantuan *software* Minitab 16 dan pembuatan diagram kontrol menggunakan Matlab R2013a. Adapun langkah-langkah dalam tahap analisis adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan data kualitas fisik kertas yaitu *moisture* dan melakukan pengecekan autokorelasi pada data menggunakan uji t pada persamaan (2.2).
2. Melakukan pemodelan ARIMA terhadap data kualitas fisik kertas yaitu *moisture* sehingga diperoleh model terbaik ARIMA dengan tahapan sebagai berikut :
 - a. Mengidentifikasi kestasioneran data meliputi stasioneritas dalam varians dan mean, jika data tidak stasioner maka menggunakan transformasi Box-Cox pada persamaan (2.3) untuk mengatasi data yang tidak stasioner terhadap varian dan melakukan proses *differencing* pada persamaan (2.5) apabila data belum stasioner terhadap mean.
 - b. Mengidentifikasi model dan penetapan model dugaan sementara dengan menentukan orde p dan q dari model ARIMA(p,d,q) dengan menggunakan plot ACF pada persamaan (2.1) dan plot PACF pada persamaan (2.4) terhadap data yang sudah stasioner.
 - c. Melakukan estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA menggunakan persamaan (2.6) .
 - d. Melakukan uji diagnosa yang meliputi uji *white noise* menggunakan uji Ljung-Box pada persamaan (2.7) dan uji distribusi normal menggunakan uji Kolmogrof Smirnov pada persamaan (2.8) serta melakukan *overfitting* terhadap model.
 - e. Melakukan pemilihan model terbaik pada tugas akhir ini menggunakan nilai AIC yang bisa dihitung menggunakan persamaan (2.9).



Gambar 3.1 Diagram Alir Pengerjaan Tugas Akhir



Gambar 3.2 Diagram Alir Pemodelan ARIMA

3. Menghitung residual dari model ARIMA terbaik yang selanjutnya data residual tersebut digunakan untuk pengendalian kualitas dengan diagram kontrol.
4. Melakukan pengendalian kualitas dengan diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA pada data residual yang sudah terkendali secara varian dengan diagram kontrol *Moving Range*. Pembuatan diagram dilakukan dengan cara memplot setiap titiknya.
5. Membandingkan kinerja diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA. Cara membandingkan dengan melihat masing-masing nilai ARL.
6. Menarik kesimpulan dan saran sebagai masukan untuk pengembangan penelitian lebih lanjut serta bagi perusahaan.
7. Penulisan laporan tugas akhir dari awal penelitian hingga waktu yang ditentukan.

3.4 Diagram Alir

Secara umum tahapan-tahapan yang dilakukan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini ditampilkan dalam diagram alir pengerjaan Tugas Akhir pada Gambar 3.1 dan pada Gambar 3.2 disajikan tahapan pemodelan ARIMA untuk mendapatkan model ARIMA terbaik.

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas mengenai pemodelan *time series* ARIMA menggunakan data karakteristik kualitas kertas yaitu *moisture* sehingga diperoleh residual yang bebas dari autokorelasi. Selanjutnya dibandingkan kinerja diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA berdasarkan nilai ARL.

4.1 Deskriptif Karakteristik Kualitas Produk Kertas

Melakukan analisa deskriptif pada karakteristik kualitas *moisture* produk kertas *newsprint* adog 45 dilakukan untuk mengetahui gambaran umum karakteristik dari data pada tanggal 22 sampai 28 Januari 2020 maka diberikan deskripsi kualitas pada Tabel 4.1

Tabel 4.1 Deskripsi Karakteristik Kualitas

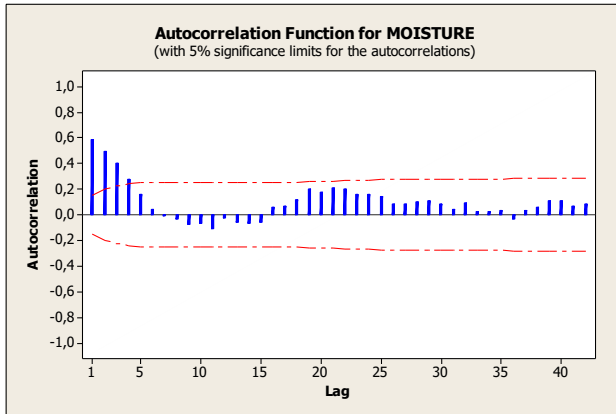
Karakteristik Kualitas	Mean	Varian	Minimum	Maksimum
<i>Moisture</i> (%)	6,6557	0,0868	5,9100	7,5400

Berdasarkan Tabel 4.1 terlihat bahwa rata-rata presentase *moisture* adalah 6,6557% yang dapat dikatakan bahwa nilai tersebut masih berada di dalam batas spesifikasi yang telah ditentukan perusahaan. Varians relatif kecil yakni 0,0868, nilai varians yang relatif kecil ini menunjukkan bahwa data *moisture* homogen, dengan jarak antara data relatif kecil. Sedangkan untuk nilai minimum sebesar 5,91%, dimana nilai ini berada dibawah standar spesifikasi perusahaan yaitu $7,0 \pm 1$ maka dari itu dilakukan analisa lebih lanjut dengan pengendalian kualitas menggunakan diagram kontrol.

4.2 Pengecekan Autokorelasi

Pengecekan autokorelasi pada data dapat dilakukan menggunakan plot fungsi autokorelasi (ACF). Berikut merupakan hasil pengecekan autokorelasi dengan ACF pada data

karakteristik kualitas kertas (*Moisture*) yang terdapat pada Lampiran A.



Gambar 4.1 Plot ACF *Moisture*

Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa beberapa lag ACF *moisture* melewati batas *significant limit*. Hal ini menandakan bahwa pada data karakteristik kualitas *moisture* memiliki autokorelasi. Adapun interpretasi output ACF dengan pengujian koefisien autokorelasi menggunakan uji-t dengan statistik uji pada persamaan (2.2) dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis :

Untuk lag ke-1

$H_0 : \rho_1 = 0$ (Koefisien autokorelasi tidak berbeda secara signifikan dengan nol)

$H_1 : \rho_1 \neq 0$ (Koefisien autokorelasi berbeda secara signifikan dengan nol)

Statistik Uji :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\rho}_1}{SE(\hat{\rho}_1)} = \frac{0,588953}{0,771516} = 7,633703$$

$$t_{tabel} = t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} = t_{0,025; 166} = 1,97436$$

Kesimpulan :

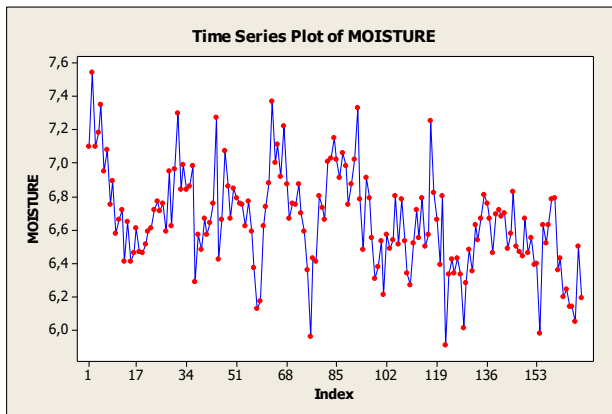
Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$, maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan pada lag 1 atau antara z_t dengan z_{t-1} secara statistik berautokorelasi ($\rho_1 \neq 0$).

4.3 Pemodelan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Pemodelan ARIMA dilakukan untuk memperoleh residual dari model ARIMA terbaik. Residual dari model ARIMA terbaik ini bebas autokorelasi dan berdistribusi normal sehingga memenuhi asumsi untuk membuat diagram kontrol dan dapat dilanjutkan pada analisis diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA. Langkah pada pemodelan ARIMA adalah melakukan identifikasi kestasioneran data karakteristik kualitas *moisture*, identifikasi model sementara ARIMA, estimasi parameter model ARIMA, pengujian asumsi residual dan *overfitting*.

4.3.1 Identifikasi Kestasioneran Data

Proses identifikasi data kualitas *moisture* dilakukan untuk memastikan data tersebut telah stasioner terhadap varians dan mean.



Gambar 4.2 *Time series* plot data kualitas *moisture*

Pada Gambar 4.2 yaitu plot time series data kualitas *moisture* bertujuan untuk mengetahui apakah data sudah memenuhi asumsi stasioner atau belum. Data dikatakan stasioner jika plot *time series* berfluktuasi di sekitar garis yang sejajar dengan sumbu waktu (t) atau nilai mean dan varian tidak ada perubahan secara signifikan dalam sistematika jangka waktu tertentu. Dari Gambar 4.2 terlihat dari fluktuasi data, data tersebut belum stasioner dalam varians maupun mean karena antara titik satu dengan titik lainnya sangat bervariasi dan tidak sejajar dengan sumbu waktu. Sehingga data perlu distasionerkan dalam varian dengan transformasi Box-Cox dan dalam mean dengan proses *differencing*.

Data dikatakan stasioner terhadap varians apabila $\tau = 1$. τ adalah parameter yang perlu diduga dalam transformasi Box-Cox. Berikut adalah proses perhitungan L_{maks} untuk τ pada kisaran (1,-1).

Menghitung L_{maks} pada masing-masing τ :

1. Untuk $\tau = -1$

$$\begin{aligned}
 \bar{Z}(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t(\tau) \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{1}{Z_t} \\
 &= \frac{1}{168} \left(\frac{1}{7,1} + \frac{1}{7,54} + \dots + \frac{1}{6,19} \right) \\
 &= \frac{1}{168} (25,29055) \\
 &= 0,150539 \\
 \hat{\sigma}^2(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t(\tau) - \bar{Z}(\tau))^2 \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{1}{Z_t} - 0,150539 \right)^2 \\
 &= \frac{1}{168} \left(\left(\frac{1}{7,1} - 0,150539 \right)^2 + \dots + \left(\frac{1}{6,19} - 0,150539 \right)^2 \right) \\
 &= \frac{1}{168} (0,00739367) \\
 &= 4,40099 \times 10^{-5}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
L_{maks} &= -\frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\tau) + (\tau - 1) \sum_{t=1}^n \ln Z_t \\
&= -\frac{168}{2} \ln(4,40099) + ((-1) - 1) \sum_{i=1}^{168} \ln Z_t \\
&= -84(-10,0310955) + (-2)(\ln(7,1) + \dots + \ln(6,19)) \\
&= 842,6120244 - 636,553 \\
&= 206,0587
\end{aligned}$$

2. Untuk $\tau = -0,5$

$$\begin{aligned}
\bar{Z}(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t(\tau) \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{1}{\sqrt{Z_t}} \\
&= \frac{1}{168} \left(\frac{1}{\sqrt{7,1}} + \frac{1}{\sqrt{7,54}} + \dots + \frac{1}{\sqrt{6,19}} \right) \\
&= \frac{1}{168} (65,1671) \\
&= 0,387899 \\
\hat{\sigma}^2(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t(\tau) - \bar{Z}(\tau))^2 \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{1}{\sqrt{Z_t}} - 0,387899 \right)^2 \\
&= \frac{1}{168} \left(\left(\frac{1}{\sqrt{7,1}} - 0,387899 \right)^2 + \dots + \left(\frac{1}{\sqrt{6,19}} - 0,387899 \right)^2 \right) \\
&= \frac{1}{168} (0,12271) \\
&= 7,3038 \times 10^{-5}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
L_{maks}(\tau) &= -\frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\tau) + (\tau - 1) \sum_{t=1}^n \ln Z_t \\
&= -\frac{168}{2} \ln(7,3038 \times 10^{-5}) + ((-0,5) - 1) \sum_{t=1}^{168} \ln Z_t \\
&= -84(-9,52451844) + (-1,5)(\ln(7,1) + \dots + \ln(6,19))
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= 800,0595491 - 477,415 \\
&= 322,6445435
\end{aligned}$$

3. Untuk $\tau = 0$

$$\begin{aligned}
\bar{Z}(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_t(\tau) \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \ln(Z_t) \\
&= \frac{1}{168} (\ln(7,1) + \ln(7,54) + \dots + \ln(6,19)) \\
&= \frac{1}{168} (318,2767) \\
&= 1,894504
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\hat{\sigma}^2(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t(\tau) - \bar{Z}(\tau))^2 \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\ln(Z_t) - 1,894504)^2 \\
&= \frac{1}{168} ((\ln(7,1) - 1,894)^2 + \dots + (\ln(6,19) - 1,894)^2) \\
&= \frac{1}{168} (0,326345) \\
&= 0,001943
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
L_{maks}(\tau) &= -\frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\tau) + (\tau - 1) \sum_{t=1}^n \ln Z_t \\
&= -\frac{168}{2} \ln(0,001943) + (0 - 1) \sum_{t=1}^{168} \ln Z_t \\
&= -84(-612,4376) + (-1)(\ln(7,1) + \dots + \ln(6,19)) \\
&= 524,4765 - 318,277 \\
&= 206,1995
\end{aligned}$$

4. Untuk $\tau = 0,5$

$$\begin{aligned}
\bar{Z}(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t(\tau) \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \sqrt{Z_t}
\end{aligned}$$

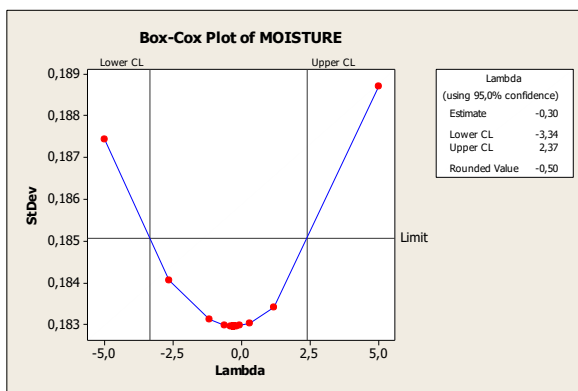
$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{168}(\sqrt{7,1} + \sqrt{7,54} + \dots + \sqrt{6,19}) \\
&= \frac{1}{168}(433,3124) \\
&= 2,57924 \\
\hat{\sigma}^2(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t(\tau) - \bar{Z}(\tau))^2 \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\sqrt{Z_t} - 2,57924)^2 \\
&= \frac{1}{168} \left((\sqrt{7,1} - 2,57924)^2 + \dots + (\sqrt{6,19} - 2,57924)^2 \right) \\
&= \frac{1}{168}(31169212) \\
&= 185531 \\
L_{maks}(\tau) &= -\frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\tau) + (\tau - 1) \sum_{t=1}^n \ln Z_t \\
&= -\frac{168}{2} \ln(185531) + (0,5 - 1) \sum_{t=1}^{168} \ln Z_t \\
&= -84(12,13098) + (-0,5)(\ln(7,1) + \dots + \ln(6,19)) \\
&= -1019 - 159,138 \\
&= -1178,14
\end{aligned}$$

5. Untuk $\tau = 1$

$$\begin{aligned}
\bar{Z}(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t(\tau) \\
&= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t \\
&= \frac{1}{168}(7,1 + 7,54 + \dots + 6,19) \\
&= \frac{1}{168}(1118,16) \\
&= 6,655714 \\
\hat{\sigma}^2(\tau) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_t(\tau) - \bar{Z}(\tau))^2 \\
&= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_t - 6,655714)^2
\end{aligned}$$

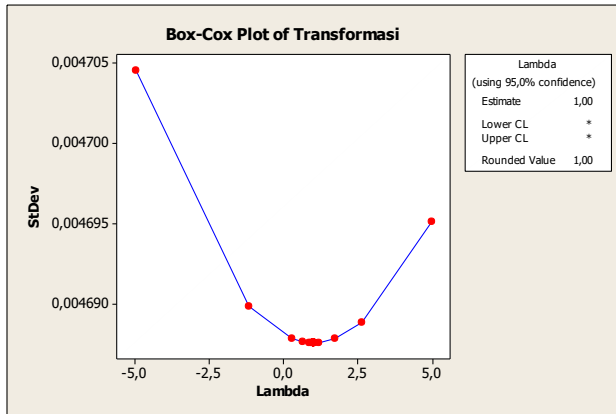
$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{168} ((7,1 - 6,655714)^2 + \dots + (6,19 - 6,655714)^2) \\
&= \frac{1}{168} (14,49611) \\
&= 0,086286 \\
L_{maks}(\tau) &= -\frac{n}{2} \ln \hat{\sigma}^2(\tau) + (\tau - 1) \sum_{t=1}^n \ln Z_t \\
&= -\frac{168}{2} \ln(0,086286) + (1 - 1) \sum_{i=1}^{168} \ln Z_t \\
&= -84(-2,45008) + 0 \\
&= 205,807
\end{aligned}$$

Dari nilai-nilai τ diatas dapat dilihat bahwa $\tau = -0,5$ menghasilkan nilai $L_{maks}(\tau)$ paling maksimum pada kisaran (1,-1) yaitu sebesar 322,6445435 sehingga transformasi yang digunakan adalah $Z_t^* = Z_t^{-0,5}$. Selain menggunakan cara manual, untuk melihat data stasioner terhadap varian dapat juga dilakukan dengan *software* Minitab16. Berdasarkan Gambar 4.3 menunjukkan nilai *rounded value* $\tau = -0,5$ sehingga data belum bisa dikatakan stasioner terhadap varian maka perlu dilakukan transformasi Box-Cox yaitu $Z_t^* = Z_t^{-0,5}$, tahap transformasi dilakukan sampai nilai τ yang didapatkan adalah $\tau = 1$, karena data dikatakan stasioner apabila *rounded value* (τ) bernilai 1.

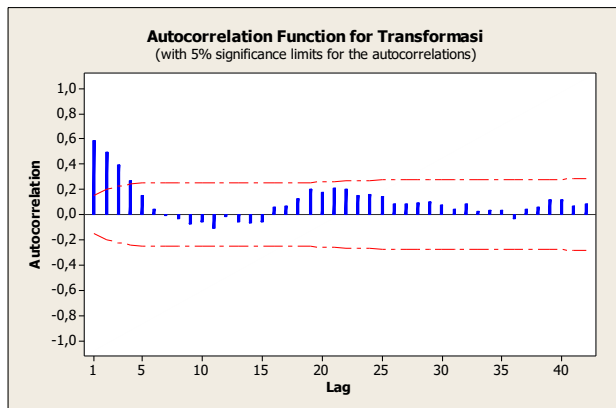


Gambar 4.3 Box-Plot data kualitas *moisture*

Pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa nilai *rounded value* data *moisture* setelah dilakukan dua kali transformasi dengan transformasi kedua $Z_t^{**} = (Z_t^*)^{0,6}$ adalah $\tau = 1$, hal itu berarti data yang telah ditransformasi bersifat stasioner terhadap varians. Setelah data dinyatakan stasioner pada varians, selanjutnya dilakukan pengecekan stasioner pada mean dengan cara melihat plot ACF dari hasil transformasi Box-Cox terhadap data kualitas *moisture*.



Gambar 4.4 Box-Plot data transformasi kualitas *moisture*



Gambar 4.5 Plot ACF data transformasi

Pada Gambar 4.5 diketahui bahwa lag pada plot ACF turun secara perlahan menuju nol dan pada 3 lag pertama masih keluar dari *significant limit*, sehingga data kualitas *moisture* belum stasioner terhadap mean dan dilakukan proses differencing pada orde pertama dengan persamaan (2.5) yaitu :

$$\Delta Z_t = Z_t^{**} - Z_{t-1}^{**}$$

$$\Delta Z_2 = Z_2^{**} - Z_1^{**} = 0,543596 - 0,553548 = 0,0099518$$

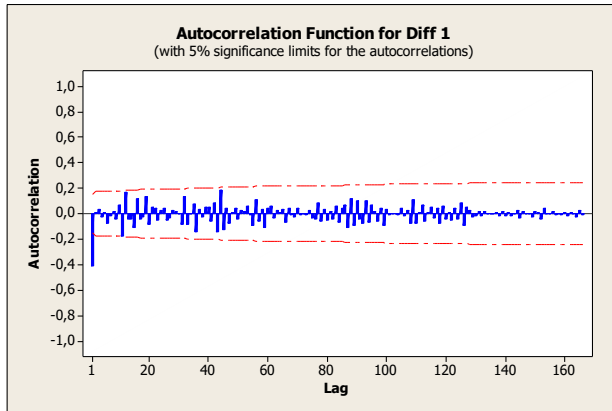
$$\Delta Z_3 = Z_3^{**} - Z_2^{**} = 0,553548 - 0,543596 = 0,0099518$$

$$\Delta Z_4 = Z_4^{**} - Z_3^{**} = 0,551679 - 0,553548 = 0,0018682$$

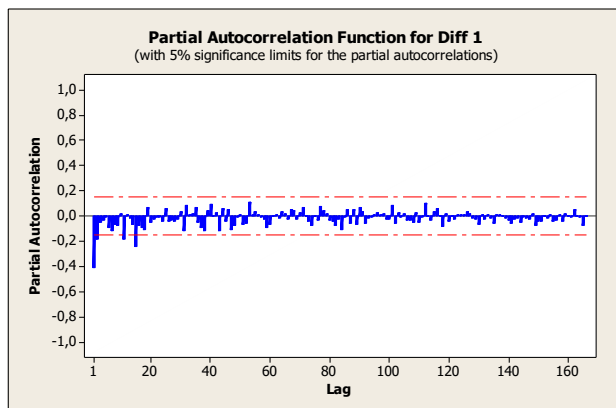
Perhitungan diatas dilakukan sampai dengan ΔZ_{168}^{**} atau data terakhir, setelah itu melihat kembali plot ACF pada data setelah *differencing* orde pertama. Dapat dilihat pada Gambar 4.6 menunjukkan lag yang tidak turun secara perlahan menuju nol serta 3 lag pertama tidak keluar dari *significant limit*, hanya 1 lag pertama yang keluar yang nantinya akan dijadikan patokan untuk menentukan model sementara, sehingga data sudah stasioner terhadap mean.

4.3.2 Identifikasi Model ARIMA

Data yang sudah stasioner terhadap varian maupun mean, selanjutnya akan dilanjutkan dengan mengidentifikasi model ARIMA yang dapat dilihat dari plot ACF dan PACF. Model sementara yang mungkin adalah ARIMA ($p,1,q$), orde $d=1$ menunjukkan bahwa data melewati proses *differencing* satu kali. Orde p dan q ditentukan dengan mengamati plot ACF dan PACF, dimana nilai ACF dan PACF diperoleh dengan menggunakan persamaan (2.1) dan (2.4). Pada Gambar 4.6 terlihat bahwa 1 lag pertama signifikan pada plot ACF, sedangkan Gambar 4.7 pada PACF terdapat 4 lag yang signifikan atau melewati *significant limit*. Sehingga didapatkan dugaan model sementara untuk data karakteristik kualitas *moisture* adalah ARIMA (4,1,1).



Gambar 4.6 Plot ACF *differencing*



. Gambar 4.7 Plot PACF *differencing*

4.3.3 Penaksiran dan Pengujian Parameter Model Sementara

Pada tahap identifikasi model ARIMA didapatkan model sementara yaitu ARIMA (4,1,1). Tahap selanjutnya adalah penaksiran dan pengujian parameter model. Penaksiran parameter menggunakan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) dengan menggunakan *software* minitab16. Hasil estimasi ditunjukkan pada Tabel 4.2. Kemudian untuk membuktikan bahwa model ARIMA yang terbentuk memiliki parameter yang

signifikan dapat dilakukan dengan menggunakan uji t dengan nilai $\alpha = 0,05$ pada persamaan (2.6).

Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model ARIMA (4,1,1)

Parameter	Koefisien	SE	t-stat
AR(1)	0,3947	0,0788	5,01
AR(2)	0,2266	0,0851	2,66
AR(3)	0,0802	0,0856	0,94
AR(4)	-0,0828	0,0797	-1,04
MA(1)	0,9916	0,0015	676,56

Langkah berikutnya adalah pengujian signifikansi parameter model ARIMA(4,1,1) dengan menggunakan uji-t adalah sebagai berikut :

1. Uji Parameter AR(1)

Hipotesis :

$H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\widehat{\phi}_1}{SE(\phi_1)} \\ &= \frac{0,3947}{0,0788} \\ &= 5,00888 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\ &= t_{0,025, 167} \\ &= 1,97427 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan parameter ϕ_1 signifikan.

2. Uji Parameter AR(2)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_2 = 0$ (parameter ϕ_2 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_2 \neq 0$ (parameter ϕ_2 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\widehat{\phi}_2}{SE(\phi_2)} \\
 &= \frac{0,2266}{0,0851} \\
 &= 2,66274 \\
 t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\
 &= t_{0,025, 167} \\
 &= 1,97427
 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan parameter ϕ_2 signifikan.

3. Uji Parameter AR(3)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_3 = 0$ (parameter ϕ_3 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_3 \neq 0$ (parameter ϕ_3 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\widehat{\phi}_3}{SE(\phi_3)} \\
 &= \frac{0,0802}{0,0856} \\
 &= 0,93691 \\
 t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\
 &= t_{0,025, 167} \\
 &= 1,97427
 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima. Sehingga dapat dikatakan parameter ϕ_3 tidak signifikan.

4. Uji Parameter AR(4)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_4 = 0$ (parameter ϕ_4 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_4 \neq 0$ (parameter ϕ_4 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\widehat{\phi}_4}{SE(\phi_4)} \\
 &= \frac{-0,0828}{0,0797} \\
 &= -1,03889 \\
 t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\
 &= t_{0,025, 167} \\
 &= 1,97427
 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| < t_{tabel}$ maka H_0 diterima. Sehingga dapat dikatakan parameter ϕ_4 tidak signifikan.

5. Uji Parameter MA(1)

Hipotesis:

$H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter θ_1 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter θ_1 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned}
 t_{hitung} &= \frac{\widehat{\theta}_1}{SE(\theta_1)} \\
 &= \frac{0,9916}{0,0015} \\
 &= 676,56 \\
 t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\
 &= t_{0,025, 167} \\
 &= 1,97427
 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan parameter θ_1 signifikan.

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter pada model ARIMA (4,1,1) terdapat parameter yang tidak signifikan, sehingga ARIMA (4,1,1) bukan model yang signifikan. Tahapan selanjutnya adalah melakukan *Diagnostic Check*.

4.3.4 *Diagnostic Check*

Model ARIMA dugaan awal yaitu ARIMA (4,1,1) bukan merupakan model yang signifikan atau tidak memenuhi asumsi ARIMA, sehingga diperlukan model lain yang memenuhi asumsi ARIMA dan langkah selanjutnya adalah dengan melakukan *overfitting* pada model dugaan awal yang kemudian dicari model yang terbaik diantara model-model lainnya. Adapun model-model alternatif lain yang diujikan adalah sebagai berikut :

1. ARIMA (4,1,0)
2. ARIMA (3,1,1)
3. ARIMA (3,1,0)
4. ARIMA (2,1,1)
5. ARIMA (2,1,0)
6. ARIMA (1,1,1)
7. ARIMA (1,1,0)
8. ARIMA (0,1,1)

Model-model alternatif selanjutnya akan diuji signifikansi parameternya. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter terhadap model hasil *overfitting* dapat dilihat pada Lampiran B. Kemudian diperoleh model-model alternatif yang memenuhi uji signifikansi parameter adalah :

1. ARIMA (3,1,1)
2. ARIMA (1,1,0)
3. ARIMA (0,1,1)
4. ARIMA (2,1,0)
5. ARIMA (2,1,1)

Tahap selanjutnya adalah melakukan uji asumsi residual pada model *time series* untuk mendapatkan residual yang bebas dari autokorelasi maka terdapat asumsi yang harus dipenuhi oleh residual, yaitu residual yang saling tidak berkorelasi atau residualnya independen yang disebut dengan *white noise* serta residual juga harus berdistribusi normal agar memenuhi asumsi untuk membuat diagram kontrol. Pengujian asumsi residual dilakukan pada model ARIMA yang signifikan.

a) Uji *White Noise*

Model bersifat *white noise* artinya residual dari model tersebut sudah memenuhi asumsi independen (tidak terdapat autokorelasi antar residualnya) dan identik. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box dengan hipotesis dan statistik uji pada persamaan (2.7) untuk pengujian asumsi *white noise* model ARIMA(3,1,1) adalah sebagai berikut:

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_{12} = 0$ (residual *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, 12$ (residual tidak *white noise*)

Statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{(\hat{\rho}_k)^2}{n-k}, n > k$$

$$Q = 168(168+2) \sum_{k=1}^{12} \frac{(\hat{\rho}_k)^2}{168-k}, n > k$$

$$Q = 168(170) \left(\frac{(-0,003007)^2}{168-1} + \frac{(-0,019896)^2}{168-2} \right. \\ + \frac{(-0,030675)^2}{168-3} + \frac{(-0,056399)^2}{168-4} \\ + \frac{(-0,023988)^2}{168-5} + \frac{(-0,154390)^2}{168-6} \\ + \frac{(-0,051151)^2}{168-7} + \frac{(-0,041284)^2}{168-8} \\ + \frac{(-0,031152)^2}{168-9} + \frac{(-0,020295)^2}{168-10} \\ \left. + \frac{(-0,105415)^2}{168-11} + \frac{(0,096318)^2}{168-12} \right)$$

$$Q = 9,826637$$

Dengan tabel distribusi *Chi-Square* diperoleh :

$$\chi_{\alpha; K-p-q}^2 = \chi_{0,05; 12-3-1}^2 = \chi_{0,05; 8}^2 = 15,5070$$

Kesimpulan :

Karena $Q < \chi_{\alpha, K-p-q}^2$, maka H_0 diterima, artinya residual *white noise*.

Dengan melakukan uji *white noise* yang sama seperti model ARIMA(3,1,1). Pada Tabel 4.3 ditampilkan hasil perhitungan statistik uji nilai Q dan nilai dari $\chi_{\alpha, K-p-q}^2$ dengan $\alpha = 0,05$ pada model ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,0), ARIMA(2,1,1).

Tabel 4.3 Uji Ljung Box

Model	Q	$\chi_{\alpha, K-p-q}^2$	Keterangan
ARIMA(1,1,0)	14,30656	$\chi_{0,05;11}^2 = 19,68$	<i>white noise</i>
ARIMA(0,1,1)	11,49947	$\chi_{0,05;11}^2 = 19,68$	<i>white noise</i>
ARIMA(2,1,0)	10,41353	$\chi_{0,05;10}^2 = 18,31$	<i>white noise</i>
ARIMA(2,1,1)	10,64449	$\chi_{0,05;9}^2 = 16,92$	<i>white noise</i>

Setelah melakukan uji *white noise* didapatkan bahwa semua model yang signifikan lolos uji asumsi residual *white noise*, selanjutnya dilakukan uji asumsi residual berdistribusi normal.

b) Uji Distribusi Normal

Uji normalitas adalah uji kenormalan terhadap residual yang dapat dihitung menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* terhadap residualnya, untuk pengujian distribusi normal model ARIMA(3,1,1) yaitu sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Statistik Uji:

$$\begin{aligned} Dn_{tabel} &= Dn_{\alpha;n} \\ &= Dn_{0,05;164} \\ &= \frac{1,35}{\sqrt{164}} \\ &= 0,105417 \end{aligned}$$

$$Dn_{hitung} = \sup |F_t(x) - F_s(x)| = 0,038022$$

Kriteria uji :

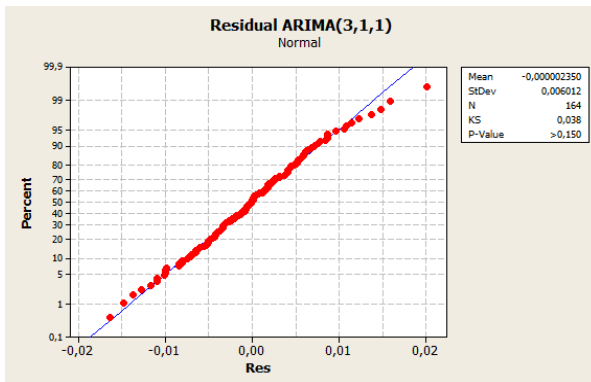
Jika $Dn_{hitung} < Dn_{tabel}$, dengan $\alpha = 0,05$ maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal.

Dengan melakukan uji distribusi normal yang sama seperti model ARIMA(3,1,1). Pada Tabel 4.4 ditampilkan hasil perhitungan Dn_{hitung} dan nilai dari $Dn_{\alpha;n}$ dengan $\alpha = 0,05$ pada model ARIMA(1,1,0), ARIMA(0,1,1), ARIMA(2,1,0), dan ARIMA(2,1,1), hasilnya pada keempat model ARIMA yang signifikan nilai $Dn_{hitung} < Dn_{tabel}$ artinya residual pada keempat model ARIMA tersebut berdistribusi normal.

Tabel 4.4 Uji *Kolmogorov-Smirnov*

Model	Dn_{hitung}	$Dn_{\alpha;n}$	Ket
ARIMA(1,1,0)	0,044876	$Dn_{0,05;166} = 0,10478$	Normal
ARIMA(0,1,1)	0,041635	$Dn_{0,05;167} = 0,104466$	Normal
ARIMA(2,1,0)	0,041293	$Dn_{0,05;165} = 0,105097$	Normal
ARIMA(2,1,1)	0,048073	$Dn_{0,05;165} = 0,105097$	Normal

Selain menggunakan cara manual, untuk uji normalitas *Kolmogorov-Smirnov* dapat juga dilakukan dengan software minitab16. Berdasarkan Gambar 4.8 menunjukkan $P_{value} > 0,150$ pada model ARIMA(3,1,1) sehingga $P_{value} > 0,05$. Dengan demikian H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal.



Gambar 4.8 Uji Normalitas Residual

Setelah melakukan uji asumsi residual berdistribusi normal yang dapat dilihat di Tabel 4.5 ternyata model ARIMA yang sebelumnya signifikan dan white noise juga lolos uji normalitas, maka dari itu diperlukan adanya pemilihan model terbaik dengan menggunakan nilai AIC, model terbaik dipilih dari nilai AIC yang paling kecil.

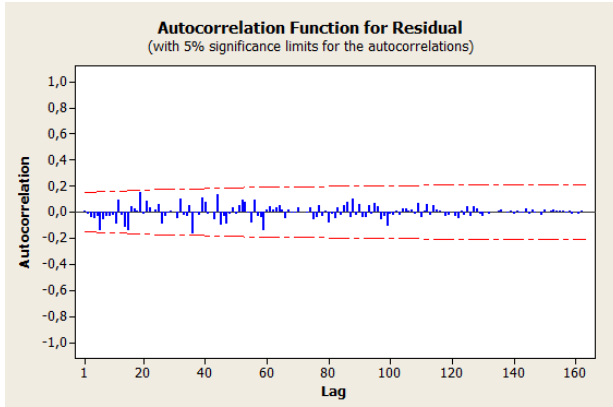
Tabel 4.5 Perbandingan Nilai AIC

Model	AIC
ARIMA (3,1,1)	-9,36
ARIMA (1,1,0)	0,53
ARIMA (0,1,1)	-5,83
ARIMA (2,1,0)	-3,58
ARIMA (2,1,1)	-1,94

Berdasarkan Tabel 4.6 model terbaik ARIMA untuk data kualitas *moisture* kertas adog 45 PT. Adiprima Suraprinta adalah ARIMA (3,1,1) dengan nilai AIC sebesar :

$$\begin{aligned}
 \text{AIC} &= -2 \ln L(\hat{\theta}) + 2M \\
 &= -2(9,68) + 2(5) \\
 &= -19,36 + 10 \\
 &= -9,36
 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan model terbaik yang sudah memenuhi residual *white noise* (independen) dan berdistribusi normal, maka data residual ARIMA (3,1,1) yang terdapat di Lampiran C dapat digunakan untuk pengendalian kualitas menggunakan diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA. Secara visual dapat dilihat kembali plot ACF data residual dari model ARIMA(3,1,1) pada Gambar 4.8. Dalam plot ACF tersebut, garis vertikal menunjukkan nilai dari koefisien autokorelasi pada tiap lag dan garis horizontal adalah *significant limit* yang dapat dihitung dengan rumus pada Lampiran J. Berdasarkan Gambar 4.9 menunjukkan sudah tidak ada autokorelasi yang signifikan tinggi pada data residual. Sehingga residual inilah yang akan dilakukan pengendalian kualitas dengan diagram kontrol.



Gambar 4.9 ACF Residual Model ARIMA (3,1,1)

4.4 Diagram Kontrol *Moving Range*

Setelah dilakukan pengujian asumsi dan hasil pengujian residual telah memenuhi asumsi, maka langkah selanjutnya yaitu membentuk diagram kontrol proses varian dengan menggunakan diagram kontrol *moving range* terhadap data residual model ARIMA(3,1,1) yang terdapat pada Lampiran C. Langkah awal membuat diagram kontrol *moving range* yaitu menghitung nilai statistik atau nilai yang diplot dengan menggunakan persamaan (2.12) terhadap data residual diperoleh perhitungan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} MR_2 &= |0,0072214 - (-0,0032909)| \\ &= |0,010512| \\ &= 0,010512 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} MR_3 &= |0,0000083 - 0,0072214| \\ &= |-0,00723| \\ &= 0,00723 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} MR_4 &= |0,0084217 - 0,0000083| \\ &= |0,00843| \\ &= 0,00843 \end{aligned}$$

Melalui cara perhitungan yang sama didapatkan perhitungan MR_t sampai dengan t terakhir yang terdapat pada Lampiran D.

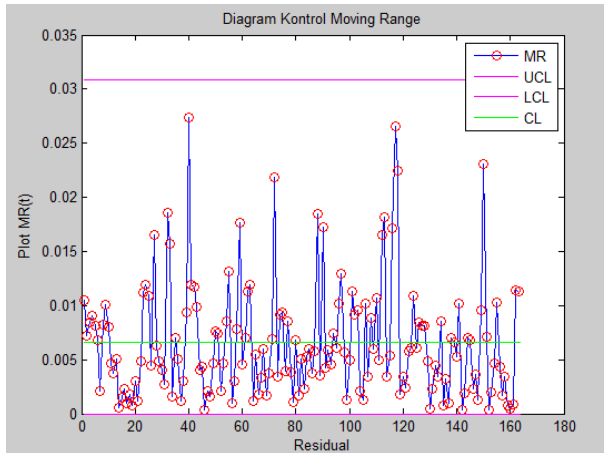
Setelah mendapatkan nilai plot dari diagram kontrol *moving range* terhadap data residual, langkah selanjutnya adalah mencari nilai UCL, CL, dan LCL dari diagram kontrol *moving range* menggunakan persamaan (2.13), (2.14), dan (2.15). Pada UCL dan LCL terdapat nilai α , nilai α atau kesalahan tipe 1 pada diagram kontrol *moving range* disamakan dengan nilai α pada diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA yaitu $\alpha = 0,002$ yang menghasilkan $ARL_0 \cong 500$ sebagai penetapan ukuran perbandingan pada diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA. Berikut perhitungan CL, UCL, dan LCL diagram kontrol *moving range* :

$$\begin{aligned} CL &= \overline{MR} = \frac{1}{164-1} \sum_{t=1}^{164} MR_t \\ &= \frac{1}{163} \sum_{t=2}^{164} MR_t \\ &= \frac{1}{163} (0,010512 + 0,00723 + 0,00843 + \dots + 0,01133) \\ &= 0,00663 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} UCL &= D_{1-\frac{0,002}{2}} \overline{MR} \\ &= D_{0,999} (0,00663) \\ &= 4,65 (0,00663) \\ &= 0,030828 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} LCL &= \frac{D_{0,002} \overline{MR}}{2} \\ &= D_{0,001} (0,00663) \\ &= 0 (0,00663) \\ &= 0 \end{aligned}$$

Setelah diperoleh batas-batas pengendali, langkah selanjutnya ditampilkan diagram kontrol *moving range* dengan nilai plot MR_t pada Gambar 4.10. Dapat dilihat pada Gambar 4.10 tidak ada titik plot yang melewati UCL dan LCL sehingga dikatakan proses produksi terkendali artinya proses produksi berjalan dalam kontrol pada proses varian, sehingga data tersebut bisa dilanjutkan dengan pengendalian kualitas menggunakan diagram kontrol proses mean yaitu diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA yang kemudian dibandingkan kinerjanya.



Gambar 4.10 Diagram Kontrol *Moving Range*

4.5 Diagram Kontrol Residual CUSUM

Diagram kontrol Residual CUSUM yang digunakan adalah diagram kontrol CUSUM yang menggambarkan data melalui dua sisi, sisi atas disebut dengan C_t^+ dan sisi bawah disebut dengan C_t^- . Untuk mendefinisikan parameter k dan h maka harus ditetapkan nilai ARL_0 . Nilai ARL_0 ditetapkan sebesar mungkin. Dengan menetapkan nilai ARL terkendali, yaitu $ARL_0 \cong 500$ sesuai dengan rekomendasi dari Haq(2013) dan Abbas(2014), yang setara dengan tingkat *false alarm* 0,002 didapatkan nilai parameter $k = 0,5$ dan $h = 5$, dimana nilai k dan h tersebut juga sesuai dengan nilai yang direkomendasikan montgomery (2009). Sebelum mencari batas kontrol dan titik plot Residual CUSUM, akan dihitung terlebih dahulu nilai mean μ_e menggunakan persamaan (2.10) dan standart deviasi σ_e menggunakan persamaan (2.11) sebagai berikut :

$$\mu_e = \frac{-0,00038524}{164} = -2,3502 \times 10^{-6}$$

dan

$$\sigma_e = \sqrt{3,6147 \times 10^{-5}} = 0,006012$$

Setelah didapatkan nilai σ_e sebesar 0,006012 maka didapatkan nilai $K = k\sigma_e = 0,5(0,006012) = 0,003006$ selanjutnya akan dicari statistik diagram kontrol Residual CUSUM dengan menentukan titik plot C_t^+ dan C_t^- . Dengan menggunakan persamaan (2.16) didapatkan nilai C_t^+ dari data residual ke-1 sampai dengan data ke-164 sebagai berikut :

$$\begin{aligned} C_1^+ &= \max(0, e_1 - \mu_e - K + C_0^+) \\ &= \max(0, -0,00329 - (-2,3502 \times 10^{-6}) - 0,003006 + 0) \\ &= \max(0, -0,00629) \\ &= 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_2^+ &= \max(0, e_2 - \mu_e - K + C_1^+) \\ &= \max(0, 0,00722 - (-2,3502 \times 10^{-6}) - 0,003006 + 0) \\ &= \max(0, 0,004218) \\ &= 0,004218 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_3^+ &= \max(0, e_3 - \mu_e - K + C_2^+) \\ &= \max(0, -8,32 \times 10^{-6} - (-2,3502 \times 10^{-6}) - 0,003006 + 0,004218) \\ &= \max(0, 0,001206) \\ &= 0,001206 \end{aligned}$$

Dengan cara yang sama, didapatkan perhitungan C_t^+ sampai dengan nilai t terakhir. Setelah mendapatkan nilai plot dari C_t^+ dilanjutkan dengan mencari nilai plot C_t^- menggunakan persamaan (2.17) sebagai berikut :

$$\begin{aligned} C_1^- &= \min(0, e_1 - (\mu_e - K) + C_0^-) \\ &= \min(0, -0,00329 - ((-2,3502 \times 10^{-6}) - 0,003006) + 0) \\ &= \min(0, -0,000282) \\ &= -0,000282 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_2^- &= \min(0, e_2 - (\mu_e - K) + C_1^-) \\ &= \min(0, 0,00722 - ((-2,3502 \times 10^{-6}) - 0,003006) + (-0,000282)) \\ &= \min(0, 0,009947) \\ &= 0 \end{aligned}$$

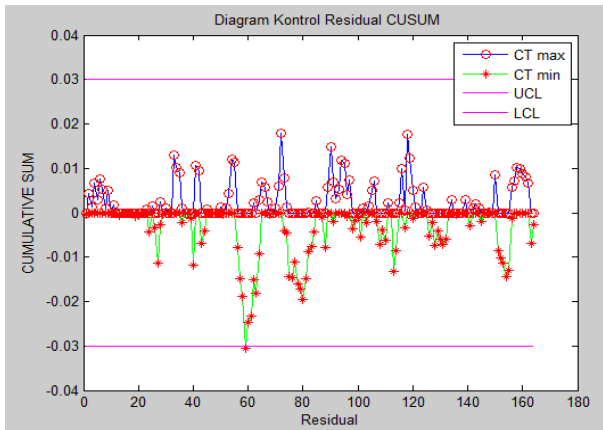
$$\begin{aligned}
 C_3^- &= \min(0, e_3 - (\mu_e - K) + C_1^-) \\
 &= \min(0, -8,32 \times 10^{-6} - ((-2,3502 \times 10^{-6}) - \\
 &\quad 0,003006) + 0) \\
 &= \min(0, 0,0030001) \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

Dengan cara yang sama, didapatkan perhitungan C_t^- sampai dengan nilai t terakhir yang terdapat pada Lampiran E. Setelah didapatkan nilai plot *upper* Residual CUSUM dan *Lower* Residual CUSUM, akan dihitung batas kontrol yaitu nilai UCL dan LCL menggunakan persamaan (2.18) dan (2.19) adalah :

$$UCL = h\sigma_e = 5(0,006012) = 0,0300612$$

$$LCL = -h\sigma_e = -5(0,006012) = -0,0300612$$

Setelah diperoleh batas kontrol atas (UCL) dan batas kontrol bawah (LCL), langkah selanjutnya akan ditampilkan diagram kontrol Residual CUSUM dengan nilai plot C_t^+ dan C_t^- menggunakan matlab R2013a dengan syntax pada Lampiran G, diagram kontrol Residual CUSUM untuk data residual dari model ARIMA(3,1,1) pada data kualitas kertas *moisture* PT. Adiprima Suraprinta dapat dilihat pada Gambar 4.11 dibawah ini.



Gambar 4.11 Diagram Kontrol Residual CUSUM

Kriteria untuk menentukan suatu proses dalam keadaan *in control* atau *out of control* mengacu pada statistik data berada pada batas pengendali atau tidak. Jika terdapat satu statistik data atau lebih melampaui batas pengendali atas atau batas pengendali bawah maka suatu proses dikatakan tidak terkendali. Pada Gambar 4.11 di atas, sumbu X menunjukkan nomor sampel data residual dan sumbu Y menunjukkan statistik data Residual CUSUM dengan C_t^+ yang ditandai warna biru adalah sisi atas statistik data residual CUSUM dan C_t^- yang ditandai warna hijau adalah sisi bawah statistik data residual CUSUM. Garis horizontal berwarna ungu adalah batas pengendali Residual CUSUM. Berdasarkan Gambar 4.11 dapat diketahui bahwa terdapat satu titik statistik yang berada diluar batas pengendali bawah pada data ke-59. Sehingga dapat dikatakan proses produksi kertas tidak terkendali secara statistik.

4.6 Diagram Kontrol Residual EWMA

Pada diagram kontrol Residual EWMA diperlukan nilai λ dan L. Nilai λ disebut sebagai faktor bobot EWMA yang digunakan untuk mencari titik plot dari diagram kontrol Residual EWMA, sedangkan nilai L digunakan untuk menentukan batas dari Residual EWMA. Dalam mendeteksi pergeseran proses yang kecil, nilai λ dan L didesain berdasarkan penetapan nilai $ARL_0 \cong 500$ sebagai ukuran perbandingan yang sama dengan diagram kontrol Residual CUSUM. Adapun pada diagram kontrol EWMA ditentukan spesifikasi beberapa nilai λ dan L berturut-turut $\lambda = 0,25$ dan $L = 2,998$; $\lambda = 0,20$ dan $L = 2,962$; $\lambda = 0,10$ dan $L = 2,814$; $\lambda = 0,05$ dan $L = 2,615$ (Lucas dan Sauci) yang berdasarkan penetapan nilai $ARL_0 \cong 500$. Nilai λ tersebut sesuai dengan nilai yang direkomendasikan montgomery (2009) yaitu nilai λ dalam interval $0,05 \leq \lambda \leq 0,25$ bekerja dengan baik dalam prakteknya.

Selanjutnya akan dicari nilai masing-masing statistik diagram kontrol Residual EWMA menggunakan persamaan (2.20). Pertama akan dihitung statistik diagram kontrol Residual EWMA

dengan nilai $\lambda = 0,25$ dan $L = 2,998$ pada data residual adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} W_1 &= \lambda e_1 + (1 - \lambda)W_0 \\ &= (0,25)(-0,00329) + (1 - 0,25)(-2,3502 \times 10^{-6}) \\ &= (-0,000822) + (-1,762 \times 10^{-6}) \\ &= -0,000824 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_2 &= \lambda e_2 + (1 - \lambda)W_1 \\ &= (0,25)(0,00722) + (1 - 0,25)(-0,000824) \\ &= (0,001805) + (-0,0006183) \\ &= 0,0011869 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} W_3 &= \lambda e_3 + (1 - \lambda)W_2 \\ &= (0,25)(-8,32 \times 10^{-6}) + (1 - 0,25)(0,0011869) \\ &= (-2,0824 \times 10^{-6}) + (0,000890) \\ &= -0,000888 \end{aligned}$$

Melalui cara perhitungan yang sama, diperoleh nilai statistik W_t sampai dengan nilai t terakhir pada Lampiran F. Setelah diperoleh nilai statistik W_t , langkah selanjutnya adalah mencari UCL dan LCL dari diagram kontrol Residual EWMA dengan menggunakan persamaan (2.22) dan (2.23) adalah sebagai berikut:

Untuk $t = 1$:

$$\begin{aligned} UCL &= \mu_e + L\sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2 - \lambda}\right) [1 - (1 - \lambda)^{2(1)}]} \\ &= -2,3502 \times 10^{-6} + (2,998)(0,006012) \\ &\quad \left(\sqrt{\left(\frac{0,25}{2 - 0,25}\right) [1 - (1 - 0,25)^{2(1)}]}\right) \\ &= 0,0045 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} LCL &= \mu_e - L\sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2 - \lambda}\right) [1 - (1 - \lambda)^{2(1)}]} \\ &= -2,3502 \times 10^{-6} - (2,998)(0,006012) \end{aligned}$$

$$\left(\sqrt{\left(\frac{0,25}{2 - 0,25} \right) [1 - (1 - 0,25)^{2(1)}]} \right)$$

$$= -0,0045$$

Untuk $t = 2$:

$$UCL = \mu_e + L\sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2(2)}]}$$

$$= -2,3502 \times 10^{-6} + (2,998)(0,006012)$$

$$\left(\sqrt{\left(\frac{0,25}{2 - 0,25} \right) [1 - (1 - 0,25)^{2(2)}]} \right)$$

$$= 0,0056$$

$$LCL = \mu_e - L\sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2(2)}]}$$

$$= -2,3502 \times 10^{-6} - (2,998)(0,006012)$$

$$\left(\sqrt{\left(\frac{0,25}{2 - 0,25} \right) [1 - (1 - 0,25)^{2(2)}]} \right)$$

$$= -0,0056$$

Untuk $t = 3$:

$$UCL = \mu_e + L\sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2(3)}]}$$

$$= -2,3502 \times 10^{-6} + (2,998)(0,006012)$$

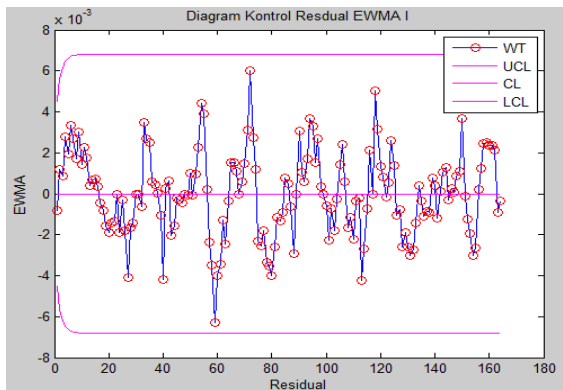
$$\left(\sqrt{\left(\frac{0,25}{2 - 0,25} \right) [1 - (1 - 0,25)^{2(3)}]} \right)$$

$$= 0,0062$$

$$LCL = \mu_e - L\sigma_e \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) [1 - (1 - \lambda)^{2(3)}]}$$

$$\begin{aligned}
 &= -2,3502 \times 10^{-6} - (2,998)(0,006012) \\
 &\quad \left(\sqrt{\left(\frac{0,25}{2 - 0,25} \right) [1 - (1 - 0,25)^{2(3)}]} \right) \\
 &= - 0,0062
 \end{aligned}$$

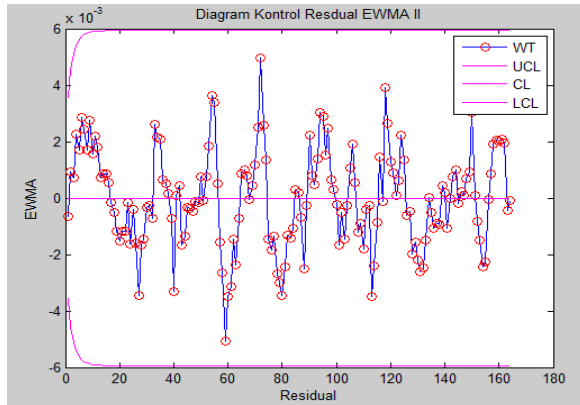
Dengan menggunakan cara yang sama, didapatkan perhitungan UCL dan LCL sampai dengan nilai t terakhir pada Lampiran F. Dibawah ini ditampilkan diagram kontrol Residual EWMA pada Gambar 4.12 dengan nilai $\lambda = 0,25$ dan $L = 2,998$ menggunakan matlab R2013a dengan syntax di Lampiran G.



Gambar 4.12 Diagram Kontrol Residual EWMA I

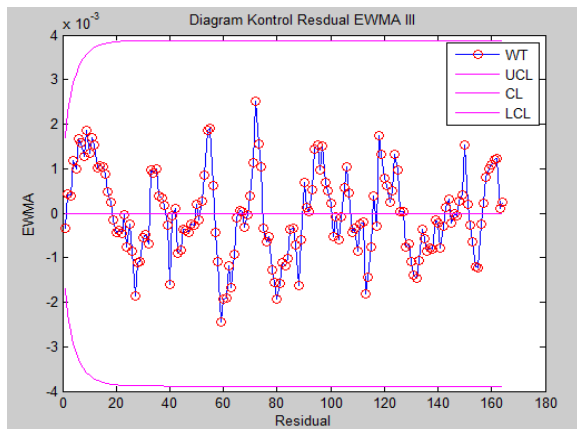
Suatu proses dikatakan tidak terkendali jika terdapat salah satu atau lebih titik statistik data yang melebihi *Upper Control Limit* (UCL) dan *Lower Control Limit* (LCL). Berdasarkan Gambar 4.12 dapat diketahui bahwa tidak ada titik yang berada di luar *Upper Control Limit* maupun *Lower Control Limit*, artinya proses produksi kertas terkendali secara statistik.

Selanjutnya ditampilkan diagram kontrol Residual EWMA dengan nilai $\lambda = 0,20$ dan $L = 2,962$ pada Gambar 4.13. Pada hasil pengamatan Gambar 4.13 tidak ada titik yang *out of control* artinya proses produksi kertas terkendali secara statistik.



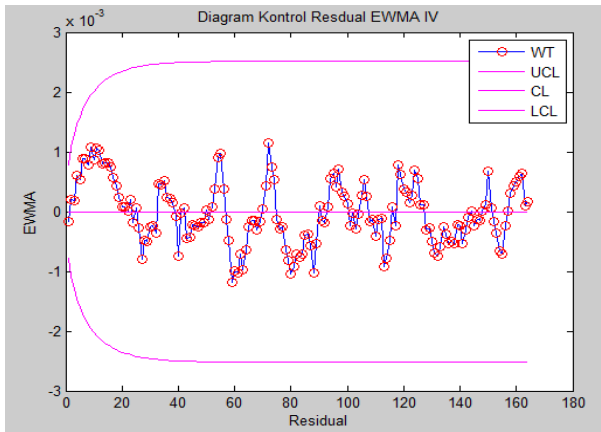
Gambar 4.13 Diagram Kontrol Residual EWMA II

Selanjutnya akan ditampilkan diagram kontrol Residual EWMA dengan nilai $\lambda = 0,10$ dan $L = 2,814$ pada Gambar 4.14. Berdasarkan Gambar 4.14 dapat dilihat bahwa tidak ada titik yang *out of control* artinya proses produksi kertas terkendali secara statistik.



Gambar 4.14 Diagram Kontrol Residual EWMA III

Terakhir akan ditampilkan diagram kontrol Residual EWMA dengan nilai $\lambda = 0,05$ dan $L = 2,615$ pada Gambar 4.15 Diagram kontrol EWMA pada Gambar 4.15 menunjukkan bahwa tidak ada titik yang keluar dari batas kendali atau *out of control* yang berarti bahwa proses produksi kertas terkendali secara statistik. Pada empat diagram kontrol Residual EWMA pada data residual model ARIMA(3,1,1) dengan nilai λ dan L yang berbeda menunjukkan bahwa diagram kontrol Residual EWMA terkendali secara statistik, sehingga nilai λ dan L berdasarkan $ARL_0 \cong 500$ memiliki efek yang sama. Dapat diamati titik-titik statistik dari empat diagram kontrol Residual EWMA memiliki pola yang sama dan yang membedakan adalah lebar batas kendali dan jarak antara titik-titik statistik Residual EWMA dengan Batas Pengendali Atas atau *Upper Control Limit* (UCL) dan Batas Pengendali Bawah atau *Lower Control Limit* (LCL) yang menunjukkan bahwa semakin kecil nilai λ maka semakin besar jarak antara titik-titik statistik dengan batas pengendali.



Gambar 4.15 Diagram Kontrol Residual EWMA IV

4.7 Perbandingan *Average Run Length* (ARL)

Setelah dilakukan penerapan masing-masing diagram kontrol terhadap data residual dari data kualitas *moisture* kertas Adog 45, dilakukan perbandingan kedua diagram kontrol untuk menunjukkan diagram kontrol yang paling efektif atau sensitif dalam mendeteksi pergeseran rata-rata berdasarkan nilai ARL_1 . Semakin kecil nilai ARL_1 yang dihasilkan suatu diagram kontrol maka semakin sedikit data yang diperlukan dalam keadaan *in control* sebelum satu titik dalam keadaan *out of control*, artinya diagram kontrol tersebut lebih sensitif terhadap pergeseran rata-rata proses yang kecil. ARL_1 adalah rata-rata jumlah sampel yang harus diplotkan sebelum terjadi sinyal ketidakterkendalian. ARL_1 pada masing-masing diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA didapatkan dengan menggunakan *software* R dengan syntax pada Lampiran I, yang menggunakan algoritma perhitungan nilai ARL_1 . Dari perhitungan nilai ARL_1 dengan didapatkan Tabel 4.6 yaitu perbandingan nilai ARL_1 untuk diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA.

Tabel 4.6 Perbandingan nilai ARL_1

Diagram Kontrol Residual	CUSUM	EWMA I	EWMA II	EWMA III	EWMA IV
ARL_1	9,982	11,442	10,646	10,732	11,184

Pada Tabel 4.6 diatas diketahui bahwa ARL_1 untuk diagram kontrol Residual CUSUM mempunyai nilai yang terkecil yaitu 9,982, artinya diagram kontrol Residual CUSUM membutuhkan $9,982 \approx 10$ sampel yang berada dalam keadaan *in control* sebelum ditemukan satu kejadian *out of control*. Sehingga diagram kontrol Residual CUSUM memiliki kinerja yang lebih baik dari diagram kontrol Residual EWMA karena lebih cepat mendeteksi pergeseran rata-rata proses.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan dalam Tugas Akhir ini, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Penerapan diagram kontrol Residual CUSUM dalam pengendalian kualitas fisik kertas *moisture* adog 45 pada PT. Adiprima Suraprinta belum terkendali secara statistik karena terdapat nilai statistik Residual CUSUM yaitu C_t^+ yang melawati batas pengendali bawah.
2. Penerapan diagram kontrol Residual EWMA dengan empat nilai L dan λ yang berbeda dalam pengendalian kualitas fisik kertas *moisture* adog 45 pada PT. Adiprima Suraprinta terkendali secara statistik karena tidak ditemukan nilai statistik Residual EWMA (W_t) yang melawati batas pengendali atas maupun batas pengendali bawah.
3. Kinerja diagram kontrol Residual CUSUM memberikan hasil yang lebih sensitif dalam mendeteksi pergeseran rata-rata proses daripada diagram kontrol Residual EWMA berdasarkan nilai ARL_1 yang terkecil, hal ini juga didukung oleh penerapan masing-masing diagram kontrol, dimana diagram kontrol Residual CUSUM dapat mendeteksi adanya data *out of control* dibandingkan diagram kontrol Residual EWMA.

5.2 Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya berdasarkan penelitian yang telah dilakukan ini adalah :dapat mengembangkan diagram kontrol Residual CUSUM dan Residual EWMA menjadi diagram kontrol Residual MCE (Mix CUSUM-EWMA) dan juga dapat mencoba menggunakan model *time series* lainnya . Sedangkan bagi perusahaan diharapkan penelitian ini dapat menjadi pertimbangan untuk pengendalian kualitas proses produksi secara statistik selain hanya memperhatikan produk yang memenuhi batas spesifikasi perusahaan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Assauri, Sofjan. (1999). “Manajemen Produksi Dan Operasi”. Jakarta: Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- [2] Ariani, D.W. (2004). “Pengendalian Kualitas Statistik”. Yogyakarta : Andi Offset.
- [3] Montgomery, DC, (2009). “Intoduction to Statistical Quality Control 6th Edition”. New York : John Wiley & Sons, Inc.
- [4] Kadri, Farid. Fouzi H. Sond è s C. Ying Sun., dan Christian T. (2016). “Seasonal ARMA-based SPC charts for anomaly detection: Application to emergency department systems”. **Neurocomputing, Elsevier, 173(3), pp.2102-2114**
- [5] Alwan, L.C, Robets, H.V. (1998).” Time-Series process modeling for statistical control”. **Jurnal of Business and Economic Statistic, 6(1), pp. 87-95.**
- [6] Aning, O.R., Abbasi, S.A., dan Riaz, M. (2017). “Monitoring of serially correlated processes using residual control chart”. **Scientia Iranica 24(3), 1603-1614.**
- [7] Hakam, M. (2017). “Perbandingan Grafik Kendali CUSUM dan EWMA Dalam Pengendalian Kualitas Produksi Pipa Besi Pada PT.Pasific Angkasa Abadi”. Tugas Akhir Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Surabaya.
- [8] Ekasari, Nazihah. Ni Lu Putu S., dan M. Mashuri (2018). “Pengendalian Kualitas Bahan Bakar Gas PT Indonesia Power UPJP-PGT Pasuruan Diagram kontrol Univariate Berbasis Model Time Series”. **Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 7 No. 2.**

- [9] Magaji, Aminu A. Abubakar Y., dan Osebekwin E.A. (2015). "Assesing the Effects of Autocorrelation on the Performance of Statistical Process Control Charts". **International Journal of Mathematics and Statistics Invention Vol 3 No.6.**
- [10] W. Wei (2006). "Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods, 2nd ed". New York : Pearson.
- [11] Mardidakis, Spyros. Steven C., dan Victor E. (1999). "Metode dan Aplikasi Peramalan (Terjemahan)". Jakarta : Erlangga.
- [12] Sahoo, Prasana. (2013). "Probability And Mathematical Statistics" Louisville : University of Louisvulle.
- [13] Box, G.E.P dan Cox, D.R. (1964). "An Analysis of Transformations". **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), Vol. 26, No. 2,pp.211-252.**
- [14] Box, G.E.P., Jenkins, G.M., dan Reinsel, G.C. (1994). "Time Series Analysis: Forecasting and Control. Third Edition", Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- [15] F.U.,Abbas. (2012). "Average Run Length Efficiency of CUSUM Control Charts with Normal Distribution", **Archives des sciences, Vol 65, No12.**
- [16] Radson, Darrcll. (1997). "The Moving-Range Chart And Autocorrelated Process" **Communication in Statistics-Theory and Methods, 26(9), 2113-2127.**

LAMPIRAN A

Data Karakteristik Kualitas Fisik *Moisture* Kertas Adog 45

No	<i>Moisture</i>	No	<i>Moisture</i>	No	<i>Moisture</i>	No	<i>Moisture</i>
1	7,1	25	6,71	49	6,67	73	6,7
2	7,54	26	6,76	50	6,85	74	6,59
3	7,1	27	6,59	51	6,79	75	6,36
4	7,18	28	6,95	52	6,76	76	5,96
5	7,35	29	6,62	53	6,75	77	6,43
6	6,95	30	6,96	54	6,62	78	6,41
7	7,08	31	7,3	55	6,77	79	6,8
8	6,75	32	6,84	56	6,59	80	6,73
9	6,89	33	6,99	57	6,37	81	6,66
10	6,58	34	6,84	58	6,13	82	7,01
11	6,66	35	6,86	59	6,17	83	7,03
12	6,72	36	6,98	60	6,62	84	7,15
13	6,41	37	6,29	61	6,74	85	7,02
14	6,65	38	6,57	62	6,88	86	6,91
15	6,41	39	6,48	63	7,37	87	7,06
16	6,46	40	6,67	64	7	88	6,98
17	6,61	41	6,57	65	7,11	89	6,75
18	6,47	42	6,64	66	6,92	90	6,87
19	6,46	43	6,76	67	7,22	91	7,02
20	6,51	44	7,27	68	6,87	92	7,33
21	6,59	45	6,42	69	6,67	93	6,78
22	6,61	46	6,66	70	6,76	94	6,48
23	6,72	47	7,07	71	6,75	95	6,91
24	6,77	48	6,86	72	6,87	96	6,79

LAMPIRAN A LANJUTAN

No	<i>Moisture</i>	No	<i>Moisture</i>	No	<i>Moisture</i>
97	6,55	121	6,8	145	6,83
98	6,31	122	5,91	146	6,5
99	6,38	123	6,33	147	6,47
100	6,53	124	6,42	148	6,44
101	6,21	125	6,34	149	6,67
102	6,57	126	6,43	150	6,46
103	6,49	127	6,33	151	6,55
104	6,54	128	6,01	152	6,39
105	6,8	129	6,28	153	6,4
106	6,51	130	6,48	154	5,98
107	6,78	131	6,35	155	6,63
108	6,53	132	6,63	156	6,52
109	6,34	133	6,54	157	6,63
110	6,27	134	6,67	158	6,78
111	6,52	135	6,81	159	6,79
112	6,72	136	6,76	160	6,36
113	6,55	137	6,67	161	6,43
114	6,79	138	6,46	162	6,2
115	6,5	139	6,69	163	6,24
116	6,57	140	6,72	164	6,14
117	7,25	141	6,68	165	6,14
118	6,82	142	6,7	166	6,05
119	6,66	143	6,49	167	6,5
120	6,39	144	6,58	168	6,19

LAMPIRAN B

Hasil Uji Signifikan Model *Overfitting*

1. Uji Signifikansi ARIMA (3,1,1)

Uji Parameter AR(1)

Hipotesis :

$H_0 : \phi_1 = 0$ (parameter ϕ_1 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_1 \neq 0$ (parameter ϕ_1 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_1}{SE(\phi_1)} \\ &= \frac{-1,4566}{0,0778} \\ &= -18,7223 \\ t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\ &= t_{0,025, 167} \\ &= 1,97427 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan estimasi parameter ϕ_1 signifikan.

Uji Parameter AR(2)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_2 = 0$ (parameter ϕ_2 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_2 \neq 0$ (parameter ϕ_2 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_2}{SE(\phi_2)} \\ &= \frac{-0,6621}{0,1284} \\ &= -5,15654 \\ t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\ &= t_{0,025, 167} \\ &= 1,97427 \end{aligned}$$

LAMPIRAN B LANJUTAN

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan estimasi parameter ϕ_2 signifikan.

Uji Parameter AR(3)

Hipotesis:

$H_0 : \phi_3 = 0$ (parameter ϕ_3 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \phi_3 \neq 0$ (parameter ϕ_3 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\phi_3}{SE(\phi_3)} \\ &= \frac{-0,2055}{0,0792} \\ &= -2,59469 \\ t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\ &= t_{0,025, 167} \\ &= 1,97427 \end{aligned}$$

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan estimasi parameter ϕ_3 signifikan.

Uji Parameter MA(1)

Hipotesis:

$H_0 : \theta_1 = 0$ (parameter θ_1 tidak signifikan dalam model)

$H_1 : \theta_1 \neq 0$ (parameter θ_1 signifikan dalam model)

Statistik Uji :

$$\begin{aligned} t_{hitung} &= \frac{\theta_1}{SE(\theta_1)} \\ &= \frac{-0,9774}{0,0066} \\ &= -148,0909 \\ t_{tabel} &= t_{\frac{\alpha}{2}, n-1} \\ &= t_{0,025, 167} \\ &= 1,97427 \end{aligned}$$

LAMPIRAN B LANJUTAN

Kesimpulan :

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sehingga dapat dikatakan estimasi parameter θ_1 signifikan.

Hasil uji signifikansi model ARIMA hasil overfitting diringkas dalam tabel dibawah ini :

Model	Parameter	Koef	SE	t hitung	t tabel	Ket
ARIMA (4,1,0)	AR 1	-0,4965	0,0785	-6,32	1,97427	Signifikan
	AR 2	-0,2119	0,0881	-2,40	1,97427	Signifikan
	AR 3	-0,0606	0,0882	-0,69	1,97427	Tidak Signifikan
	AR 4	-0,0322	0,0794	-0,41	1,97427	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,0)	AR 1	-0,4950	0,0782	-6,33	1,97427	Signifikan
	AR 2	-0,2056	0,0864	-2,38	1,97427	Signifikan
	AR 3	-0,0450	0,0791	-0,57	1,97427	Tidak Signifikan
ARIMA (2,1,1)	AR 1	0,4050	0,0770	5,26	1,97427	Signifikan
	AR 2	0,2389	0,0769	3,10	1,97427	Signifikan
	MA 1	0,9878	0,0007	1344,37	1,97427	Signifikan
ARIMA (2,1,0)	AR 1	-0,4869	0,0768	-6,34	1,97427	Signifikan
	AR 2	-0,1840	0,0776	-2,37	1,97427	Signifikan
ARIMA (1,1,1)	AR 1	-0,0337	0,1591	-0,21	1,97427	Tidak Signifikan
	MA 1	0,4666	0,1407	3,32	1,97427	Signifikan
ARIMA (1,1,0)	AR 1	-0,4153	0,0711	-5,84	1,97427	Signifikan
ARIMA (0,1,1)	MA 1	0,4954	0,0676	7,33	1,97427	Signifikan

LAMPIRAN C

Residual Pemodelan Data Karakteristik Kualitas *Moisture*

No	Residual	No	Residual	No	Residual	No	Residual
1	-0,00329	25	0,004481	49	-0,00031	73	-0,00703
2	0,007221	26	-0,00641	50	0,004299	74	-0,00357
3	-0,000008	27	-0,01091	51	-0,00335	75	-0,01271
4	0,008422	28	0,005565	52	0,004074	76	-0,00334
5	-0,000610	29	-0,00072	53	0,006206	77	0,000557
6	0,007563	30	0,004134	54	0,010869	78	-0,00800
7	0,000804	31	0,000129	55	0,002279	79	-0,00421
8	-0,001330	32	-0,00257	56	-0,01088	80	-0,00525
9	0,006920	33	0,01596	57	-0,00996	81	0,001511
10	-0,00320	34	0,000252	58	-0,00694	82	0,003196
11	0,004815	35	0,001877	59	-0,01475	83	-0,00189
12	0,000143	36	-0,00512	60	0,002864	84	0,000418
13	-0,003620	37	-0,000006	61	-0,00171	85	0,005709
14	0,001408	38	-0,00126	62	0,005256	86	-0,00028
15	0,000874	39	-0,00424	63	-0,00606	87	-0,00404
16	-0,00065	40	-0,01363	64	0,005901	88	-0,00982
17	-0,00293	41	0,013708	65	0,007114	89	0,008682
18	-0,00199	42	0,001746	66	0,001636	90	0,012262
19	-0,00375	43	-0,01001	67	-0,00012	91	-0,00498
20	-0,00294	44	-0,00015	68	-0,00346	92	-0,00077
21	0,000106	45	0,003847	69	0,002501	93	0,005065
22	-0,001050	46	-0,00053	70	0,004158	94	0,009633
23	0,003790	47	-0,00085	71	0,007866	95	0,002224
24	-0,007400	48	0,00126	72	0,014788	96	-0,00391

LAMPIRAN C LANJUTAN

No	Residual	No	Residual	No	Residual
97	0,006255	121	-0,00073	145	-0,00501
98	-0,00671	122	-0,00312	146	0,001841
99	-0,00105	123	0,002668	147	-0,00049
100	-0,00236	124	0,008729	148	0,003184
101	-0,00733	125	-0,00222	149	0,001883
102	0,004004	126	-0,00834	150	0,011434
103	-0,00517	127	0,000007	151	-0,01161
104	0,004436	128	-0,00803	152	-0,00453
105	0,006529	129	0,000116	153	-0,00415
106	0,005279	130	-0,00473	154	-0,00617
107	-0,00490	131	-0,00424	155	-0,00154
108	-0,00835	132	-0,00196	156	0,008749
109	0,000472	133	0,002509	157	0,004432
110	-0,00550	134	0,00596	158	0,006101
111	0,005247	135	-0,00255	159	0,002672
112	0,000237	136	-0,00337	160	0,001882
113	-0,01630	137	-0,00011	161	0,002336
114	0,001848	138	-0,00113	162	0,001455
115	0,005301	139	0,005839	163	-0,01000
116	0,010673	140	-0,00075	164	0,00133
117	-0,00643	141	-0,00602		
118	0,020104	142	0,004165		
119	-0,00238	143	0,003847		
120	-0,00419	144	0,00200		

LAMPIRAN D

Nilai Statistik *Moving Range*

t	MR_t	t	MR_t	t	MR_t
2	0.0105	32	0.0027	62	0.0070
3	0.0072	33	0.0185	63	0.0113
4	0.0084	34	0.0157	64	0.0120
5	0.0090	35	0.0016	65	0.0012
6	0.0082	36	0.0070	66	0.0055
7	0.0068	37	0.0051	67	0.0018
8	0.0021	38	0.0012	68	0.0033
9	0.0082	39	0.0030	69	0.0060
10	0.0101	40	0.0094	70	0.0017
11	0.0080	41	0.0273	71	0.0037
12	0.0047	42	0.0120	72	0.0069
13	0.0038	43	0.0118	73	0.0218
14	0.0050	44	0.0099	74	0.0035
15	0.0005	45	0.0040	75	0.0091
16	0.0015	46	0.0044	76	0.0094
17	0.0023	47	0.0003	77	0.0039
18	0.0009	48	0.0021	78	0.0086
19	0.0018	49	0.0016	79	0.0038
20	0.0008	50	0.0046	80	0.0010
21	0.0030	51	0.0076	81	0.0068
22	0.0012	52	0.0074	82	0.0017
23	0.0048	53	0.0021	83	0.0051
24	0.0112	54	0.0047	84	0.0023
25	0.0119	55	0.0086	85	0.0053
26	0.0109	56	0.0132	86	0.0060
27	0.0045	57	0.0009	87	0.0038
28	0.0165	58	0.0030	88	0.0058
29	0.0063	59	0.0078	89	0.0185
30	0.0049	60	0.0176	90	0.0036
31	0.0040	61	0.0046	91	0.0172

LAMPIRAN D LANJUTAN

t	MR_t	t	MR_t	t	MR_t
92	0.0042	122	0.0024	152	0.0071
93	0.0058	123	0.0058	153	0.0004
94	0.0046	124	0.0061	154	0.0020
95	0.0074	125	0.0109	155	0.0046
96	0.0061	126	0.0061	156	0.0103
97	0.0102	127	0.0084	157	0.0043
98	0.0130	128	0.0081	158	0.0017
99	0.0057	129	0.0081	159	0.0034
100	0.0013	130	0.0048	160	0.0008
101	0.0050	131	0.0005	161	0.0005
102	0.0113	132	0.0023	162	0.0009
103	0.0092	133	0.0045	163	0.0115
104	0.0096	134	0.0035	164	0.0113
105	0.0021	135	0.0085		
106	0.0013	136	0.0008		
107	0.0102	137	0.0033		
108	0.0034	138	0.0010		
109	0.0088	139	0.0070		
110	0.0060	140	0.0066		
111	0.0107	141	0.0053		
112	0.0050	142	0.0102		
113	0.0165	143	0.0003		
114	0.0182	144	0.0018		
115	0.0035	145	0.0070		
116	0.0054	146	0.0069		
117	0.0171	147	0.0023		
118	0.0265	148	0.0037		
119	0.0225	149	0.0013		
120	0.0018	150	0.0096		
121	0.0035	151	0.0230		

LAMPIRAN E

Nilai Statistik Diagram Kontrol Residual CUSUM

t	C_t^+	C_t^-	t	C_t^+	C_t^-
1	-0.0003	0	31	0	0
2	0	0.0042	32	0	0
3	0	0.0012	33	0	0.0130
4	0	0.0066	34	0	0.0102
5	0	0.0030	35	0	0.0091
6	0	0.0076	36	-0.0021	0.0009
7	0	0.0054	37	0	0
8	0	0.0010	38	0	0
9	0	0.0049	39	-0.0012	0
10	-0.0002	0	40	-0.0119	0
11	0	0.0018	41	0	0.0107
12	0	0	42	0	0.0094
13	-0.0006	0	43	-0.0070	0
14	0	0	44	-0.0041	0
15	0	0	45	0	0.0008
16	0	0	46	0	0
17	0	0	47	0	0
18	0	0	48	0	0
19	-0.0007	0	49	0	0
20	-0.0007	0	50	0	0.0013
21	0	0	51	-0.0003	0
22	0	0	52	0	0.0011
23	0	0.0008	53	0	0.0043
24	-0.0044	0	54	0	0.0121
25	0	0.0015	55	0	0.0114
26	-0.0034	0	56	-0.0079	0
27	-0.0113	0	57	-0.0148	0
28	-0.0027	0.0026	58	-0.0188	0
29	-0.0004	0	59	-0.0305	0
30	0.0040	60	60	-0.0246	0

LAMPIRAN E LANJUTAN

t	C_t^+	C_t^-	t	C_t^+	C_t^-
61	-0.0233	0	91	-0.0020	0.0070
62	-0.0151	0.0023	92	0	0.0032
63	-0.0181	0	93	0	0.0052
64	-0.0092	0.0029	94	0	0.0119
65	0	0.0070	95	0	0.0111
66	0	0.0056	96	-0.0009	0.0042
67	0	0.0025	97	0	0.0074
68	-0.0004	0	98	-0.0037	0
69	0	0	99	-0.0017	0
70	0	0.0012	100	-0.0011	0
71	0	0.0060	101	-0.0054	0
72	0	0.0178	102	0	0.0010
73	-0.0040	0.0078	103	-0.0022	0
74	-0.0046	0.0012	104	0	0.0014
75	-0.0143	0	105	0	0.0050
76	-0.0146	0	106	0	0.0072
77	-0.0111	0	107	-0.0019	0
78	-0.0160	0	108	-0.0072	0
79	-0.0172	0	109	-0.0037	0
80	-0.0195	0	110	-0.0062	0
81	-0.0150	0	111	0	0.0022
82	-0.0088	0.0002	112	0	0
83	-0.0076	0	113	-0.0133	0
84	-0.0042	0	114	-0.0084	0
85	0	0.0027	115	-0.0001	0.0023
86	0	0	116	0	0.0100
87	-0.0010	0	117	-0.0034	0.0005
88	-0.0078	0	118	0	0.0176
89	0	0.0057	119	0	0.0122
90	0	0.0149	120	-0.0012	0.0051

LAMPIRAN E LANJUTAN

t	C_t^+	C_t^-	t	C_t^+	C_t^-
121	0	0.0013	143	0	0.0020
122	-0.0001	0	144	0	0.0010
123	0	0	145	-0.0020	0
124	0	0.0057	146	0	0
125	0	0.0005	147	0	0
126	-0.0053	0	148	0	0.0002
127	-0.0023	0	149	0	0
128	-0.0073	0	150	0	0.0084
129	-0.0041	0	151	-0.0086	0
130	-0.0059	0	152	-0.0101	0
131	-0.0071	0	153	-0.0113	0
132	-0.0061	0	154	-0.0144	0
133	-0.0005	0	155	-0.0130	0
134	0	0.0030	156	-0.0012	0.0057
135	0	0	157	0	0.0072
136	-0.0004	0	158	0	0.0103
137	0	0	159	0	0.0099
138	0	0	160	0	0.0088
139	0	0.0028	161	0	0.0081
140	0	0	162	0	0.0066
141	-0.0030	0	163	-0.0070	0
142	0	0.0012	164	-0.0027	0

LAMPIRAN F**Nilai Statistik, UCL, dan LCL Diagram Kontrol Residual
EWMA I ($\lambda = 0,25$ dan $L = 2,998$)**

T	Wt	UCL	LCL
1	-0.0008	0.0045	-0.0045
2	0.0012	0.0056	-0.0056
3	0.0009	0.0062	-0.0062
4	0.0028	0.0065	-0.0065
5	0.0019	0.0066	-0.0066
6	0.0033	0.0067	-0.0067
7	0.0027	0.0067	-0.0068
8	0.0017	0.0068	-0.0068
9	0.0030	0.0068	-0.0068
10	0.0014	0.0068	-0.0068
11	0.0023	0.0068	-0.0068
12	0.0018	0.0068	-0.0068
13	0.0004	0.0068	-0.0068
14	0.0007	0.0068	-0.0068
15	0.0007	0.0068	-0.0068
16	0.0004	0.0068	-0.0068
17	-0.0005	0.0068	-0.0068
18	-0.0008	0.0068	-0.0068
19	-0.0016	0.0068	-0.0068
20	-0.0019	0.0068	-0.0068
21	-0.0014	0.0068	-0.0068
22	-0.0013	0.0068	-0.0068
23	-0.0000	0.0068	-0.0068
24	-0.0019	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN F LANJUTAN

T	Wt	UCL	LCL
25	-0.0003	0.0068	-0.0068
26	-0.0018	0.0068	-0.0068
27	-0.0041	0.0068	-0.0068
28	-0.0017	0.0068	-0.0068
29	-0.0014	0.0068	-0.0068
30	-0.0000	0.0068	-0.0068
31	-0.0000	0.0068	-0.0068
32	-0.0006	0.0068	-0.0068
33	0.0035	0.0068	-0.0068
34	0.0027	0.0068	-0.0068
35	0.0025	0.0068	-0.0068
36	0.0006	0.0068	-0.0068
37	0.0004	0.0068	-0.0068
38	0.0000	0.0068	-0.0068
39	-0.0011	0.0068	-0.0068
40	-0.0042	0.0068	-0.0068
41	0.0003	0.0068	-0.0068
42	0.0006	0.0068	-0.0068
43	-0.0020	0.0068	-0.0068
44	-0.0016	0.0068	-0.0068
45	-0.0002	0.0068	-0.0068
46	-0.0003	0.0068	-0.0068
47	-0.0004	0.0068	-0.0068
48	-0.0000	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN F LANJUTAN

t	Wt	UCL	LCL
49	-0.0001	0.0068	-0.0068
50	0.0010	0.0068	-0.0068
51	-0.0001	0.0068	-0.0068
52	0.0010	0.0068	-0.0068
53	0.0023	0.0068	-0.0068
54	0.0044	0.0068	-0.0068
55	0.0039	0.0068	-0.0068
56	0.0002	0.0068	-0.0068
57	-0.0023	0.0068	-0.0068
58	-0.0035	0.0068	-0.0068
59	-0.0063	0.0068	-0.0068
60	-0.0040	0.0068	-0.0068
61	-0.0034	0.0068	-0.0068
62	-0.0013	0.0068	-0.0068
63	-0.0025	0.0068	-0.0068
64	-0.0004	0.0068	-0.0068
65	0.0015	0.0068	-0.0068
66	0.0015	0.0068	-0.0068
67	0.0011	0.0068	-0.0068
68	-0.0000	0.0068	-0.0068
69	0.0006	0.0068	-0.0068
70	0.0015	0.0068	-0.0068
71	0.0031	0.0068	-0.0068
72	0.0060	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN F LANJUTAN

t	Wt	UCL	LCL
73	0.0028	0.0068	-0.0068
74	0.0012	0.0068	-0.0068
75	-0.0023	0.0068	-0.0068
76	-0.0026	0.0068	-0.0068
77	-0.0018	0.0068	-0.0068
78	-0.0033	0.0068	-0.0068
79	-0.0036	0.0068	-0.0068
80	-0.0040	0.0068	-0.0068
81	-0.0026	0.0068	-0.0068
82	-0.0012	0.0068	-0.0068
83	-0.0013	0.0068	-0.0068
84	-0.0009	0.0068	-0.0068
85	0.0008	0.0068	-0.0068
86	0.0005	0.0068	-0.0068
87	-0.0006	0.0068	-0.0068
88	-0.0029	0.0068	-0.0068
89	-0.0000	0.0068	-0.0068
90	0.0030	0.0068	-0.0068
91	0.0010	0.0068	-0.0068
92	0.0006	0.0068	-0.0068
93	0.0017	0.0068	-0.0068
94	0.0037	0.0068	-0.0068
95	0.0033	0.0068	-0.0068
96	0.0015	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN F LANJUTAN

t	Wt	UCL	LCL
97	0.0027	0.0068	-0.0068
98	0.0003	0.0068	-0.0068
99	-0.0000	0.0068	-0.0068
100	-0.0006	0.0068	-0.0068
101	-0.0023	0.0068	-0.0068
102	-0.0007	0.0068	-0.0068
103	-0.0018	0.0068	-0.0068
104	-0.0003	0.0068	-0.0068
105	0.0014	0.0068	-0.0068
106	0.0024	0.0068	-0.0068
107	0.0006	0.0068	-0.0068
108	-0.0017	0.0068	-0.0068
109	-0.0011	0.0068	-0.0068
110	-0.0022	0.0068	-0.0068
111	-0.0004	0.0068	-0.0068
112	-0.0002	0.0068	-0.0068
113	-0.0042	0.0068	-0.0068
114	-0.0027	0.0068	-0.0068
115	-0.0007	0.0068	-0.0068
116	0.0021	0.0068	-0.0068
117	-0.0000	0.0068	-0.0068
118	0.0050	0.0068	-0.0068
119	0.0032	0.0068	-0.0068
120	0.0013	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN F LANJUTAN

t	Wt	UCL	LCL
121	0.0008	0.0068	-0.0068
122	-0.0002	0.0068	-0.0068
123	0.0005	0.0068	-0.0068
124	0.0026	0.0068	-0.0068
125	0.0014	0.0068	-0.0068
126	-0.0010	0.0068	-0.0068
127	-0.0008	0.0068	-0.0068
128	-0.0026	0.0068	-0.0068
129	-0.0019	0.0068	-0.0068
130	-0.0026	0.0068	-0.0068
131	-0.0030	0.0068	-0.0068
132	-0.0028	0.0068	-0.0068
133	-0.0014	0.0068	-0.0068
134	0.0004	0.0068	-0.0068
135	-0.0003	0.0068	-0.0068
136	-0.0011	0.0068	-0.0068
137	-0.0008	0.0068	-0.0068
138	-0.0009	0.0068	-0.0068
139	0.0008	0.0068	-0.0068
140	0.0004	0.0068	-0.0068
141	-0.0012	0.0068	-0.0068
142	0.0001	0.0068	-0.0068
143	0.0011	0.0068	-0.0068
144	0.0013	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN F LANJUTAN

t	Wt	UCL	LCL
145	-0.0003	0.0068	-0.0068
146	0.0002	0.0068	-0.0068
147	0.0001	0.0068	-0.0068
148	0.0008	0.0068	-0.0068
149	0.0011	0.0068	-0.0068
150	0.0037	0.0068	-0.0068
151	-0.0001	0.0068	-0.0068
152	-0.0012	0.0068	-0.0068
153	-0.0020	0.0068	-0.0068
154	-0.0030	0.0068	-0.0068
155	-0.0026	0.0068	-0.0068
156	0.0002	0.0068	-0.0068
157	0.0013	0.0068	-0.0068
158	0.0025	0.0068	-0.0068
159	0.0025	0.0068	-0.0068
160	0.0024	0.0068	-0.0068
161	0.0024	0.0068	-0.0068
162	0.0021	0.0068	-0.0068
163	-0.0009	0.0068	-0.0068
164	-0.0003	0.0068	-0.0068

LAMPIRAN G

Syntax Program Matlab Diagram Kontrol Residual CUSUM

```

function [miu,sigma,max_ct_plus,
min_ct_min,ucl,lcl,indexTT]=MaxMinCT(dt)
miu=mean(dt);
sigma=std(dt);
max_ct_plus=[0];
min_ct_min=[0];
k=0.5*sigma;
H=5*sigma;
lcl=[];
ucl=[];
indexTT=[];
for i=1:length(dt)
    ct_plus=max(0, dt(i)-miu-k+max_ct_plus(i));
    ct_min = min(0,dt(i)-miu+k+min_ct_min(i));
    max_ct_plus=[max_ct_plus ct_plus];
    min_ct_min=[min_ct_min ct_min];
    ucl=[ucl H];
    lcl=[lcl -H];
    if(ct_plus>H||ct_min<-H)
        indexTT=[indexTT i];
    end
end
max_ct_plus(1)=[];
min_ct_min(1)=[];
plot(1:length(max_ct_plus),max_ct_plus,'-
bo','markeredgecolor','r')
title('Diagram Kontrol Residual CUSUM ')
hold on
plot(1:length(min_ct_min),min_ct_min,'-
g*','markeredgecolor','r')
hold on
plot(1:length(ucl),ucl,'m');
hold on
plot(1:length(lcl),lcl,'m');
legend('CT max','CT min','UCL','LCL')
xlabel('Residual')
ylabel('CUMULATIVE SUM')

```

LAMPIRAN H

Syntax Program Matlab Diagram Kontrol Residual EWMA

```

function [miu, sigma, wt, ucl, lcl, indexTT]
= EWMA(data)
miu=mean(data);
L=2.998;
lamda=0.25;
sigma=std(data);
wt=[miu];
lcl=[];
ucl=[];
cl=[];
indexTT=[];
for i=1:length(data)
    temp=lamda*data(i)+(1-lamda)*wt(i);
    wt=[wt temp];
    ucltemp=miu+L*sigma*sqrt(lamda*(1-(1-
lamda)^(2*i))/(2-lamda));
    lcltemp=miu-L*sigma*sqrt(lamda*(1-(1-
lamda)^(2*i))/(2-lamda));
    ucl=[ucl ucltemp];
    lcl=[lcl lcltemp];
    cl=[cl miu];
    if(temp>ucltemp||temp<lcltemp)
        indexTT=[indexTT i];
    end
end
wt(1)=[];
plot(1:length(wt),wt,'-
bo','markeredgecolor','r')
title('Diagram Kontrol Residual EWMA I')
hold on
plot(1:length(ucl),ucl,'m');
hold on
plot(1:length(data),cl,'m');
hold on

```

LAMPIRAN G LANJUTAN

```
plot(1:length(lcl), lcl, 'm');  
legend('WT', 'UCL', 'CL', 'LCL')  
xlabel('Residual')  
ylabel('EWMA')
```

LAMPIRAN I

Syntax ARL (*Software R*)

```

# Residual CUSUM
rm(list=ls())
mean0=0
sg=1
dl=1
n=1
N=10000
Cp=c()
Cm=c()
r1=c()
k=0.5
h=5
for(d in 1:1)
{
  mean1=mean0+(sg*dl[d])/sqrt(n)
  for(j in 1:500)
  {
    for(i in 1:N)
    {
      x=rnorm(n,mean1,sg)
      xbar=sqrt(n)*(mean(x)-mean0)/sg
      k1=k*sg/sqrt(n)
      h1=h*sg/sqrt(n)
      if(i==1){Cp[i]=max(0,xbar-
k1);}else{Cp[i]=max(0,xbar-k1+Cp[i-1]);}
      if(i==1){Cm[i]=max(0,-xbar-
k1);}else{Cm[i]=max(0,-xbar-k1+Cm[i-1]);}
      if(Cp[i]>h1|Cm[i]>h1){r1[j]=i;break;}else{r
1[j]=0;}
      r1[j]=r1[j]-1
      r1=r1[j]/N
    }
  }
}

```

LAMPIRAN I LANJUTAN

```

1/(1-cat(format(mean(r1), width = 10),
"\n"))

# Residual EWMA

rm(list=ls())
mean0=0
sg=1
dl=1
n=1
N=10000
Wt=c()
r1=c()
UCL=c()
LCL=c()
lamda=0.25
L=2.998
for(d in 1:1)
{
  mean1=mean0+(sg*dl[d])/sqrt(n)
  for(j in 1:500)
  {
    for(i in 1:N)
    {
      x=rnorm(n,mean1,sg)
      xbar=sqrt(n)*(mean(x)-mean0)/sg
      UCL[i] =
mean0+L*sg*sqrt(sg^2*(lamda/(2-lamda)))
      LCL[i] = mean0-
L*sg*sqrt(sg^2*(lamda/(2-lamda)))
      if(i==1){Wt[i] = lamda*x+(1-
lamda)*mean0;} else {Wt[i] = lamda*x+((1-
lamda)*Wt[i-1]);}

```

LAMPIRAN H LANJUTAN

```
if(Wt[i]>UCL[i]|Wt[i]<LCL[i]){r1[j]=i;break  
;}else{r1[j]=0;}  
    r1[j]=r1[j]-1  
    r1[j]=r1[j]/N  
}  
}  
1/(1-cat(format(mean(r1), width = 10),  
"\n"))  
}
```

LAMPIRAN J

Selang Kepercayaan Plot ACF dan PACF

1. Rumus Selang Kepercayaan pada plot ACF

Batas atas selang kepercayaan ACF pada lag ke $k =$

$$t_{n-1;1-\frac{\alpha}{2}} \times SE(\rho_k)$$

Batas bawah selang kepercayaan ACF pada lag ke $k =$

$$t_{n-1;1-\frac{\alpha}{2}} \times SE(\rho_k)$$

dimana :

$$SE(\rho_k) = \sqrt{\frac{(1 + 2 \sum_{i=1}^{k-1} \rho_i)}{n}}$$

dengan :

n : jumlah data pengamatan

ρ_i : autkorelasi pada lag ke i

2. Rumus Selang Kepercayaan plot PACF

Batas atas selang kepercayaan PACF pada lag ke $k =$

$$t_{n-1;1-\frac{\alpha}{2}} \times \frac{1}{\sqrt{n}}$$

Batas bawah selang kepercayaan ACF pada lag ke $k =$

$$-(t_{n-1;1-\frac{\alpha}{2}} \times \frac{1}{\sqrt{n}})$$

dengan :

n : jumlah data pengamatan

BIODATA PENULIS



Ika Nur Hamdiyah atau biasa dipanggil Ika lahir di Mojokerto, 31 Maret 1999. Penulis menempuh pendidikan di SDN 1 Bicak Mojokerto (2004-2010), SMPN 2 Sooko Mojokerto (2010-2013), dan SMAN 1 Sooko Mojokerto (2013-2016). Pada saat ini penulis menempuh pendidikan S1 di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dengan bidang minat Matematika Terapan.

Selama mengikuti perkuliahan di ITS penulis aktif dalam beberapa kegiatan organisasi kemahasiswaan yaitu di UKM Koperasi Mahasiswa sebagai anggota aktif di tahun 2016-2017 dan diamanahi menjadi asisten bidang administrasi umum periode 2017-2018, serta menjadi staff Departement Entrepreneur Development HIMATIKA periode 2018-2019. Selain berorganisasi di lingkup jurusan, penulis juga bergabung dalam komunitas Padipari serta mengikuti kerja praktek di Badan Pusat Statistika Provinsi Jawa Timur selama satu bulan dan ditempatkan di bidang Neraca Wilayah dan Analisis Statistik (Nerwilis). Untuk informasi, kritik, atau saran lebih lanjut bisa disampaikan melalui *e-mail* penulis di ikanurhamdiyah17@gmail.com.