



TESIS - SM 142501

**PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK UNTUK ANALISIS RISIKO
PRODUKSI PADI DI JAWA TIMUR DENGAN INDIKATOR
*EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO)***

NISA MIFTACHUROHMAH
NRP 1213 201 026

Dosen Pembimbing:
Dr. Imam Mukhlash, S.Si., M.T.
Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015



TESIS - SM 142501

**SOFTWARE DEVELOPMENT TO RISK ANALYSIS OF PADDY
PRODUCTION WITH EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION
(ENSO) INDICATORS**

NISA MIFTACHUROHMAH
NRP 1213 201 026

Supervisor:
Dr. Imam Mukhlash, S.Si., M.T.
Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

MAGISTER DEGREE
MATHEMATICS DEPARTMENT
MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES FACULTY
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2015

**PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK UNTUK ANALISIS RISIKO
PRODUKSI PADI DI JAWA TIMUR DENGAN INDIKATOR
EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO)**

Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

Oleh:

NISA MIFTACHUROHMAH
NRP. 1213 201 026

Tanggal Ujian : 30 Juni 2015
Periode Wisuda : September 2015

Disetujui oleh:



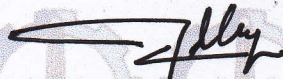
Dr. Imam Mukhlash, S.Si., M.T.
NIP 19700831 199403 1 003

(Pembimbing I)



Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.
NIP 19710313 199702 1 001

(Pembimbing II)



Dr. Dwi Ratna Sulistyningrum, S.Si., M.T.
NIP 19690405 199403 2 003

(Penguji)



Dr. Budi Setyono, S.Si., M.T.
NIP 19720207 199702 1 001

(Penguji)



Endah Rochmati M.P., S.Si., M.T., Ph.D.
NIP 19761213 200212 2 001

(Penguji)



**PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK UNTUK ANALISIS RISIKO
PRODUKSI PADI DI JAWA TIMUR DENGAN INDIKATOR
*EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO)***

Nama Mahasiswa : Nisa Miftachurohmah
NRP : 1213201026
Pembimbing : Dr. Imam Mukhlash, S.Si., M.T.
Co-Pembimbing : Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

ABSTRAK

Fenomena iklim ekstrem berpengaruh pada keadaan cuaca dan musim. Hal ini menyebabkan tingkat produksi padi di Jawa Timur menjadi rentan terhadap pemenuhan kebutuhan konsumsi beras. Indikator *El-Nino Southern Oscillation* (ENSO) merupakan indikator yang peka terhadap keadaan ekstrem. Indikator ENSO yang digunakan pada penelitian ini adalah anomali SST 3.4. Pada penelitian ini dilakukan identifikasi hubungan antara luas panen padi dan anomali SST 3.4 menggunakan korelasi Copula. Kemudian dilakukan estimasi parameter untuk model luas panen padi menggunakan OLS dan regresi *robust*. Pemilihan model luas panen terbaik ditentukan berdasarkan jumlah residual dari masing-masing model luas panen padi. Oleh karena itu, dilakukan perancangan, analisis dan implementasi suatu perangkat lunak yang dapat membantu pengambilan keputusan terkait pemilihan model hingga penentuan prediksi tingkat risiko produksi padi. Hasil identifikasi hubungan menunjukkan bahwa sebagian besar luas panen padi dan anomali SST 3.4 teridentifikasi dengan baik menggunakan Copula Normal. Hal ini disebabkan anomali SST 3.4 dan mayoritas luas panen di wilayah sentra Jawa Timur memiliki distribusi normal. Model prediksi luas panen padi terbaik sebagian besar menggunakan regresi *robust*. Hal ini disebabkan sebagian besar variabel terdapat *outliers*. Penentuan prediksi risiko produksi padi berdasarkan pada jumlah produksi padi sebagai persediaan dan jumlah kebutuhan konsumsi beras sebagai kebutuhan. Kabupaten Lamongan, Ngawi, Banyuwangi, Bojonegoro, dan Jember memiliki tingkat risiko produksi padi yang rendah. Hal ini disebabkan kelima kabupaten tersebut merupakan wilayah sentra produksi padi dan pengeksport beras di Indonesia.

Kata kunci: Sistem Pendukung Keputusan (SPK), pertanian, ENSO, korelasi copula, regresi *robust*

**SOFTWARE DEVELOPMENT TO RISK ANALYSIS OF PADDY
PRODUCTION IN EAST JAVA WITH EL-NINO SOUTHERN
OSCILLATION (ENSO) INDICATORS**

Name : Nisa Miftachurohmah
NRP : 1213201026
Supervisor : Dr. Imam Mukhlash, S.Si., M.T.
Co-Supervisor : Dr. Sutikno, S.Si., M.Si.

ABSTRACT

Extreme climatic phenomena influence on the weather and season. It causes the level of paddy production in East Java became vulnerable to the fulfillment of rice consumption. El-Nino Southern Oscillation (ENSO) is the sensitive indicator to extreme circumstances. An ENSO indicator used in this study was SST 3.4 anomaly. In this study, the relationship between the paddy harvested area and SST 3.4 anomaly has been identified by Copula correlation. Then, OLS and robust regression models were used to calculate the parameters estimation for the model of harvested area of paddy. The best model of the harvested area of paddy is determined based on the residual amount for each models. Therefore, we have designed, analyzed and implemented of software that can help to decision-making related to election prediction models and determine the risk level of paddy production. Identification results showed that most of the relationships harvested area of paddy and SST 3.4 anomaly identified by the Normal Copula. This is due to SST 3.4 anomaly and the vast majority of the harvested areas have normal distribution. The best prediction model of harvested area of paddy mostly using robust regression. This is due to most of the variables have outliers. The risk level prediction of paddy has determined based on the amount of paddy production as inventories and consumption of rice as a necessity. Lamongan, Ngawi, Banyuwangi, Bojonegoro, and Jember have a risk level of paddy production is low. It caused by the five districts are areas of paddy production centers and exporters of rice in Indonesia.

Keywords: Decision Support Systems (DSS), agriculture, ENSO, copula correlation, robust regression

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirobbil'alamin. Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya. Shalawat dan salam kepada Raulullah Muhammad SAW sebagai suri tauladan sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul **“PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK UNTUK ANALISIS RISIKO PRODUKSI PADI DENGAN INDIKATOR *EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO)*”**. Tesis ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan studi pada pada Program Studi PascaSarjana Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Tersusunnya Tesis ini tidak terlepas dari bantuan berbagai pihak. Untuk itu penulis ingin menyampaikan terimakasih kepada:

1. Abah dan Ibu tercinta yang senantiasa mendoakan, memberikan cinta dan dukungan baik moril maupun material, serta selalu mengingatkan penulis agar selalu berikhtiar, bersyukur, bersabar, dan bertawakkal.
2. Mas Idjemak, Mas Isnan, Mas Iwan, Mas Hamzah, Mas Aan dan Adik Agung yang selalu memberikan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan Tesis ini.
3. Bapak Prof. Ir. Joni Hermana, M.Sc.ES., Ph.D. selaku Rektor Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.
4. Direktorat Jendral Perguruan Tinggi (DIKTI) selaku penyandang dana pendidikan melalui program beasiswa Pra S2-S2 SAINTEK.
5. Bapak Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T. selaku Direktur Program Pascasarjana ITS.
6. Ibu Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika ITS.
7. Bapak Dr. Subiono M.S. selaku Koordinator Program Studi Pascasarjana Matematika ITS.
8. Bapak Dr. Imam Mukhlash, M.T. dan Bapak Dr. Sutikno, M.Si. selaku dosen pembimbing yang memberikan bimbingan, arahan dan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan Tesis ini.

9. Ibu Dr. Dwi Ratna S, S.Si., M.T., Bapak Dr. Budi Setyono, S.Si., M.T., dan Ibu Endah Rochmati, S.Si., M.T., Ph.D. selaku dosen penguji yang memberikan masukan, saran dan kritik kepada penulis yang membantu penulis dalam menyelesaikan Tesis ini.
10. Ratna dan Husnin yang membantu penulis dalam memahami pengembangan perangkat lunak berbasis *website*.
11. Kartika, Rana dan Riska yang membantu penulis dalam memahami teori-teori statistika dalam Tesis ini.
12. Teman-teman seperjuangan Pra S2 SAINTEK 2012 yang bersama-sama saling memotivasi.
13. Teman-teman seperjuangan S2 Matematika 2013, terkhusus para sahabatku Ninik, Silvi, Ninis, Mala dan Mas Nasruddin serta semua pihak yang telah membantu penulis sehingga Tesis ini dapat terselesaikan.

Penulis berharap laporan Tesis ini dapat memberikan manfaat bagi masyarakat dan ilmu pengetahuan. Penulis menyadari bahwa Tesis ini masih jauh dari sempurna dalam penulisannya, oleh karena itu penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun untuk perbaikan di masa yang akan datang.

Surabaya, Juni 2015

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK.....	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	5
2.1. <i>El-Nino Southern Oscilation</i> (ENSO)	5
2.2. Sistem Pendukung Keputusan (SPK)	7
2.2.1 Pengembangan SPK	8
2.3. Sistem Informasi Geografis (SIG)	9
2.4 Korelasi	10
2.4.1 Korelasi Pearson (r).....	10
2.4.2 Korelasi Spearman (r_s).....	11
2.4.3 Korelasi Tau Kendall (τ).....	12
2.5 Uji Kenormalan Data.....	13
2.5.1 Uji Komolgorov-Smirnov	13
2.5.2 Anderson Darling	13
2.6 Copula.....	14
2.6.1 Copula Gaussian / Copula Normal	14
2.6.2 Copula Archimedean.....	15
2.6.3 Estimasi Parameter Copula dengan MLE (<i>Maximum Likelihood Estimation</i>).....	16
2.6.4 Contoh Identifikasi Korelasi Copula	19
2.7 Analisis Regresi	22
2.7.1 <i>Ordinary Least Square</i> (OLS)	22
2.7.2 Regresi <i>Robust</i>	23
2.8 Penelitian Terdahulu.....	26
BAB 3 METODE PENELITIAN	29
3.1 Sumber Data.....	29

3.2 Tahapan Penelitian	29
BAB 4 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM.....	33
4.1 Fase Perencanaan.....	33
4.2 Fase Analisis	33
4.3 Fase Desain	37
4.3.1 Desain Basisdata.....	37
4.3.2 Desain Proses.....	38
4.3.3 Desain Antarmuka.....	46
4.4 Fase Implementasi	48
4.4.1 Koneksi Basis Data	49
4.4.2 Perhitungan Parameter θ	49
4.4.3 Estimasi Parameter Model Luas Panen dengan OLS.....	49
4.4.4 Estimasi Parameter Model Luas Panen dengan Regresi <i>Robust</i>	50
4.4.5 Hasil Prediksi Luas Panen dengan Model OLS dan Regresi <i>Robust</i> beserta Residualnya per <i>Subround</i>	52
4.4.6 Pemilihan Model Luas Panen Terbaik	52
4.4.7 Perhitungan Prediksi Luas Panen, Produksi Padi dan Konversi Beras	53
4.4.8 Perhitungan Kebutuhan Beras	53
4.4.9 Penentuan Prediksi Risiko Produksi Padi	53
BAB 5 UJI COBA DAN ANALISIS HASIL	55
5.1 Persiapan <i>Data Set</i>	55
5.2 Korelasi Luas Panen dan Anomali SST 3.4.....	56
5.2.1 Hasil Korelasi Menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall	56
5.2.2 Hasil Uji Normalitas Data.....	59
5.2.3 Hasil Korelasi Menggunakan Copula	61
5.3 Model Luas Panen	64
5.4 Prediksi Produksi	68
5.5 Prediksi Tingkat Risiko Produksi	69
BAB 6 PENUTUP.....	73
6.1 Kesimpulan	73
6.2 Saran.....	73
DAFTAR PUSTAKA	75
LAMPIRAN	81

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Keluarga Copula Archimedean (Kpanzou, 2007)	15
Tabel 2.2 Estimasi Parameter Copula Archimedean (Fox, 2002).....	18
Tabel 2.3 Data Bivariat dengan $X = \text{RGF}$ dan $Y = \text{SLF}$	19
Tabel 2.4 Korelasi antara Variabel X dan Y	19
Tabel 2.5 Estimasi Parameter θ untuk Clayton, Gumbel dan Frank.....	20
Tabel 2.6 Hasil Generator ϕ dan Estimasi Copula	21
Tabel 2.7 Nilai <i>Likelihood</i> menurut Copula	21
Tabel 2.8 Fungsi Objektif, Fungsi Pengaruh dan Fungsi Pembobot pada Estimasi-M Tukey <i>Bisquare</i> (Fox, 2002).....	25
Tabel 2.9 Penelitian Terkait ENSO dan SPK dalam Bidang Pertanian.....	26
Tabel 5.1 Hasil Korelasi Signifikan dengan $\alpha = 0.05$	57
Tabel 5.2 Hasil Korelasi Signifikan dengan $\alpha = 0.01$	58
Tabel 5.3 Hasil Uji Normalitas Data	60
Tabel 5.4 Keputusan Akhir Hasil Uji Normalitas Data	61
Tabel 5.5 Hasil Korelasi Luas Panen menggunakan Copula.....	63
Tabel 5.6 Model Luas Panen dengan OLS.	65
Tabel 5.7 Model Luas Panen dengan Regresi <i>Robust</i>	66
Tabel 5.8 Pemilihan Model Luas Panen Terbaik	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Wilayah Nino (Sumber: NOAA, 2014).....	5
Gambar 2.2 Model Komponen SPK (Turban, 2007)	8
Gambar 2.3 Siklus Pengembangan Perangkat Lunak Tradisional (Turban, 2007)	9
Gambar 2.4 Struktur SIG (Malczewski, 1999).....	10
Gambar 3.1 <i>Flowchart</i> tahap analisis data dan pengembangan perangkat lunak.....	31
Gambar 4.1 Model Komponen SPK	34
Gambar 4.2 Model Data Konseptual (CDM)	35
Gambar 4.3 Model Data Fisik (PDM)	36
Gambar 4.4 Diagram Model Proses	38
Gambar 4.5 <i>Flowchart</i> Identifikasi Pola Hubungan antar Variabel.....	39
Gambar 4.6 <i>Flowchart</i> Model Luas Panen dengan OLS	42
Gambar 4.7 <i>Flowchart</i> Model Luas Panen dengan Regresi <i>Robust</i>	44
Gambar 4.8 Rancangan Menu <i>Data Set</i>	46
Gambar 4.9 Rancangan Menu <i>Correlation</i>	47
Gambar 4.10 Rancangan Menu <i>Estimation</i>	47
Gambar 4.11 Rancangan Menu <i>Risk Analysis</i>	48
Gambar 4.12 Tampilan Basis Data pada MySQL.....	48
Gambar 5.1 Tampilan Data Luas Panen Padi	55
Gambar 5.2 Tampilan Data Anomali SST 3.4.....	56
Gambar 5.3 Tampilan Korelasi antara Luas Panen dan Aomali SST 3.4.....	57
Gambar 5.4 Tampilan Uji Normalitas Data.....	59
Gambar 5.5 Tampilan Parameter θ Copula	62
Gambar 5.6 Tampilan Estimasi Parameter Copula	63
Gambar 5.7 Tampilan <i>Fitting</i> Copula menggunakan MLE	64
Gambar 5.8 Tampilan Perbandingan Jumlah Residual Model OLS dan Regresi <i>Robust</i>	68
Gambar 5.9 Tampilan Prediksi Produksi Padi.....	69

Gambar 5.10 Tampilan Prediksi Tingkat Risiko Produksi Padi	69
Gambar 5.11 Tampilan Grafik Persediaan dan Kebutuhan	70
Gambar 5.12 Tampilan Peta Tematik Tingkat Risiko Produksi Padi	70

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur.....	81
Lampiran 2 Data Anomali SST 3.4.....	87
Lampiran 3 Program R untuk Uji Normalitas Data pada Variabel Luas Panen <i>Subround 1</i> Kabupaten Lamongan.....	89
Lampiran 4 Program R untuk Korelasi antara Luas Panen Padi di Kabupaten Lamongan dan Anomali SST 3.4.....	91
Lampiran 5 Program R untuk Estimasi Parameter Copula dengan Pendekatan Tau Kendall pada Luas Panen <i>Subround 1</i> Kabupaten Lamongan dan Anomali SST 3.4.....	93
Lampiran 6 Program R untuk <i>Fitting</i> Copula dengan MLE pada Luas Panen <i>Subround 2</i> Kabupaten Lamongan dan Anomali SST 3.4.....	95
Lampiran 7 Hasil Korelasi menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall.....	97
Lampiran 8 Parameter θ masing-masing Copula.....	103
Lampiran 9 Hasil <i>Fitting</i> Copula dengan MLE.....	105
Lampiran 10 Hasil Prediksi Produksi Padi tiap <i>Subround</i>	107
Lampiran 11 Hasil Prediksi Persediaan, Kebutuhan dan Tingkat Risiko Produksi Padi Tiap <i>Subround</i>	109

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia disebut negara agraris karena sebagian besar penduduknya bermata pencaharian sebagai petani. Provinsi Jawa Timur memiliki tingkat produktivitas padi paling tinggi dibandingkan provinsi lainnya. Di sisi lain, dari tahun 2000 hingga tahun 2013 tingkat produktivitas padi selalu tidak stabil, bahkan terjadi penurunan di beberapa tahun (BPS, 2013). Hal ini disebabkan kurangnya pengetahuan mengenai manajemen risiko produksi.

Salah satu pengetahuan manajemen produksi yang harus diketahui adalah adanya pengetahuan tentang perubahan musim yang berpengaruh pada masa panen. Perubahan musim tersebut kadang terjadi tidak sesuai siklusnya, hal ini dipengaruhi oleh adanya gangguan iklim (Mulyanti, 2012). Gangguan iklim yang terkait dengan curah hujan dapat menyebabkan aktivitas pertanian menjadi terganggu, khususnya padi.

Salah satu indikator yang peka dengan adanya gangguan iklim adalah ENSO (*El-Nino Southern Oscillation*). Pengatur ENSO terdiri atas melemahnya angin pasat (atmosfir) dan perpindahan kolom panas (laut). Pengatur ENSO sendiri masih belum dapat dijelaskan dengan baik, ada sumber yang mengatakan munculnya disebabkan mula-mula dari atmosfer yaitu oleh melemahnya angin pasat. Sedangkan pendapat lain mengatakan bahwa munculnya diawali dari laut yaitu adanya perpindahan kolom panas. Namun hal ini seperti sebuah siklus yang tidak dapat ditemukan mana yang merupakan awal mula penyebabnya (Santriyani, 2011).

ENSO yang terkait dengan prakiraan iklim dapat bermanfaat bagi pembuatan keputusan dalam bidang pertanian (Podesta , *et.al.*, 2002). Sebuah kerangka penilaian risiko yang dikembangkan untuk mengevaluasi ketidakpastian iklim yang terkait dengan hasil pertanian berasal dari model yang dapat digunakan untuk proses pengambilan keputusan kebijakan (Naylor , *et.al.*, 2009).

Peran suatu sistem pendukung keputusan menjadi sangat penting dalam penentuan kebijakan pertanian. Beberapa penelitian yang membahas tentang ENSO dan sistem pendukung keputusan terhadap pertanian antara lain: Maulidiyah (2014) yang menyimpulkan bahwa estimasi produksi padi dapat diintegrasikan ke dalam sistem pendukung keputusan untuk mengetahui tingkat risiko produksi padi secara tahunan (jangka panjang); Oktaviana (2012) menunjukkan bahwa indikator ENSO tiga kabupaten dari lima kabupaten yang diteliti menjadi wilayah rawan puso padi; Xiangzheng (2010) yang menyimpulkan bahwa dari tahun 1985 sampai 2004 ENSO memiliki keterkaitan yang erat dengan curah hujan yang meningkatkan produksi padi di wilayah yang sensitif terhadap iklim di Cina.

Berdasarkan latar belakang tersebut, perlu adanya kajian untuk menganalisa tingkat risiko produksi padi dengan indikator ENSO. Kajian ini diharapkan mampu menghasilkan tingkat risiko padi sesuai dengan data ENSO secara bulanan tiap tahunnya (jangka pendek).

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana pola hubungan antara luas panen padi dan indikator ENSO?
2. Bagaimana estimasi luas panen padi, penentuan produksi dan tingkat risiko produksi padi dengan indikator ENSO ?
3. Bagaimana mengintegrasikan proses estimasi hingga penentuan tingkat risiko produksi ke dalam sistem pendukung keputusan untuk risiko produksi padi?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan yang akan dibahas pada penelitian ini dibatasi oleh beberapa hal, yaitu:

1. Data indikator ENSO yang digunakan dalam penelitian ini adalah anomali SST (*Sea Surface Temperature*) 3.4; data produktivitas dan luas panen padi di wilayah yang menjadi studi kasus.

2. Korelasi antara variabel prediktor dan respon menggunakan korelasi Copula.
3. Estimasi luas panen menggunakan model OLS dan regresi *robust*.
4. Penentuan tingkat risiko hanya memperhatikan aspek persediaan dan kebutuhan saja, tanpa mempertimbangkan aspek lainnya seperti inventori, pengiriman persediaan ke daerah lain, ekspor-impor, dan sebagainya.
5. Studi kasus penelitian ini di 5 kabupaten yang merupakan wilayah sentra produksi padi di Jawa Timur yaitu Kabupaten Ngawi, Kabupaten Bojonegoro, Kabupaten Jember, Kabupaten Banyuwangi dan Kabupaten Lamongan.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah yang telah diuraikan sebelumnya, maka tujuan yang diharapkan dari penelitian ini antara lain:

1. Mengidentifikasi pola hubungan antara luas panen padi dan indikator ENSO.
2. Mengestimasi luas panen, menentukan produksi dan tingkat risiko produksi padi dengan indikator ENSO pada waktu tertentu.
3. Mengintegrasikan proses estimasi hingga penentuan tingkat risiko produksi dengan indikator ENSO ke dalam sistem pendukung keputusan untuk risiko produksi padi.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat dijadikan bahan pertimbangan bagi pembuat kebijakan, khususnya di wilayah Jawa Timur, dalam mengambil kebijakan tentang manajemen risiko produksi padi.
2. Dapat dijadikan bahan pertimbangan bagi pembuat kebijakan dalam mengambil keputusan pada masalah ketahanan pangan, khususnya di wilayah Jawa Timur.

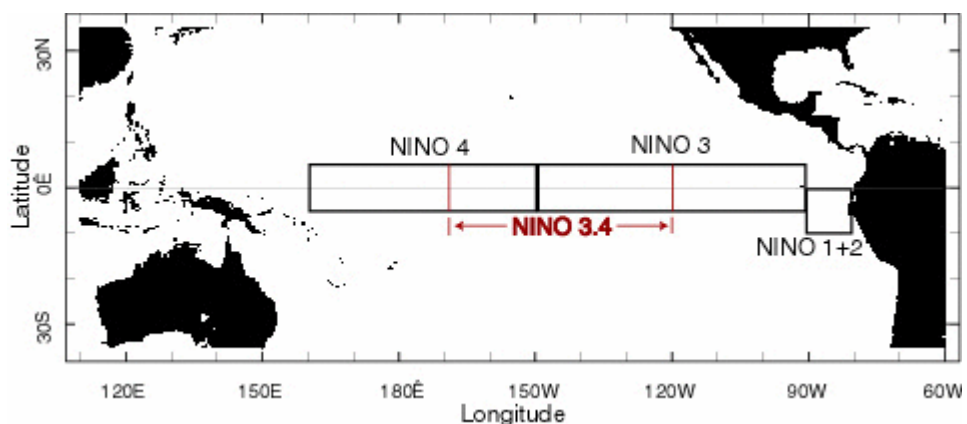
BAB 2

KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 *El-Nino Southern Oscillation (ENSO)*

El-Nino Southern Oscillation (ENSO) merupakan hasil fenomena dari interaksi dua arah antara laut dan atmosfer di daerah tropis Samudra Pasifik. Fenomena ini melibatkan dua fase ekstrem: fase panas, yang dikenal sebagai *El-Nino*, dan fase dingin, yang disebut *La-Nina*; fase yang jatuh tidak pada kedua fase ekstrem tersebut dikenal sebagai fase netral (Podesta, 2002). ENSO merupakan sumber utama dari variabilitas iklim dalam skala musiman hingga antar tahunan di berbagai belahan dunia (Trenberth, 1997). *Southern Oscillation* merupakan naik turunnya perbedaan tekanan atmosfer antara wilayah Australia-Indonesia dengan bagian timur daerah tropis Samudera Pasifik (Chiew, *et.al.*, 1998).

Pemantauan kondisi ENSO berfokus pada suhu permukaan laut (SST) anomali dalam 4 wilayah geografis khatulistiwa Pasifik (Gambar 2.1). Anomali SST lebih dari atau sama dengan 0.5°C (0.9°F) di Nino 3.4 (yang terdiri dari bagian-bagian dari Nino daerah 3 dan 4) adalah indikasi dari ENSO tahap pemanasan atau kondisi *El-Nino*, sedangkan anomali kurang dari atau sama dengan -0.5°C (-0.9°F) berhubungan dengan fase dingin kondisi *La-Nina* (NOAA, 2014).



Gambar 2.1 Wilayah Nino (Sumber: NOAA, 2014)

Hasil pertanian (bidang pangan maupun hortikultura) sangat bergantung pada keadaan iklim. ENSO adalah salah satu indikator yang paling penting dari variabilitas iklim musiman di seluruh dunia, maka diharapkan akan ada korelasi antara hasil panen dan ENSO (Cabrera *et.al*, 2009). Selain itu, menurut Cabera , *et.al*. (2009), peramalan fase ENSO telah digunakan untuk memprediksi produksi pertanian.

Pada manajemen produksi padi, Maulidiyah (2014) meneliti tentang sistem pendukung keputusan spasial untuk tingkat risiko produksi padi di Jawa Timur. Di lokasi yang sama namun dengan pendekatan berbeda, Oktaviana (2012) meneliti tentang tingkat kerawanan puso padi dengan indikator ENSO. Pada tahun 2004, Falcon *et.al* menggunakan model iklim untuk meningkatkan ketahanan pangan di Indonesia. Penelitian tersebut terkait dengan penelitian Naylor (2009) yang mengintegrasikan pengetahuan iklim, penilaian risiko dan menganalisis kebijakan menggunakan ENSO di Indonesia.

Beberapa penelitian lain juga telah mengaplikasikan ENSO di bidang pertanian (*agriculture*). Dampak dari ENSO pada produksi padi telah diteliti di beberapa negara, antara lain Cina (Xiangzheng, 2010) dan Filipina (Roberts, 2008). Sedangkan di Sri Lanka, hubungan antara ENSO dan produksi padi musiman dapat digunakan untuk manajemen dan formula kebijakan di bidang pertanian (Zubair, 2002). Selanjutnya, terdapat sistem informasi perkiraan iklim dengan indikator ENSO untuk manajemen risiko pertanian di Amerika Serikat bagian tenggara (Fraisie, 2006).

Potgieter *et.al* (2002) telah meneliti tentang pola spasial dan *temporal* ladang gandum di Australia serta menghubungkannya dengan ENSO. Pada penelitian Lagos dan Buizer (1992) dalam Cabrera *et.al*. (2009) menunjukkan bahwa perkiraan *El-Nino* untuk menanam kapas dan padi menghasilkan hasil yang lebih tinggi dibandingkan tanpa prakiraan *El-Nino*. Selain itu, Podesta *et.al* (1999) dalam Cabrera *et.al* (2009) menyatakan terjadi peningkatan produksi jagung dan sorgum saat fase *El-Nino* dan mengalami penurunan produksi saat fase *La-Nina* di Pampas Argentina (Argentina tengah-timur). Fase ENSO juga digunakan sebagai indikator untuk meningkatkan produksi gandum di Paraguay (Ramirez-Radrigues, 2014).

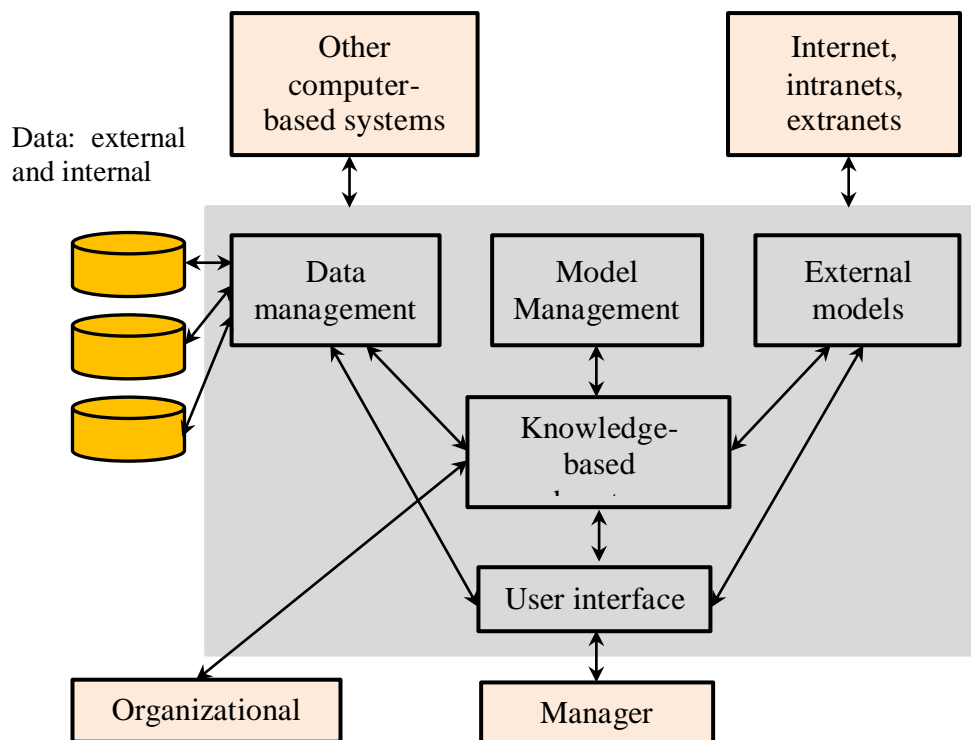
2.2 Sistem Pendukung Keputusan (SPK)

Definisi awal *Decision Support System* (DSS) atau dengan kata lain Sistem Pendukung Keputusan (SPK) diidentifikasi sebagai sistem untuk mendukung manajerial pengambil keputusan dalam situasi keputusan semi terstruktur (Turban , *et.al.*, 2007). Definisi lain, SPK sebagai model berbasis kumpulan prosedur pada pengolahan dan penilaian data untuk manajer dalam mengambil suatu keputusan (Little, 1970 dalam Turban , *et.al.*, 2007). Little berpendapat bahwa sistem tersebut harus sederhana, handal, mudah dikontrol, adaptif, lengkap pada masalah penting dan mudah dikomunikasikan agar sistem tersebut dapat dikatakan sukses.

SPK sebagai sistem berbasis komputer yang terdiri dari tiga komponen yang saling berinteraksi: sistem bahasa (mekanisme untuk menyediakan komunikasi antara pengguna dan komponen lain dari SPK), sistem pengetahuan (repositori pengetahuan yang terdapat dalam SPK sebagai data atau prosedur), sistem pemrosesan masalah (hubungan antara dua komponen lainnya, mengandung satu atau lebih kemampuan manipulasi masalah umum yang dibutuhkan untuk proses pengambilan keputusan). Konsep yang disediakan oleh definisi ini penting untuk memahami hubungan SPK dan pengetahuan (Bronzeck , *et.al.*, 1980 dalam Turban , *et.al.*, 2007).

Beberapa definisi tersebut membandingkan berbagai konsep yang digunakan untuk mendefinisikan SPK. Dengan demikian, SPK merupakan pendekatan atau metodologi untuk mendukung suatu keputusan yang bersifat interaktif, fleksibel, mudah beradaptasi terutama untuk mendukung solusi pada masalah manajemen yang tidak terstruktur (Turban *et.al.*, 2007).

Karakteristik utama dari SPK adalah disertakannya setidaknya satu model. Pada SPK, suatu model merupakan representasi yang disederhanakan atau dengan kata lain merupakan abstraksi dari realitas. Model dapat mewakili sistem atau masalah dengan berbagai tingkat abstraksi. Maka, menurut derajat abstraksinya, model dibagi menjadi tiga, yaitu (Turban *et.al.*, 2007): model *iconic* (skala), model analog, model matematika (kuantitatif).



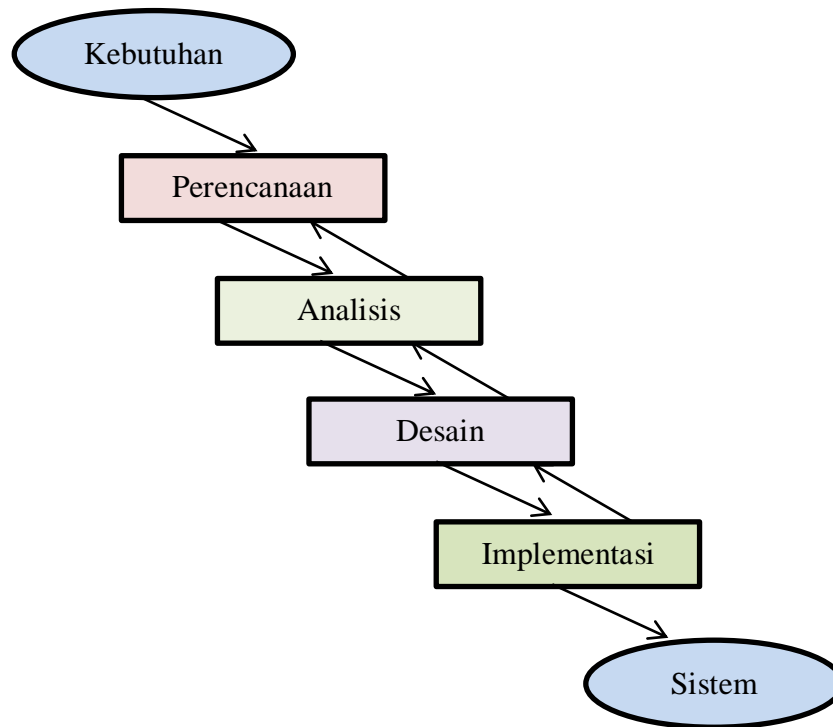
Gambar 2.2 Model Komponen SPK (Turban, 2007)

2.2.1 Pengembangan SPK

Pengembangan merupakan suatu pendekatan yang teratur dan terurut untuk pembuatan suatu sistem. Terdapat banyak siklus pengembangan sistem (*System Development Life Cycle / SDLC*) yang tradisional untuk sistem informasi, termasuk SPK. SDLC terdiri dari empat fase, yaitu perencanaan, analisis, desain dan implementasi. Sistem merupakan siklus karena memungkinkan untuk kembali dari fase satu ke fase lainnya (Turban, 2007).

Menurut Turban (2007), fase perencanaan dimulai pada kebutuhan yang harus dipenuhi. Pada fase ini dilakukan studi kelayakan. Pertanyaan tentang studi kelayakan meliputi: kelayakan teknis, biaya dan organisasi. Fase yang kedua adalah fase analisis. Fase analisis merupakan pengembangan dari strategi atau rencana analisis. Fase analisis mengarah pada pengembangan dari model proses dan model data. Selanjutnya adalah fase desain, yang mengindikasikan cara kerja sistem. Pada fase desain mempertimbangkan perangkat keras, perangkat lunak, tampilan antarmuka, dan sebagainya. Fase desain mengarah pada desain arsitektur yang menuju pada desain basis data dan desain *file* yang menuju pada desain

program. Secara keseluruhan pada fase desain mencakup spesifikasi sistem. Fase yang terakhir adalah fase implementasi yang mencakup semua fase sebelumnya. Pada fase implementasi, konstruksi tidak hanya mencakup pembuatan sistem tapi juga melakukan pengujian untuk verifikasi kerja sistem.



Gambar 2.3 Siklus Pengembangan Perangkat Lunak Tradisional (Turban, 2007)

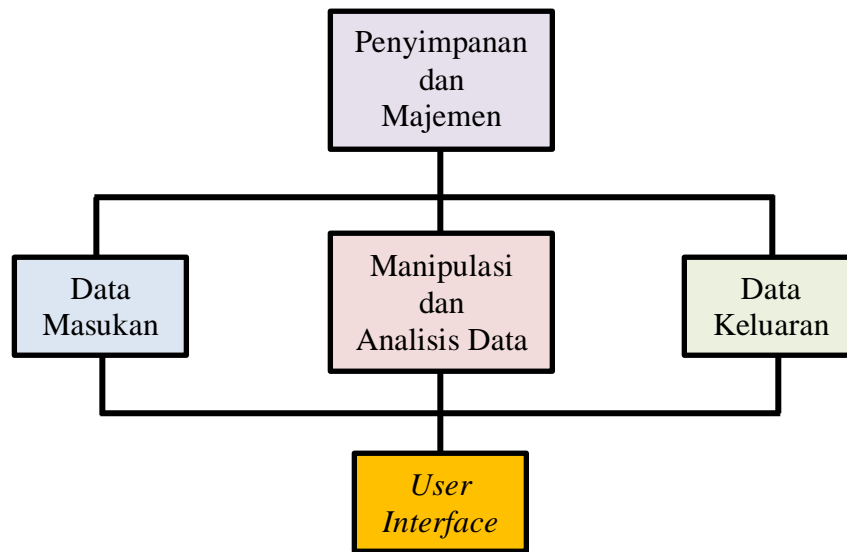
2.3 Sistem Informasi Geografis (SIG)

Sebagian besar definisi Sistem Informasi Geografis (SIG) fokus pada dua aspek sistem, yaitu teknologi dan/atau *problem solving* (Malczewski, 1999). Foote dan Lynch (1996a) dalam Malczewski (1999) menyatakan bahwa ada tiga komponen observasi berdasarkan fungsi SIG.

Pertama, SIG dapat dipertimbangkan sebagai tujuan khusus *digital database* yang merupakan sarana utama untuk penyimpanan, pengaksesan data dan pemberian informasi. Kedua, SIG terintegrasi teknologi, memungkinkan untuk terintegrasi dengan berbagai teknologi geografis seperti penginderaan jarak jauh (*remote sensing*), GPS, dan lainnya. Ketiga, tujuan akhir dari SIG adalah menyediakan dukungan untuk pembuatan keputusan. SIG dapat dikatakan sebagai sebuah sistem pendukung keputusan yang melibatkan integrasi data referensi

secara spasial dalam penyelesaian masalah lingkungan (Cowen, 1988 dalam Malczewski, 1999).

Berdasarkan definisi-definisi tersebut, sistem dari SIG dapat dibagi menjadi empat komponen utama atau subsistem, yaitu data masukan, penyimpanan data, manipulasi dan analisis data, dan data keluaran (Malczewski, 1999).



Gambar 2.4 Struktur SIG (Malczewski, 1999)

2.4 Korelasi

Korelasi dibedakan menjadi korelasi untuk statistik parametrik dan nonparametrik. Korelasi untuk statistik parametrik adalah korelasi Pearson, sedangkan korelasi untuk statistik non parametrik adalah korelasi Spearman dan Tau Kendall (Oktaviana, 2012). Penjelasan korelasi Pearson, Spearman dan Tau Kendall sebagai berikut:

2.4.1 Korelasi Pearson (r)

Teknik korelasi Pearson termasuk kategori statistik parametrik sehingga terdapat syarat-syarat yang harus dipenuhi. Syarat tersebut adalah data yang digunakan berskala interval atau rasio dan sebaran data mengikuti distribusi normal. Berikut adalah formula untuk korelasi Pearson (Walope, 2007):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}; \quad -1 \leq r \leq 1 \quad (2.1)$$

dengan X dan Y adalah variabel yang diamati dan n merupakan banyaknya amatan.

Pengujian hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \rho = 0$ (tidak ada korelasi antara X dan Y)

$H_1: \rho \neq 0$ (ada korelasi antara X dan Y)

Statistik uji:

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (2.2)$$

adalah suatu nilai yang berdistribusi t dengan derajat bebas $v = n - 2$. Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2}, v}$ atau $p - value < \alpha$.

2.4.2 Korelasi Spearman (r_s)

Korelasi Spearman dikembangkan oleh Charles Spearman pada tahun 1904. Beberapa asumsi yang harus terpenuhi antara lain, data merupakan sebuah sampel acak yang terdiri dari n pasangan hasil pengamatan numerik atau non numerik. Data yang digunakan sekurang-kurangnya berskala ordinal untuk dianalisis dengan cara diperingkat. Pengujian hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: \rho = 0$ (tidak ada korelasi antara X dan Y)

$H_1: \rho \neq 0$ (ada korelasi antara X dan Y)

Statistik uji:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2.3)$$

dengan

$$\sum_{i=1}^n d_i^2 = \sum_{i=1}^n [R(X_i) - R(Y_i)]^2 \quad (2.4)$$

keterangan:

$R(X_i) =$ peringkat dari X_i

$R(Y_i)$ = peringkat dari Y_i

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|r_s| > r_{1-\alpha/2,n}$ dengan $r_{1-\alpha/2}$ diperoleh dari tabel harga-harga kritis statistik uji korelasi Spearman.

Jika ukuran sampel lebih dari 30 maka memiliki distribusi normal standar dengan menggunakan statistik uji sebagai berikut:

$$z = r_s \sqrt{n-1} \quad (2.5)$$

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|z_{hitung}| = z_{\alpha/2}$ atau $p - value < \alpha$.

2.4.3 Korelasi Tau Kendall ($\hat{\tau}$)

Korelasi ini dikembangkan oleh Maurice Kendall Tau yang biasanya digunakan untuk menguji korelasi antara dua variabel yang datanya tidak terdistribusi normal atau tidak diketahui distribusinya. Simbol τ sering digunakan untuk mendefinisikan korelasi Tau Kendall. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut (Daniel, 1989 dalam 'Anisa', 2013):

$$\tau = \frac{2S}{n(n-1)} \quad (2.6)$$

dengan $S = P - Q$,

keterangan:

P = banyaknya pasangan berurutan wajar

Q = banyaknya pasangan berurutan terbalik

n = jumlah amatan

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|\tau_{hitung}| > \tau_{\alpha/2,n}$ dengan $\tau_{\alpha/2}$ diperoleh dari tabel harga-harga kritis statistik uji korelasi Tau-Kendall.

Jika ukuran sampel lebih dari 10 maka distribusi yang digunakan adalah distribusi normal, yaitu (Daniel, 1989 dalam 'Anisa', 2015):

$$z = \frac{3\hat{\tau}\sqrt{n(n-1)}}{\sqrt{2(2n+5)}} \quad (2.7)$$

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|z_{hitung}| > z_{\alpha/2}$ atau $p - value < \alpha$.

2.5 Uji Kenormalan Data

Uji kenormalan data dapat dilakukan dengan uji Kolmogorov-Smirnov dan uji Anderson Darling.

2.5.1 Uji Komolgorov-Smirnov

Uji Kolmogorov Smirnov diperkenalkan oleh Kolmogorov (1933) dan Smirnov (1939). Pengujian hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$H_0: F(x) = F_0(x)$ untuk semua nilai x

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ untuk sekurang-kurangnya sebuah nilai x

dengan,

$F(x)$ merupakan fungsi distribusi berdasarkan data (belum diketahui).

$F_0(x)$ merupakan fungsi distribusi sesuai yang dihipotesiskan (Normal).

Statistik uji:

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.8)$$

dengan, $S(x)$ merupakan proporsi nilai-nilai pengamatan dalam sampel yang kurang atau sama dengan x . Daerah penolakannya, tolak H_0 jika $D_{hitung} > D_\alpha$ yang diperoleh dari tabel Kolmogorov Smirnov satu sampel (Daniel, 1989 dalam 'Anisa', 2015).

2.5.2 Anderson Darling

Menurut Stephens (1974), pengujian menggunakan metode uji Anderson Darling merupakan salah satu uji normalitas yang mengukur penyimpangan distribusi berdasarkan data EDF (*empirical distribution function*) terhadap CDF (*cumulative distribution function*) yang diasumsikan, dalam hal ini distribusinya adalah normal. Anderson dan Darling (1954) dalam Arshad *et.al* (2003) mendefinisikan statistik uji seperti pada persamaan berikut:

$$A_n^2 = n \int_{-\infty}^{\infty} \{F_n(x) - F(x)\}^2 \psi(x) dF(x) \quad (2.9)$$

dengan $\psi(x) = [F(X)\{1 - F(X)\}]$ merupakan fungsi pembobot non negatif. Perhitungan statistik uji Anderson Darling yang lebih mudah menjadi (Arshad *et.al*, 2003):

$$A_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) \{ \log Z_{(i)} + \log(1 - Z_{(n+1-i)}) \} \quad (2.10)$$

Dengan $Z_i = F(X_i), i = 1, 2, \dots, n$ merupakan fungsi distribusi kumulatif dari distribusi tertentu.

2.6 Copula

Copula memiliki beberapa keluarga antara lain Copula Archimedean, Copula Elips, Copula *Bivariate Extreme Value* dan Copula Marshal-Olkin. Keluarga Copula yang populer adalah Copula Archimedean dan Copula Elips ('Aninsa', 2015).

2.6.1 Copula Gaussian / Copula Normal

Copula Gaussian disebut juga Copula Normal, merupakan salah satu keluarga Copula Elips yang berdistribusi elips. Copula Normal diperoleh dengan transformasi variabel acak ke multivariat distribusi normal standar. Jika Copula Normal digunakan pada distribusi normal multivariat, maka diasumsikan memiliki hubungan yang linear (Schölzel dan Friederichs, 2008).

Diberikan X adalah vektor acak dengan komponen (X_1, \dots, X_m) dan fungsi distribusi kumulatif marginal F_{X_1}, \dots, F_{X_m} dengan $U_i = F_{X_i}(X_i) \sim \mathcal{U}(0,1)$, masing-masing variabel ditransformasikan ke variabel acak normal standar multivariate seperti Persamaan (2.11) (Schölzel dan Friederichs, 2008):

$$Z_i = F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(F_{X_i}(X_i)) \sim \mathcal{N}(0,1) \quad (2.11)$$

dengan $j = 1, 2, \dots, m$ dan asumsi $Z = (Z_1, \dots, Z_m)^T$ mengikuti distribusi normal standar multivariat $\mathcal{N}(0, \Sigma)$, dengan *probability density function* (PDF) yang sesuai, dan Σ merupakan matriks kovarian.

PDF dari vektor acak asli yang menggunakan fungsi Copula Gaussian, sebagai berikut (Ratih, 2013):

$$\begin{aligned}
& C_X(u_1, u_2, \dots, u_m, w) \\
&= F_{\mathcal{N}(0, \Sigma)} \left(F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_1), F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_2), \dots, F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_m), F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(w) \right) \quad (2.12)
\end{aligned}$$

dengan,

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1,m+1} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2,m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{m+1,1} & \sigma_{m+1,2} & \dots & \sigma_{m+1,m+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1,m+1} \\ \sigma_{21} & 1 & \dots & \sigma_{2,m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{m+1,1} & \sigma_{m+1,2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Dengan demikian, densitas Copula Gaussian adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
& c_{(X_1, X_2, \dots, X_m, Y)}(u_1, \dots, u_m, w) \\
&= \frac{\partial}{\partial u_1} \cdot \frac{\partial}{\partial u_2} \dots \frac{\partial}{\partial u_m} \cdot \frac{\partial}{\partial w} \cdot C_X(u_1, u_2, \dots, u_m, w) \quad (2.13) \\
&= \frac{f_{\mathcal{N}(0, \Sigma)}(F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_1), F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_2), \dots, F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_m), F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(w))}{f_{\mathcal{N}(0,1)}(F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(w)) \prod_{j=1}^m (f_{\mathcal{N}(0,1)}(F_{\mathcal{N}(0,1)}^{-1}(u_j)))}
\end{aligned}$$

2.6.2 Copula Archimedean

Copula Archimedean memiliki bentuk distribusi dengan *tail* dependensi yang menunjukkan probabilitas kondisional pada daerah ekstrim.

Tabel 2.1 Keluarga Copula Archimedean (Kpanzou, 2007)

Copula	Generator $\phi(u)$	Copula Bivariat $c(u_1, u_2)$
Clayton	$\frac{u^{-\theta} - 1}{\theta}, \theta \in (0, \infty)$	$(u_1^{-\theta} + u_2^{-\theta} - 1)^{-\frac{1}{\theta}}$
Gumbel	$(-\log(u))^\theta, \theta \in [1, \infty)$	$\exp \left\{ -[(-\log(u_1))^\theta + (-\log(u_2))^\theta]^{\frac{1}{\theta}} \right\}$
Frank	$\log \left(\frac{e^{\theta u} - 1}{e^\theta - 1} \right), \theta \in R \setminus \{0\}$	$\frac{1}{\theta} \log \left(1 + \frac{(e^{\theta u_1} - 1)(e^{\theta u_2} - 1)}{(e^\theta - 1)} \right)$

Jika terdapat $\phi: [0,1] \rightarrow [0, \infty)$ memiliki sifat kontinu, menurun, dan merupakan fungsi konveks, maka $\phi(0) = \infty$ dan $\phi(1) = 0$. $\phi^{-1}: [0, \infty) \rightarrow [0,1]$ adalah invers dari ϕ . Fungsi Copula Archimedean $C: [0,1]^m \rightarrow [0,1]$ dapat ditulis dalam Persamaan (2.14) (Nelsen, 2006).

$$C(u_1, u_2, \dots, u_m) = \phi^{-1}\{\phi(u_1) + \phi(u_2) + \dots + \phi(u_m)\} \quad (2.14)$$

dengan $\phi: [0,1] \rightarrow [0, \infty)$ merupakan monoton sempurna, sebagai berikut:

$$(-1) \frac{\partial^k}{\partial u^k} \phi^{-1}(u) \geq 0, \quad k \in \mathbb{N} \quad (2.15)$$

dengan ϕ merupakan Generator Copula C dan memiliki satu parameter θ (Kpanzou, 2007). Beberapa jenis keluarga Copula Archimedean yaitu: Copula Clayton, Gumbel, dan Frank beserta generatornya disajikan pada Tabel 2.1.

2.6.3 Estimasi Parameter Copula dengan MLE (*Maximum Likelihood Estimation*)

Estimasi parameter Copula dapat diperoleh dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), dengan memaksimumkan fungsi log *likelihood* (Mikosch, 2006). Fungsi densitas f dapat ditulis dalam bentuk Copula, yaitu (Ratih, 2013):

$$f(x_1, y) = c\{F_{X_i}(x_i), F_Y(y)\}F_{X_i}(x_i).F_Y(y); \quad x_i, y \in \mathbb{R} \quad (2.16)$$

menggunakan metode MLE, fungsi *likelihood* L dan log *likelihood*, diperoleh persamaan berikut (Ratih, 2013):

$$L = \prod_{j=1}^n f(x_i^{(j)}, y^{(j)}) = \prod_{j=1}^n \left(c\{F_{X_i}(x_i^{(j)}), F_Y(y^{(j)})\}F_{X_i}(x_i^{(j)})F_Y(y^{(j)}) \right)$$

$$\ln L = \sum_{j=1}^n \ln c\{F_{X_i}(x_i^{(j)}), F_Y(y^{(j)})\} + \sum_{j=1}^n \ln \{F_{X_i}(x_i^{(j)}), F_Y(y^{(j)})\} \quad (2.17)$$

Persamaan (2.18) merupakan fungsi untuk Copula Archimedean multivariat.

$$C(u_1, u_2, \dots, u_m) = \phi^{-1}\{\phi(u_1) + \phi(u_2) + \dots + \phi(u_m)\} \quad (2.18)$$

Fungsi *likelihood* Copula Archimedean ditulis pada Persamaan (2.19).

$$L(\theta) = \prod_{j=1}^n c_\theta(u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{mj}) \quad (2.19)$$

Masing-masing Copula Archimedean memiliki fungsi *likelihood* yang berbeda.

Fungsi *likelihood* untuk Copula Clayton sebagai berikut:

$$\prod_{j=1}^n c_\theta(u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{mj}) = \prod_{j=1}^n \left[\sum_{i=1}^m u_{ij}^{-\theta} - m + 1 \right]^{-\frac{1}{\theta}}$$

$$L = \left[\sum_{i=1}^m u_{i1}^{-\theta} - m + 1 \right]^{-\frac{1}{\theta}} \dots \left[\sum_{i=1}^m u_{im}^{-\theta} - m + 1 \right]^{-\frac{1}{\theta}}$$

$$\ln L = n \left[m \log(\theta) + \log \left(\Gamma \left(\frac{1}{\theta} \right) + m \right) - \log \left(\Gamma \left(\frac{1}{\theta} \right) \right) \right] - (\theta + 1) \sum_{i,j} \log u_{ij} - \left(\frac{1}{\theta} + m \right) \sum_i \log \left(\sum_j u_{i,j}^{-\theta} - m + 1 \right) \quad (2.20)$$

Diberikan $g(\cdot)$ merupakan turunan dari $\log(\Gamma(\cdot))$. Turunan pertama dari Persamaan (2.20) dapat ditulis menjadi Persamaan (2.21).

$$\begin{aligned} \frac{d \ln L}{d\theta} = n \left[\frac{m}{\theta} + g \left(\frac{1}{\theta} + m \right) \frac{-1}{\theta^2} - g \left(\frac{1}{\theta} \right) \frac{-1}{\theta^2} \right] \\ - \sum_{i,j} \log u_{ij} + \frac{-1}{\theta^2} \sum_i \log \left(\sum_j u_{i,j}^{-\theta} - m + 1 \right) - \\ \left(\frac{1}{\theta} + m \right) \sum_i \frac{-\sum_j u_{i,j}^{-\theta} \log(u_{i,j})}{\sum_j u_{i,j}^{-\theta} - m + 1} = 0 \end{aligned} \quad (2.21)$$

Fungsi *likelihood* pada estimasi parameter Copula Archimedean dengan MLE pada Persamaan (2.21) tidak menghasilkan bentuk *closed form*, sehingga alternatif estimasi parameter Copula Archimedean dapat menggunakan pendekatan Tau-Kendall. Estimasi parameter Copula Archimedean dengan pendekatan Tau-Kendall diberikan pada Persamaan (2.22) (Genest & Riverst, 1993 dalam ‘Anisa’, 2015):

$$\hat{\tau} = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\phi(u)}{\phi'(u)} du \quad (2.22)$$

Berdasarkan Persamaan (2.18) τ dinyatakan dengan ϕ yang merupakan fungsi dari θ , sehingga estimasi $\hat{\theta}$ dari θ diperoleh persamaan berikut:

$$\hat{\tau}_c = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\phi(u)}{\phi'(u)} du \quad (2.23)$$

Pendekatan Tau-Kendall untuk Copula Clayton, Frank dan Gumbel (Embrechts, Lindskog, & McNeil, 2001) disajikan dalam Tabel 2.2.

Pengujian estimasi parameter Copula dilakukan untuk mengetahui parameter yang signifikan. Hipotesisnya didefinisikan sebagai berikut (Wang, 2010):

$$H_0: C = C_\theta$$

$$H_1: C \neq C_\theta$$

dengan C_θ merupakan model Copula dalam keluarga Copula Archimedean. Di bawah hipotesis nol dengan variabel acak mengikuti beberapa model Copula C_θ , maka distribusi menjadi $\sqrt{n}Z_n \rightarrow \mathcal{N}(0,1)$ adalah distribusi normal standar. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0: \theta = \theta_0$$

$$H_1: \theta \neq \theta_0$$

Statistik uji:

$$z = \frac{\hat{\theta} - \theta_0}{SE(\hat{\theta})} \quad (2.24)$$

Daerah penolakan: Tolak H_0 jika $|z_{hitung}| > z_{\alpha/2}$ atau $p - value < \alpha$. Jika tolak H_0 maka data dapat dimodelkan oleh Copula Archimedean yang diasumsikan.

Tabel 2.2 Estimasi Parameter Copula Archimedean (Fox, 2002)

Copula	Estimasi $\hat{\theta}$
Clayton	$\hat{t} = \frac{\theta_c}{\theta_c + 2}$ maka $\hat{\theta}_c = \frac{2\hat{t}}{1 - \hat{t}}$
Gumbel	$\hat{t} = 1 - \frac{1}{\theta_G}$ maka $\hat{\theta}_G = \frac{1}{1 - \hat{t}}$
Frank	$\hat{t} = 1 - \frac{4(1 - D_1(\hat{\theta}_F))}{\hat{\theta}_F}$ <p>dengan $D_k(x) =$ fungsi Debye</p> $D_k(x) = \frac{k}{x_k} \int_0^x \frac{u^k}{e^u - 1} du$

2.6.4 Contoh Identifikasi Korelasi Copula

Contoh data ini terdapat pada Cook dan Weisberg (1982) dalam Kpanzou (2007). Dua variabel dari contoh data, yaitu: faktor jarak terbang (RGF) dan faktor beban berkelanjutan (SLF), untuk 22 pesawat. Dua variabel, $X = \text{RGF}$ dan $Y = \text{SLF}$, merupakan pengamatan bivariat $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$ yang disajikan pada Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Data Bivariat dengan $X = \text{RGF}$ dan $Y = \text{SLF}$

X	3.3	3.6	4.87	4.72	4.11	3.75	3.97	4.65	3.84	4.92	3.82	4.32
Y	0.1	0.1	2.9	1.1	1	0.9	2.4	1.8	2.3	3.2	3.5	2.8

Tabel 2.3 Data Bivariat dengan $X = \text{RGF}$ dan $Y = \text{SLF}$ (Lanjutan)

X	4.53	4.48	5.39	4.99	4.5	5.2	5.65
Y	2.5	3	3	2.64	2.7	2.9	2.9

Langkah 1:

Hitung korelasi, Spearman dan Tau Kendall Pearson yang masing-masing dideskripsikan pada Persamaan (2.1), Persamaan (2.3) dan Persamaan (2.6). Hasil perhitungan masing-masing korelasi disajikan pada tabel 2.4.

Tabel 2.4 Korelasi antara Variabel X dan Y

Pearson (r)	Tau Kendall (τ)	Spearman (ρ)
0.4695	0.3532	0.4618

Langkah 2:

Hitung estimasi Copula. Diasumsikan bahwa hasil uji normalitas data menyatakan tidak berdistribusi normal, sehingga C_θ adalah Archimedean, dengan generatornya $\phi(u)$ yang bergantung pada parameter θ seperti yang disajikan pada Tabel 2.1. Karena tujuannya adalah mengestimasi θ , maka digunakan metode pada Persamaan (2.23). Nilai tau pada Tau Kendall diperoleh pada Langkah 1.

- a. Pada keluarga Clayton, diberikan generator $\phi(u) = \frac{u^{-\theta}-1}{\theta}$, sehingga $\phi'(u) = -u^{-\theta-1}$. Maka, $\frac{\phi(u)}{\phi'(u)} = -\frac{1}{\theta}(u - u^{\theta+1})$. Jadi, diperoleh penyelesaian Persamaan (2.23) untuk keluarga Clayton, yaitu:

$$\hat{\tau} = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\phi(u)}{\phi'(u)} du = \frac{\theta}{\theta + 2}$$

maka berdasarkan Tabel 2.2, diperoleh estimasi parameter $\hat{\theta}$ yaitu:

$$\hat{\theta}_c = \frac{2\tau}{1 - \tau} = 1.0924$$

- b. Pada keluarga Gumbel, diberikan generator $\phi(u) = (-\log(u))^\theta$, sehingga $\phi'(u) = -\frac{\theta(\log(u))^{\theta-1}}{u}$. Jadi, diperoleh penyelesaian Persamaan (2.23) untuk keluarga Gumbel, yaitu:

$$\hat{\tau} = 1 + 4 \int_0^1 \frac{\phi(u)}{\phi'(u)} du = \frac{\theta - 1}{\theta} = 1 - \frac{1}{\theta}$$

maka berdasarkan Tabel 2.2, diperoleh estimasi parameter $\hat{\theta}$ yaitu:

$$\hat{\theta}_G = \frac{1}{1 - \tau} = 1.5462$$

- c. Pada keluarga Frank, pada penelitian sebelumnya ('Anisa', 2015) menyatakan bahwa $\hat{\theta}_F \approx \tau$ sehingga $\hat{\theta}_F \approx 0.3532$.

Estimasi parameter $\hat{\theta}$ untuk keluarga Clayton, Gumbel dan Frank disajikan pada Tabel 2.5.

Tabel 2.5 Estimasi Parameter $\hat{\theta}$ untuk Clayton, Gumbel dan Frank

Keluarga Copula	Estimasi parameter $\hat{\theta}$
Clayton	1.0924
Gumbel	1.5462
Frank	0.3532

Berdasarkan Tabel 2.1, maka diperoleh hasil generator ϕ dan estimasi copula yang disajikan pada Tabel 2.6.

Tabel 2.6 Hasil Generator ϕ dan Estimasi Copula

Copula	Generator $\phi(u)$	Copula Bivariat $c(u_1, u_2)$
Clayton	$\frac{u^{-1.0924} - 1}{1.0924}$	$(u_1^{-1.0924} + u_2^{-1.0924} - 1)^{-\frac{1}{1.0924}} = 1.092484$
Gumbel	$(-\log(u))^{1.5462}$	$\exp\left\{-\left[(-\log(u_1))^{1.5462} + (-\log(u_2))^{1.5462}\right]^{\frac{1}{1.5462}}\right\}$ $= 1.546242$
Frank	$\log\left(\frac{e^{0.3532 \cdot u} - 1}{e^{0.3532} - 1}\right)$	$\frac{1}{\theta} \log\left(1 + \frac{(e^{0.3532 \cdot u_1} - 1)(e^{0.3532 \cdot u_2} - 1)}{(e^{0.3532} - 1)}\right) = 3.549463$

Langkah 3:

Lakukan *fitting* Copula masing-masing hasil estimasi Copula, menggunakan MLE pada Persamaan (2.19), kemudian pilih Copula terbaik dengan nilai *likelihood* terbesar. Berdasarkan Tabel 2.7 nilai *likelihood* Clayton yang memiliki *likelihood* terbesar, maka hasil korelasi Copula terbaik antara variabel X dan Y adalah Copula Clayton.

Tabel 2.7 Nilai *Likelihood* menurut Copula

Copula	<i>Likelihood</i>
Clayton	$L(1.0924) = \prod_{j=1}^n c_{1.0924}(u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{mj}) = 6.188024$
Gumbel	$L(1.5462) = \prod_{j=1}^n c_{1.5462}(u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{mj}) = 2.475607$
Frank	$L(3.549463) = \prod_{j=1}^n c_{0.3532}(u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{mj}) = 3.082935$

2.7 Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan metode yang digunakan untuk mencari hubungan antara variabel dependen atau variabel respon (Y) dengan variabel independen atau variabel prediktor (X). Model regresi untuk variabel prediktor sebanyak k , dan n jumlah pengamatan, sebagai berikut (Myers, 1990 dalam Budiani, 2013):

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i \quad (2.25)$$

Taksiran Persamaan (2.25) seperti pada Persamaan (2.26).

$$\hat{Y}_i = b_0 + \sum_{j=1}^k b_j X_{ij} \quad (2.26)$$

dengan

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k.$$

Y = variabel dependen

\hat{Y} = taksiran variabel dependen

X = variabel independen

β = parameter regresi

b = taksiran parameter regresi

ε = residual dengan asumsi $\varepsilon \sim IIDN(0, \sigma^2)$

n = jumlah observasi

k = jumlah variabel independen

Analisis regresi juga bertujuan untuk menduga atau mengestimasi nilai parameter. Hal ini terkait dengan model hubungan antara variabel dependen dan variabel independen ditentukan oleh pengaruh nilai parameter regresi β .

2.7.1 Ordinary Least Square (OLS)

Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter regresi yaitu metode kuadrat terkecil atau dikenal sebagai metode *Ordinary Least Square* (OLS) (Montgomery dan Peck, 1992 dalam Savitri, 2015). Ide dasar OLS adalah meminimumkan jumlah kuadrat residual (Fox, 2002). Persamaan (2.25) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks, sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.27)$$

dengan

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \quad \boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n]^T$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Jumlah Kuadrat Residual atau *Sum of Square Error* dinyatakan pada persamaan (2.28).

$$SSE = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.28)$$

$$= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

Estimasi kuadrat harus memenuhi:

$$\frac{\partial SSE}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = 0$$

$$\mathbf{X}^T \mathbf{y} = \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

Sehingga nilai taksiran $\boldsymbol{\beta}$ adalah:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{b} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.29)$$

2.7.2 Regresi *Robust*

Regresi *robust* adalah metode regresi yang digunakan untuk menganalisis suatu data yang berdistribusi tidak normal atau dengan kata lain adanya *outlier* yang mempengaruhi model, sehingga model yang dihasilkan *robust* atau resistant (Ryan, 1997 dalam Budiani, 2013). Estimasi yang resistant adalah relatif tidak terpengaruh oleh perubahan besar pada bagian kecil data atau sebaliknya. Prosedur *robust* bertujuan mengakomodasi keanehan data, meniadakan identifikasi dan menanggulangi data *outlier* (Aunuddin, 1998 dalam Budiani, 2013).

Estimasi-M

Linear least-square tidak bekerja maksimal saat distribusi *error* bersifat tidak normal. Pendekatan lain dengan menggunakan regresi *robust* yang tidak rentan terhadap kuadrat terkecil dari data yang tidak biasa. Metode yang paling umum dari regresi *robust* adalah estimasi M, yang diperkenalkan oleh Huber (1964) dalam Fox (2002). Estimasi-M meminimalkan fungsi objektif pada Persamaan (2.30):

$$\sum_{i=1}^n \rho(e_i^*) = \sum_{i=1}^n \rho(e_i/\hat{\sigma}) = \sum_{i=1}^n \rho((y_i - \mathbf{x}_i b) / \hat{\sigma}) \quad (2.30)$$

dengan $\rho(e_i^*)$ merupakan fungsi simetris dari residual atau fungsi yang memberikan kontribusi pada masing-masing residual pada fungsi objektif. Nilai skala estimasi *robust* ($\hat{\sigma}$) diperoleh melalui iterasi.

$$\hat{\sigma}^{(m)} = \text{med}_{i=1}^n \left\{ \frac{|y_i - \mathbf{x}_i^T b^{(m)}|}{\Phi^{-1}(0.75)} \right\} \quad (2.31)$$

dengan $m = 1, 2, \dots$ adalah iterasi, $n = 1, 2, \dots$ adalah observasi data, Φ^{-1} merupakan invers fungsi kumulatif normal standart sehingga $\Phi^{-1}(0.75) = 0.6745$.

Misalkan $\psi = \rho'$ merupakan turunan pertama dari ρ , maka dihitung nilai turunan parsial pertama untuk meminimumkan Persamaan (2.30) seperti pada Persamaan (2.32).

$$\sum_{i=1}^n \psi \left(\frac{y_i - \mathbf{x}_i b}{\hat{\sigma}} \right) \mathbf{x}_i = 0 \quad (2.32)$$

Fungsi pengaruh ($\psi(\cdot)$) merupakan fungsi yang digunakan untuk memperoleh bobot. Diberikan fungsi pembobot $w_i = \psi(e_i^*)/e_i^*$, maka Persamaan (2.32) menjadi Persamaan (2.33).

$$\sum_{i=1}^n w_i \left(\frac{y_i - \mathbf{x}_i b}{\hat{\sigma}} \right) \mathbf{x}_i = 0 \quad (2.33)$$

Persamaan (2.33) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks yang disebut *weighted least squares* sebagai berikut:

$$\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{b} = \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (2.34)$$

Weighted least squares dapat digunakan untuk menghitung estimasi parameter, sehingga persamaan estimasi parameternya sebagai berikut:

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (2.35)$$

Tabel 2.8 Fungsi Objektif, Fungsi Pengaruh dan Fungsi Pembobot pada Estimasi-M Tukey *Bisquare* (Fox, 2002)

Estimasi-M dengan Tukey <i>Bisquare</i>	
Fungsi Objektif	$\rho(e^*) = \begin{cases} \frac{k^2}{6} \left[1 - \left(1 - \left(\frac{e_i^*}{r} \right)^2 \right)^3 \right], & \text{untuk } e_i^* \leq r \\ \frac{r^2}{6}, & \text{untuk } e_i^* > r \end{cases}$
Fungsi Pengaruh	$\psi(e^*) = \begin{cases} e_i^* \left(1 - \left(\frac{e_i^*}{r} \right)^2 \right)^2, & \text{untuk } e_i^* \leq r \\ 0, & \text{untuk } e_i^* > r \end{cases}$
Fungsi Pembobot	$w(e^*) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{e_i^*}{r} \right)^2 \right)^2, & \text{untuk } e_i^* \leq r \\ 0, & \text{untuk } e_i^* > r \end{cases}$

Penyelesaian pembobot dalam estimasi-M bergantung pada residual dan koefisien, sehingga perlu dilakukan prosedur iterasi yang dikenal sebagai *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS). Estimasi-M memiliki tiga bentuk antara lain *least square*, Huber dan Tukey *Bisquare*. Pada penelitian ini menggunakan bentuk Tukey *Bisquare*. Fungsi objektif, fungsi pengaruh dan fungsi pembobot untuk Tukey *Bisquare* disajikan dalam Tabel 2.3. Estimasi-M dengan Tukey *Bisquare* efektif menggunakan $\alpha = 0.05$ dengan $r = 4.685$ (Kuzmič *et.al*, 2004).

2.8 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian ini, berkaitan dengan sistem pendukung keputusan di bidang pertanian akan disajikan pada Tabel 2.9.

Tabel 2.9 Penelitian Terkait ENSO dan SPK dalam Bidang Pertanian

Penulis, Tahun	Judul Penelitian	Hasil
Fraisse, 2006	<i>AgClimate: A climate forecast information system for agricultural risk management in the southeastern USA.</i>	Sistem untuk melayani penyuluh dan pengambil keputusan dalam bidang pertanian di Amerika Serikat.
Cabrera <i>et.al</i> , 2009	<i>Managing Climate Risks To Agriculture: Evidence From El Niño.</i>	Peramalan dan pembuatan keputusan risiko hasil panen berbasis keadaan ENSO.
Naylor, 2009	<i>Agricultural Decision-Making in Indonesia with ENSO Variability: Integrating Climate Science, Risk Assessment, and Policy Analysis.</i>	Konstruksi model untuk meramalkan kondisi El Niño menggunakan analisis Bayesian.
Xiangzheng, 2010	<i>Impacts of El Nino-Southern Oscillation Events on China's Rice Production.</i>	Estimasi produksi padi dengan curah hujan dan suhu tahunan menggunakan dua pendekatan model regresi yang berbeda.
Budiani, 2013	Pemodelan Anomali Luas Panen Padi dan Anomali Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan Pendekatan <i>Robust LTS</i> .	Model Luas Panen Padi dengan pendekatan <i>Robust LTS</i> .

Tabel 2.9 Penelitian Terkait ENSO dan SPK dalam Bidang Pertanian (Lanjutan)

Ramirez- Radrigues, 2014	<i>Tailoring wheat management to ENSO phases for increased wheat production in Paraguay.</i>	Fase ENSO digunakan sebagai acuan untuk menentukan masa tanam gandum.
Maulidiyah, 2014	Sistem Pendukung Keputusan Spasial Berbasis Web untuk Memprediksi Tingkat Risiko Produksi Padi di Jawa Timur.	Tingkat risiko prediksi produksi padi di wilayah sentra produksi padi Jawa Timur untuk jangka panjang.
'Anisa', 2015	Analisis Hubungan Curah Hujan dan Indikator <i>El-Nino Southern Oscillation</i> di Sentra Produksi Padi Jawa Timur dengan Pendekatan Copula.	Pola hubungan curah hujan dan indikator ENSO di Jawa Timur.

BAB 3

METODA PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data anomali SST 3.4 sebagai indikator ENSO. Data historis indikator ENSO diperoleh dari *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) dan data ramalan indikator ENSO diperoleh dari *The Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia* (POAMA); data luas panen dan produktivitas padi diperoleh dari Badan Pusat Statistik dan Dinas Pertanian Propinsi Jawa Timur.

3.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini secara umum dibagi menjadi tiga tahap sebagai berikut:

1. Tahap Awal, merupakan tahap studi literatur yakni mencari referensi yang relevan dengan penelitian ini. Referensi dapat berupa buku, tugas akhir, tesis, artikel jurnal yang berkaitan dengan manajemen risiko, pertanian, iklim dan SIG.
2. Tahap Pengembangan Perangkat Lunak, merupakan langkah-langkah yang dilakukan untuk mengembangkan perangkat lunak, yaitu sebagai berikut:
 - a. Fase Perencanaan dan Analisis, pada fase ini dilakukan analisis kebutuhan pengguna dan perancangan arsitektur perangkat lunak.
 - b. Fase Desain, pada fase ini terdapat desain basis data, proses dan antarmuka pengguna. Desain basis data dilakukan pemodelan data konseptual dan fisik. Desain antarmuka dilakukan perancangan tampilan antarmuka pengguna. Desain proses diawali dengan identifikasi hubungan antar variabel hingga penentuan tingkat risiko produksi padi. Desain proses secara rinci diuraikan sebagai berikut:

X = variabel prediktor, dalam hal ini adalah anomali SST 3.4 yang merupakan indikator ENSO.

Y = variabel respon, dalam hal ini adalah luas panen padi.

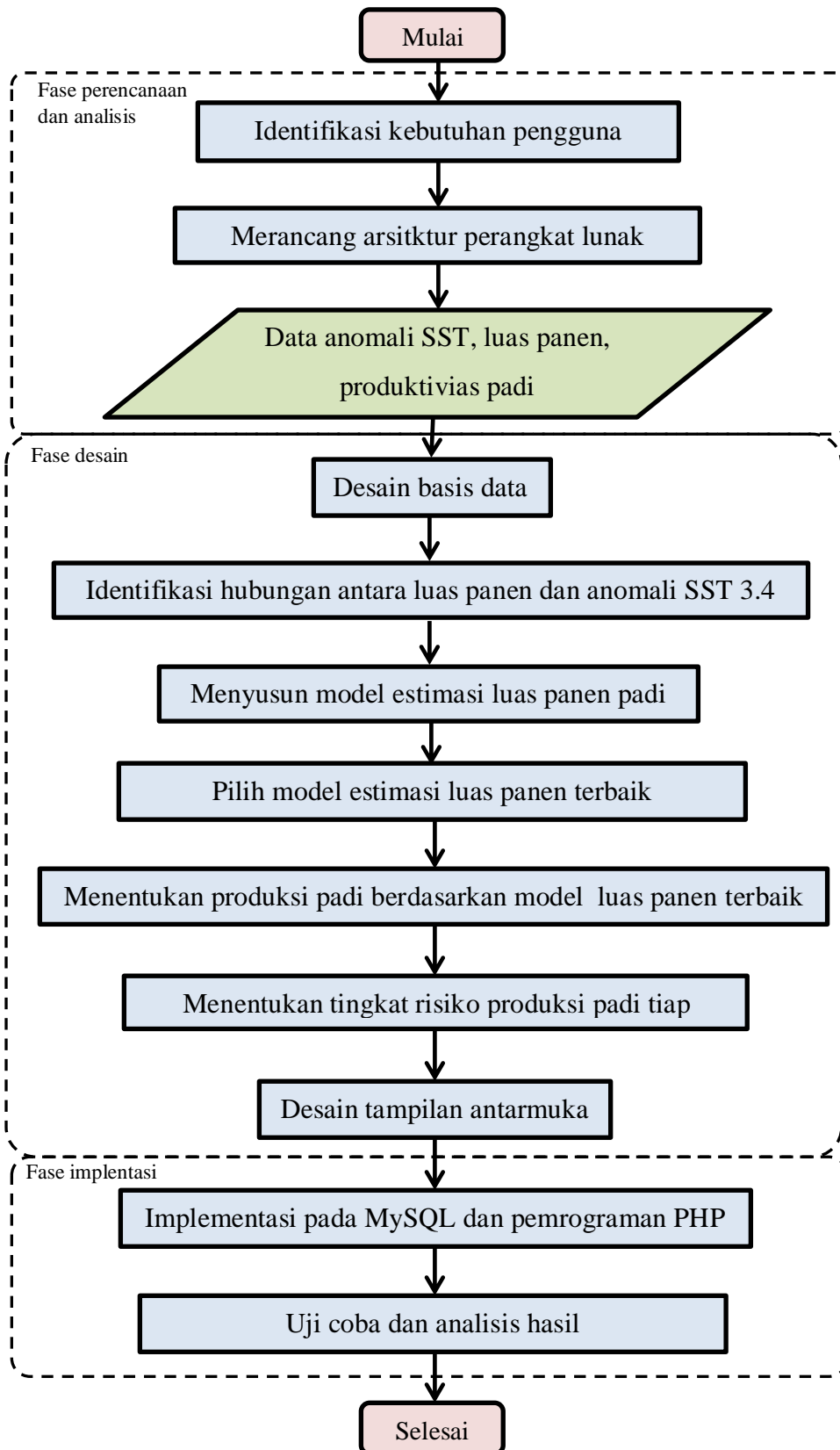
- Mengidentifikasi hubungan variabel prediktor dan variabel respon menggunakan Korelasi Copula.
- Menyusun model prediksi luas panen padi tiap *subround*,

$$Y = f(X) + e,$$

menggunakan model OLS dan Regresi *Robust*

- Menentukan prediksi produksi padi berdasarkan hasil model luas panen.
 - Menentukan tingkat risiko produksi padi berdasarkan tingkat produksi dan kebutuhan penduduk
 - Memodelkan komponen SPK untuk tingkat risiko produksi padi.
 - Mengintegrasikan proses estimasi, penentuan tingkat risiko dan representasi peta tematik pada SPK.
- c. Fase Implementasi, pada fase ini dilakukan penerapan hasil perencanaan dan analisis pada fase sebelumnya. Penyimpanan dan pengolahan data menggunakan *server* basis data MySQL. Bahasa pemrograman yang digunakan untuk mengembangkan perangkat lunak ini merupakan bahasa pemrograman berbasis *web*, yaitu PHP.
- d. Uji Coba dan Analisis Hasil, pada fase ini dilakukan pengujian dari hasil implementasi, kemudian dilakukan analisis hasil dari pengujian tersebut.
3. Tahap Akhir, merupakan tahap yang menyimpulkan hasil analisis data, merumuskan saran untuk peneliti selanjutnya dan menyusun laporan penelitian dari seluruh tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.

Secara umum, tahap pengembangan perangkat lunak dapat disajikan dalam *flowchart* yang tertera pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 *Flowchart* tahap analisis data dan pengembangan perangkat lunak

BAB 4

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini dibahas mengenai masing-masing fase pada pengembangan perangkat lunak untuk analisis risiko produksi padi.

4.1 Fase Perencanaan

Pada penelitian ini dibahas tentang pengembangan perangkat lunak untuk prediksi tingkat risiko produksi padi di sentra produksi padi wilayah Jawa Timur tiap *subround*-nya. Berdasarkan metodologi penelitian, kebutuhan pengguna pada sistem yang akan dibuat antara lain:

1. Menampilkan, menambah, mengubah data yang menjadi variable respon dan prediktor.
2. Menampilkan hasil perhitungan korelasi dari *software* R yang telah tersimpan di basis data.
3. Melakukan perhitungan untuk mendapatkan model estimasi luas panen.
4. Melakukan perhitungan prediksi produksi padi dari model yang diperoleh.
5. Melakukan perhitungan prediksi tingkat risiko produksi padi.
6. Merepresentasikan hasil prediksi tingkat risiko pada peta tematik.

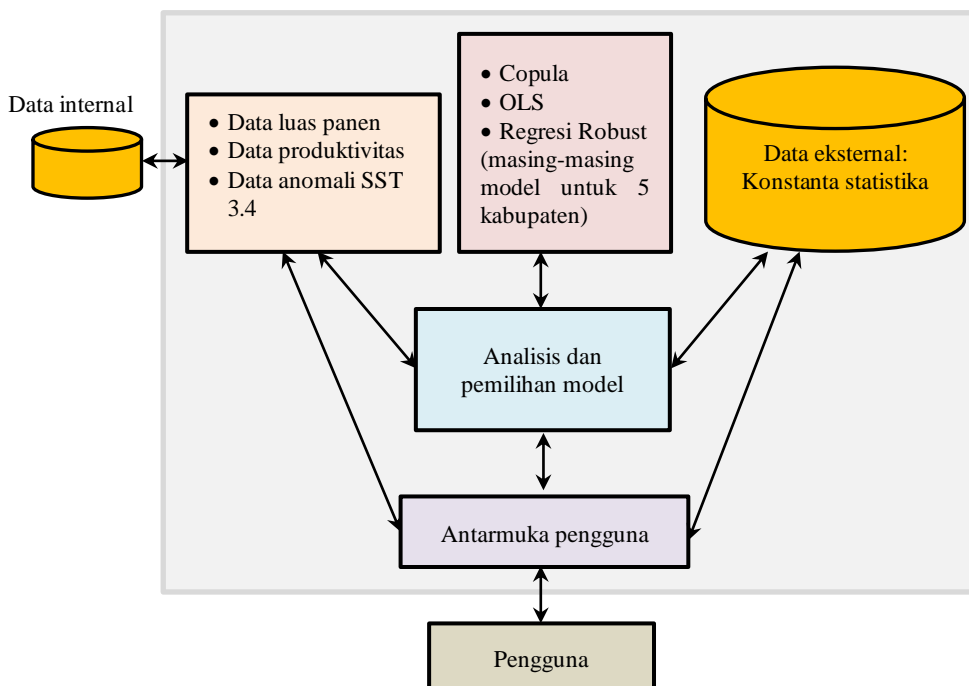
4.2 Fase Analisis

Berdasarkan penjelasan SPK oleh Turban (2007), maka model komponen SPK pada penelitian ini antara lain:

1. Subsistem manajemen data, terdiri dari data internal yang tersimpan dalam basis data dan data eksternal yang merupakan konstanta statistika yang tidak tersimpan dalam basis data. Data spasial yang berupa peta Jawa Timur bersumber dari *google map* dan beberapa *polygon* yang dibentuk untuk 5 kabupaten yang menjadi wilayah studi kasus.
2. Subsistem manajemen model, terdapat tiga model atau metode dalam perangkat lunak ini. Copula merupakan metode yang digunakan untuk identifikasi korelasi antara variabel respon dan prediktor. Model OLS dan

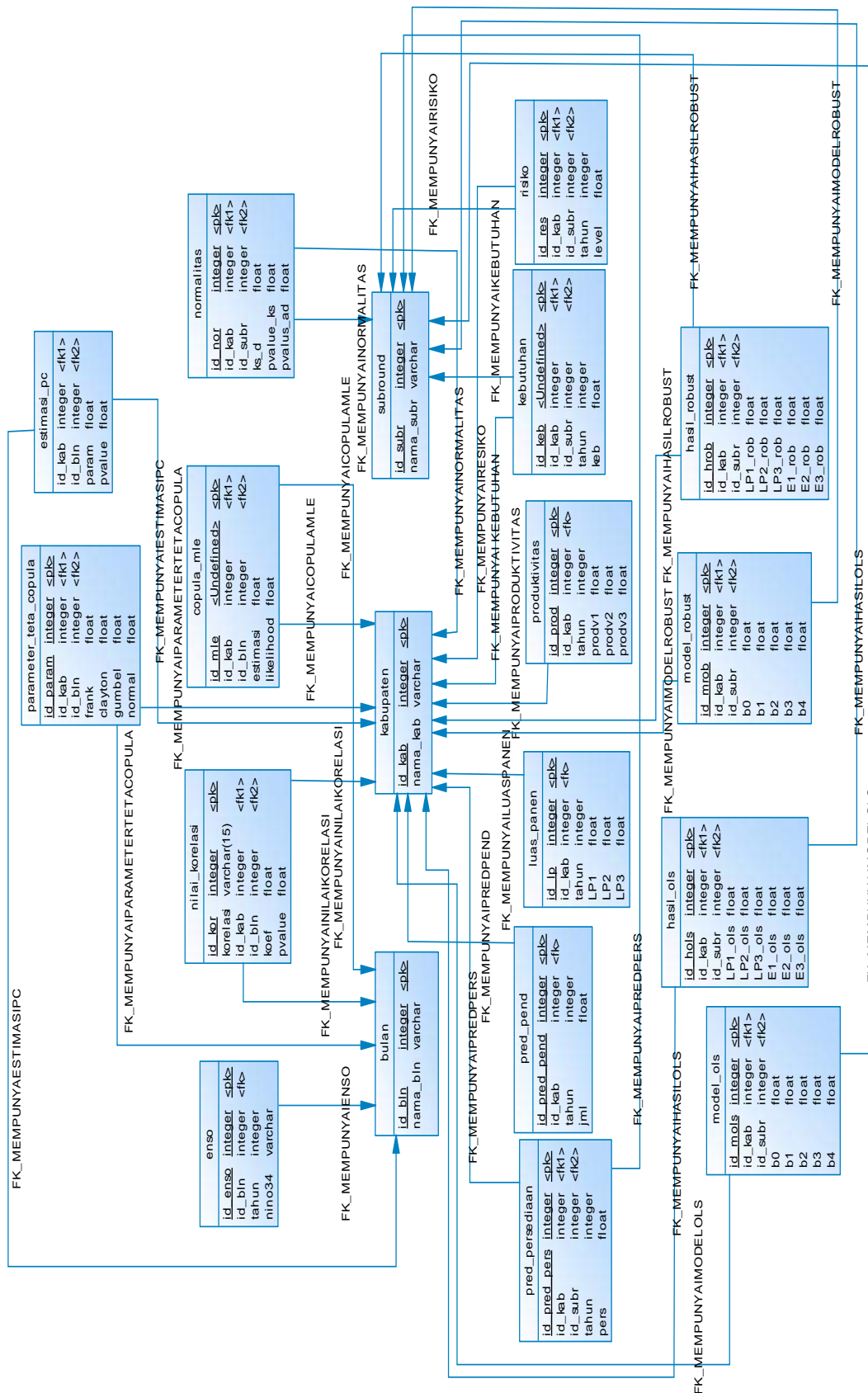
regresi *robust* digunakan untuk estimasi luas panen, telah diperoleh model yang berbeda pada masing-masing kabupaten.

3. Subsistem analisis dan pemilihan model, berperan menghubungkan antara data dalam basis data dengan model-model yang akan digunakan. Pemilihan jenis Copula pada identifikasi hubungan antara luas panen dan anomali SST 3.4 berdasarkan hasil uji normalitas data. Pemilihan model luas panen terbaik dilakukan berdasarkan jumlah residual atau *error* dari masing-masing model. Model luas panen dengan jumlah residual paling sedikit adalah model luas panen yang dipilih.
4. Subsistem antarmuka pengguna, berupa tampilan yang mudah dipahami pengguna dalam berkomunikasi dengan sistem pendukung keputusan, sehingga pengguna dapat memperoleh informasi yang dibutuhkan.



Gambar 4.1 Model Komponen SPK

Berdasarkan penjelasan sebelumnya tentang model komponen SPK yang telah disajikan Gambar 2.2, maka model komponen SPK pada penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.3 Model Data Fisik (PDM)

4.3 Fase Desain

Pada subbab ini dibahas mengenai desain basis data, desain proses dan desain antar muka perangkat lunak.

4.3.1 Desain Basis Data

Desain basis data disusun untuk memudahkan proses pengolahan data dalam suatu sistem perangkat lunak. Terdapat dua macam desain basis data yang populer, yaitu model data konseptual (CDM) dan model data fisik (PDM). Model data konseptual (CDM) dan model data fisik (PDM) diuraikan secara lebih rinci sebagai berikut:

1. Model Data Konseptual

Model data konseptual dirancang berdasarkan persyaratan data untuk perangkat lunak yang dikembangkan. Model data terdiri dari jenis entitas, atribut, hubungan dan definisi dari objek tersebut. Hal ini merupakan langkah awal untuk desain basis data atau perancangan antar muka suatu perangkat lunak. Pada Gambar 4.2 menunjukkan model data konseptual untuk perangkat lunak prediksi risiko produksi padi. Terdapat 19 entitas yang memiliki relasi antara yang satu dengan yang lain. Entitas **kabupaten** memiliki relasi dengan 15 entitas, yaitu entitas **luas_panen**, **produktivitas**, **nilai_korelasi**, **normalitas**, **parameter_tetha_cop**, **copula_mle**, **estimasi_pc**, **model_ols**, **hasil_ols**, **model_robust**, **hasil_robust**, **kebutuhan**, **pred_pend**, **pred_persediaan**, dan **risiko**. Entitas **subround** memiliki relasi dengan 8 entitas, yaitu entitas **normalitas**, **model_ols**, **hasil_ols**, **model_robust**, **hasil_robust**, **pred_persediaan**, **kebutuhan**, dan **risiko**. Entitas **bulan** memiliki relasi dengan 5 entitas, yaitu **enso**, **nilai_korelasi**, **parameter_teta_cop**, **estimasi_pc**, dan **copula_mle**.

2. Model Data Fisik

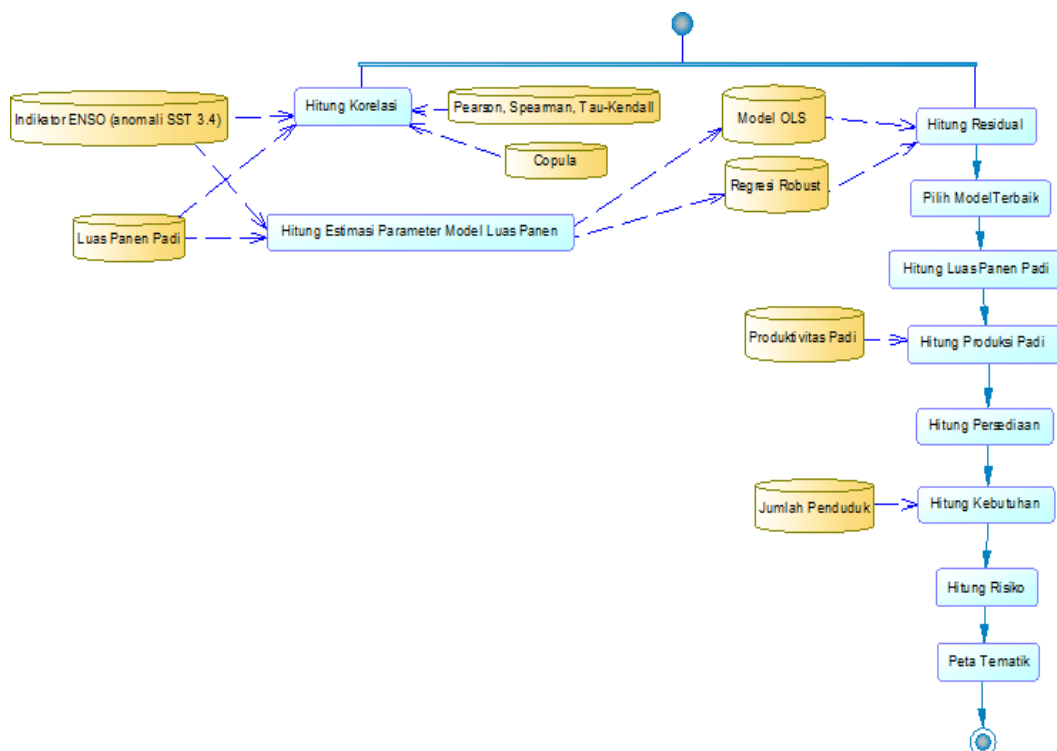
Model data fisik merupakan representasi basis data secara spesifik dari CDM. Pada Gambar 4.3 memperlihatkan bahwa 15 tabel, antara lain tabel **luas_panen**, **produktivitas**, **nilai_korelasi**, **estimasi_pc**, **normalitas**, **parameter_tetha_cop**, **copula_mle**, **model_ols**, **hasil_ols**, **model_robust**, **hasil_robust**, **kebutuhan**, **pred_pend**, **pred_persediaan**, dan **risiko**

memiliki *foreign key* yang menjadi *primary key* pada tabel **kabupaten** yaitu **id_kab**. Selain itu, tabel **normalitas**, **model_ols**, **hasil_ols**, **model_robust**, **hasil_robust**, **pred_persediaan**, **kebutuhan**, dan **risiko** memiliki *foreign key* yang menjadi *primary key* pada tabel **subround**, yaitu **id_subr**. Beberapa tabel antara lain tabel **enso**, **nilai_korelasi**, **parameter_teta_cop**, **estimasi_pc**, dan **copula_mle** memiliki *foreign key* yang menjadi *primary key* pada tabel **bulan**, yaitu **id_bln**.

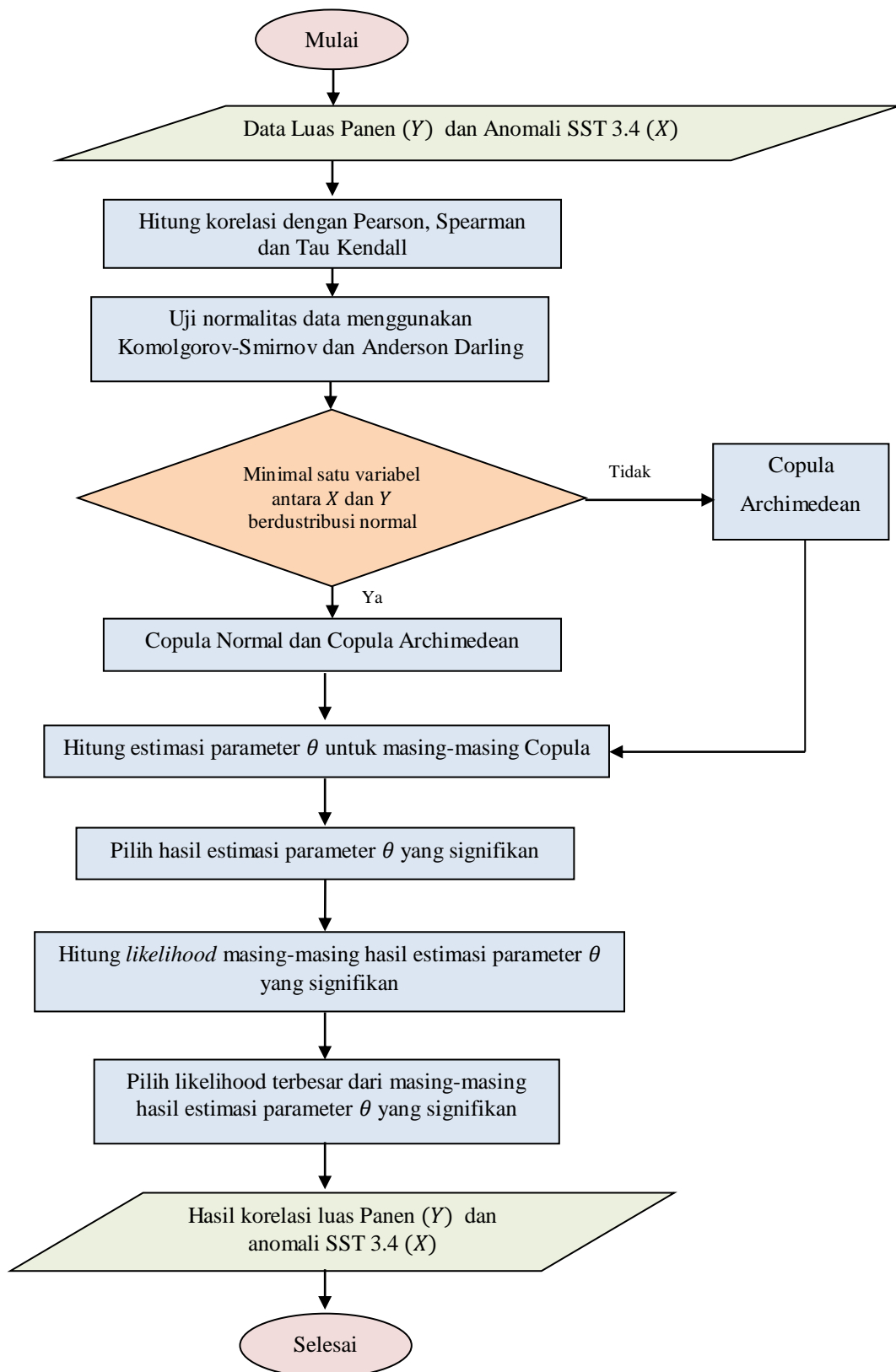
4.3.2 Desain Proses

Pada subbab ini terdapat arsitektur perangkat lunak serta pemilihan model. Analisis arsitektur perangkat lunak dilakukan untuk menjelaskan jalannya program dari data yang sudah siap diproses hingga mendapatkan hasil akhir yaitu prediksi tingkat risiko produksi padi.

Arsitektur perangkat lunak dalam penelitian ini disajikan dalam bentuk diagram model proses pada Gambar 4.4. Langkah pertama yang dilakukan sesuai pada Gambar 4.4 adalah mengidentifikasi pola hubungan antara luas panen padi tiap *subround* dan anomali SST 3.4.



Gambar 4.4 Diagram Model Proses



Gambar 4.5 Flowchart Identifikasi Pola Hubungan antar Variabel

Secara umum, identifikasi pola hubungan luas panen dan anomali SST 3.4 disajikan pada Gambar 4.5. Beberapa langkah dalam identifikasi korelasi antara luas panen padi tiap *subround* dan anomali SST 3.4, antara lain:

1. Hitung korelasi menggunakan metode Pearson, Spearman dan Tau-Kendall, untuk memperoleh nilai estimasi parameter beserta *p-value* dari masing-masing metode menggunakan *software* R.

$$korelasi = \begin{cases} r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}, & \text{Pearson} \\ r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)}, & \text{Spaerman} \\ \tau = \frac{2S}{n(n-1)}, & \text{Tau - Kendall} \end{cases}$$

2. Pengujian normalitas menggunakan Komolgorov-Smirnov dan Anderson Darling menggunakan *software* Minitab. Jika hasil uji normalitas dari salah satu atau kedua metode adalah berdistribusi normal, maka keputusan metode Copula yang digunakan adalah Copula Normal dan Copula Archimedean. Jika hasil uji normalitas dari kedua metode adalah tidak berdistribusi normal, maka keputusan metode Copula yang digunakan adalah Copula Archimedean (Copula Frank, Gumbel dan Clayton).
3. Hitung parameter θ untuk Copula,

$$parameter_{\theta} = \begin{cases} \frac{2\tau}{1-2\tau}, & \text{Clayton} \\ \frac{1}{1-\tau}, & \text{Gumbel} \\ \text{Pendekatan Tau - Kendall}(\tau), & \text{Frank} \\ \text{Pendekatan Pearson}(r), & \text{Normal} \end{cases}$$

4. Hitung estimasi parameter θ dari perhitungan parameter θ sebelumnya.
5. *Fitting* Copula dari hasil estimasi parameter θ yang signifikan terhadap $\alpha = 0.05$ menggunakan MLE.
6. Pilih hasil Copula terbaik dengan hasil *likelihood* yang paling besar.

Terdapat dua metode yang umum digunakan untuk mengestimasi suatu parameter model, yaitu MLE dan OLS. Metode estimasi OLS adalah metode yang paling sering digunakan untuk estimasi parameter, khususnya estimasi parameter regresi. Metode MLE secara teoritik lebih kuat dari OLS. Namun, MLE merupakan suatu metode estimasi yang didasari suatu asumsi distribusi tertentu. Perhitungan estimasi parameter menggunakan MLE harus diketahui PDF berdasarkan distribusi yang diasumsikan. Pada penelitian ini tidak diketahui PDF masing-masing variabel untuk analisis regresi. Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan metode OLS untuk estimasi parameter model regresi.

Perhitungan estimasi parameter menggunakan model OLS merupakan langkah awal untuk perhitungan estimasi parameter pada regresi *robust*. Variabel penelitian ini terdiri atas variabel respon dan prediktor.

1. Variabel respon (Y) adalah luas panen 5 kabupaten per *subround* (LP_I, LP_{II} dan LP_{III}).

LP_I : luas panen *subround* 1, yaitu luas panen pada bulan Januari-April.

LP_{II} : luas panen *subround* 2, yaitu luas panen pada bulan Mei-Agustus.

LP_{III} : luas panen *subround* 3, yaitu luas panen pada bulan September-Desember.

2. Variabel prediktor adalah anomali SST 3.4.

Subround 1 : $SST_{Jan}, SST_{Feb}, SST_{Mar}$, dan SST_{Apr} .

Subround 2 : $SST_{Mei}, SST_{Jun}, SST_{Jul}$, dan SST_{Agt} .

Subround 3 : $SST_{Sep}, SST_{Okt}, SST_{Nov}$, dan SST_{Des} .

Model prediksi luas panen yang disusun terdiri atas tiga model berdasarkan *subround*-nya.

1. Model prediksi luas panen *subround* 1

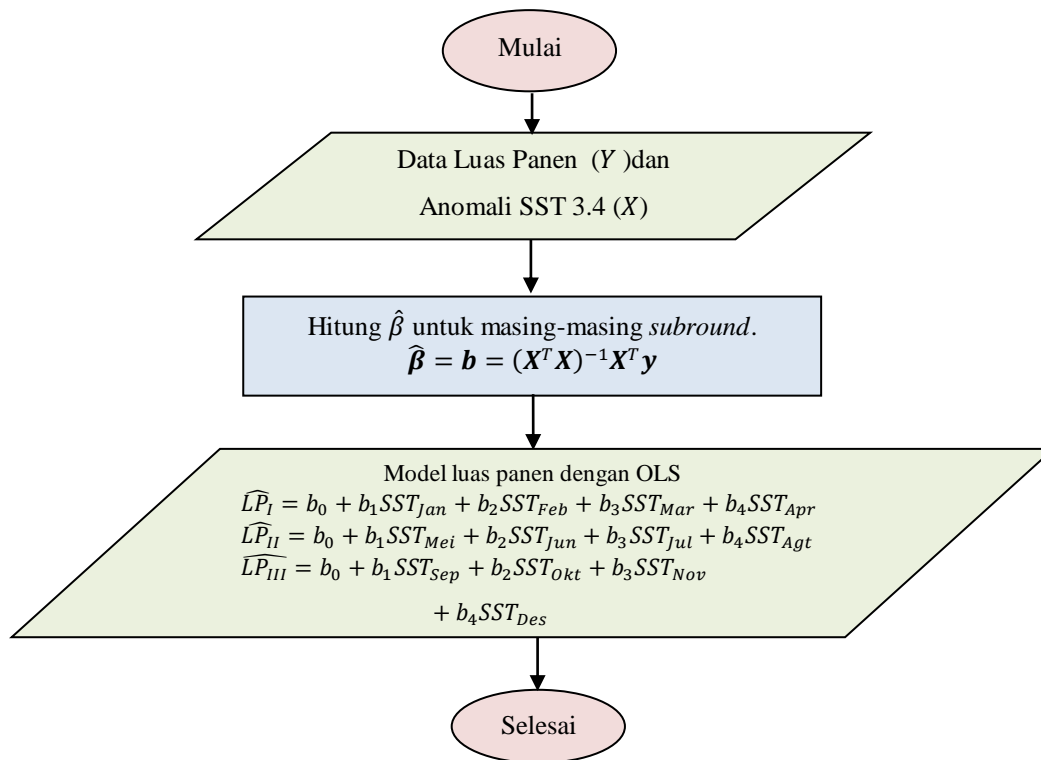
$$\widehat{LP}_I = f(SST_{Jan}, SST_{Feb}, SST_{Mar}, SST_{Apr})$$

2. Model prediksi luas panen *subround* 2

$$\widehat{LP}_{II} = f(SST_{Mei}, SST_{Jun}, SST_{Jul}, SST_{Agt})$$

3. Model prediksi luas panen *subround* 3

$$\widehat{LP}_{III} = f(SST_{Sep}, SST_{Okt}, SST_{Nov}, SST_{Des})$$



Gambar 4.6 Flowchart Model Luas Panen dengan OLS

Perhitungan estimasi parameter $\hat{\beta} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \end{bmatrix}$ tiap *subround* untuk

mendapatkan model prediksi luas panen dengan OLS sesuai dengan rumus di Bab 2, yaitu:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

sehingga diperoleh estimasi parameter model prediksi luas panen dengan OLS sebagai berikut:

1. Model prediksi luas panen *subround* 1

$$\begin{aligned} \widehat{LP}_I &= f(SST_{Jan}, SST_{Feb}, SST_{Mar}, SST_{Apr}) \\ &= b_0 + b_1SST_{Jan} + b_2SST_{Feb} + b_3SST_{Mar} + b_4SST_{Apr} \end{aligned}$$

2. Model prediksi luas panen *subround* 2

$$\begin{aligned} \widehat{LP}_{II} &= f(SST_{Mei}, SST_{Jun}, SST_{Jul}, SST_{Agst}) \\ &= b_0 + b_1SST_{Mei} + b_2SST_{Jun} + b_3SST_{Jul} + b_4SST_{Agst} \end{aligned}$$

3. Model prediksi luas panen *subround* 3

$$\begin{aligned}\widehat{LP_{III}} &= f(SST_{Sep}, SST_{Okt}, SST_{Nov}, SST_{Des}) \\ &= b_0 + b_1SST_{Sep} + b_2SST_{Okt} + b_3SST_{Nov} + b_4SST_{Des}\end{aligned}$$

dengan nilai $\hat{\beta}$ masing-masing *subround* berbeda-beda. Model luas panen dengan OLS dapat disajikan dengan *flowchart* pada Gambar 4.6.

Algoritma untuk memperoleh estimasi parameter model prediksi luas panen dengan regresi *robust* menggunakan metode estimasi-M, sebagai berikut:

1. Hitung $\hat{\beta}^{(0)}$ dengan OLS.
2. Hitung residual $e_i^{(0)} = y_i - \hat{y}_i^{(0)}$, dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $n =$ jumlah data.
3. Hitung skala *robust*,

$$\hat{\sigma}^{(m)} = med_{i=1}^n \left\{ \frac{|y_i - \mathbf{x}_i^T \mathbf{b}^{(m)}|}{\Phi^{-1}(0.75)} \right\},$$

dengan $\Phi^{-1}(0.75) = 0.6745$.

4. Hitung $e^{*(0)} = e_i^{(0)}/\hat{\sigma}^{(0)}$.
5. Hitung bobot,

$$w_i^{(0)} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{e^{*(0)}}{r} \right)^2 \right)^2, & |e^{*(0)}| \leq r \\ 0, & |e^{*(0)}| > r \end{cases}$$

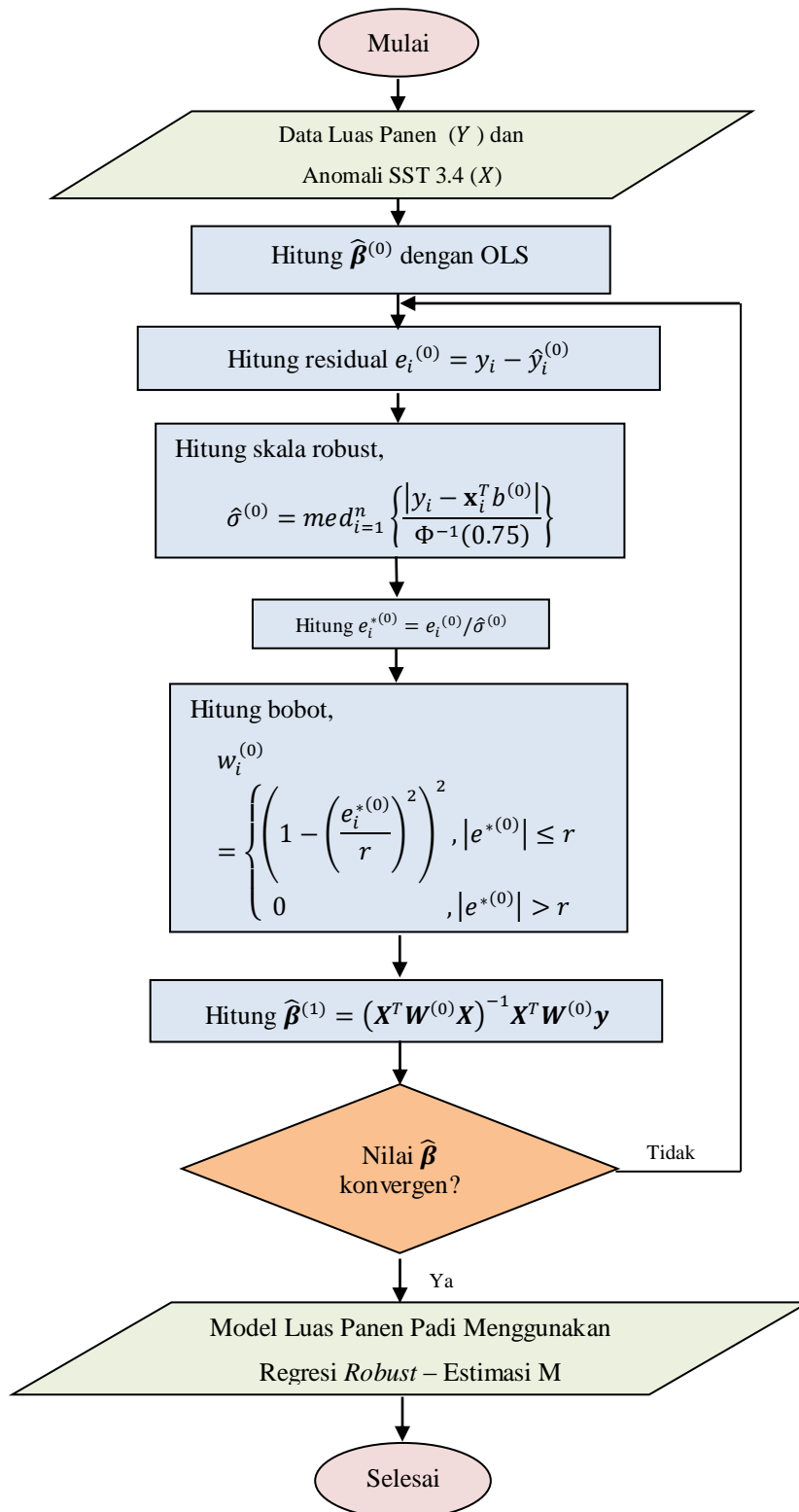
dengan $i = 1, 2, \dots, n$ dan $r = 4.685$.

6. Hitung $\hat{\beta}^{(1)}$ dengan memasukkan $\mathbf{W}^{(0)}$ yang merupakan matriks diagonal berdimensi $n \times n$, dengan nilai diagonalnya adalah $w_i^{(0)}$.

$$\hat{\beta}^{(1)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}^{(0)} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}^{(0)} \mathbf{y}$$

7. Ulangi langkah 2 – 7 hingga nilai $\hat{\beta}$ konvergen.

Langkah-langkah perhitungan estimasi parameter untuk model luas panen dengan regresi *robust* disajikan dengan *flowchart* pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Flowchart Model Luas Panen dengan Regresi Robust

Model prediksi luas panen digunakan untuk menghitung prediksi luas panen. Oleh karena itu, perlu pemilihan model luas panen terbaik antara model OLS dan regresi *robust* untuk masing-masing *subround* di 5 kabupaten. Pemilihan model terbaik adalah sebagai berikut:

1. Hitung residual atau *error* dari masing-masing model luas panen.

$$\sum_{i=1}^n e_{i_{OLS}} = \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_{i_{OLS}} \quad \text{dan} \quad \sum_{i=1}^n e_{i_{Robust}} = \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_{i_{Robust}}$$

2. Jika,

$$\sum_{i=1}^n e_{i_{Robust}} < \sum_{i=1}^n e_{i_{OLS}}$$

maka model luas panen yang terbaik adalah model luas panen menggunakan regresi *robust*, dan sebaliknya jika:

$$\sum_{i=1}^n e_{i_{Robust}} > \sum_{i=1}^n e_{i_{OLS}}$$

maka model luas panen yang terbaik adalah model luas panen menggunakan OLS.

Prediksi luas panen digunakan untuk menghitung prediksi produksi dengan persamaan:

$$Produksi_i = LP_i \cdot Produktivitas_i \quad (4.1)$$

dengan $i = I, II$ dan III yang merupakan *subround* dari produksi padi.

Penentuan tingkat risiko produksi padi ditentukan berdasarkan kebutuhan atau konsumsi beras yang berasal dari padi oleh penduduk di masing-masing kabupaten. Hasil produksi padi setara dengan produksi gabah kering giling (GKG). Oleh karena itu, perlu adanya konversi terlebih dahulu dari padi ke beras. Berikut langkah-langkah untuk memperoleh tingkat risiko produksi padi:

1. Konversi dari GKG menjadi beras, rata-rata hasil penyusutan dari padi menjadi beras sebesar 37.26% (BPS, 2015), sehingga beras sebagai persediaan dapat diperoleh persamaan berikut:

$$Persediaan_i = Produksi_i \times 62.74\% \quad (4.2)$$

dengan $i = I, II$ dan III yang merupakan *subround* dari produksi padi.

2. Hitung kebutuhan atau konsumsi beras penduduk masing-masing kabupaten. Berdasarkan data BPS (2015), konsumsi beras per kapita sebulan adalah 6.8 kg. Maka, diperoleh persamaan kebutuhan beras untuk masing-masing kabupaten:

$$Kebutuhan = \frac{6.8}{1000} \times Jumlah\ Penduduk \quad (4.3)$$

3. Menentukan tingkat risiko.

$$Tingkat\ Risiko = \begin{cases} Tinggi, & Persediaan_i < Kebutuhan \\ Rendah, & Persediaan_i > Kebutuhan \end{cases} \quad (4.4)$$

4.3.3 Desain Antarmuka

Tampilan antarmuka pengguna perangkat lunak ini dirancang sesuai dengan kebutuhan pengguna.

1. Menu *Data Set*

Berisi submenu yang menampilkan data respon dan prediktor, serta data hasil perhitungan uji normalitas yang sebelumnya dihitung menggunakan *software* R yang terhubung dengan basis data MySQL.

HEADER
MENU
DATA SET Data yang dapat Anda akses Luas Panen Anomali SST 3.4 Uji Normalitas
FOOTER

Gambar 4.8 Rancangan Menu *Data Set*

2. Menu *Correlation*

Berisi submenu yang menampilkan data hasil perhitungan korelasi yang dihitung menggunakan *software* R yang terhubung dengan basis data MySQL.

HEADER
MENU
CORRELATION Anda dapat mengakses: Korelasi Pearson, Spearman, Tau Kendall Copula
FOOTER

Gambar 4.9 Rancangan Menu *Correlation*

3. Menu *Estimation*

Berisi submenu untuk menghitung dan menampilkan estimasi parameter dari model OLS dan *robust*.

HEADER
MENU
ESTIMATION Anda dapat mengakses: Model OLS Regresi Robust Comparrison
FOOTER

Gambar 4.10 Rancangan Menu *Estimation*

4. Menu *Risk Analysis*

Berisi submenu untuk prediksi produksi dan tingkat risiko, serta representasi dalam bentuk peta tematik.

HEADER
MENU
RISK ANALYSIS Anda dapat mengakses: Production Risk Thematics Map
FOOTER

Gambar 4.11 Rancangan Menu *Risk Analysis*

4.4 Fase Implementasi

Pada subbab ini menjelaskan penerapan proses penyimpanan dan pengolahan data menggunakan basis data MySQL. Tampilan basis data pada MySQL untuk risiko produksi padi disajikan pada Gambar 4.12. Proses identifikasi hubungan antar variabel hingga penentuan risiko produksi padi diterapkan menggunakan bahasa pemrograman PHP.



Gambar 4.12 Tampilan Basis Data pada MySQL

4.4.1 Koneksi Basis Data

Tampilan antarmuka pengguna menggunakan bahasa pemrograman PHP. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu koneksi antara PHP dan My SQL. Data telah tersimpan dengan nama basis data “produksipadi”. Berikut adalah *source code* untuk koneksi antara PHP dan MySQL.

```
$koneksi = mysql_connect("localhost","root","");  
mysql_select_db("produksipadi",$koneksi);
```

4.4.2 Perhitungan Parameter θ

Salah satu langkah untuk menentukan pola hubungan antara luas panen padi dan anomali SST 3.4 menggunakan Copula adalah perhitungan parameter θ untuk masing-masing Copula. Berikut adalah *source code* untuk perhitungan parameter θ untuk masing-masing Copula:

```
. . .  
$i=0;  
while($kolom=mysql_fetch_array($hasil) &&  
$kolom2=mysql_fetch_array($hasil2)){  
    $normal[$i]=$kolom["koef"];  
    $frank[$i]=$kolom2["koef"];  
    $clayton[$i]=(2*$kolom2["koef"])/(1-$kolom2["koef"]);  
    $gumbel[$i]=1/(1-$kolom2["koef"]);  
    . . .  
    $i++;  
}
```

Variabel `$kolom` merupakan variabel yang berisi *query* data hasil perhitungan korelasi Pearson. Variabel `$kolom2` merupakan variabel yang berisi *query* data hasil perhitungan korelasi Tau Kendall.

4.4.3 Estimasi Parameter Model Luas Panen dengan OLS

Perhitungan estimasi parameter $\hat{\beta}$ model luas panen dengan OLS dilakukan berdasarkan Persamaan (2.29). Berikut adalah *source code* untuk perhitungan estimasi parameter $\hat{\beta}$ model luas panen dengan OLS:

```

. . .
$X_T=array($satu,$x1,$x2,$x3,$x4);
$X=transpose($X_T);
$X_M=matrixmult($X_T,$X);
$invers = invert($X_M);
$X_M2=matrixmult($invers,$X_T);
//Hasil Beta
$X_M3=matrixmult($X_M2,$y);
. . .

```

Perhitungan untuk transpos, perkalian, dan invers matriks disimpan dalam masing-masing fungsi. Transpos matriks disimpan dalam fungsi `transpose()`. Perkalian matriks disimpan dalam fungsi `matrixmult()` dan perhitungan invers matriks disimpan dalam fungsi `invert()`.

4.4.4 Estimasi Parameter Model Luas Panen dengan Regresi *Robust*

Berikut adalah *source code* untuk perhitungan estimasi parameter $\hat{\beta}$ model luas panen dengan regresi *robust*:

```

. . .
$E[$i]=$EL[$i]-$y[$i][0];
$Sigma_E[$i]=$Sigma_E[$i]+abs($E[$i]);
$i++;
} //while 1
$Sigma_E[$a]=round($Sigma_E[$a],4);
//skala robust
for($c=0;$c<24;$c++){
    echo $e_med[$c]=abs($E[$c])/$icdf."</br>";
}
$skala_robust=median($e_med);
//e star dan e star abs
for($c=0;$c<24;$c++){
    $E_star[$c]=$E[$c]/$skala_robust;
    $E_star_abs[$c]=abs($E_star[$c]);
}
//perhitungan fungsi pengaruh
for($c=0;$c<24;$c++){
    if ($E_star_abs[$c]<=$r){
        $f_peng[$c]=$E_star[$c]*pow((1-
pow(($E_star[$c]/$r),2)),2);
    }
    else {
        $f_peng[$c]=0;
    }
}

```

```

    }
    $f_peng[$c];
}
//perhitungan fungsi pembobot
for($c=0;$c<24;$c++){
    for($d=0;$d<24;$d++){
        if ($c==$d){
            if ($E_star_abs[$c]<=$r){
                $f_pemb[$c][$d]=$f_peng[$c]/$E_star[$c];
            }
            else {
                $f_pemb[$c][$d]=0;
            }
        }
        else {
            $f_pemb[$c][$d]=0;
        }
    }
    $f_pemb[$c][$d];
}
}
$X_T=array($satu,$x1,$x2,$x3,$x4);
$X=transpose($X_T);
$XT_W=matrixmult($X_T,$f_pemb);
$XT_W_X=matrixmult($XT_W,$X);
$XT_W_X_inv=invert($XT_W_X);
$XT_W_X_inv_XT=matrixmult($XT_W_X_inv,$X_T);
$XT_W_X_inv_XT_W=matrixmult($XT_W_X_inv_XT,$f_pemb);
$b_final=matrixmult($XT_W_X_inv_XT_W,$y);

if($i>1){
    if($Sigma_E[$i]==$Sigma_E[$i-1]){

        break;
    }
}
. . .

```

Langkah perhitungan estimasi parameter $\hat{\beta}$ model luas panen dengan regresi *robust* diawali dengan perhitungan residual $\$E[\$i]$, kemudian residual tersebut dijumlah dalam variabel $\$Sigma_E[\$i]$. Skala *robust* dihitung berdasarkan Persamaan (2.31). Perhitungan e^* berdasarkan Persamaan (2.30) yang disajikan dalam variabel $\$E_star[\$c]$, kemudian dihitung hasil mutlak $|e^*|$ yang disajikan dalam variabel $\$E_star_abs[\$c]$. Fungsi pengaruh dan fungsi pembobot yang masing-masing disajikan dalam variabel $\$f_peng[\$c]$ dan $\$f_pemb[\$c][\$d]$ telah dihitung berdasarkan persamaan pada Tabel 2.8. Selanjutnya, dilakukan perhitungan estimasi parameter $\hat{\beta}$ model luas panen dengan regresi *robust* dilakukan berdasarkan Persamaan (2.35). Iterasi berhenti ketika hasil estimasi

parameter $\hat{\beta}$ konvergen. Dengan kata lain, jumlah residual ($\sigma_E[i]$) di iterasi i sama dengan jumlah residual ($\sigma_E[i-1]$) di iterasi $i - 1$, dengan $i = 1, 2, \dots, n$ yang merupakan iterasi dari proses perhitungan.

4.4.5 Hasil Prediksi Luas Panen dengan Model OLS dan Regresi *Robust* beserta Residualnya per *Subround*

Hasil perhitungan luas panen dengan model OLS dan regresi *robust* beserta residualnya disajikan dalam *source code* sebagai berikut:

```

. . .

$EL["$i"]=$kolom["b0"]+$Beta1["$i"]+$Beta2["$i"]+$Beta3["$i"]+$Beta4["$i"];
$E["$i"]=$EL["$i"]-$y["$i"];

. . .

```

Hasil estimasi parameter $\hat{\beta}$ masing-masing model luas panen disimpan ke dalam basis data. Kemudian dilakukan perhitungan luas panen berdasarkan model yang disajikan dalam variabel $\$EL["$i"]$ dan residualnya disajikan dalam variabel $\$E["$i"]$.

4.4.6 Pemilihan Model Luas Panen Terbaik

Hasil perhitungan residual masing-masing model luas panen disimpan dalam basis data. Dengan demikian, pemilihan model luas panen terbaik antara model OLS dan regresi *robust* dilakukan dengan membandingkan hasil residual dari masing-masing model. Model luas panen dengan hasil residual terkecil dipilih sebagai model luas panen terbaik. Berikut adalah *source code* untuk menentukan model luas panen terbaik:

```

. . .
<?php if($kolom["E_ols"]>=$kolom["E_rob"]){
    echo "Robust";
} else{
    echo "OLS";
}
?>
. . .

```

4.4.7 Perhitungan Prediksi Luas Panen, Produksi Padi dan Konversi Beras

Perhitungan luas panen, produksi padi dan konversi beras disajikan dengan *source code* sebagai berikut:

```
. . .  
  
//luas panen, produksi dan beras  
while ($kolom3=mysql_fetch_array($hasil3)){  
$luas_panen=$kolom3["b0"]+$kolom3["b1"]*$x1["nino34"]+$kolom3["b2"]  
*$x2["nino34"]+$kolom3["b3"]*$x3["nino34"]+$kolom3["b4"]*$x4["nino34"];}  
$produksi = $luas_panen*$produktivitas;  
$beras = ($produksi * 62.74/100);  
  
. . .
```

Perhitungan prediksi luas panen padi dihitung berdasarkan model terbaik yang telah ditentukan sebelumnya. Produksi padi merupakan hasil perkalian antara luas panen padi dan produktivitas padi sesuai dengan Persamaan (4.1). Produksi padi dikonversikan menjadi beras sebagai persediaan yang disajikan pada Persamaan (4.2).

4.4.8 Perhitungan Kebutuhan Beras

Perhitungan kebutuhan beras oleh penduduk di masing-masing kabupaten dihitung berdasarkan Persamaan (4.3). Berikut *source code* perhitungan kebutuhan beras:

```
. . .  
$kebutuhan = (6.8/1000)*$kolom4["jml"];  
. . .
```

Variabel `$kolom4["jml"]` merupakan variabel yang berisi data jumlah penduduk yang diakses melalui *query* basis data.

4.4.9 Penentuan Prediksi Risiko Produksi Padi

Penentuan prediksi risiko produksi padi dilakukan berdasarkan Persamaan (4.4) yang disajikan dalam *source code* sebagai berikut:

```

. . .
if ($kolom6["beras"] > $kolom5["keb"]){
    $in_query = mysql_query("UPDATE `risiko2` SET `level`=
1 WHERE `id_kab`=$kab AND `id_subr`=$lps AND `tahun`=$thn");
}
else{
    $in_query = mysql_query("UPDATE `risiko2` SET `level`=
2 WHERE `id_kab`=$kab AND `id_subr`=$lps AND `tahun`=$thn");
}
. . .

```

Jika jumlah produksi beras \$kolom6["beras"] lebih dari jumlah kebutuhan konsumsi beras oleh penduduk \$kolom6["keb"] maka tingkat risiko yang dihasilkan adalah `level`= 1 yang berarti berisiko rendah. Jika jumlah produksi beras \$kolom6["beras"] kurang dari jumlah kebutuhan konsumsi beras oleh penduduk \$kolom6["keb"] maka tingkat risiko yang dihasilkan adalah `level`= 2 yang berarti berisiko tinggi.

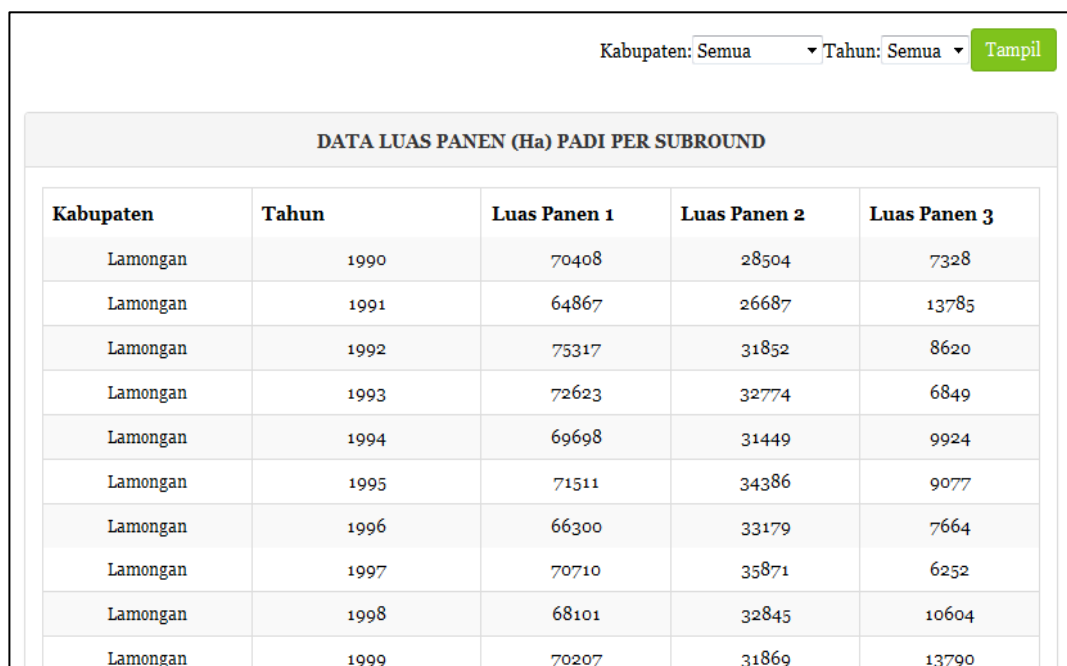
BAB 5

UJI COBA DAN ANALISIS HASIL

Pada bab ini dibahas implementasi dari arsitektur perangkat lunak, uji coba dan pembahasan prosedur untuk menentukan prediksi tingkat risiko produksi padi di Jawa Timur.

5.1 Persiapan *Data Set*

Data set yang digunakan merupakan data sekunder yang berasal dari Dinas Pertanian Propinsi Jawa Timur, Badan Pusat Statistik, *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) dan *the Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia* (POAMA). Data yang dibutuhkan untuk pengembangan perangkat lunak ini, yaitu data historis anomali SST 3.4 dari tahun 1990 hingga 2014 diperoleh dari NOAA, untuk ramalan tahun 2015 diperoleh dari POAMA. Data luas panen padi tiap *subround* di masing-masing 5 kabupaten yang menjadi wilayah studi kasus dari tahun 1990-2013. Adapun tampilan data luas panen dan anomali SST 3.4 dapat dilihat pada Gambar 5.1 dan Gambar 5.2, dan untuk data yang lebih lengkap dapat dilihat pada Lampiran 1 dan Lampiran 2.



DATA LUAS PANEN (Ha) PADI PER SUBROUND				
Kabupaten	Tahun	Luas Panen 1	Luas Panen 2	Luas Panen 3
Lamongan	1990	70408	28504	7328
Lamongan	1991	64867	26687	13785
Lamongan	1992	75317	31852	8620
Lamongan	1993	72623	32774	6849
Lamongan	1994	69698	31449	9924
Lamongan	1995	71511	34386	9077
Lamongan	1996	66300	33179	7664
Lamongan	1997	70710	35871	6252
Lamongan	1998	68101	32845	10604
Lamongan	1999	70207	31869	13790

Gambar 5.1 Tampilan Data Luas Panen Padi

Tahun: Semua ▾ Tampil

DATA INDIKATOR ENSO		
ANOMALI SST (SEA SURFACE TEMPERATURE)		
Tahun	Bulan	Anomali Nino 3.4
1990	Januari	-0.02
1990	Februari	0.23
1990	Maret	0.24
1990	April	0.24
1990	Mei	0.21
1990	Juni	-0.07

Gambar 5.2 Tampilan Data Anomali SST 3.4

5.2 Korelasi Luas Panen dan Anomali SST 3.4

Identifikasi pola hubungan antara luas panen dan anomali SST 3.4 dilakukan dengan melalui beberapa tahap, yaitu identifikasi hubungan menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall; menguji normalitas data dan identifikasi hubungan menggunakan Copula. Hasil dari masing-masing tahap tersebut disajikan pada subbab-subbab di bawah ini.

5.2.1 Hasil Korelasi Menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall

Hasil korelasi antara luas panen dan anomali SST 3.4 menggunakan Pearson, Spearman, dan Tau-Kendall masing-masing kabupaten dapat dilihat di Lampiran 8. Perhitungan koefisien dan *p-value* menggunakan *software* R dan hasilnya disimpan dalam basis data. Selanjutnya, dicari *p-value* yang signifikan yaitu $p\text{-value} < \alpha$, dengan $\alpha = 0.05$ atau $\alpha = 0.01$. Tampilan korelasi antara luas panen dan anomali SST 3.4 tertera pada Gambar 5.3.

Berdasarkan koefisien pada Tabel 5.1 dan 5.2, menunjukkan bahwa hubungan antara luas panen dan anomali SST 3.4 memiliki hubungan yang negatif. Hal ini berarti bahwa kejadian ENSO di Samudera Pasifik memiliki hubungan yang terbalik dengan luas panen di Jawa Timur. Jika di Lautan Pasifik terjadi *El-Nino* maka terjadi penurunan jumlah luas panen, sedangkan jika terjadi *La-Nina* maka terjadi peningkatan jumlah luas panen.

Pada Tabel 5.1 dan Tabel 5.2 juga menunjukkan bahwa Kabupaten Ngawi memiliki hubungan dengan anomali SST yang paling banyak dibandingkan kabupaten yang lain. Hal ini berarti, Kabupaten Ngawi memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap kondisi ENSO di Lautan Pasifik dibandingkan keempat kabupaten lainnya.

KORELASI LUAS PANEN PADI DAN ANOMALI SST 3-4				
Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
Lamongan	Januari	Pearson	-0.015348	0.943255
Lamongan	Februari	Pearson	-0.0194541	0.928108
Lamongan	Maret	Pearson	0.0290754	0.892719
Lamongan	April	Pearson	0.0655643	0.760839

Gambar 5.3 Tampilan Korelasi antara Luas Panen dan Aomali SST 3.4

Hasil *p-value* yang signifikan dengan $\alpha = 0.05$ di masing-masing kabupaten disajikan pada Tabel 5.1.

Tabel 5.1 Hasil Korelasi Signifikan dengan $\alpha = 0.05$

Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
Lamongan	September	Pearson	-0.434	0.034
	Oktober	Pearson	-0.425	0.039
	Mei	Spearman	-0.421	0.040
	November	Tau Kendall	-0.290	0.047
Ngawi	Juni	Pearson	-0.419	0.042
	September	Pearson	-0.613	0.001
	Oktober	Pearson	-0.611	0.002
	November	Pearson	-0.598	0.002
	Desember	Pearson	-0.548	0.006
	Mei	Spearman	-0.415	0.044
	September	Spearman	-0.678	0.0003
	Oktober	Spearman	-0.661	0.0004
	November	Spearman	-0.629	0.001
	Desember	Spearman	-0.575	0.003
September	Tau Kendall	-0.505	0.0006	

Tabel 5.1 Hasil Korelasi Signifikan dengan $\alpha = 0.05$ (Lanjutan)

Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
Ngawi	Oktober	Tau Kendall	-0.473	0.001
	November	Tau Kendall	-0.450	0.002
	Desember	Tau Kendall	-0.413	0.005
Banyuwangi	Juni	Pearson	-0.411	0.046
	Oktober	Pearson	-0.448	0.028
	Desember	Pearson	-0.423	0.039
	Mei	Spearman	-0.559	0.004
	Juni	Spearman	-0.449	0.028
	Oktober	Spearman	-0.427	0.038
	November	Spearman	-0.410	0.047
	Desember	Spearman	-0.477	0.019
	Mei	Tau Kendall	-0.386	0.009
	Oktober	Tau Kendall	-0.305	0.037
	Desember	Tau Kendall	-0.319	0.029
Bojonegoro	September	Pearson	-0.440	0.031
	Oktober	Pearson	-0.455	0.026
	Januari	Spearman	-0.502	0.013
	Februari	Spearman	-0.455	0.026
	Maret	Spearman	-0.430	0.036
	Desember	Spearman	-0.408	0.048
	Januari	Tau Kendall	-0.356	0.015
	Februari	Tau Kendall	-0.320	0.029
	Maret	Tau Kendall	-0.287	0.050
	Desember	Tau Kendall	-0.290	0.047
Jember	Juni	Spearman	-0.422	0.040

Hasil *p-value* yang signifikan dengan $\alpha = 0.01$ di masing-masing kabupaten disajikan pada Tabel 5.2.

Tabel 5.2 Hasil Korelasi Signifikan dengan $\alpha = 0.01$

Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
Banyuwangi	September	Pearson	-0.613	0.001
	Oktober	Pearson	-0.611	0.001
	November	Pearson	-0.598	0.002
	Desember	Pearson	-0.548	0.006
	September	Spearman	-0.678	0.0003
	Oktober	Spearman	-0.660	0.0004

Tabel 5.2 Hasil Korelasi Signifikan dengan $\alpha = 0.01$ (Lanjutan)

Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
Banyuwangi	November	Spearman	-0.629	0.001
	Desember	Spearman	-0.575	0.003
	September	Tau Kendall	-0.505	0.0005
	Oktober	Tau Kendall	-0.473	0.001
	November	Tau Kendall	-0.450	0.002
	Desember	Tau Kendall	-0.413	0.005
Ngawi	Mei	Spearman	-0.559	0.005
	Mei	Tau Kendall	-0.385	0.009

5.2.2 Hasil Uji Normalitas Data

Uji normalitas data dilakukan untuk penentuan pengambilan keputusan penggunaan metode Copula yang digunakan untuk identifikasi korelasi luas panen dan anomali SST 3.4. Metode yang digunakan untuk uji kenormalan data adalah Komolgorov-Smirnov dan Anderson Darling. Pengujian dilakukan menggunakan *software* R. Hasil uji normalitas menggunakan Komolgorov-Smirnov dan Anderson Darling masing-masing disajikan pada Tabel 5.3.

UJI NORMALITAS DATA					
LUAS PANEN PADI DAN ANOMALI SST 3.4					
Kabupaten	Variabel	Komolgorov-Smirnov (D)	p-value	p-value Anderson Darling	Keputusan Copula
Lamongan	Luas Panen 1	0.228	0	0	Archimedean
Lamongan	Luas Panen 2	0.103	0.16	0	Normal, Archimedean
Lamongan	Luas Panen 3	0.135	0.16	0.124	Normal, Archimedean

Gambar 5.4 Tampilan Uji Normalitas Data

Pada hasil uji Komolgorov-Smirnov dikatakan tolak H_0 atau dengan kata lain tidak berdistribusi normal jika $D_{hitung} > D_\alpha$ dan $p - value < \alpha$, dengan $\alpha = 0.05$. Menurut tabel Komolgorov-Smirnov $D_\alpha = D_{0.05} = 0.269$. Sedangkan pada hasil uji Anderson Darling dikatakan tolak H_0 jika $p - value < \alpha$, dengan $\alpha = 0.05$. Pada Tabel 5.3 menunjukkan bahwa hasil uji normalitas dari

Komolgorov-Smirnov sebagian besar variabel tidak berdistribusi normal, kecuali Kabupaten Ngawi, Banyuwangi dan Bojonegoro yang masing-masing pada *subround 3*, *subround 2*, dan *subround 3*. Hasil uji normalitas menggunakan Anderson Darling menunjukkan bahwa 5 variabel berdistribusi normal, yaitu Kabupaten Lamongan pada *subround 2* dan *subround 3*, Kabupaten Ngawi pada *subround 3*, Kabupaten Banyuwangi pada *subround 2*, dan anomali SST 3.4.

Tabel 5.3 Hasil Uji Normalitas Data

Kabupaten	Variabel	Komolgorov-Smirnov			Anderson Darling	
		D	<i>p-value</i>	Keputusan Hasil Uji	<i>p-value</i>	Keputusan Hasil Uji
Lamongan	<i>Subround 1</i>	0.228	<0.01	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 2</i>	0.103	0.736	tidak normal	0.369	normal
	<i>Subround 3</i>	0.135	0.308	tidak normal	0.124	normal
Ngawi	<i>Subround 1</i>	0.367	<0.01	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 2</i>	0.228	<0.01	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 3</i>	0.116	0.550	normal	0.529	normal
Banyuwangi	<i>Subround 1</i>	0.275	<0.01	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 2</i>	0.148	0.187	normal	0.147	normal
	<i>Subround 3</i>	0.19	0.026	tidak normal	<0.01	tidak normal
Bojonegoro	<i>Subround 1</i>	0.219	<0.01	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 2</i>	0.183	0.036	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 3</i>	0.148	0.188	normal	<0.01	tidak normal
Jember	<i>Subround 1</i>	0.299	<0.01	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 2</i>	0.180	0.042	tidak normal	<0.01	tidak normal
	<i>Subround 3</i>	0.183	0.038	tidak normal	<0.01	tidak normal
-	SST 3.4	0.063	0.007	tidak normal	0.012	normal

Keputusan akhir dari hasil uji normalitas ditentukan berdasarkan hasil uji Komolgorov-Smirnov dan Anderson Darling. Jika minimal satu hasil uji normalitas data menunjukkan distribusi normal, maka data tersebut diputuskan berdistribusi normal. Keputusan akhir untuk hasil uji normalitas ditunjukkan pada Tabel 5.4.

Tabel 5.4 Keputusan Akhir Hasil Uji Normalitas Data

Kabupaten	Variabel	Hasil Uji		Keputusan Akhir Hasil Uji
		Komolgorov-Smirnov	Anderson Darling	
Lamongan	<i>Subroud 1</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 2</i>	tidak normal	normal	normal
	<i>Subroud 3</i>	tidak normal	normal	normal
Ngawi	<i>Subroud 1</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 2</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 3</i>	normal	normal	normal
Banyuwangi	<i>Subroud 1</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 2</i>	normal	normal	normal
	<i>Subroud 3</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
Bojonegoro	<i>Subroud 1</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 2</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 3</i>	normal	tidak normal	normal
Jember	<i>Subroud 1</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 2</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
	<i>Subroud 3</i>	tidak normal	tidak normal	tidak normal
-	SST 3.4	tidak normal	normal	normal

Berdasarkan Gambar 4.5, keputusan metode Copula ditentukan berdasarkan hasil uji normalitas masing-masing variabel. Jika minimal satu variabel memiliki hasil uji berdistribusi normal maka keputusan Copula yang digunakan adalah Copula Normal dan Copula Archimedean. Jika tidak ada variabel yang memiliki hasil uji berdistribusi normal maka keputusan Copula yang digunakan hanya Copula Archimedean. Berdasarkan Tabel 5.4, anomali SST 3.4 dinyatakan berdistribusi normal. Oleh karena itu, semua variabel luas panen yang diidentifikasi korelasinya dengan anomali SST 3.4 diputuskan menggunakan Copula Normal dan Copula Archimedean.

5.2.3 Hasil Korelasi Menggunakan Copula

Hasil uji normalitas data menunjukkan bahwa anomali SST 3.4 dinyatakan berdistribusi normal, maka untuk identifikasi korelasi antara semua luas panen dan anomali SST 3.4 menggunakan Copula Normal dan Copula Archimedean.

Tampilan hasil parameter $tetha$ (θ) Copula dapat dilihat pada Gambar 5.5. Hasil parameter θ Copula Archimedean (Frank, Clayton dan Gumbel) diperoleh dari perhitungan persamaan Tabel 2.2, sedangkan parameter θ Copula Normal diperoleh dari pendekatan Pearson. Hasil parameter θ masing-masing Copula secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 9.

Kabupaten: Hitung

PARAMETER TETHA COPULA					
Kabupaten	Bulan	Copula			
		Archimedean			Normal
		Frank	Clayton	Gumbel	
Lamongan	Januari	-0.0399275	-0.076789	0.961605	-0.015348
Lamongan	Februari	0.0108893	0.0220184	1.01101	-0.0194541
Lamongan	Maret	0.0724638	0.15625	1.07812	0.0290754
Lamongan	April	0.123188	0.280991	1.1405	0.0655643
Lamongan	Mei	-0.254547	-0.405799	0.7971	-0.353248
Lamongan	Juni	-0.15942	-0.275	0.8625	-0.206122
Lamongan	Juli	-0.127042	-0.225443	0.887278	-0.140389
Lamongan	Agustus	-0.0834847	-0.154104	0.922948	-0.11548

Gambar 5.5 Tampilan Parameter θ Copula

Hasil parameter θ tersebut digunakan untuk perhitungan estimasi parameter Copula dengan pendekatan Tau-Kendall. Tampilan estimasi parameter Copula dapat dilihat pada Gambar 5.6.

Hasil perhitungan estimasi parameter θ Copula, masing-masing *subround* luas panen di lima kabupaten memiliki hasil yang signifikan atau dengan kata lain $p\text{-value} < \alpha$, untuk $\alpha < 0.05$, di *subround 2* dan *subround 3*. Pola hubungan luas panen 5 kabupaten dan anomali SST 3.4 memiliki hubungan yang mengikuti lebih dari satu jenis Copula. Oleh karena itu, dilakukan *fitting* Copula atau pemilihan Copula terbaik menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang dihitung menggunakan *software* R. Keputusan untuk pola hubungan terbaik dari masing-masing pasangan variabel dipilih berdasarkan hasil *fitting* dengan $p\text{-value}$ yang signifikan serta nilai *log-likelihood* terbesar. Hasil

fitting Copula secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 9, dan untuk tampilannya dapat dilihat pada Gambar 5.7.

ESTIMASI PARAMETER TETHA COPULA				
Kabupaten	Bulan	Copula	Parameter	<i>p-value</i>
Lamongan	Januari	Frank	-0.359821	0.790809
Lamongan	Januari	Clayton	-0.0767889	0.782119
Lamongan	Januari	Normal	-0.0626768	0.790016
Lamongan	Februari	Frank	0.0980183	0.944908
Lamongan	Februari	Clayton	0.0220184	0.9455
Lamongan	Februari	Normal	0.0171041	0.944895
Lamongan	Maret	Frank	0.654963	0.661309
Lamongan	Maret	Clayton	0.15625	0.681923
Lamongan	Maret	Normal	0.11358	0.657203

Gambar 5.6 Tampilan Estimasi Parameter Copula

Pada Tabel 5.5 menunjukkan bahwa sebagian besar hasil korelasi luas panen dan anomali SST 3.4 mengikuti Copula Normal, kecuali Kabupaten Lamongan bulan Mei yang mengikuti Copula Frank, Kabupaten Ngawi bulan November dan Kabupaten Lamongan bulan Oktober dan November yang mengikuti Copula Normal. Hasil hubungan luas panen dan anomali SST 3.4 teridentifikasi dengan baik sebagian besar pada *subround 2* dan *subround 3* atau antara bulan Mei hingga Desember.

Tabel 5.5 Hasil Korelasi Luas Panen menggunakan Copula

Kabupaten	Bulan	Copula
Lamongan	Mei	Frank
	Oktober	Clayton
	November	Clayton
	Desember	Normal
Ngawi	Mei	Normal
	Juni	Normal

Tabel 5.5 Hasil Korelasi Luas Panen menggunakan Copula (Lanjutan)

Kabupaten	Bulan	Copula
	Oktober	Normal
	November	Clayton
	Desember	Normal
Banyuwangi	Januari	Normal
	Mei	Normal
	September	Normal
	Oktober	Normal
	November	Normal
	Desember	Normal
Bojonegoro	Januari	Normal
	Februari	Normal
	Maret	Normal
	Mei	Normal
	November	Normal
	Desember	Normal
Jember	Mei	Normal
	Juni	Normal

Kabupaten: Semua Tampil

FITTING COPULA DENGAN MAXIMUM LIKELIHOOD				
Kabupaten	Bulan	Copula	Estimasi	Likelihood
Lamongan	Mei	Frank	-2.65094	2.02081
Lamongan	Mei	Clayton	-	-
Lamongan	Mei	Normal	-0.439186	1.72578
Lamongan	Oktober	Clayton	-0.472804	4.51784
Lamongan	November	Clayton	-0.472685	4.63032
Lamongan	November	Normal	-0.536772	2.91165
Lamongan	Desember	Clayton	-	-
Lamongan	Desember	Normal	-0.491598	2.30453
Ngawi	Mei	Frank	-3.62813	3.70005
Ngawi	Mei	Clayton	-	-

Gambar 5.7 Tampilan *Fitting Copula* menggunakan MLE

5.3 Model Luas Panen

Model untuk estimasi luas panen merupakan model linier dengan anomali SST 3.4 sebagai variabel prediktornya. Model estimasi parameter yang

digunakan adalah model OLS dan regresi *robust*. Estimasi parameter model luas panen dengan OLS masing-masing kabupaten dapat dilihat pada Tabel 5.6.

Tabel 5.6 Model Luas Panen dengan OLS

Kabupaten	Luas Panen	b0	b1	b2	b3	b4
Lamongan	Subround 1	64678	2008	-16073	15269	4482
	Subround 2	40022	-8370	2208	-1597	524
	Subround 3	11830	-2722	-5726	6184	-765
Ngawi	Subround 1	40352	7003	-14342	4595	3705
	Subround 2	37073	-1312	-9430	6149	-2217
	Subround 3	15303	8977	-22480	19370	-8116
Banyuwangi	Subround 1	49963	-4623	-18704	29197	89
	Subround 2	27742	-4698	1327	-2081	-2318
	Subround 3	30351	-123	-2557	-8713	6622
Bojonegoro	Subround 1	64083	-8096	-3712	14558	-545
	Subround 2	30609	-13417	16934	-11897	-3941
	Subround 3	7862	-1110	-13173	14098	-3190
Jember	Subround 1	69703	4420	-21083	20733	-1126
	Subround 2	49627	-812	-7806	9598	-7237
	Subround 3	18830	-1765	-2426	7062	-4404

Berdasarkan Tabel 5.6, didapatkan model estimasi luas panen tiap *subround* di kabupaten Lamongan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\widehat{LP}_I &= f(SST_{Jan}, SST_{Feb}, SST_{Mar}, SST_{Apr}) \\ &= b_0 + b_1SST_{Jan} + b_2SST_{Feb} + b_3SST_{Mar} + b_4SST_{Apr} \\ &= 64678 + 2008 SST_{Jan} - 16073 SST_{Feb} + \\ &\quad 15269 SST_{Mar} + 4482 SST_{Apr}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\widehat{LP}_{II} &= f(SST_{Mei}, SST_{Jun}, SST_{Jul}, SST_{Agt}) \\ &= b_0 + b_1SST_{Mei} + b_2SST_{Jun} + b_3SST_{Jul} + b_4SST_{Agt} \\ &= 40022 - 8370 SST_{Mei} + 2208 SST_{Jun} - \\ &\quad 1597 SST_{Jul} + 524 SST_{Agt}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\widehat{LP}_{III} &= f(SST_{Sep}, SST_{Okt}, SST_{Nov}, SST_{Des}) \\ &= b_0 + b_1SST_{Sep} + b_2SST_{Okt} + b_3SST_{Nov} + b_4SST_{Des} \\ &= 11830 - 2722 SST_{Sep} - 5726 SST_{Okt} - \\ &\quad 6184 SST_{Nov} - 765 SST_{Des}\end{aligned}$$

Hal ini berlaku untuk kabupaten Ngawi, Banyuwangi, Bojonegoro dan Jember dengan melakukan substitusi parameter estimasi b_0, b_1, b_2, b_3, b_4 dan b_5 di masing-masing model luas panen.

Estimasi parameter dengan OLS merupakan langkah awal untuk perhitungan estimasi parameter dengan regresi *robust*. Estimasi parameter model luas panen dengan regresi *robust* masing-masing kabupaten dapat dilihat pada Tabel 5.7.

Tabel 5.7 Model Luas Panen dengan Regresi *Robust*

Kabupaten	Luas Panen	b0	b1	b2	b3	b4
Lamongan	Subround 1	66620.5	-8954.37	2549.55	9344.85	2600.03
	Subround 2	41004.9	-10397.3	10412.7	-9434.61	3729
	Subround 3	11796.4	-826.461	-6258.53	5112.84	-363.915
Ngawi	Subround 1	41719.5	-816.002	-273.869	-664.09	2616.71
	Subround 2	39583	-5020.28	6135.47	-13127.9	7485.14
	Subround 3	14658.9	9945.4	-11635.7	12158.6	-9441.19
Banyuwangi	Subround 1	52553.6	-7284.74	-4647.84	13400.3	3134.59
	Subround 2	28817.7	-5727.46	5435.58	-7521.26	1914.49
	Subround 3	31171.9	-48.3382	-4083	-2179.31	2826.94
Bojonegoro	Subround 1	66317.3	-17751.2	15917.9	4459.12	-979.917
	Subround 2	31096	-14912.5	22358.7	-18331.3	-792.911
	Subround 3	7430.93	1957.6	-8394.41	7382.45	-2111.36
Jember	Subround 1	72421.5	-5210.88	-6812.65	19263.1	-5098.32
	Subround 2	51236.7	-4055.49	4033.9	-1231.85	-2685.35
	Subround 3	18255.9	-374.042	-2651.84	3554.28	-1574.75

Berdasarkan hasil estimasi parameter tersebut, didapatkan model estimasi luas panen tiap *subround* di kabupaten Lamongan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \widehat{LP}_I &= f(SST_{Jan}, SST_{Feb}, SST_{Mar}, SST_{Apr}) \\
 &= b_0 + b_1 SST_{Jan} + b_2 SST_{Feb} + b_3 SST_{Mar} + b_4 SST_{Apr} \\
 &= 66620.5 - 8954.37 SST_{Jan} + 2549.55 SST_{Feb} + \\
 &\quad 9344.85 SST_{Mar} + 2600.03 SST_{Apr} \\
 \widehat{LP}_{II} &= f(SST_{Mei}, SST_{Jun}, SST_{Jul}, SST_{Agt}) \\
 &= b_0 + b_1 SST_{Mei} + b_2 SST_{Jun} + b_3 SST_{Jul} + b_4 SST_{Agt} \\
 &= 41004.9 - 10397.3 SST_{Mei} + 10412.7 SST_{Jun} + \\
 &\quad 9434.61 SST_{Jul} + 3729 SST_{Agt}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\widehat{LP_{III}} &= f(SST_{Sep}, SST_{Okt}, SST_{Nov}, SST_{Des}) \\
&= b_0 + b_1SST_{Sep} + b_2SST_{Okt} + b_3SST_{Nov} + b_4SST_{Des} \\
&= 11796.4 - 826.461 SST_{Sep} - 6258.53 SST_{Okt} + \\
&\quad 5112.84 SST_{Nov} - 363.915 SST_{Des}
\end{aligned}$$

Hal ini berlaku untuk kabupaten Ngawi, Banyuwangi, Bojonegoro dan Jember dengan melakukan substitusi parameter estimasi b_0, b_1, b_2, b_3, b_4 dan b_5 di masing-masing model luas panen. Selanjutnya, dilakukan perhitungan jumlah residual atau *error*, $\sum_{i=1}^n e_i = \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i$ dengan i merupakan data ke- i , y_i adalah data asli dari luas panen dan \hat{y}_i adalah hasil estimasi dari model luas panen.

Tabel 5.8 Pemilihan Model Luas Panen Terbaik

Kabupaten	Periode	Jumlah Residual		Pilihan Model
		OLS	Robust	
Lamongan	Subround 1	130997	65309.9	Robust
Lamongan	Subround 2	189100	166684	Robust
Lamongan	Subround 3	77907.8	76438.2	Robust
Ngawi	Subround 1	86259.6	34923.8	Robust
Ngawi	Subround 2	112380	53061.6	Robust
Ngawi	Subround 3	109595	90512.6	Robust
Banyuwangi	Subround 1	145794	81490.4	Robust
Banyuwangi	Subround 2	131884	114544	Robust
Banyuwangi	Subround 3	89716.1	60562.7	Robust
Bojonegoro	Subround 1	153068	88975.1	Robust
Bojonegoro	Subround 2	270471	252243	Robust
Bojonegoro	Subround 3	64832.9	65128.4	OLS
Jember	Subround 1	142290	56491	Robust
Jember	Subround 2	133918	101110	Robust
Jember	Subround 3	50563.9	46207.1	Robust

Jumlah residual masing-masing model, OLS dan Regresi Robust, dibandingkan untuk memilih model terbaik. Model luas panen yang dipilih merupakan model yang memiliki residual yang paling rendah. Hasil perbandingan residual dapat dilihat pada Tabel 5.8 dan tampilan pada perangkat lunak dilihat pada Gambar 5.8. Tabel 5.8 menunjukkan bahwa sebagian besar model luas panen

terbaik dengan jumlah residual terkecil adalah model regresi *robust*. Namun, Luas panen *subround* 3 di Kabupaten Bojonegoro model luas panen terbaik dengan jumlah residual terkecil adalah model OLS.

PERBANDINGAN JUMLAH RESIDUAL MODEL OLS DAN REGERSI ROBUST				
Kabupaten	Periode	Jumlah Residual		Pilihan Model
		OLS	Robust	
Lamongan	Subround 1	130997	65309.9	Robust
Lamongan	Subround 2	189100	166684	Robust
Lamongan	Subround 3	77907.8	76438.2	Robust
Ngawi	Subround 1	86259.6	34923.8	Robust
Ngawi	Subround 2	112380	53061.6	Robust
Ngawi	Subround 3	109595	90512.6	Robust
Banyuwangi	Subround 1	145794	81490.4	Robust

Gambar 5.8 Tampilan Perbandingan Jumlah Residual Model OLS dan Regresi *Robust*

5.4 Prediksi Produksi

Perhitungan produksi padi dilakukan berdasarkan hasil perhitungan prediksi luas panen sesuai dengan model luas panen yang terbaik. Seperti yang dijelaskan sebelumnya, hasil produksi padi setara dengan hasil gabah kering giling (GKG). Konversi GKG ke beras digunakan sebagai persediaan yang digunakan untuk menentukan tingkat risiko produksi.

Tampilan konversi GKG ke beras dapat dilihat pada Gambar 5.9. Pada Gambar 5.9 menunjukkan bahwa konversi dari GKG ke beras mengalami penyusutan sebesar 37.26%. Hasil prediksi produksi padi secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 10 . Sebagian besar prediksi produksi padi di tahun 2014 dan 2015 di masing-masing kabupaten selalu mengalami penurunan tiap dari *subround* 1 ke *subround* 2, kemudian mengalami penurunan kembali di *subround* 3. Namun, prediksi produksi padi tahun 2014 dan 2015 di Kabupaten Banyuwangi mengalami peningkatan dari *subround* 1 ke *subround* 2, kemudian mengalami penurunan kembali di *subround* 3.

Tahun: <input type="text" value="Semua"/>	Luas Panen: <input type="text" value="Semua"/>	Kabupaten: <input type="text" value="Semua"/>	<input type="button" value="Hitung"/>	
KONVERSI PREDIKSI PRODUKSI PADI (GABAH KERING GILING) - BERAS				
Kabupaten	Tahun	Periode	Prediksi	
			Padi (GKG)	Beras
Lamongan	2013	Subround 1	3775350	2453980
Lamongan	2013	Subround 2	1528420	993470
Lamongan	2013	Subround 3	392935	255408

Gambar 5.9 Tampilan Prediksi Produksi Padi

5.5 Prediksi Tingkat Risiko Produksi

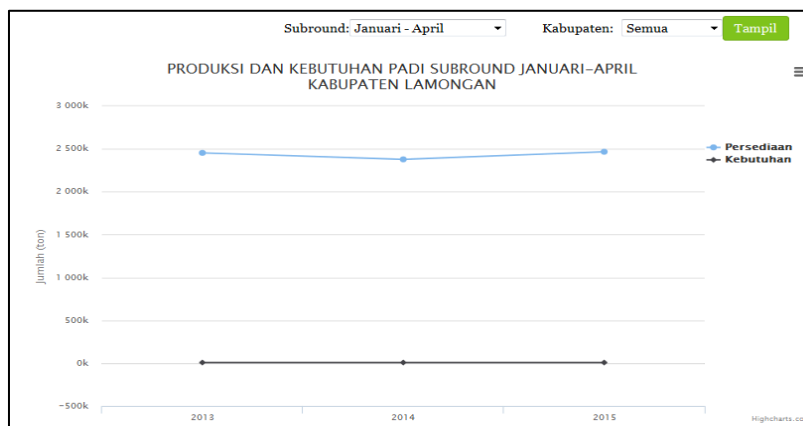
Penentuan tingkat risiko diawali dengan perhitungan kebutuhan konsumsi beras penduduk di masing-masing kabupaten. Prediksi kebutuhan atau konsumsi beras secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 11. Prediksi kebutuhan atau konsumsi beras pada Kabupaten Lamongan, Ngawi dan Bojonegoro mengalami penurunan tiap tahunnya. Hal ini disebabkan laju pertumbuhan penduduk di ketiga kabupaten tersebut bernilai negatif, sehingga terjadi penurunan jumlah penduduk tiap tahunnya hingga prediksi tahun 2015. Oleh karena jumlah penduduk yang mengalami penurunan maka jumlah kebutuhan di kabupaten tersebut juga mengalami penurunan.

PREDIKSI RISIKO PRODUKSI PADI					
Kabupaten	Tahun	Periode	Prediksi		Tingkat Risiko
			Persediaan	Kebutuhan	
Lamongan	2013	Subround 1	2453980	8047.36	Rendah
Lamongan	2013	Subround 2	993470	8047.36	Rendah
Lamongan	2013	Subround 3	255408	8047.36	Rendah
Ngawi	2013	Subround 1	1381910	5536.21	Rendah
Ngawi	2013	Subround 2	1210930	5536.21	Rendah

Gambar 5.10 Tampilan Prediksi Tingkat Risiko Produksi Padi

Jika jumlah prediksi produksi padi atau persediaan kurang dari kebutuhan maka terjadi defisit sehingga tingkat risikonya tinggi. Jika jumlah persediaan lebih

dari kebutuhan maka terjadi surplus sehingga tingkat risikonya rendah. Hasil prediksi tingkat risiko produksi padi secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran 11. Hasil prediksi tingkat risiko tiap kabupaten menghasilkan tingkat risiko rendah. Hal ini disebabkan kelima kabupaten tersebut merupakan sentra produksi padi di Jawa Timur dan dalam hal ini untuk menentukan risikonya hanya memperhatikan tingkat kebutuhan saja.



Gambar 5.11 Tampilan Grafik Persediaan dan Kebutuhan



Gambar 5.12 Tampilan Peta Tematik Tingkat Risiko Produksi Padi

Berdasarkan Lampiran 11, dapat direpresentasikan pada grafik seperti pada Gambar 5.11. Pada hasil grafik terlihat bahwa sangat jauh rentang antara persediaan dan kebutuhan, sehingga menyebabkan tingkat risiko produksi padi

menjadi rendah. Hal ini disebabkan Kabupaten Lamongan, Ngawi, Banyuwangi, Bojonegoro dan Jember merupakan wilayah-wilayah sentra produksi padi dan pengekspor beras di Indonesia. Tampilan representasi peta tematik dapat dilihat pada Gambar 5.12. *Polygon* untuk area dari kelima kabupaten berwarna hijau, hal ini berarti prediksi tingkat risiko produksi padi memiliki tingkat risiko yang rendah.

BAB 6

PENUTUP

Pada bab ini berisi tentang beberapa kesimpulan dari penelitian yang telah dilaksanakan. Selain itu, terdapat beberapa saran untuk perbaikan atau pengembangan pada penelitian selanjutnya.

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan rangkaian proses yang dilakukan, telah dijelaskan pada BAB 5 dan 6, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Sebagian besar korelasi antara luas panen padi 5 kabupaten di Jawa Timur yaitu Kabupaten Lamongan, Ngawi, Banyuwangi, Bojonegoro dan Jember teridentifikasi dengan baik menggunakan Copula Normal. Hal ini disebabkan anomali SST 3.4 dan sebagian besar data luas panen berdistribusi normal.
2. Model prediksi luas panen masing-masing kabupaten diperoleh menggunakan model OLS, sebagai langkah awal untuk menentukan model prediksi luas panen menggunakan Regresi *Robust*.
3. Sebagian besar model terbaik untuk prediksi luas panen padi di masing-masing kabupaten adalah model luas panen menggunakan regresi *robust*, kecuali Kabupaten Bojonegoro *subround 3* memiliki model prediksi luas panen terbaik yaitu model OLS.
4. Prediksi tingkat risiko produksi padi berdasarkan tingkat persediaan dan konsumsi penduduk masing-masing kabupaten memiliki tingkat risiko yang rendah.

6.2 Saran

Berdasarkan hasil yang dicapai, terdapat beberapa rumusan saran guna keberlanjutan pada penelitian berikutnya:

1. Pada sistem perangkat lunak dapat dikembangkan untuk identifikasi korelasi Copula yang *automatic*.
2. Pada model luas panen dapat dikembangkan dengan penambahan variabel prediktor yang terkait dengan variabel respon.

3. Pada penentuan tingkat risiko dapat dikembangkan dengan penambahan aspek-aspek sosial-ekonomi lainnya yang menunjang agar hasil tingkat risiko yang diperoleh lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- 'Anisa', K. N. (2015), "Analisis Hubungan Curah Hujan dan Indikator *El-Nino Southern Oscillation* di Sentra Produksi Padi Jawa Timur dengan Pendekatan Copula", Tugas Akhir: Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.
- Arshad, M., *et.al.* (2003), "Anderson Darling an Modified Anderson Darling Tests for Generalized Pareto Distribution", *Pakistan Journal of Applied Sciences*, Vol. 3(2), hal. 85-88.
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2013), "Data Tanaman Pangan – Luas Panen, Produksi dan Produktivitas Padi Provinsi Jawa Timur", diakses pada tanggal 25 November 2014, http://www.bps.go.id/tnmn_pgn.php.
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2015), "Produksi Padi, Jagung, Dan Kedelai (Angka Sementara Tahun 2014)", Berita Resmi Statistik: BPS Jawa Barat.
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2015), "Rata-Rata Konsumsi per Kapita Seminggu Beberapa Macam Bahan Makanan Penting, 2007-2013", diakses pada 6 Juni 2015, <http://bps.go.id/linkTabelStatis/view/id/950> .
- Berg, D., Bakken, H. (2006), "Copula Goodness-of-fit Tests: A Comparative Study", *The Norwegian Computing*.
- Budiani, J. R. (2013), "Pemodelan Anomali Luas Panen Padi dan Anomali Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan Pendekatan *Robust LTS*", Tugas Akhir Program Studi Diploma III: Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.
- Cabrera, V. E. (2009), "Managing Climate Risks to Agriculture: Evidence from *El-Nino*", *Southeast Climate Consortium Technical Report Series*, diakses pada tanggal 18 Januari 2015. www.seclimate.org/wp-content/uploads/2014/07/secc_09_001.pdf.
- Chiew, F. H. S. (2002), "Global ENSO-Streamflow Teleconnection, Streamflow Forecasting and Interannual Variability", *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 47, hal. 505-522.

- Drapper, N., Smith, H. (1998). "Applied Regression Analysis (3th Edition)", New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Embrechts, P., Lindskog, F., & McNeil, A. (2001). "Modeling Dependence with Copulas and Application to Risk Management", Switzerland: Departement of Mathematics, ETHZ CH-8092 Zürich.
- Falcon, W. P., *et.al.* (2004). "Using Climate Models to Improve Indonesian Food Security", *Bulletin of Indonesian Economics Studies*, Vo. 40, No. 3, hal. 355-377.
- Fox, J. (2002), "Robust Regression, Appendix to An R and S-PLUS Companion to Applied Regression", diakses pada tanggal 24 Februari 2015, <http://cran.r-project.org/doc/...Companion/appendix-robust-regression.pdf>.
- Fraisse, C. W., , *et.al.* (2006), "AgClimate: A Climate Forecast Information Sistem for Agricultural Risk Management in The Southeastern USA", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 53, hal. 13-27.
- Kpanzou, T. A. (2007). "Copulas in Statistics", *African Institute for Mathematical Science* (AIMS).
- Kuzmič, P., Hill, C., dan Janc, J. W. (2004), "Practical Robust Fit of Enzyme Inhibition Data", *Methods in Enzymology*, Vol.383, hal. 366–381.
- Malczewski, J. (1999), "GIS and Multicriteria Decision Analysis", Canada: John Willey & Sons, Inc.
- Maulidiyah, R. (2014), "Sistem Pendukung Keputusan Spasial Berbasis Web untuk Memprediksi Tingkat Risiko Produksi Padi di Jawa Timur", Tugas Akhir: Jurusan Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.
- Mikosch, T. (2008), "Copulas: Tales and Facts." Denmark: Laboratory of Actuarial Mathematics, University of Copenhagen, Universitetsparken, DK-2100.
- Mulyanti, H. (2012), "Pengaruh El-Nino/Southern Oscillation (ENSO) Terhadap Curah Hujan Bulanan Pulau Jawa", Skripsi: Fakultas Geografi, Universitas Gadjah Mada Yogyakarta.

- National Oceanic and Atmospheric Administration, “El-Nino/Southern Oscillation (ENSO) Technical Discussion: ENSO-What is it?”, diakses pada tanggal 25 November 2014,
<http://www.ncdc.noaa.gov/teleconnections/enso/enso-tech.php>.
- Naylor, R. L., *et.al.* (2009), “Agricultural Decision-Making with ENSO Variability: Integrating Climate Science, Risk Management, and Policy Analysis”, Freeman Spogli Institute for International Studies at Stanford University, diakses pada tanggal 25 November 2014,
http://www.researchgate.net/publication/252433538_Agricultural_Decision_Making_In_Indonesia_With_ENSO_Variability_Integrating_Climate_Science_Risk_Assessment_And_Policy_Analysis
- Naylor, R. L., *et.al.* (2001), “Using El Nino/Southern Oscillation Climate Data to Predict Rice Production in Indonesia”, *Climate Change*, Vol. 50, hal. 255-265.
- Nelsen, R. B. (2006). “An Introduction to Copulas, Second Edition”, USA: Springer.
- National Oceanic and Atmosphere Administration (NOAA). 2015.
<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/indices/sstoi.indices>, diakses pada tanggal 15 Desember 2014.
- Podesta, G., *et.al.* (2002), “Use of ENSO-related climate information in Agricultural Decision Making in Argentina: A Pilot Experience”, *Agricultural Systems*, Vol. 74, hal. 371-392.
- Potgeiter, A. B., Hammer, G. L., dan Butler, D. (2002), “Spatial and Temporal Patterns in Australian Wheat Yield and Their Relationship with ENSO”, *Australian Journal of Agricultural Research*, Vol. 53, hal. 77-89.
- Oktaviana., P. P., Sutikno dan Kuswanto, H. (2012), “Pendekatan Copula untuk Penyusunan Peta Kerawanan Puso Tanaman Padi di Jawa Timur dengan Indikator *El-Nino* Southern Oscillation (ENSO)”, Surabaya: Jurusan Statistika ITS.
- Qian, Jian-Hua., *et.al.* (2009), “Interactions among ENSO, the Monsoon, and Diurnal Cycle in Rainfall Variability over Java, Indonesia”, *American Meteorological Society*, Vol. 67, hal. 3509-3524.

- Ramires-Rodrigues, M. A., *et.al.* (2014), “Tailoring Wheat Management to ENSO Phases for Increased Wheat Production in Paraguay”, *Climate Risk Management*, Vol. 3, hal. 24-38.
- Ratih, I. D. (2013), “Pemodelan Luas Panen Padi di Jawa Timur dengan Metode *Gaussian Copula Marginal Regression*”, Tugas Akhir: Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.
- Roberts, M. G., *et.al.* (2008), “El-Nino Southern Oscillation Impacts on Rice Production in Luzon, Philipines”, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, Vol. 48, hal. 1718-1724.
- Santriyani, M. (2011). “El-Nino Southern Oscillation (ENSO)”, Weather and Climate Prediction Laboratory (WPCL), diakses pada tanggal 30 Maret 2015.
- Savitri, A. A. D. (2015). “Pemodelan Luas Panen Padi dengan Indikator *El-Nino Southern Oscillation* (ENSO) di Kabupaten Bondowoso Menggunakan Regresi *Robust*”, Tugas Akhir: Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.
- Schölzel, C., Friederichs, P. (2008), “Multivariate Non-Normally Distributed Random Variables in Climeate Research – Introduction to The Copula Approach.”, *Nonlin.Processes Geophys*, Vol. 15, hal. 761-772.
- Stephens, M. A. (1974), “EDF Statistics for Goodness of Fit and Some Comparisons”, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 69, No. 347, hal. 730-737.
- Sudaryono, *et.al.* (2012), “Statistik Deskriptif for IT, Langkah Mudah Analisis Data”, Yogyakarta: Andi Publisher.
- The Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia (POAMA). 2015, “POAMA Long-Range Outlook: POAMA Monthly Mean NINO34”, diakses pada tanggal 1 Mei 2015, <http://www.bom.gov.au/climate/poama2.4/poama.shtml>.
- Trenberth, K. E. (1997), “The Definition of El-Nino”, *Bulletin American Meterology Climatology*, Vol. 78, hal. 2771-2777, diakses pada tanggal 25 November 2014, <http://www.cgd.ucar.edu/cas/papers/clivar97/en.dfn.html>.

- Turban, E., dan Aronson, J. E. (2007), "Decision Support Systems and Intelligent Systems", New Jersey: Prentice-Hall International, Inc.
- Walpole, R. E. (2007). "Probability & Statistics for Engineers & Scientists Eighth Edition", London: Pearson Education LTD.
- Willems, G., Ali, R. (2005), "Fast and Robust Bootstrap for LTS", *Coputational Statistics and Data Analysis*, No. 48, hal 703-715.
- Xiangzheng, D., *et.al.* (2010), "Impact of El Nino-Southern Oscillation Events on China's Rice Production", *Journal of Geographical Sciences*, Vol. 20, hal. 3-16.
- Zubair, L. (2002), "El Nino-Southern Oscillation Influences on Rice Production in Sri Lanka", *Intenational Journal of Climatology*, Vol. 22, hal. 249-266.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur

Tahun	Kabupaten	SubRound_1	SubRound_2	SubRound_3	Produktivitas1	Produktivitas2	Produktivitas3
1990	1	70408	28504	7328	52.57243495	51.46014594	52.46997817
1990	2	38932	34115	10347	55.0839926	53.72739264	54.86034599
1990	3	55532	25017	36235	55.94035871	52.99996003	53.64012695
1990	4	64791	14271	3058	53.4816564	47.95108962	54.970569
1990	5	71135	45454	16699	54.99500949	51.98992388	53.27983712
1991	1	64867	26687	13785	53.71313611	53.81459137	53.88973522
1991	2	40610	34784	6647	56.33070672	50.19865455	54.59004062
1991	3	49851	25461	30150	57.73745762	52.4500216	53.60995025
1991	4	60935	18287	9256	55.59268073	50.27669929	55.45051858
1991	5	69312	47680	17937	56.01324446	53	53.30991805
1992	1	75317	31852	8620	53.22755819	54.70582695	54.11020882
1992	2	42106	32388	10233	56.35230133	50.15005558	54.43955829
1992	3	55343	21369	29094	57.85754296	52.54012822	53.62995807
1992	4	72249	16174	5442	55.12671456	50.8198343	55.42998897
1992	5	74519	50299	17668	56.17748494	53.00005964	53.36993434
1993	1	72623	32774	6849	54.04678958	54.67535241	54.13929041
1993	2	45213	32491	10245	56.11682481	50.1698932	54.5397755
1993	3	60343	18916	30450	57.77339542	52.59991542	53.66009852
1993	4	68102	15739	3718	54.90778538	50.90031133	55.6105433
1993	5	77011	46404	19060	56.06341951	52.96310663	53.38982162
1994	1	69698	31449	9924	54.45636891	54.7979268	54.27952439

Lampiran 1 Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur (lanjutan)

Tahun	Kabupaten	SubRound_1	SubRound_2	SubRound_3	Produktivitas1	Produktivitas2	Produktivitas3
1994	2	40871	31686	7982	56.46766656	50.20008837	54.61037334
1994	3	57139	20797	28889	57.81270236	52.78020868	53.94994635
1994	4	68252	16243	5082	55.04761765	50.74432063	55.90515545
1994	5	72095	44748	17342	56.02468965	53.44998659	53.47999077
1995	1	71511	34386	9077	54.0272126	55.0090153	54.52021593
1995	2	39037	36649	10904	56.11317468	50.78010314	54.73954512
1995	3	41608	37368	38667	57.70572967	53.25010704	54.12005069
1995	4	59509	29479	5266	55.02881917	51.12995692	56.12988986
1995	5	63357	48209	17884	56.51688053	54.53151901	53.75027958
1996	1	66300	33179	7664	54.77918552	55.42994063	54.74947808
1996	2	40446	35469	10892	56.39890224	50.89007302	54.89992655
1996	3	60545	19074	31628	57.67643901	53.45024641	54.42013406
1996	4	70096	16584	5825	55.90575782	50.97744814	56.23004292
1996	5	69683	41144	19240	56.47245383	54.72997278	54
1997	1	70710	35871	6252	55.03153726	55.47991414	54.7296865
1997	2	40701	35183	11867	56.42023538	51.16988318	54.91025533
1997	3	59270	17198	25792	57.91631517	53.48005582	54.40989454
1997	4	70920	18269	5519	54.35617597	50.96994909	56.22938938
1997	5	69254	40842	17209	56.4371733	54.63566916	53.92992039
1998	1	68101	32845	10604	56.32031835	51.24676511	54.7453791
1998	2	39428	37633	18813	57.4084407	51.23003747	53.87019614
1998	3	45331	30868	36045	58.46925945	52.62634443	54.49993064

Lampiran 1 Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur (lanjutan)

Tahun	Kabupaten	SubRound_1	SubRound_2	SubRound_3	Produktivitas1	Produktivitas2	Produktivitas3
1998	4	58295	29458	10811	54.49472511	47.56636567	50.61973915
1998	5	68676	51443	30647	49.94568699	43.67163657	50.07994257
1999	1	70207	31869	13790	56.8	48.71	54.38
1999	2	40913	40708	15166	56.04	46.7	56.26
1999	3	62856	24237	35886	54.82	54.9	54.63
1999	4	70234	23343	8090	53.05	42.53	55.87
1999	5	75947	51486	23195	49.02	47.56	46.96
2000	1	69506	37849	13697	54.14482203	52.23440514	52.31729576
2000	2	41913	41240	18361	57.50244554	55.8028613	54.26447361
2000	3	58083	31102	36017	59.11557599	54.05311556	53.6691007
2000	4	68917	18961	6705	54.3336187	51.41711935	51.0857569
2000	5	74933	50748	21763	52.70067927	49.66166154	49.77346873
2001	1	60449	40184	9877	46.3334381	48.38716902	42.37825251
2001	2	41466	40136	19312	51.67607196	53.98993422	57.85004143
2001	3	55578	22809	35254	59.30332146	54.26980578	56.46962047
2001	4	65555	24805	6460	53.87613454	48.83652489	48.58049536
2001	5	73564	48651	20298	48.55024197	44.29837002	51.11981476
2002	1	67810	40342	11217	47.56365319	49.17851942	44.03440768
2002	2	40518	39402	15209	53.74352942	54.88170712	59.89615133
2002	3	53581	30518	25103	61.72803302	55.1663729	58.46711962
2002	4	64754	24770	4566	56.17776456	49.89679623	50.29915263
2002	5	69,471	52,990	17,644	50.52	45.05	52.93

Lampiran 1 Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur (lanjutan)

Tahun	Kabupaten	SubRound_1	SubRound_2	SubRound_3	Produktivitas1	Produktivitas2	Produktivitas3
2003	1	58897	41746	8987	53.67515714	53.55737268	53.75684211
2003	2	42603	38479	12484	56.75922259	53.45263416	54.37
2003	3	52188	32176	25599	59.2836905	55.35	52.101
2003	4	67098	26747	5873	50.5551161	44.82891838	51.55
2003	5	73291	49656	15143	51.89979616	51.7867871	52.04
2004	1	65173	43155	11850	54.15	54.76	54.16
2004	2	41623	40206	15764	57.24	54.66	54.51
2004	3	53656	31775	23549	58.36	56.53	52.05
2004	4	71932	28061	6630	50.98	45.93	51.68
2004	5	69181	50017	16175	52.4	52.92	52.18
2005	1	63894	38332	16705	54.1059899	54.97204847	54.19070451
2005	2	41940	38992	14877	57.43479579	54.77329415	54.67191501
2005	3	50206	25321	25701	59.36258622	56.72865666	52.20441852
2005	4	62672	28671	7238	51.16266038	45.99142186	51.8332287
2005	5	71683	51492	16017	52.34760279	53.12307906	52.33487289
2006	1	64055	44150	19553	64.88411009	58.49872624	56.5493437
2006	2	44570	42551	15782	59.76660988	59.7566868	54.94431018
2006	3	50518	32062	26799	63.85104596	55.08039303	53.3745287
2006	4	70069	31192	8332	61.18575428	57.16884606	53.35992579
2006	5	70467	51309	17677	58.23356914	54.3660103	52.00976709
2007	1	57481	52002	16953	60.88411823	57.2104919	54.73839438
2007	2	41784	43755	17629	53.76316293	55.23620158	54.11991605

Lampiran 1 Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur (lanjutan)

Tahun	Kabupaten	SubRound_1	SubRound_2	SubRound_3	Produktivitas1	Produktivitas2	Produktivitas3
2007	3	31184	46836	35555	57.54168805	55.07942608	56.48600759
2007	4	43869	52100	10895	56.59281041	53.7109405	53.43001377
2007	5	67891	54566	16394	53.55422663	51.85830004	53.2499695
2008	1	68125	51030	10285	64.88411009	58.49872624	56.5493437
2008	2	41090	40565	19034	59.76660988	59.7566868	54.94431018
2008	3	50002	31346	28644	63.85104596	55.08039303	53.3745287
2008	4	60004	47108	10780	61.18575428	57.16884606	53.35992579
2008	5	66156	56523	15972	58.23356914	54.3660103	52.00976709
2009	1	65613	56687	11843	65.02019417	60.34822799	53.40032086
2009	2	44982	40989	23439	60.72918056	56.81939057	60.23934468
2009	3	54412	31603	29505	60.34955525	63.99044395	63.24012879
2009	4	71707	51050	12001	63.40998787	56.86542605	58.15015415
2009	5	74937	59565	17868	58.08906148	54.05590531	50.34978733
2010	1	63579	52202	25002	67.65299863	55.49143098	47.51179906
2010	2	42372	41832	28631	58.04186727	59.70770965	60.18651112
2010	3	53196	31837	37099	67.64211595	62.57612212	61.91245047
2010	4	63232	61869	22316	64.91570724	57.0494803	61.34343072
2010	5	76086	55467	21778	57.29634887	53.37371248	54.92010286
2011	1	62453	46315	14303	51.29073063	42.45017813	59.12815493
2011	2	42301	38157	25416	55.67031512	41.04279687	71.6580107
2011	3	53459	34135	27859	59.69490638	56.85542698	65.60285725
2011	4	76670	48536	12720	55.18716578	34.16000494	68.22169811

Lampiran 1: Data Luas Panen dan Produktivitas Padi 5 Kabupaten di Jawa Timur (lanjutan)

Tahun	Kabupaten	SubRound_1	SubRound_2	SubRound_3	Produktivitas1	Produktivitas2	Produktivitas3
2011	5	76496	60215	18396	52.65608659	50.04517147	59.45259839
2012	1	69223	61229	12697	63.12768199	56.52693784	58.11371018
2012	2	46093	45377	24791	61.42503223	58.14884629	65.22746413
2012	3	49435	37962	30789	61.83148143	60.38536256	64.10149313
2012	4	75828	48912	9094	63.53810881	53.33874755	71.93945638
2012	5	76160	61873	20535	63.59457448	59.41636822	56.7523739
2013	1	70235	56246	18429	59.09888232	57.28869609	59.1285474
2013	2	45247	43983	32936	64.12159922	62.98228861	63.69656303
2013	3	49110	28855	35644	64.18041132	52.9273956	66.91364606
2013	4	73076	50208	20018	55.27615086	55.18224187	62.72005195
2013	5	78914	62343	21362	60.46088147	57.72917569	59.44153169

Sumber: Badan Pusat Statistik (2014)

Keterangan Kabupaten:

- 1 = Lamongan
- 2 = Ngawi
- 3 = Banyuwangi
- 4 = Bojonegoro
- 5 = Jember

Lampiran 2 Data Anomali SST 3.4

Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agt	Sep	Okt	Nov	Des
1990	-0.02	0.23	0.24	0.24	0.21	-0.07	0.03	0.23	0.03	0.29	0.07	0.34
1991	0.44	0.21	0.03	0.2	0.5	0.71	0.7	0.62	0.35	0.94	1.21	1.8
1992	1.84	1.91	1.61	1.36	1.14	0.37	0.31	-0.18	-0.24	-0.35	-0.14	0.16
1993	0.12	0.25	0.44	0.81	0.97	0.63	0.33	0.02	0.2	0.24	0.26	0.19
1994	0.03	-0.13	0.05	0.12	0.19	0.34	0.13	0.53	0.28	0.8	1.22	1.3
1995	0.98	0.73	0.41	0.15	-0.12	-0.06	-0.21	-0.49	-0.76	-1.02	-0.99	-1
1996	-0.83	-0.87	-0.6	-0.42	-0.48	-0.33	-0.13	-0.26	-0.37	-0.45	-0.46	-0.55
1997	-0.61	-0.36	-0.19	0.25	0.75	1.29	1.7	2.02	2.21	2.54	2.67	2.69
1998	2.53	2.14	1.45	0.78	0.62	-0.93	-1.28	-1.33	-1.11	-1.35	-1.47	-1.78
1999	-1.67	-1.31	-0.97	-0.94	-0.88	-1.05	-0.87	-1.23	-1.01	-1.05	-1.53	-1.67
2000	-1.92	-1.53	-1.14	-0.77	-0.73	-0.62	-0.5	-0.37	-0.51	-0.73	-0.87	-0.98
2001	-0.83	-0.61	-0.38	-0.26	-0.25	0.03	0.1	0.05	-0.17	-0.1	-0.2	-0.4
2002	-0.07	0.23	0.1	0.16	0.3	0.78	0.76	0.97	1.11	1.36	1.62	1.52
2003	1.19	0.77	0.59	0.03	-0.48	-0.17	0.21	0.03	0.24	0.5	0.4	0.32
2004	0.17	0.14	-0.12	0.06	0.21	0.11	0.47	0.72	0.75	0.69	0.66	0.74
2005	0.53	0.24	0.33	0.29	0.35	0.4	0.25	0.06	-0.09	0.06	-0.31	-0.68
2006	-0.93	-0.64	-0.65	-0.19	0.06	0.2	0.13	0.4	0.62	0.78	1.08	1.19
2007	0.69	0.09	-0.04	0	-0.28	-0.1	-0.43	-0.62	-0.95	-1.47	-1.59	-1.6
2008	-1.86	-1.89	-1.15	-0.95	-0.67	-0.48	-0.03	0.03	-0.28	-0.36	-0.35	-0.83
2009	-1.03	-0.68	-0.55	-0.27	0.18	0.47	0.72	0.71	0.75	0.94	1.54	1.72
2010	1.5	1.22	1.08	0.59	-0.17	-0.65	-1.13	-1.32	-1.65	-1.68	-1.58	-1.62
2011	-1.64	-1.27	-0.98	-0.76	-0.43	-0.18	-0.26	-0.64	-0.74	-0.97	-1.05	-1.04

Lampiran 2 Data Anomali SST 3.4 (lanjutan)

Tahun	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Jun	Jul	Agt	Sep	Okt	Nov	Des
2012	-1.08	-0.69	-0.58	-0.39	-0.05	0.31	0.53	0.73	0.51	0.29	0.36	-0.11
2013	-0.41	-0.4	-0.22	-0.1	-0.27	-0.21	-0.31	-0.28	-0.07	-0.33	0.01	-0.04
2014	-0.51	-0.55	-0.22	0.24	0.46	0.46	0.18	0.2	0.45	0.49	0.85	0.78
2015	0.53	0.56	0.58	0.78	1.03							

Sumber: NOAA

Tahun	Jun	Jul	Agt	Sep	Okt	Nov	Des
2015	1.61	1.92	1.65	1.52	1.55	1.58	1.62

Sumber: POAMA

Lampiran 3 Program R untuk Uji Normalitas Data pada Variabel Luas Panen Subround 1 Kabupaten Lamongan

```
library(RMySQL)
library(nortest)
mydb = dbConnect(MySQL(), user='root', password='',
dbname='produksipadi', host='localhost')
rs1 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP1,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=5 AND enso.bulan=1 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan1 = fetch(rs1, n=-1)
x=lamongan1[,1]
lillie.test(x)
ad.test(x)
```

Catatan:

Sintaks program ini berlaku bagi semua data variabel dengan mengganti data yang sesuai.

Lampiran 4 Program R untuk Korelasi antara Luas Panen Padi di Kabupaten Lamongan dan Anomali SST 3.4

```
library(agricolae)
library(RMySQL)
mydb = dbConnect(MySQL(), user='root', password='',
dbname='produksipadi', host='localhost')
rs1 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP1,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=1 AND enso.bulan=1 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan1 = fetch(rs1, n=-1)

rs2 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP1,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=1 AND enso.bulan=2 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan2 = fetch(rs2, n=-1)

rs3 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP1,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=1 AND enso.bulan=3 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan3 = fetch(rs3, n=-1)

rs4 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP1,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=1 AND enso.bulan=4 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan4 = fetch(rs4, n=-1)

LP1_1=lamongan1[,1]
LP1_2=lamongan2[,1]
LP1_3=lamongan3[,1]
LP1_4=lamongan4[,1]

SST34_1=lamongan1[,2]
SST34_2=lamongan2[,2]
SST34_3=lamongan3[,2]
SST34_4=lamongan4[,2]

correlation(LP1_1,SST34_1,method="pearson")
correlation(LP1_2,SST34_2,method="pearson")
correlation(LP1_3,SST34_3,method="pearson")
correlation(LP1_4,SST34_4,method="pearson")

correlation(LP1_1,SST34_1,method="spearman")
correlation(LP1_2,SST34_2,method="spearman")
correlation(LP1_3,SST34_3,method="spearman")
correlation(LP1_4,SST34_4,method="spearman")

correlation(LP1_1,SST34_1,method="kendall")
correlation(LP1_2,SST34_2,method="kendall")
correlation(LP1_3,SST34_3,method="kendall")
correlation(LP1_4,SST34_4,method="kendall")
```

Catatan:

Sintaks program ini berlaku bagi semua kabupaten dengan mengganti data yang sesuai.

Lampiran 5 Program R untuk Estimasi Parameter Copula dengan Pendekatan Tau Kendall pada Luas Panen *Subround* 1 Kabupaten Lamongan dan Anomali SST 3.4

```
library(copula)
library(RMySQL)
mydb = dbConnect(MySQL(), user='root', password='',
dbname='produksipadi', host='localhost')
rs1 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP1,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=5 AND enso.bulan=1 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan1 = fetch(rs1, n=-1)
x=lamongan1[,1]
y=lamongan1[,2]
n<-nrow(lamongan1)
lmg<-cbind(x,y)
u<-lmg[,1]
v<-lmg[,2]

rs11 = dbSendQuery(mydb, "SELECT frank,clayton,gumbel,normal
FROM param_teta_cop WHERE id_kab=1 AND id_bln=1 ")
lamongan11 = fetch(rs11, n=-1)
ranklmg<-apply(lmg,2,rank)/(n+1)
fc<-frankCopula(lamongan11[,1])
fitCopula(fc,ranklmg,method="itau")
cc<-claytonCopula(lamongan11[,2])
fitCopula(cc,ranklmg,method="itau")
gc<-gumbelCopula(lamongan11[,3])
fitCopula(gc,ranklmg,method="itau")
nc<-normalCopula(lamongan11[,4])
fitCopula(nc,ranklmg,method="itau")
```

Catatan:

Sintaks program ini berlaku bagi semua variabel luas panen masing-masing kabupaten dengan mengganti data yang sesuai.

Lampiran 6 Program R untuk *Fitting* Copula dengan MLE pada Luas Panen
Subround 2 Kabupaten Lamongan dan Anomali SST 3.4

```
library(copula)
library(RMySQL)
mydb = dbConnect(MySQL(), user='root', password='',
dbname='produksipadi', host='localhost')

rs1 = dbSendQuery(mydb, "SELECT LP2,nino34 FROM luas_panen, enso
WHERE luas_panen.id_kab=5 AND enso.bulan=8 AND
luas_panen.tahun=enso.tahun ")
lamongan1 = fetch(rs1, n=-1)
x=lamongan1[,1]
y=lamongan1[,2]
n<-nrow(lamongan1)
lmg<-cbind(x,y)
u<-lmg[,1]
v<-lmg[,2]

rs11 = dbSendQuery(mydb, "SELECT param FROM estimasi_pc e,bulan
b,kabupaten2 k WHERE b.id_bln=e.id_bln AND k.id_kab=e.id_kab AND
e.id_bln=8 AND e.id_kab = 5 AND e.id_cop NOT LIKE 3 ")
lamongan11 = fetch(rs11, n=-1)

cc<-claytonCopula(lamongan11[2,])
fitCopula(cc,ranklmg,method="ml")
```

Catatan:

Sintaks program ini berlaku bagi semua variabel luas panen masing-masing kabupaten dengan mengganti data yang memiliki estimasi parameter θ yang signifikan terhadap α .

Lampiran 7 Hasil Korelasi menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall

No.	Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	p-value
1	Lamongan	Januari	Pearson	-0.015348	0.943255
2	Lamongan	Februari	Pearson	-0.0194541	0.928108
3	Lamongan	Maret	Pearson	0.0290754	0.892719
4	Lamongan	April	Pearson	0.0655643	0.760839
5	Lamongan	Mei	Pearson	-0.353248	0.0904059
6	Lamongan	Juni	Pearson	-0.206122	0.333888
7	Lamongan	Juli	Pearson	-0.140389	0.512919
8	Lamongan	Agustus	Pearson	-0.11548	0.591037
9	Lamongan	September	Pearson	-0.434141	0.0340301
10	Lamongan	Oktober	Pearson	-0.424564	0.0386503
11	Lamongan	November	Pearson	-0.368845	0.0761215
12	Lamongan	Desember	Pearson	-0.34508	0.0986423
13	Lamongan	Januari	Spearman	-0.042618	0.843258
14	Lamongan	Februari	Spearman	0.0273973	0.89888
15	Lamongan	Maret	Spearman	0.0886957	0.68024
16	Lamongan	April	Spearman	0.2	0.348756
17	Lamongan	Mei	Spearman	-0.421488	0.0402351
18	Lamongan	Juni	Spearman	-0.255652	0.227918
19	Lamongan	Juli	Spearman	-0.154381	0.471357
20	Lamongan	Agustus	Spearman	-0.0939335	0.662416
21	Lamongan	September	Spearman	-0.310937	0.139166
22	Lamongan	Oktober	Spearman	-0.356677	0.0871058
23	Lamongan	November	Spearman	-0.383478	0.0643414
24	Lamongan	Desember	Spearman	-0.387826	0.0611263
25	Lamongan	Januari	Tau Kendall	-0.0399275	0.784905
26	Lamongan	Februari	Tau Kendall	0.0108893	0.940663
27	Lamongan	Maret	Tau Kendall	0.0724638	0.619832
28	Lamongan	April	Tau Kendall	0.123188	0.399033
29	Lamongan	Mei	Tau Kendall	-0.254547	0.0823206
30	Lamongan	Juni	Tau Kendall	-0.15942	0.2751
31	Lamongan	Juli	Tau Kendall	-0.127042	0.385164
32	Lamongan	Agustus	Tau Kendall	-0.0834847	0.568219
33	Lamongan	September	Tau Kendall	-0.221416	0.130144
34	Lamongan	Oktober	Tau Kendall	-0.26182	0.0739348
35	Lamongan	November	Tau Kendall	-0.289855	0.0472166
36	Lamongan	Desember	Tau Kendall	-0.268116	0.0664278
37	Ngawi	Januari	Pearson	-0.0789327	0.713903
38	Ngawi	Februari	Pearson	-0.123139	0.566483

**Lampiran 7 Hasil Korelasi menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall
(Lanjutan)**

No.	Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
39	Ngawi	Maret	Pearson	-0.0941085	0.661824
40	Ngawi	April	Pearson	-0.0766572	0.721826
41	Ngawi	Mei	Pearson	-0.349527	0.0940917
42	Ngawi	Juni	Pearson	-0.411368	0.0458122
43	Ngawi	Juli	Pearson	-0.327986	0.117662
44	Ngawi	Agustus	Pearson	-0.316689	0.131619
45	Ngawi	September	Pearson	-0.369364	0.0756778
46	Ngawi	Oktober	Pearson	-0.44778	0.0282195
47	Ngawi	November	Pearson	-0.390942	0.058899
48	Ngawi	Desember	Pearson	-0.423245	0.0393239
49	Ngawi	Januari	Spearman	-0.144379	0.500889
50	Ngawi	Februari	Spearman	-0.135247	0.528625
51	Ngawi	Maret	Spearman	-0.128696	0.548959
52	Ngawi	April	Spearman	-0.148696	0.488034
53	Ngawi	Mei	Spearman	-0.558504	0.00456053
54	Ngawi	Juni	Spearman	-0.448696	0.02786
55	Ngawi	Juli	Spearman	-0.366601	0.0780634
56	Ngawi	Agustus	Spearman	-0.222657	0.295671
57	Ngawi	September	Spearman	-0.320504	0.126778
58	Ngawi	Oktober	Spearman	-0.426707	0.0375757
59	Ngawi	November	Spearman	-0.409565	0.0468662
60	Ngawi	Desember	Spearman	-0.476522	0.0185651
61	Ngawi	Januari	Tau Kendall	-0.0907442	0.53506
62	Ngawi	Februari	Tau Kendall	-0.105263	0.471803
63	Ngawi	Maret	Tau Kendall	-0.0869565	0.551639
64	Ngawi	April	Tau Kendall	-0.108696	0.456797
65	Ngawi	Mei	Tau Kendall	-0.385457	0.00851626
66	Ngawi	Juni	Tau Kendall	-0.275362	0.0594117
67	Ngawi	Juli	Tau Kendall	-0.243195	0.0964313
68	Ngawi	Agustus	Tau Kendall	-0.141561	0.33321
69	Ngawi	September	Tau Kendall	-0.250454	0.086891
70	Ngawi	Oktober	Tau Kendall	-0.305457	0.0370826
71	Ngawi	November	Tau Kendall	-0.282609	0.0530218
72	Ngawi	Desember	Tau Kendall	-0.318841	0.0290515
73	Banyuwangi	Januari	Pearson	-0.243704	0.251144
74	Banyuwangi	Februari	Pearson	-0.228219	0.283455
75	Banyuwangi	Maret	Pearson	-0.161398	0.451189

Lampiran 7 Hasil Korelasi menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall
(Lanjutan)

No.	Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
76	Banyuwangi	April	Pearson	-0.117559	0.584326
77	Banyuwangi	Mei	Pearson	-0.378796	0.0679474
78	Banyuwangi	Juni	Pearson	-0.418809	0.0416562
79	Banyuwangi	Juli	Pearson	-0.401271	0.0519623
80	Banyuwangi	Agustus	Pearson	-0.390049	0.0595308
81	Banyuwangi	September	Pearson	-0.613125	0.00144397
82	Banyuwangi	Oktober	Pearson	-0.610955	0.00151747
83	Banyuwangi	November	Pearson	-0.597871	0.00203203
84	Banyuwangi	Desember	Pearson	-0.547734	0.0055952
85	Banyuwangi	Januari	Spearman	-0.343988	0.0997842
86	Banyuwangi	Februari	Spearman	-0.302675	0.150543
87	Banyuwangi	Maret	Spearman	-0.227826	0.284307
88	Banyuwangi	April	Spearman	-0.126087	0.557154
89	Banyuwangi	Mei	Spearman	-0.414963	0.0437655
90	Banyuwangi	Juni	Spearman	-0.357391	0.0864298
91	Banyuwangi	Juli	Spearman	-0.313112	0.136278
92	Banyuwangi	Agustus	Spearman	-0.271798	0.198862
93	Banyuwangi	September	Spearman	-0.677974	0.000272106
94	Banyuwangi	Oktober	Spearman	-0.660722	0.000440712
95	Banyuwangi	November	Spearman	-0.628696	0.00100035
96	Banyuwangi	Desember	Spearman	-0.574783	0.00330433
97	Banyuwangi	Januari	Tau Kendall	-0.221416	0.130144
98	Banyuwangi	Februari	Tau Kendall	-0.199637	0.172359
99	Banyuwangi	Maret	Tau Kendall	-0.152174	0.297511
100	Banyuwangi	April	Tau Kendall	-0.0869565	0.551639
101	Banyuwangi	Mei	Tau Kendall	-0.26182	0.0739348
102	Banyuwangi	Juni	Tau Kendall	-0.224638	0.12408
103	Banyuwangi	Juli	Tau Kendall	-0.221416	0.130144
104	Banyuwangi	Agustus	Tau Kendall	-0.170599	0.243547
105	Banyuwangi	September	Tau Kendall	-0.504538	0.000562931
106	Banyuwangi	Oktober	Tau Kendall	-0.47273	0.00125289
107	Banyuwangi	November	Tau Kendall	-0.449275	0.00209977
108	Banyuwangi	Desember	Tau Kendall	-0.413043	0.00468834
109	Bojonegoro	Januari	Pearson	-0.249815	0.239081
110	Bojonegoro	Februari	Pearson	-0.222044	0.297037
111	Bojonegoro	Maret	Pearson	-0.191032	0.371227
112	Bojonegoro	April	Pearson	-0.149822	0.484707

**Lampiran 7 Hasil Korelasi menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall
(Lanjutan)**

No.	Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
113	Bojonegoro	Mei	Pearson	-0.368643	0.0762945
114	Bojonegoro	Juni	Pearson	-0.323573	0.122979
115	Bojonegoro	Juli	Pearson	-0.340874	0.103094
116	Bojonegoro	Agustus	Pearson	-0.332862	0.111985
117	Bojonegoro	September	Pearson	-0.439999	0.0314282
118	Bojonegoro	Oktober	Pearson	-0.454799	0.0255555
119	Bojonegoro	November	Pearson	-0.358521	0.0853693
120	Bojonegoro	Desember	Pearson	-0.347586	0.0960585
121	Bojonegoro	Januari	Spearman	-0.420091	0.0409711
122	Bojonegoro	Februari	Spearman	-0.415743	0.0433314
123	Bojonegoro	Maret	Spearman	-0.390435	0.0592575
124	Bojonegoro	April	Spearman	-0.308696	0.14219
125	Bojonegoro	Mei	Spearman	-0.399739	0.052949
126	Bojonegoro	Juni	Spearman	-0.375652	0.0704536
127	Bojonegoro	Juli	Spearman	-0.363557	0.0807578
128	Bojonegoro	Agustus	Spearman	-0.31833	0.129521
129	Bojonegoro	September	Spearman	-0.340074	0.103958
130	Bojonegoro	Oktober	Spearman	-0.392779	0.0576157
131	Bojonegoro	November	Spearman	-0.393043	0.0574331
132	Bojonegoro	Desember	Spearman	-0.407826	0.0479009
133	Bojonegoro	Januari	Tau Kendall	-0.301271	0.039456
134	Bojonegoro	Februari	Tau Kendall	-0.294011	0.044455
135	Bojonegoro	Maret	Tau Kendall	-0.26087	0.0741127
136	Bojonegoro	April	Tau Kendall	-0.210145	0.150248
137	Bojonegoro	Mei	Tau Kendall	-0.254547	0.0823206
138	Bojonegoro	Juni	Tau Kendall	-0.246377	0.0916612
139	Bojonegoro	Juli	Tau Kendall	-0.272233	0.0627579
140	Bojonegoro	Agustus	Tau Kendall	-0.228675	0.118015
141	Bojonegoro	September	Tau Kendall	-0.235935	0.106792
142	Bojonegoro	Oktober	Tau Kendall	-0.276365	0.0592551
143	Bojonegoro	November	Tau Kendall	-0.268116	0.0664278
144	Bojonegoro	Desember	Tau Kendall	-0.289855	0.0472166
145	Jember	Januari	Pearson	-0.0843653	0.695102
146	Jember	Februari	Pearson	-0.108863	0.612607
147	Jember	Maret	Pearson	-0.0645448	0.764455
148	Jember	April	Pearson	-0.0688447	0.749238
149	Jember	Mei	Pearson	-0.274118	0.194905
150	Jember	Juni	Pearson	-0.387478	0.0613791

Lampiran 7 Hasil Korelasi menggunakan Pearson, Spearman dan Tau-Kendall
(Lanjutan)

No.	Kabupaten	Bulan	Korelasi	Koefisien	<i>p-value</i>
151	Jember	Juli	Pearson	-0.345677	0.0980222
152	Jember	Agustus	Pearson	-0.369575	0.0754976
153	Jember	September	Pearson	-0.337755	0.10649
154	Jember	Oktober	Pearson	-0.349546	0.094073
155	Jember	November	Pearson	-0.329447	0.115939
156	Jember	Desember	Pearson	-0.359497	0.0844605
157	Jember	Januari	Spearman	-0.254838	0.229454
158	Jember	Februari	Spearman	-0.186127	0.383862
159	Jember	Maret	Spearman	-0.124348	0.562649
160	Jember	April	Spearman	-0.134783	0.530054
161	Jember	Mei	Spearman	-0.38147	0.0658694
162	Jember	Juni	Spearman	-0.421739	0.0401037
163	Jember	Juli	Spearman	-0.373125	0.0725193
164	Jember	Agustus	Spearman	-0.365297	0.0792097
165	Jember	September	Spearman	-0.303109	0.149928
166	Jember	Oktober	Spearman	-0.30709	0.144384
167	Jember	November	Spearman	-0.25913	0.221434
168	Jember	Desember	Spearman	-0.331304	0.113775
169	Jember	Januari	Tau Kendall	-0.177859	0.224065
170	Jember	Februari	Tau Kendall	-0.119782	0.412902
171	Jember	Maret	Tau Kendall	-0.0869565	0.551639
172	Jember	April	Tau Kendall	-0.108696	0.456797
173	Jember	Mei	Tau Kendall	-0.254547	0.0823206
174	Jember	Juni	Tau Kendall	-0.275362	0.0594117
175	Jember	Juli	Tau Kendall	-0.243195	0.0964313
176	Jember	Agustus	Tau Kendall	-0.257714	0.0781277
177	Jember	September	Tau Kendall	-0.206897	0.157278
178	Jember	Oktober	Tau Kendall	-0.21091	0.149997
179	Jember	November	Tau Kendall	-0.181159	0.214894
180	Jember	Desember	Tau Kendall	-0.231884	0.112404

Lampiran 8 Parameter θ masing-masing Copula

No.	Kabupaten	Bulan	Copula			
			Archimedean			Normal
			Frank	Clayton	Gumbel	
1	Lamongan	Januari	-0.039928	-0.076789	0.96161	-0.015348
2	Lamongan	Februari	0.0108893	0.022018	1.01101	-0.0194541
3	Lamongan	Maret	0.0724638	0.15625	1.07812	0.0290754
4	Lamongan	April	0.123188	0.280991	1.1405	0.0655643
5	Lamongan	Mei	-0.254547	-0.405799	0.7971	-0.353248
6	Lamongan	Juni	-0.15942	-0.275	0.8625	-0.206122
7	Lamongan	Juli	-0.127042	-0.225443	0.88728	-0.140389
8	Lamongan	Agustus	-0.083485	-0.154104	0.92295	-0.11548
9	Lamongan	September	-0.221416	-0.362556	0.81872	-0.434141
10	Lamongan	Oktober	-0.26182	-0.414988	0.79251	-0.424564
11	Lamongan	November	-0.289855	-0.449438	0.77528	-0.368845
12	Lamongan	Desember	-0.268116	-0.422857	0.78857	-0.34508
13	Ngawi	Januari	-0.090744	-0.16639	0.91681	-0.0789327
14	Ngawi	Februari	-0.105263	-0.190476	0.90476	-0.123139
15	Ngawi	Maret	-0.086957	-0.16	0.92	-0.0941085
16	Ngawi	April	-0.108696	-0.196079	0.90196	-0.0766572
17	Ngawi	Mei	-0.385457	-0.556433	0.72178	-0.349527
18	Ngawi	Juni	-0.275362	-0.431818	0.78409	-0.411368
19	Ngawi	Juli	-0.243195	-0.391242	0.80438	-0.327986
20	Ngawi	Agustus	-0.141561	-0.248013	0.87599	-0.316689
21	Ngawi	September	-0.250454	-0.400581	0.79971	-0.369364
22	Ngawi	Oktober	-0.305457	-0.467969	0.76602	-0.44778
23	Ngawi	November	-0.282609	-0.440678	0.77966	-0.390942
24	Ngawi	Desember	-0.318841	-0.483517	0.75824	-0.423245
25	Banyuwangi	Januari	-0.221416	-0.362556	0.81872	-0.243704
26	Banyuwangi	Februari	-0.199637	-0.332829	0.83359	-0.228219
27	Banyuwangi	Maret	-0.152174	-0.264151	0.86792	-0.161398
28	Banyuwangi	April	-0.086957	-0.16	0.92	-0.117559
29	Banyuwangi	Mei	-0.26182	-0.414988	0.79251	-0.378796
30	Banyuwangi	Juni	-0.224638	-0.366864	0.81657	-0.418809
31	Banyuwangi	Juli	-0.221416	-0.362556	0.81872	-0.401271
32	Banyuwangi	Agustus	-0.170599	-0.291473	0.85426	-0.390049
33	Banyuwangi	September	-0.504538	-0.670688	0.66466	-0.613125
34	Banyuwangi	Oktober	-0.47273	-0.641978	0.67901	-0.610955
35	Banyuwangi	November	-0.449275	-0.62	0.69	-0.597871
36	Banyuwangi	Desember	-0.413043	-0.584615	0.70769	-0.547734
37	Bojonegoro	Januari	-0.301271	-0.463041	0.76848	-0.249815

Lampiran 8 Parameter θ masing-masing Copula (Lanjutan)

No.	Kabupaten	Bulan	Copula			
			Archimedean			Normal
38	Bojonegoro	Februari	-0.294011	-0.454418	0.77279	-0.222044
39	Bojonegoro	Maret	-0.26087	-0.413794	0.7931	-0.191032
40	Bojonegoro	April	-0.210145	-0.347305	0.82635	-0.149822
41	Bojonegoro	Mei	-0.254547	-0.405799	0.7971	-0.368643
42	Bojonegoro	Juni	-0.246377	-0.395349	0.80233	-0.323573
43	Bojonegoro	Juli	-0.272233	-0.427961	0.78602	-0.340874
44	Bojonegoro	Agustus	-0.228675	-0.37223	0.81389	-0.332862
45	Bojonegoro	September	-0.235935	-0.381792	0.8091	-0.439999
46	Bojonegoro	Oktober	-0.276365	-0.43305	0.78348	-0.454799
47	Bojonegoro	November	-0.268116	-0.422857	0.78857	-0.358521
48	Bojonegoro	Desember	-0.289855	-0.449438	0.77528	-0.347586
49	Jember	Januari	-0.177859	-0.302004	0.849	-0.0843653
50	Jember	Februari	-0.119782	-0.213938	0.89303	-0.108863
51	Jember	Maret	-0.086957	-0.16	0.92	-0.0645448
52	Jember	April	-0.108696	-0.196079	0.90196	-0.0688447
53	Jember	Mei	-0.254547	-0.405799	0.7971	-0.274118
54	Jember	Juni	-0.275362	-0.431818	0.78409	-0.387478
55	Jember	Juli	-0.243195	-0.391242	0.80438	-0.345677
56	Jember	Agustus	-0.257714	-0.409813	0.79509	-0.369575
57	Jember	September	-0.206897	-0.342858	0.82857	-0.337755
58	Jember	Oktober	-0.21091	-0.34835	0.82583	-0.349546
59	Jember	November	-0.181159	-0.306748	0.84663	-0.329447
60	Jember	Desember	-0.231884	-0.376471	0.81177	-0.359497

Lampiran 9 Hasil *Fitting* Copula dengan MLE

No.	Kabupaten	Bulan	Copula	Estimasi	Likelihood
1	Lamongan	Mei	Frank	-2.65094	2.02081
2	Lamongan	Mei	Clayton	-	-
3	Lamongan	Mei	Normal	-0.439186	1.72578
4	Lamongan	Oktober	Clayton	-0.472804	4.51784
5	Lamongan	November	Clayton	-0.472685	4.63032
6	Lamongan	November	Normal	-0.536772	2.91165
7	Lamongan	Desember	Clayton	-	-
8	Lamongan	Desember	Normal	-0.491598	2.30453
9	Ngawi	Mei	Frank	-3.62813	3.70005
10	Ngawi	Mei	Clayton	-	-
11	Ngawi	Mei	Normal	-0.59707	3.9155
12	Ngawi	Juni	Frank	-2.98653	2.46628
13	Ngawi	Juni	Clayton	-0.427381	3.35016
14	Ngawi	Juni	Normal	-0.519366	2.66431
15	Ngawi	Juli	Clayton	-	-
16	Ngawi	September	Clayton	-	-
17	Ngawi	Oktober	Clayton	-	-
18	Ngawi	Oktober	Normal	-0.543946	3.01414
19	Ngawi	November	Clayton	-0.473422	4.64357
20	Ngawi	November	Normal	-0.506632	2.49424
21	Ngawi	Desember	Frank	-3.28996	2.87583
22	Ngawi	Desember	Clayton	-	-
23	Ngawi	Desember	Normal	-0.542582	2.99823
24	Banyuwangi	Januari	Clayton	-0.359148	1.47055
25	Banyuwangi	Januari	Normal	-0.436239	1.69878
26	Banyuwangi	Mei	Frank	-2.71307	2.06507
27	Banyuwangi	Mei	Clayton	-	-
28	Banyuwangi	Mei	Normal	-0.474145	2.09593
29	Banyuwangi	Juni	Clayton	-	-
30	Banyuwangi	September	Frank	-5.58172	7.00137
31	Banyuwangi	September	Clayton	-	-
32	Banyuwangi	September	Normal	-0.75541	8.24448
33	Banyuwangi	Oktober	Frank	-5.28914	6.40127
34	Banyuwangi	Oktober	Clayton	-	-
35	Banyuwangi	Oktober	Normal	-0.72802	7.24684
36	Banyuwangi	November	Frank	-4.79725	5.52325
37	Banyuwangi	November	Clayton	-	-
38	Banyuwangi	November	Normal	-0.690364	6.08553
39	Banyuwangi	Desember	Frank	-4.30136	4.50924

Lampiran 9 Hasil *Fitting* Copula dengan MLE (Lanjutan)

No.	Kabupaten	Bulan	Copula	Estimasi	Likelihood
40	Banyuwangi	Desember	Clayton	-	-
41	Banyuwangi	Desember	Normal	-0.638189	4.76714
42	Bojonegoro	Januari	Clayton	-	-
43	Bojonegoro	Januari	Normal	-0.459187	1.93283
44	Bojonegoro	Februari	Clayton	-	-
45	Bojonegoro	Februari	Normal	-0.440131	1.7369
46	Bojonegoro	Maret	Clayton	-	-
47	Bojonegoro	Maret	Normal	-0.392194	1.30895
48	Bojonegoro	Mei	Frank	-2.51046	1.83589
49	Bojonegoro	Mei	Clayton	-	-
50	Bojonegoro	Mei	Normal	-0.457182	0.0064945
51	Bojonegoro	Juni	Clayton	-	-
52	Bojonegoro	Juli	Clayton	-	-
53	Bojonegoro	Agustus	Clayton	-	-
54	Bojonegoro	September	Clayton	-	-
55	Bojonegoro	Oktober	Clayton	-	-
56	Bojonegoro	November	Clayton	-	-
57	Bojonegoro	November	Normal	-0.457182	1.90963
58	Bojonegoro	Desember	Clayton	-	-
59	Bojonegoro	Desember	Normal	-0.457182	1.90963
60	Jember	Mei	Frank	-2.51046	1.83589
61	Jember	Mei	Clayton	-	-
62	Jember	Mei	Normal	-0.457182	1.90963
63	Jember	Juni	Clayton	-	-
64	Jember	Juni	Normal	-0.457182	1.90963
65	Jember	Juli	Clayton	-	-
66	Jember	Agustus	Clayton	-	-

Lampiran 10 Hasil Prediksi Produksi Padi tiap Subround

No.	Kabupaten	Tahun	Periode	Prediksi	
				Padi (GKG)	Beras
1	Lamongan	2013	Subround 1	3665170	2382360
2	Lamongan	2013	Subround 2	2148040	1396220
3	Lamongan	2013	Subround 3	665967	432879
4	Ngawi	2013	Subround 1	2351470	1528450
5	Ngawi	2013	Subround 2	2142290	1392490
6	Ngawi	2013	Subround 3	895773	582252
7	Banyuwangi	2013	Subround 1	3223050	2094980
8	Banyuwangi	2013	Subround 2	1577250	1025210
9	Banyuwangi	2013	Subround 3	1679100	1091420
10	Bojonegoro	2013	Subround 1	3499370	2274590
11	Bojonegoro	2013	Subround 2	1662110	1080370
12	Bojonegoro	2013	Subround 3	540939	351610
13	Jember	2013	Subround 1	3851540	2503500
14	Jember	2013	Subround 2	2649500	1722180
15	Jember	2013	Subround 3	975479	634062
16	Lamongan	2014	Subround 1	3793720	2465920
17	Lamongan	2014	Subround 2	1882020	1223310
18	Lamongan	2014	Subround 3	446567	290269
19	Ngawi	2014	Subround 1	2336670	1518840
20	Ngawi	2014	Subround 2	1716630	1115810
21	Ngawi	2014	Subround 3	854976	555734
22	Banyuwangi	2014	Subround 1	3204700	2083060
23	Banyuwangi	2014	Subround 2	3665170	2382360
24	Banyuwangi	2014	Subround 3	2148040	1396220
25	Bojonegoro	2014	Subround 1	665967	432879
26	Bojonegoro	2014	Subround 2	2351470	1528450
27	Bojonegoro	2014	Subround 3	2142290	1392490
28	Jember	2014	Subround 1	895773	582252
29	Jember	2014	Subround 2	3223050	2094980
30	Jember	2014	Subround 3	1577250	1025210
31	Lamongan	2015	Subround 1	1679100	1091420
32	Lamongan	2015	Subround 2	3499370	2274590
33	Lamongan	2015	Subround 3	1662110	1080370
34	Ngawi	2015	Subround 1	540939	351610
35	Ngawi	2015	Subround 2	3851540	2503500
36	Ngawi	2015	Subround 3	2649500	1722180
37	Banyuwangi	2015	Subround 1	975479	634062

Lampiran 10 Hasil Prediksi Produksi Padi tiap *Subround* (Lanjutan)

No.	Kabupaten	Tahun	Periode	Prediksi	
				Padi (GKG)	Beras
38	Banyuwangi	2015	Subround 2	1160370	754238
39	Banyuwangi	2015	Subround 3	1474440	958386
40	Bojonegoro	2015	Subround 1	3619530	2352700
41	Bojonegoro	2015	Subround 2	814880	529672
42	Bojonegoro	2015	Subround 3	301730	196125
43	Jember	2015	Subround 1	3834540	2492450
44	Jember	2015	Subround 2	2454740	1595580
45	Jember	2015	Subround 3	873666	567883

Lampiran 11 Hasil Prediksi Persediaan, Kebutuhan dan Tingkat Risiko Produksi Padi Tiap Subround

No.	Kabupaten	Tahun	Periode	Prediksi		Tingkat Risiko
				Persediaan	Kebutuhan	
1	Lamongan	2013	Subround 1	2453980	8047.36	Rendah
2	Lamongan	2013	Subround 2	993470	8047.36	Rendah
3	Lamongan	2013	Subround 3	255408	8047.36	Rendah
4	Ngawi	2013	Subround 1	1381910	5536.21	Rendah
5	Ngawi	2013	Subround 2	1210930	5536.21	Rendah
6	Ngawi	2013	Subround 3	367273	5536.21	Rendah
7	Banyuwangi	2013	Subround 1	2054380	10793.5	Rendah
8	Banyuwangi	2013	Subround 2	925493	10793.5	Rendah
9	Banyuwangi	2013	Subround 3	1340500	10793.5	Rendah
10	Bojonegoro	2013	Subround 1	2253430	8068.66	Rendah
11	Bojonegoro	2013	Subround 2	496345	8068.66	Rendah
12	Bojonegoro	2013	Subround 3	106357	8068.66	Rendah
13	Jember	2013	Subround 1	2427420	16066.2	Rendah
14	Jember	2013	Subround 2	1551080	16066.2	Rendah
15	Jember	2013	Subround 3	569839	16066.2	Rendah
16	Lamongan	2014	Subround 1	2382360	8039.7	Rendah
17	Lamongan	2014	Subround 2	1396220	8039.7	Rendah
18	Lamongan	2014	Subround 3	432879	8039.7	Rendah
19	Ngawi	2014	Subround 1	1528450	5508.49	Rendah
20	Ngawi	2014	Subround 2	1392490	5508.49	Rendah
21	Ngawi	2014	Subround 3	582252	5508.49	Rendah
22	Banyuwangi	2014	Subround 1	2094980	10870.7	Rendah
23	Banyuwangi	2014	Subround 2	1025210	10870.7	Rendah
24	Banyuwangi	2014	Subround 3	1091420	10870.7	Rendah
25	Bojonegoro	2014	Subround 1	2274590	7967.85	Rendah
26	Bojonegoro	2014	Subround 2	1080370	7967.85	Rendah
27	Bojonegoro	2014	Subround 3	351610	7967.85	Rendah
28	Jember	2014	Subround 1	2503500	8363.27	Rendah
29	Jember	2014	Subround 2	1722180	8363.27	Rendah
30	Jember	2014	Subround 3	634062	8363.27	Rendah
31	Lamongan	2015	Subround 1	2465920	8032.04	Rendah
32	Lamongan	2015	Subround 2	1223310	8032.04	Rendah
33	Lamongan	2015	Subround 3	290269	8032.04	Rendah
34	Ngawi	2015	Subround 1	1518840	5480.9	Rendah
35	Ngawi	2015	Subround 2	1115810	5480.9	Rendah
36	Ngawi	2015	Subround 3	555734	5480.9	Rendah

Lampiran 11 Hasil Prediksi Persediaan, Kebutuhan dan Tingkat Risiko Produksi
Padi tiap *Subround* (Lanjutan)

No.	Kabupaten	Tahun	Periode	Prediksi		Tingkat Risiko
				Persediaan	Kebutuhan	
37	Banyuwangi	2015	Subround 1	2083060	10948.4	Rendah
38	Banyuwangi	2015	Subround 2	754238	10948.4	Rendah
39	Banyuwangi	2015	Subround 3	958386	10948.4	Rendah
40	Bojonegoro	2015	Subround 1	2352700	7868.3	Rendah
41	Bojonegoro	2015	Subround 2	529672	7868.3	Rendah
42	Bojonegoro	2015	Subround 3	196125	7868.3	Rendah
43	Jember	2015	Subround 1	2492450	16181.4	Rendah
44	Jember	2015	Subround 2	1595580	16181.4	Rendah
45	Jember	2015	Subround 3	567883	16181.4	Rendah

BIODATA PENULIS



Nisa Miftachurohmah lahir di Malang pada 24 April 1989, anak keenam dari tujuh bersaudara dari pasangan Moch. Ichsan Soepandri dan Makinah. Penulis telah menempuh pendidikan formal di TK Muslimat NU 09 Malang yang lulus pada tahun 1995, dan melanjutkan pendidikan di SD Negeri Bareng VI yang lulus pada tahun 2001. Kemudian, penulis diterima untuk melanjutkan jenjang pendidikan di SMP Negeri 1 Malang yang lulus pada tahun 2004, dan melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 4 Malang yang lulus pada tahun 2007. Penulis melanjutkan pendidikan jenjang S1 di Fakultas Sains dan Teknologi, Jurusan Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana

Malik Ibrahim Malang, lulus pada tahun 2011. Penulis mulai berkarir di bidang pendidikan dengan menjadi tenaga pengajar di Fakultas Teknik, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Nusantara PGRI Kediri pada tahun 2012 hingga sekarang. Penulis melanjutkan pendidikan S2 di Jurusan Matematika, Bidang Keahlian Ilmu Komputer di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya pada tahun 2013. Untuk mendapatkan informasi yang berhubungan dengan penulis ataupun Tesis ini, penulis dapat dihubungi melalui alamat email: nisa.informatics@gmail.com.