



TUGAS AKHIR - KS184822

**PENGUNAAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK PREDIKSI EMISI KARBON
KEBAKARAN BERDASARKAN INDIKATOR IKLIM DI
KABUPATEN OGAN KOMERING ILIR**

**NIAM ZUHDI YULIARTO
NRP 062116 4000 0061**

**Dosen Pembimbing
Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D.
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020**



TUGAS AKHIR - KS184822

**PENGUNAAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK PREDIKSI EMISI KARBON
KEBAKARAN BERDASARKAN INDIKATOR IKLIM DI
KABUPATEN OGAN KOMERING ILIR**

**NIAM ZUHDI YULIARTO
NRP 062116 4000 0061**

**Dosen Pembimbing
Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020**



FINAL PROJECT - KS184822

**APPLICATION OF SUPPORT VECTOR REGRESSION
METHOD FOR FIRE CARBON EMISSION
PREDICTION BASED ON CLIMATE INDICATORS IN
ILIR KOMERING DISTRICT**

**NIAM ZUHDI YULIARTO
NRP 062116 4000 0061**

**Supervisor
Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020**

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

PENGUNAAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK PREDIKSI EMISI KARBON KEBAKARAN BERDASARKAN INDIKATOR IKLIM DI KABUPATEN OGAN KOMERING ILIR

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Niam Zuhdi Yulianto
NRP. 062116 4000 0061

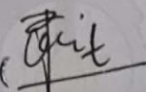
Disetujui oleh Pembimbing:

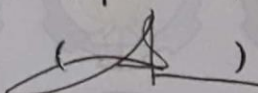
Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D.

NIP. 19750115 199903 2 003

Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si.

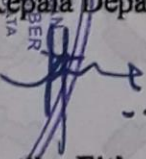
NIP. 19820326 200312 1 004

()

()



Mengetahui,
Kepala Departemen

Dr. Kartika Fithriasari, M.Si. 

NIP. 19691212 199303 2 002

SURABAYA, JANUARI 2020

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

PENGUNAAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION* UNTUK PREDIKSI EMISI KARBON KEBAKARAN BERDASARKAN INDIKATOR IKLIM DI KABUPATEN OGAN KOMERING ILIR

Nama Mahasiswa : Niam Zuhdi Yulianto
NRP : 062116 4000 0061
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing : Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D.
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si.,
M.Si.

Abstrak

Kabupaten Ogan Komering Ilir merupakan salah satu daerah di Indonesia yang sering mengalami kebakaran hutan dan lahan. Selain merugikan masyarakat, emisi kebakaran berupa asap yang ditimbulkan menyebabkan banyak kerugian bagi pemerintah karena banyaknya aktifitas yang harus diberhentikan. Emisi karbon kebakaran yang dihasilkan membuat Indonesia menjadi negara terbesar penyumbang gas pendukung pemanasan global dunia. Emisi karbon kebakaran memiliki hubungan non-linier dengan indikator iklim. Prediksi emisi karbon kebakaran dilakukan menggunakan metode regresi linier dan support vector regression. Data yang digunakan bersumber dari GFED, TRMM, GLDAS dan MEI ENSO Index. Metode support vector regression berdasarkan curah hujan dan Elnino-Indeks memiliki prediksi yang lebih baik dari pada skenario pemodelan lainnya baik menggunakan metode support vector regression maupun regresi linier. Emisi karbon kebakaran banyak muncul di Kabupaten Ogan Komering Ilir bagian tengah, timur dan utara dimana daerah tersebut merupakan kawasan hutan produksi kelapa sawit.

Kata kunci: *Emisi Karbon Kebakaran, Iklim, Ogan Komering Ilir, Remote-Sensing Data, SVR.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

APPLICATION OF SUPPORT VECTOR REGRESSION METHOD FOR FIRE CARBON EMISSION PREDICTION BASED ON CLIMATE INDICATORS IN OGAN KOMERING ILIR DISTRICT

Name : Niam Zuhdi Yulianto
Student Number : 062116 4000 0061
Department : Statistics
Supervisor : Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D.
Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si.,
M.Si.

Abstract

Ogan Komering Ilir Regency is one of the regions in Indonesia which is often experiences forest and land fires. In addition to harming the community, fire emissions in the form of smoke caused a lot of harm to the government because of the many activities that must be stopped. The resulting carbon emissions from fires make Indonesia become the largest gas contributor to supporting global warming. Fire carbon emissions have a non-linear relationship with climate indicators. Fire carbon emissions prediction is done by using linear regression and support vector regression methods. The data used were sourced from GFED, TRMM, GLDAS and MEI ENSO Index. The support vector regression method based on rainfall and Elnino-Index has a better prediction than other modeling scenarios using either the support vector regression method or linear regression. Fire carbon emissions have arisen in the central, eastern and northern Ogan Komering Ilir districts where the area is a palm oil production forest area.

Keywords: *Climate, Fire Carbon Emissions, Ogan Komering Ilir, Remote-Sensing Data, SVR.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat, hidayah, karunia serta pertolongan-Nya yang tak pernah henti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir dengan judul “**Penggunaan Metode *Support Vector Regression* untuk Prediksi Emisi Karbon Kebakaran Berdasarkan Indikator Iklim di Kabupaten Ogan Komering Ilir.**” dengan baik, lancar dan tepat waktu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua, atas segala do’a, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis.
2. Dr. Kartika Fithriasari, M.Si. selaku Ketua Departemen Statistika dan Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. selaku Sekretaris Departemen 1 Bidang Akademik dan Kemahasiswaan yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
3. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si. selaku dosen-dosen yang menjadi dosen wali selama masa studi yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.
4. Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D. dan Dr. rer. pol. Heri Kuswanto, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
5. Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si., M.Si. dan Dr. Sutikno S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang selalu sabar dalam mengomentari serta memberikan masukan dan saran dalam penyelesaian Tugas Akhir.

6. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan yang tak ternilai harganya, serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS.
7. Rifantara dan Mirza serta Ibu Kos tercinta yang setia menemani dan memberikan fasilitas sehingga Tugas Akhir dapat dikerjakan dengan nyaman.
8. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2016, a.k.a TR16GER yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
9. Teman-teman HIMASTA-ITS 2017/2018, yang selama perkuliahan ini memberikan banyak pembelajaran dan mendukung penulis dalam mengembangkan *softskill* penulis.
10. Semua pihak yang turut membantu dalam pelaksanaan Tugas Akhir yang tidak bisa penulis sebutkan namanya satu persatu.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Januari 2020

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN.....	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xii
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL.....	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Tujuan Penelitian	7
1.4 Manfaat Penelitian	8
1.5 Batasan Masalah	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Statistika Deskriptif	9
2.2 <i>Pre-Processing</i> Data.....	9
2.3 Auto Regresive Integrated Moving Average (ARIMA). 10	
2.4 Uji Linieritas.....	11
2.5 <i>K-means Clustering</i>	12
2.5 Analisis Regresi	12
2.5.1 Multikolinieritas	15
2.5.2 Pemeriksaan Asumsi Residual IIDN	15
2.6 <i>Support Vector Regression</i>	17
2.7 Validasi Model	23
2.8 <i>Remote-Sensing Data</i>	23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1 Sumber Data	27
3.2 Variabel Penelitian dan Struktur Data	28
3.3 Langkah Analisis	30

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Karakteristik Emisi Karbon Kebakaran	37
4.2 Prediksi Emisi Karbon Kebakaran di Kabupaten Ogan Komerling Ilir	47
4.2.1 Pemodelan SVR Berdasarkan Indikator Iklim	49
4.2.2 Pemodelan SVR Berdasarkan Indikator Iklim dan Variabel <i>lag</i>	56
4.2.3 Pemodelan Regresi Linier Berdasarkan Indikator Iklim	64
4.2.4 Pemodelan Regresi Linier Berdasarkan Indikator Iklim dan Variabel <i>lag</i>	69
4.2.5 Perbandingan Kebaikan Model	73
4.3 Pemetaan Wilayah di Ogan Komerling Ilir Berdasarkan Prediksi Emisi Karbon Kebakaran	75
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	79
5.1 Kesimpulan	79
5.2 Saran	80
DAFTAR PUSTAKA	81
LAMPIRAN.....	87
BIODATA PENULIS	153

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Ilustrasi Perhitungan <i>Error</i> pada SVR..... 17
Gambar 2.2	Ilustrasi fungsi kernel <i>Polynomial</i> dan RBF..... 21
Gambar 3.1	Peta Kabupaten Ogan Komering Ilir 27
Gambar 3.2	Kerangka Berfikir atau Kerangka Penelitian 28
Gambar 3.3	Diagram Alir Penelitian 32
Gambar 3.4	Diagram Alir Penelitian Menggunakan SVR 34
Gambar 3.5	Diagram Alir Penelitian Menggunakan Regresi Linier..... 35
Gambar 4.1	Peta Sebaran Emisi Karbon Kebakaran di Ogan Komering Ilir 37
Gambar 4.2	Diagram Batang (a) Luas Area Terbakar (b) Emisi Karbon kebakaran (c) MEI..... 38
Gambar 4.3	Rata-rata Emisi Karbon Kebakaran di Ogan Komering Ilir per-Bulan..... 39
Gambar 4.4	Rata-rata Pelepasan Emisi Karbon Kebakaran Setiap Bulan..... 40
Gambar 4.5	Area Graph Emisi Karbon Kebakaran dan Curah Hujan..... 41
Gambar 4.6	Area Graph Emisi Karbon Kebakaran dan Suhu 42
Gambar 4.7	<i>Area Graph Emisi Karbon Kebakaran dan</i> <i>Kelembaban Tanah</i> 43
Gambar 4.8	Hubungan Emisi Karbon Kebakaran dengan (a) Curah Hujan (b) Temperatur (c) Kelembapan Tanah 44
Gambar 4.9	Peta Hasil Pengelompokkan Kabupaten Ogan Komering Ilir 46
Gambar 4.10	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual pada grid 1 (a dan b), grid 14 (c dan d) dan grid 32 (e dan f)..... 50
Gambar 4.11	Hasil Pemodelan SVR Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir dengan Melibatkan Nilai Negatif (a dan b) dan Tanpa Melibatkan Nilai Negatif (c dan d)..... 51

Gambar 4.12a	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)	54
Gambar 4.12b	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi SVR (Tanpa Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)	55
Gambar 4.13	Plot PACF pada (a) <i>grid</i> 1 (b) <i>grid</i> 2 (c) <i>grid</i> 3 (d) <i>grid</i> 4	56
Gambar 4.14	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual pada <i>grid</i> 1 (a dan b), <i>grid</i> 14 (c dan d) dan <i>grid</i> 32 (e dan f) dengan Penambahan Variabel <i>lag</i>	59
Gambar 4.15	Hasil Pemodelan SVR Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir pada (a) Data <i>Training</i> (b) Data <i>Testing</i> dengan Penambahan Variabel <i>lag</i>	60
Gambar 4.16a	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)	63
Gambar 4.16b	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi SVR (Tanpa Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)	64
Gambar 4.17	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual pada <i>grid</i> 1 (a dan b), <i>grid</i> 14 (c dan d) dan <i>grid</i> 32 (e dan f) Menggunakan Metode Regresi Linier	65
Gambar 4.18	Hasil Pemodelan Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir pada (a) Data <i>Training</i> (b) Data <i>Testing</i> Menggunakan Metode Regresi Linier	66

Gambar 4.19a	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) Menggunakan Regresi Linier.....	67
Gambar 4.19b	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi (Tanpa Melibatkan Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) Menggunakan Regresi Linier.....	69
Gambar 4.20	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual pada <i>grid</i> 1 (a dan b) dan <i>grid</i> 32 (c dan d) Menggunakan Metode Regresi Linier dengan Penambahan Variabel <i>lag</i>	70
Gambar 4.21	Hasil Pemodelan Emisi Karbon Kebakaran Kab. Ogan Komering Ilir pada (a) Data <i>Training</i> (b) Data <i>Testing</i> Menggunakan Metode Regresi Linier dengan Penambahan Variabel <i>lag</i>	71
Gambar 4.22a	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) menggunakan Regresi Linier dengan Penambahan Variabel <i>lag</i>	72
Gambar 4.22b	<i>Time series plot</i> Perbandingan Hasil Prediksi (Tanpa Melibatkan Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) menggunakan Regresi Linier dengan Penambahan Variabel <i>lag</i>	73
Gambar 4.23	Sebaran Emisi Karbon Kebakaran hasil Prediksi bulan (a)Januari (b)Februari (c)Maret (d)April ..	76
Gambar 4.24	Sebaran Emisi Karbon Kebakaran Hasil Prediksi Bulan (e)Mei (f)Juni (g)Juli (h)Agustus (i)September (j)Oktober	77
Gambar 4.23	Sebaran Emisi Karbon Kebakaran hasil Prediksi bulan (k)November (l)Desember.....	76

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....	27
Tabel 3.2 Struktur Data.....	30
Tabel 3.3 Skenario Pemodelan.....	31
Tabel 4.1 Karakteristik Data Variabel Independen dan Dependen	40
Tabel 4.2 Korelasi Spearman Rho Emisi Karbon dengan Variabel Independen	45
Tabel 4.3 Hasil Uji Linieritas.....	45
Tabel 4.4 Penentuan Banyak Cluster	46
Tabel 4.5 Hasil Percobaan Range Parameter C.....	47
Tabel 4.6 Hasil Percobaan <i>Range</i> Parameter <i>Gamma</i>	48
Tabel 4.7 Hasil Percobaan <i>Range</i> Parameter ε	48
Tabel 4.8 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Semua Indikator Iklim	49
Tabel 4.9 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Curah Hujan.....	52
Tabel 4.10 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Suhu.....	53
Tabel 4.11 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Kelembaban Tanah	53
Tabel 4.12 <i>Input lag</i> pada Semua <i>Grid</i>	57
Tabel 4.13 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Semua Indikator Iklim dan <i>lag</i>	58
Tabel 4.14 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Curah Hujan dan <i>lag</i>	61
Tabel 4.15 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Suhu dan <i>lag</i>	61
Tabel 4.16 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Kelembaban Tanah dan <i>lag</i>	61
Tabel 4.17 Perbandingan Evaluasi Kebaikan Model.....	74

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Penelitian	87
Lampiran 2 Plot PACF Emisi Karbon Kebakaran pada setiap <i>grid</i>	88
Lampiran 3 Optimasi Parameter <i>Input</i> Indikator Iklim.....	95
Lampiran 4 Optimasi Parameter <i>Input</i> Curah Hujan.....	96
Lampiran 5 Optimasi Parameter <i>Input</i> Suhu.....	97
Lampiran 6 Optimasi Parameter <i>Input</i> Kelembaban Tanah	98
Lampiran 7 Optimasi Parameter <i>Input</i> Indikator Iklim + <i>lag</i> ..	99
Lampiran 8 Optimasi Parameter <i>Input</i> Curah Hujan + Curah Hujan.....	110
Lampiran 9 Optimasi Parameter <i>Input</i> Suhu + <i>lag</i>	111
Lampiran 10 Optimasi Parameter <i>Input</i> Kelembaban Tanah + <i>lag</i>	112
Lampiran 11 Hasil Prediksi Metode SVR.....	113
Lampiran 12 Hasil Prediksi Metode Regresi Linier.....	119
Lampiran 13 <i>Time Series Plot</i> dengan Skala sama	135
Lampiran 14 Syntax Ekstrak Data	146
Lampiran 15 Syntax Uji Linieritas RESET Tes.....	149
Lampiran 16 Syntax SVR.....	149
Lampiran 17 Syntax Regresi Linier	150
Lampiran 18 Surat Pernyataan Data	151

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia memiliki hutan yang terbentang luas dari Sabang hingga Merauke. Luasnya hutan yang dimiliki membuat Indonesia dijuluki sebagai salah satu paru-paru dunia. Direktorat Jenderal Planologi Kehutanan dan Tata Lingkungan, Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan merilis laporan dalam publikasi Statistik Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan 2015 tentang luas kawasan hutan di Indonesia memiliki luas 128 juta hektar yang sudah termasuk hutan konservasi (Kawasan Hutan Suaka Alam-Kawasan Hutan Pelestarian Alam), hutan lindung hutan produksi terbatas, hutan produksi serta hutan yang bisa dikonversi. Namun angka tersebut merupakan angka penyusutan dari tahun ketahun negara Indonesia kehilangan sumber produksi oksigen. Menurut data kehilangan tutupan pohon yang diolah oleh *Laboratorium Global Analysis & Discovery* (GLAD) dari Universitas Maryland tahun 2015, menunjukkan bahwa kehilangan tutupan pohon di Indonesia tetap tinggi antara tahun 2001 dan 2015. Hal ini memicu bencana lain seperti tanah longsor, banjir dan punahnya fauna. Mendapat julukan sebagai paru-paru dunia bukan berarti Indonesia bebas dari masalah kebersihan udara. Menyusutnya luas hutan di Indonesia sebagian besar dikarenakan kebakaran hutan yang terus-menerus terjadi setiap tahunnya khususnya pada musim kemarau. Hal ini mengakibatkan terjadinya emisi karbon yang dapat berdampak sebagai gas rumah kaca.

Sumbangan gas rumah kaca (GRK) di Indonesia bukan hanya menjadi masalah global, tetapi juga merupakan masalah nasional dapat mengganggu semua tatanan kehidupan. Indonesia akan kehilangan sekitar 2000 pulau kecil pada abad ini karena kenaikan permukaan air laut akibat dari pemanasan global yang tidak terkendali. Flora dan fauna yang gagal beradaptasi akan kenaikan suhu yang signifikan akan berangsur-angsur punah. Tanaman hasil pertanian juga terancam menurun produktivitasnya

karena tidak dapat bertahan pada suhu yang tinggi. Ruminta dan Handoko (2012) menunjukkan bahwa perubahan iklim yang telah terjadi di Indonesia menimbulkan ancaman di sektor pertanian khususnya pada tanaman padi dan palawija. Dalam perdebatan mengenai perubahan iklim, lahan gambut menjadi salah satu ukuran utama penyumbang emisi karbon, terutama setelah penempatan Indonesia sebagai negara penyumbang gas rumah kaca tertinggi ketiga setelah Amerika Serikat dan Cina (Hooijer, Silvius, & Wosten, 2006). Dibandingkan tanah mineral, lahan gambut lebih banyak menyimpan karbon. Pada daerah tropis seperti Indonesia, karbon yang disimpan oleh tanah dan tanaman pada lahan gambut dapat 10 kali lebih besar dari karbon yang disimpan oleh tanah dan tanaman pada tanah mineral (Agus dan Subiksa, 2008). Perkiraan rata-rata emisi tahunan dari lahan gambut di Indonesia tahun 2000 sampai 2006 sekitar 903 juta ton karbondioksida, termasuk emisi yang terjadi dari KARHUTLA menurut data dari BAPPENAS tahun 2009 (Supiandi, 2010).

Emisi karbon diperparah ketika terjadi kebakaran hutan dan lahan (KARHUTLA) pada lahan gambut. Hal ini disebabkan oleh jenis lahan gambut yang menyimpan banyak karbon didalamnya sehingga dapat memicu daerah terbakar menjadi semakin besar. *World Wide Fund for Nature* (WWF-Indonesia) menyebutkan bahwa apabila terjadi kebakaran pada lahan gambut maka api akan sulit untuk dipadamkan, hal ini karena lahan gambut akan sangat kering sampai kedalaman tertentu. Kebakaran hutan dan lahan sebagian besar terjadi karena ulah manusia, bahkan kepala BNPB pada tahun 2019 mengatakan 99% kebakaran hutan akibat dari ulah manusia. Tindakan seperti meninggalkan bekas api kegiatan di hutan, membuang bekas rokok sembarangan dapat mengakibatkan bencana kebakaran hutan. Hal yang paling sering terjadi yakni tindakan masyarakat yang sengaja untuk membakar hutan dan lahan sebagai cara yang paling efektif untuk membuka lahan perkebunan baru yang dapat dengan mudah merembet ke hutan disekitarnya. Namun kebakaran hutan semua dianggap terjadi secara alami. Menurut Wahana Lingkungan Hidup Indonesia

(2019) penyebab kebakaran hutan dan lahan bisa karena faktor alam dan manusia, faktor alam biasanya dipicu oleh sambaran petir. Tapi itu hampir sangat jarang terjadi. Iklim merupakan salah satu unsur alami penyebab terjadinya kebakaran hutan dan lahan (Syaufina, 2008). Suhu pada musim kemarau menyebabkan tingkat permukaan air menjadi rendah yang menyebabkan menurunnya tingkat kelembaban tanah serta mengeringnya vegetasi sehingga akan sangat rentan terbakar. Curah hujan memiliki korelasi dengan kejadian kebakaran hutan dan lahan (Itsaini, Sasmito, Sukmono, & Prasasti, 2017). Api yang muncul pada lahan gambut tersebut baru bisa mati total setelah adanya hujan intensif. Begitu pula ketika tahun-tahun tertentu terjadinya fenomena El-Nino penurunan tingkat curah hujan tidak normal di Indonesia yang menyebabkan kemarau berkepanjangan dan memperparah kebakaran hutan dan lahan khususnya pada lahan gambut.

Satelit penginderaan jauh, biasa disebut *remote-sensing data*, memiliki peran penting dalam deteksi dan monitoring lingkungan dan cuaca. Informasi mengenai iklim serta kebakaran hutan dan lahan dapat diakses dengan mudah secara *online*. Data yang tersedia pada *remote-sensing data* selalu *ter-update* setiap waktu sehingga memudahkan untuk melakukan deteksi disuatu wilayah. Cakupan yang luas dan mampu diintegrasikan dengan data lain menjadi keuntungan bagi peneliti dalam menganalisis suatu daerah. Terdapat beberapa contoh *remote-sensing* data dari satelit meteorologi yang menyediakan data kebakaran hutan dan lahan serta emisi kebakaran yang dapat digunakan sebagai data penelitian ini yakni *Global Fire Emissions Database* (GFED4s) serta variabel pendukung berupa indikator iklim yang tersedia pada *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM), *Global Land Data Assimilation System* (GLDAS) dan *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA).

Penelitian mengenai kebakaran hutan dan lahan dengan beberapa variabel prediktor karakteristik vegetasi, suhu, kelembaban tanah, dan penyinaran sinar matahari pernah dilakukan oleh Van der Werf dkk (2017). Menggunakan sistem pemodelan biogeo-

kimia *Carnegie Ames Stanford Approach* (CASA) Van der Werf dkk mengatakan dalam penelitiannya bahwa perkembangan titik api kecil memiliki dampak yang besar pada emisi karbon di daerah Amerika Utara, Amerika Tengah dan Eropa. Westerling dkk (2002) melakukan prediksi luas area terbakar di Amerika Serikat berdasarkan anomali kelembaban tanah pada setiap provinsi. Westerling dkk menggunakan metode *caconical correlation analysis* dalam memprediksi dan menghasilkan nilai akurasi sebesar 50%, dalam akhir tulisannya Westerling dkk menjelaskan manfaat metode yang digunakan untuk perencanaan strategis dalam manajemen kebakaran serta penjadwalan kebakaran. Penelitian serupa juga dilakukan oleh Randerson dkk (2012) mengenai dampak kebakaran lahan terhadap emisi pembakaran biomassa. Randerson dkk menyampaikan bahwa kontribusi kebakaran hutan tropis terhadap variabilitas tahun ketahun dalam fluktuasi karbon meningkat karena kebakaran kecil memperbesar emisi pada Amerika Tengah, Amerika Selatan dan Asia Tenggara, daerah di mana tekanan kekeringan dan kawasan terbakar sangat bervariasi dari tahun ke tahun sebagai respon terhadap El-Nino dan pengaruh iklim lainnya.

Daerah yang kerap mengalami kebakaran hutan dan lahan di Indonesia yakni Pulau Kalimantan dan Sumatera dimana masih terdapat banyak lahan gambut. Berdasarkan data Balai Besar Litbang Sumberdaya Lahan Pertanian dan Balai Penelitian Tanah tahun 2011 (Ritung dkk, 2011), luas area lahan gambut di Indonesia saat ini tercatat 14,9 juta hektar. 12,9 juta hektar lahan atau sekitar 87% dari total luas di antaranya berada di tujuh provinsi yaitu Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan dan Papua. Dari luasan tersebut sekitar 7,2 juta hektar berada di Sumatera. Penyebaran gambut di pulau Sumatera umumnya terdapat di wilayah Riau, Sumatera Selatan, Jambi, Utara, dan Lampung. Di Sumatera Selatan, lahan gambut terluas terdapat di Kabupaten Ogan Komering Ilir (OKI) dan Banyuasin, yakni seluas kurang lebih 769.000 hektar. Luas lahan rawa termasuk gambut dan danau di

Kabupaten OKI mencapai sekitar 75% dari total luas wilayahnya. Berdasarkan beberapa paparan penelitian sebelumnya, maka penting untuk dilakukan prediksi perkembangan emisi karbon dari kebakaran hutan dan lahan berdasarkan curah hujan, suhu, kelembaban tanah dan indeks El-Nino di Kabupaten Ogan Komering Ilir karena efek yang buruk terhadap lingkungan.

Support Vector Regression (SVR) merupakan metode pengembangan dari metode *Support Vector Machine* (SVM) yang diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Bedanya yakni SVM biasa digunakan untuk klasifikasi sedangkan SVR digunakan untuk prediksi. Kelebihan metode SVR dibandingkan metode deret waktu seperti ARIMA yakni metode SVR bebas dari asumsi serta dapat menghemat waktu. Namun, terdapat nilai parameter di SVR yang belum ditentukan sehingga perlu dilakukan optimasi agar mendapatkan prediksi yang paling akurat. Penelitian menggunakan metode SVR pernah dilakukan oleh Husin dkk (2017) untuk memprediksi curah hujan daerah Pujon Malang. Husin dkk melakukan optimasi parameter SVR dengan *Improved-Particle Swarm*. Hasil penelitiannya menunjukkan hasil prediksi yang telah dioptimasi menggunakan IPSO lebih baik dibandingkan hasil dari metode SVR tanpa optimasi. Kiki dan Irhamah (2017) melakukan peramalan curah hujan sebagai pendukung kalender tanam padi di Kabupaten Bojonegoro menggunakan ARIMA, SVR dan *Genetic Algorithm*-SVR. Hasil penelitian yang dilakukan Kiki dan Irhamah menyebutkan bahwa metode GA-SVR menghasilkan peramalan yang lebih akurat dibandingkan kedua metode lainnya.

Penelitian prediksi kebakaran hutan pernah dilakukan oleh Harafani dan Wahono (2015) dengan variabel prediktor berupa temperatur, kelembaban relatif, angin, dan hujan. Harafani dan Wahono membandingkan beberapa metode dengan metode SVR untuk memprediksi kebakaran hutan pada taman alam mountesinho di Negara Portugal. Haranafi dan Wahono menyimpulkan bahwa metode GA-SVR dengan kernel RBF memiliki nilai akurasi yang tertinggi diikuti oleh metode SVR

kernel RBF, k-NN, NN, dan *Linear Regression*. Penelitian serupa pernah dilakukan oleh Karapilafis dkk (2013) menggunakan metode ANN dan SVR untuk memprediksi kebakaran hutan liar di Yunani dengan variabel prediktor kelembaban relatif, kecepatan angin dan suhu udara. Dalam akhir penelitiannya, Karapilafis dkk menjelaskan bahwa secara umum metode ANN memiliki akurasi yang lebih baik dari pada metode SVR, namun terdapat 12 daerah yang mana lebih baik menggunakan metode SVR dari pada ANN. Sementara itu, untuk efek yang ditimbulkan dari kebakaran hutan pernah diteliti oleh Garcia dkk (2018). Garcia dkk melakukan prediksi pelepasan karbon dari konsumsi biomassa di Pegunungan Sierra Nevada, California, USA menggunakan metode SVR. Dengan mengaitkan beberapa indikator iklim dan komponen tutupan pohon, Garcia dkk memprediksi nilai konsumsi biomassa sebelum dan sesudah terjadi kebakaran. Dari perhitungan tersebut dapat diperoleh prediksi dari pelepasan emisi karbon kebakaran.

Emisi kebakaran yang memiliki pola hubungan non linier dengan indikator iklim akan mengakibatkan kurang akuratnya prediksi apabila menggunakan model linier seperti regresi linier pada penelitian sebelumnya (Harafani dan Wahono, 2015). Metode SVR dapat mengatasi kasus non-linier dengan menambahkan fungsi kernel. Kernel yang familiar digunakan pada metode SVR yakni fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF). Pada penelitian ini akan dilakukan optimasi parameter serta pemilihan fungsi kernel sampai didapatkan nilai akurasi tertinggi. SVM dengan optimasi parameter dapat mengungguli metode-metode regresi lainnya (Cortez & Morais, 2007). Selain menggunakan SVR, akan dilakukan pula analisis menggunakan metode regresi linier yang digunakan sebagai perbandingan dikarenakan metode yang kompleks belum tentu menghasilkan peramalan yang lebih akurat. Kelebihan dari metode regresi linier yakni dapat menjelaskan besarnya pengaruh yang dihasilkan dari indikator iklim terhadap besarnya emisi karbon kebakaran. Metode regresi linier juga cukup sering digunakan dalam melakukan prediksi pada kasus kebakaran hutan. Dengan demikian diharapkan hasil penelitian ini memiliki

nilai akurasi yang tinggi serta dapat digunakan oleh pemerintah setempat sebagai acuan dalam penanggulangan bencana sejak dini sehingga dapat meminimalisir kerugian yang diakibatkan oleh kebakaran hutan. Selain itu, penelitian ini dapat digunakan oleh dinas lingkungan dan kesehatan Kabupaten Ogan Komering Ilir dalam mengontrol kualitas udara yang disebabkan oleh emisi karbon kebakaran hutan dan lahan.

1.2 Rumusan Masalah

Kabupaten Ogan Komering Ilir merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang paling rawan terjadi kebakaran hutan bahkan sepanjang tahun pada waktu musim kemarau hal tersebut didukung juga oleh karakteristik tanah yang merupakan lahan gambut. Asap akibat kebakaran hutan dan lahan telah banyak dikeluhkan oleh beberapa negara tetangga seperti Singapura dan Malaysia. Kebakaran hutan dan lahan sebagian besar disebabkan oleh ulah manusia namun juga didukung oleh kondisi alam berupa iklim. Indikator iklim yang berpengaruh pada terjadinya kebakaran hutan dan lahan meliputi curah hujan, suhu, kelembaban tanah, dan indeks El-Nino. Emisi kebakaran memiliki pola hubungan yang non linier dengan indikator iklim yang mengakibatkan kurang akuratnya prediksi apabila menggunakan model linier seperti regresi linier pada penelitian sebelumnya. Metode *Support Vector Regression* dapat mengatasi kasus non-linier dengan menambahkan fungsi kernel. Hasil prediksi emisi kebakaran yang dihasilkan perlu dilakukan perhitungan nilai kesalahan dengan data aktual untuk mengetahui kebaikan model yang dihasilkan.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pemaparan rumusan masalah yang telah dibahas sebelumnya, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini sebagai berikut.

1. Memperoleh karakteristik emisi karbon kebakaran serta variabel iklim yang diduga berpengaruh terhadap kejadian kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Ogan Komering Ilir.

2. Mendapatkan hasil prediksi dari emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir berdasarkan indikator iklim menggunakan metode *support vector regression*.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai prediksi munculnya emisi karbon yang dihasilkan dari kebakaran hutan dan lahan yang dipengaruhi oleh indikator iklim khususnya di Kabupaten Ogan Komering Ilir, sehingga tindakan pencegahan kebakaran dapat lebih mudah dilakukan. Selain itu, penelitian ini juga dapat digunakan sebagai informasi atau wawasan penerapan metode SVR dan penggunaan *remote-sensing* data satelit meteorologi dalam kasus emisi karbon kebakaran hutan dan lahan.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah data yang digunakan merupakan data satelit (*remote sensing data*) dengan ukuran resolusi spasial $0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$. Hubungan antar *grid* pada setiap variabel diasumsikan independen. Variabel prediktor pada data *testing* menggunakan data yang sudah tersedia atau dengan kata lain tidak dilakukan *forecast* terlebih dahulu. Prediksi menggunakan metode regresi linier dianggap telah memenuhi semua asumsi serta uji signifikansi. Selain itu hasil prediksi emisi karbon kebakaran yang bernilai negatif digantikan dengan nilai nol, karena emisi karbon kebakaran tidak mungkin bernilai negatif.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas mengenai statistika deskriptif, *pre-processing* data, ARIMA, *Support Vector Regression*, regresi linier, validasi model dan *remote sensing data*.

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif berkenaan dengan deskripsi suatu data seperti halnya menghitung rata-rata dan varians dari data mentah; mendeskripsikan menggunakan tabel atau gambar (grafik) sehingga data lebih bermakna dan mudah dipahami. Sebelum dianalisis lebih lanjut, data penelitian biasanya dilakukan statistika deskriptif untuk mengetahui informasi awal dari data.

Keadaan, gejala, atau persoalan pada data dapat diketahui melalui statistika deskriptif. Penarikan kesimpulan pada statistika deskriptif (jika ada) hanya ditujukan pada kumpulan data yang ada (Hasan, 2001). Statistik deskriptif berfungsi untuk mendeskripsikan atau memberi gambaran terhadap objek yang diteliti melalui data sampel atau populasi (Sugiyono, 2007).

2.2 Pre-Processing Data

Pre-processing data merupakan salah satu langkah penting sebelum menganalisis suatu data. Tahap ini merupakan proses atau langkah yang dilakukan untuk membuat data mentah menjadi data yang berkualitas. Kualitas tersebut mencakup akurasi, kelengkapan, konsistensi, *timeliness*, *believability*, dan *interpretability*. *Pre-processing* data meliputi pembersihan data, integrasi data, reduksi data, dan transformasi (Alfredo, Jondri, & Rismala, 2008).

Pre-processing data dalam penelitian ini yakni mengubah data satelit menjadi data yang sesuai dengan ukuran sebenarnya. Terdapat beberapa satelit yang menyediakan data dalam bentuk perhitungan rasio. Data yang perlu diubah yakni data emisi karbon kebakaran dari satelit GFED dimana setiap derajat lintang dan bujur akan dikalikan dengan $111,3219 \times 10$, karena ukuran *grid* yakni $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ maka setiap data akan dikalikan dengan

77.453,67. Selain itu juga dilakukan perubahan satuan dari data temperatur yang awalnya kelvin menjadi celcius.

2.3 *Auto Regresive Integrated Moving Average (ARIMA)*

ARIMA merupakan salah satu metode yang sering digunakan dalam analisis deret waktu. ARIMA tersusun dari dua model utama, yaitu Auto Regresive (AR) dan Moving Average (AR). ARIMA sering kali digunakan sebagai bantuan metode lain dalam penentuan variabel *lag* dalam permasalahan prediksi yang membutuhkan informasi pengaruh data masa lalu. Salah satu hal yang harus diperhatikan dalam analisis *time series* yaitu ke-stationeran data. Stationeritas data dalam *time series* ditunjukkan apabila ekspektasi dari rata-rata dan variansnya konstan setiap waktu. Ketidakstationeran dalam varians dapat diatasi dengan cara transformasi, sedangkan ketidakstationeran dalam rata-rata dapat diatasi dengan cara melakukan *differencing* (Wei, 2006). Data tidak dapat ditransformasi apabila terdapat banyak nilai nol.

a. *Autocorrelation Function (ACF)*

Autocorrelation Function (ACF) atau fungsi autokorelasi merupakan suatu fungsi yang biasanya digunakan untuk melihat kestasioneran dan menjelaskan hubungan linier atau korelasi antara Z_t dan Z_{t+m} dari suatu proses yang sama dan hanya terpisah oleh *lag* waktu ke- m . Secara umum rumus ACF dapat ditunjukkan pada persamaan (2.1) (Wei, 2006).

$$\hat{\rho}_m = \frac{\sum_{i=1}^{n-m} (Z_i - \bar{Z})(Z_{i+m} - \bar{Z})}{(Z_t - \bar{Z})^2}, m = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

dengan $\bar{Z} = \frac{\sum_{i=1}^n Z_t}{n}$ adalah rata-rata dari sampel.

b. *Partial Autocorrelation Function (PACF)*

Partial Autocorrelation Function (PACF) atau fungsi autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur korelasi antara Z_t dan Z_{t+l} setelah pengaruh variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+m-1}$, dihilang-

kan. Perhitungan PACF dapat diperoleh melalui perhitungan sebagai berikut.

$$\hat{\phi}_{m+1,m+1} = \frac{\hat{\rho}_{m+1} - \sum_{j=1}^m \hat{\phi}_{m,j} \hat{\rho}_{m+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^m \hat{\phi}_{m,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.2)$$

dan

$$\hat{\phi}_{m+1,j} = \hat{\phi}_{m,j} - \hat{\phi}_{m+1,m+1} \hat{\phi}_{m,m+1-j}, j = 1, 2, \dots, m \quad (2.3)$$

2.4 Uji Linieritas

Salah satu metode yang biasa digunakan dalam menguji hubungan antar variabel yakni RESET tes. RESET tes dikenalkan oleh Ramsey pada tahun 1969. Adapun prosedur dari uji Ramsey RESET tes yakni sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0 : f(x)$ adalah fungsi linier dalam x atau model linier

$H_1 : f(x)$ adalah fungsi non linier dalam x atau model non linier

1. Regresikan \mathbf{y} pada \mathbf{X} sehingga diperoleh model linier

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (2.4)$$

2. Regresikan kembali \mathbf{y} pada \mathbf{X} dan estimasi \mathbf{y} sebagai berikut.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k + \delta_1 \hat{y}^2 + \dots + \delta_{a-1} \hat{y}^a + v \quad (2.5)$$

3. Apabila $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)$ adalah nilai-nilai residual prediksi dari model linier (2.4) dan $v = (v_1, \dots, v_n)$ adalah residual dari model alternatif pada (2.6) maka statistik ujinya sebagai berikut.

$$RESET = \frac{[(\varepsilon' \varepsilon - v' v) / (a - 1)]}{[(v' v) / (n - a)]} \quad (2.6)$$

dengan,

k = banyaknya variabel prediktor

n = banyaknya pengamatan

a = besar derajat pengaruh kuadratik atau kubik dari respon

H_0 ditolak jika nilai $RESET > F_{(k-1, n-k)}$, atau berarti model yang sesuai yakni model non linier.

2.5 *K-means Clustering*

Metode ini dipakai jika banyaknya *cluster* sudah diketahui dan biasanya metode ini dipakai untuk mengelompokkan data yang berukuran besar. Tujuan pengelompokan tersebut adalah untuk meminimalkan *objective function* yang di set dalam proses pengelompokan, yang pada dasarnya berusaha untuk meminimalkan variasi dalam satu *cluster* dan memaksimalkan variasi antar *cluster* (Johnson, 2007). Berikut merupakan algoritma dari metode *K-Means*.

1. Menentukan besarnya c (banyaknya *cluster* yang akan dibentuk) serta *centroid* awal di tiap *cluster*. Penentuan *centroid* awal dapat dilakukan secara acak dari c buah observasi.
2. Menghitung jarak antara setiap objek dengan *centroid* awal, kemudian memasukkan objek-objek ke suatu *cluster* berdasarkan jarak terdekat dengan *centroid* yang bersesuaian. Umumnya perhitungan jarak dilakukan berdasarkan jarak *euclidean*.
3. Menghitung kembali *centroid* dari *cluster* yang baru dibentuk.
4. Mengulangi langkah (2) dan (3) sampai tidak ada lagi objek yang berpindah cluster.

2.6 Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan metode analisis yang dapat digunakan untuk menganalisis data dan mengambil kesimpulan yang bermakna tentang hubungan ketergantungan variabel terhadap variabel lainnya. Hubungan yang didapat pada umumnya dinyatakan dalam bentuk persamaan matematika yang menyatakan hubungan antara variabel independen dan variabel dependen dalam bentuk persamaan sederhana (Drapper dan Smith, 1992).

a. Model Regresi

Model regresi secara umum dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut (Drapper dan Smith, 1992).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (2.7)$$

dimana:

Y = variabel respon

X_i = variabel prediktor, $i = 1, 2, 3, \dots, k$

ε = residual

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ = parameter model regresi

b. Estimasi Parameter

Estimasi parameter ini bertujuan untuk mendapatkan model regresi linier yang akan digunakan dalam analisis. Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi linier adalah metode kuadrat terkecil atau sering juga disebut metode ordinary least square (OLS). Metode ini bertujuan untuk meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Penaksiran OLS untuk mendapatkan parameter regresi adalah sebagai berikut.

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.8)$$

dimana:

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k \end{bmatrix}, \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

keterangan:

\mathbf{y} = vektor variabel dependen berukuran $n \times 1$

\mathbf{X} = matrik variabel bebas berukuran $n \times (k+1)$

$\hat{\beta}$ = vektor parameter berukuran $(k+1) \times 1$

k = banyaknya variabel prediktor

n = banyak data

c. Uji Serentak

Uji serentak merupakan metode pengujian yang dilakukan untuk mengetahui adanya pengaruh yang disebabkan oleh variabel bebas terhadap variabel dependen secara bersama-sama.

Hipotesis:

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$

$H_1 : \text{minimal terdapat satu } \beta_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, k.$

Menentukan daerah keputusan dari pengujian serentak adalah tolak H_0 apabila $F_{hitung} > F_{\alpha(k,n-p)}$, artinya semua variabel bebas secara bersama-sama merupakan prediktor yang signifikan terhadap variabel respon. Uji serentak juga sering disebut uji ANOVA. Tabel ANOVA untuk menguji kelinieran regresi adalah sebagai berikut.

Tabel 2.1 ANOVA

Sumbe r Variasi	Deraja t Bebas	Jumlah Kuadrat	Rataan Kuadrat	F
Regresi	k	$SSR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2$	$MSR = \frac{SSR}{k}$	$\frac{MSR}{MSE}$
Galat	n-p	$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$	$MSE = \frac{SSE}{n-p}$	
Total	n-1	$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$		

keterangan:

k = banyaknya variabel prediktor

p = banyaknya parameter model regresi

n = banyaknya pengamatan

d. Uji Parsial

Uji parsial merupakan metode pengujian yang dilakukan untuk mengetahui pengaruh variabel bebas secara individual terhadap variabel dependen.

Hipotesis

$H_0 : \beta_i = 0$

$H_1 : \beta_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, k.$

Menentukan daerah keputusan pengujian parsial adalah tolak H_0 ketika $|t_{hit}| > t_{(\alpha, n-p)}$, artinya variabel bebas ke-i memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen. Nilai untuk uji t diperoleh dari rumus sebagai berikut.

$$t = \frac{\hat{\beta}_i}{\sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_i)}} \quad (2.10)$$

dimana

$$\text{var}(\hat{\beta}_i) = \text{diag}\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \text{MSE}\} \quad (2.11)$$

$$\text{diag}\{(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \text{MSE}\} = \begin{bmatrix} \text{var}(\hat{\beta}_0) & \text{covar}(\hat{\beta}_1 \hat{\beta}_0) & \cdots & \text{covar}(\hat{\beta}_k \hat{\beta}_0) \\ \text{covar}(\hat{\beta}_0 \hat{\beta}_1) & \text{var}(\hat{\beta}_1) & \cdots & \text{covar}(\hat{\beta}_k \hat{\beta}_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{covar}(\hat{\beta}_0 \hat{\beta}_k) & \text{covar}(\hat{\beta}_1 \hat{\beta}_k) & \cdots & \text{var}(\hat{\beta}_k) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

2.5.1 Multikolinieritas

Salah satu asumsi dari model regresi adalah tidak ada hubungan linear antar variabel prediktor. Jika ada satu atau lebih hubungan tersebut diantara prediktor maka disebut multikolinieritas. Ketika terdapat kasus multikolinieritas pada variabel prediktor maka keputusan secara statistiknya menjadi lemah (Gujarati, 2015). Multikolinieritas dapat dideteksi apabila terjadi hal sebagai berikut.

1. Nilai R^2 tinggi namun hanya sedikit nilai t yang signifikan.
2. Korelasi tinggi di antara variabel prediktor, lebih tinggi dari korelasi antara variabel respon dan prediktor.
3. Perbedaan tanda antara estimasi parameter model dan koefisien korelasi.
4. Nilai VIF yang lebih dari 10.

2.5.2 Pemeriksaan Asumsi Residual IIDN

Asumsi residual IIDN merupakan asumsi-asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis regresi. Pemeriksaan Asumsi Residual IIDN (Identik, Independen, Distribusi Normal) merupakan uji yang harus dilakukan apakah residual yang digunakan memenuhi ketiga asumsi tersebut dalam melakukan pengujian (Sudjana, 1996). Model dikatakan baik apabila memenuhi asumsi residual IIDN.

a. Asumsi Residual Identik

Uji asumsi identik dapat dilakukan dengan uji gletser. Gletser menyarankan untuk meregresikan nilai mutlak dari residual dengan variabel independen dengan hipotesis sebagai berikut.

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_1 = 0$$

$$H_1 : \beta_1 \neq 0$$

Apabila nilai $|t_{hit}| > t_{(\alpha, n-p)}$ maka tolak H_0 pada tingkat signifikansi α artinya residual tidak identik atau terjadi heteroskedastisitas. Perhitungan nilai t sama seperti perhitungan pada persamaan (2.10).

b. Asumsi Residual Independen

Masalah lain dalam analisis regresi yakni terdapat kasus autokorelasi. Kasus autokorelasi merupakan adanya hubungan atau korelasi dari residual pada waktu t dengan waktu sebelumnya ($t-1$) (Gujarati, 2015). Pengujian asumsi independen dapat menggunakan metode *Durbin-Watson* sebagai berikut.

$H_0 : \rho_e = 0$ (tidak ada autokorelasi / independen)

$H_1 : \rho_e \neq 0$ (ada autokorelasi / dependen)

Statistik uji:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (2.13)$$

Tolak H_0 ketika nilai $d < d_L$ atau $4-d < d_L$ dan gagal tolak H_0 ketika $d > d_U$ atau $4-d < d_U$ serta tidak dapat disimpulkan jika $d_U < d < d_L$ dengan:

d = nilai d Durbin Watson

d_L = batas bawah dari tabel Durbin Watson

d_U = batas atas dari tabel Durbin Watson

c. Asumsi Residual Normal

Pengujian asumsi residual berdistribusi normal digunakan untuk melihat apakah residual memenuhi asumsi berdistribusi normal atau tidak. Kenormalan suatu data dapat dilihat dari normal *probability* plotnya. Apabila plot mendekati garis linier, dapat dikatakan data tersebut memenuhi asumsi yaitu berdistribusi normal. Uji kenormalan data juga dapat dilihat dari nilai yang diperoleh dari hasil uji Kolmogorov-Smirnov (Sudjana, 1996).

Hipotesis:

$H_0 : F_n = F_0(x)$ (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F_n \neq F_0(x)$ (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji:

$$KS = \sup |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.14)$$

Tolak H_0 ketika nilai $KS > KS_{(\alpha, n)}$.

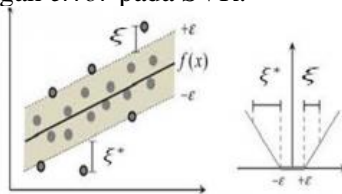
Keterangan:

$F_0(x)$: distribusi frekuensi kumulatif teoritis

$F_n(x)$: distribusi frekuensi kumulatif sampel

2.7 Support Vector Regression (SVR)

SVR merupakan metode pengembangan dari *Support Vector Machine* (SVM) yang diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Konsep dasar dari SVM sebenarnya yaitu kombinasi harmonis dari teori komputasi yang telah ada sebelumnya, seperti *margin hyperplane*, kernel dan begitu juga dengan konsep-konsep pendukung lainnya. Berbeda dengan konsep NN (*Neural Network*) yang mencari *hyperplane* pemisah antar *class*, SVM mengoptimasi nilainya pada *input space*. Pada awalnya SVM adalah *linear classifier* dan selanjutnya dikembangkan untuk kasus non-linier dengan menyertakan konsep *kernel*. Selain untuk klasifikasi, SVM dapat digunakan dalam prediksi dengan konsep regresi atau bisa disebut *Support Vector Regression*. Seperti pada SVM, SVR memiliki tujuan membentuk *hyperplane* dan *support vector* dalam proses prediksi. SVR memiliki kelebihan dalam memprediksi data kurun waktu. SVR merupakan salah satu metode yang dapat mengatasi *overfitting*, sehingga menghasilkan kinerja yang bagus. Jika nilai $\varepsilon = 0$ maka diperoleh regresi yang sempurna (Santosa, 2007 diacu dalam Alfredo, Jondri dan Rismala, 2015). Berikut merupakan ilustrasi perhitungan *error* pada SVR.



Gambar disunting dari <http://scundip.org>

Gambar 2.1 Ilustrasi Perhitungan *Error* pada SVR

Pada Gambar 2.1 dapat diketahui bahwa nilai *error* dianggap sama dengan 0 jika masih berada diantara garis 0 dan garis $f(x)+\varepsilon$, sedangkan apabila berada diluar garis batas toleransi maka nilai *error* akan dihitung sebagai ξ_i dan ξ_i^* . Konsep SVR yaitu mengestimasi suatu fungsi dengan cara meminimalkan batas atas dari *generalization error* atau biasa disebut *risk minimization*, sehingga metode ini mampu untuk mengatasi kasus *overfitting* (Gunn, 1998). Regresi dalam metode SVR yakni untuk menemukan fungsi antara variabel x_i dengan variabel y_i (Zhao dkk, 2015) yang dalam kasus linier dapat ditulis:

$$f(x) = \begin{bmatrix} w \\ b \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (2.15)$$

pada permasalahan non-linier, pemetaan non-linier : $R^1 \rightarrow F$, dimana F adalah ruang fitur dari ϕ yang memiliki fungsi untuk menerjemahkan kerumitan masalah regresi non-linier pada R^1 untuk sebuah masalah sederhana regresi linier pada F . Fungsi regresi setelah dilakukan transformasi adalah sebagai berikut:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b \quad (2.16)$$

dimana,

\mathbf{w} = vektor pembobot

$\phi(\mathbf{x})$ = fungsi yang memetakan x dalam satu dimensi

b = bias

dengan w merupakan vektor pembobot, $\Phi(x)$ merupakan fungsi yang memetakan nilai x dalam suatu dimensi dan b merupakan nilai bias atau *error*. Untuk mengevaluasi seberapa baik fungsi regresi, maka digunakan fungsi ε -insensitive loss sebagai berikut.

$$L_\varepsilon(y, f(x)) = \begin{cases} 0, & \text{untuk } |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.17)$$

fungsi ε -insensitive loss memiliki peran untuk mengukur risiko empiris, risiko empiris diperoleh melalui pendekatan dari persama-

an (2.17), selisih dari nilai target dengan hasil estimasi. Maka dari itu parameter ε perlu diatur untuk meminimalisir resiko empiris dengan menggunakan variabel *slack* ξ , ξ^* yang merupakan simpangan dari data *training* di luar zona ε - *insensitive*.

Selain meminimalisir kesalahan empiris menggunakan fungsi ε - *insensitive*, juga harus meminimalisir norma Euclidean dari beban yang linier $\|\mathbf{w}\|$ yang mana memiliki hubungan dengan kemampuan generalisasi dari model SVR pada data *training* (Zhao dkk, 2015). Tujuannya adalah untuk memperbesar (*maximize*) batas sehingga kelandaian kurva serta kompleksitas model dapat dipastikan (Suganyadevi dan Babulal, 2014). Kasus regresi dapat dinyatakan seperti masalah optimasi kuadratik berikut ini.

$$L(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \left[\sum_{t=1}^n (\xi_t + \xi_t^*) \right], c > 0 \quad (2.18)$$

$$\text{dengan batasan} \begin{cases} y_t - \mathbf{w} * \phi(x_t) - b \leq \varepsilon + \xi_t \\ \mathbf{w} * \phi(x_t) + b - y_t \leq \varepsilon + \xi_t^* \\ \xi_t, \xi_t^* \geq 0, \text{dimana } t = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (2.19)$$

dimana C merupakan koefisien penalti yang mendeterminasikan *trade-off* antara keempirisan dengan kesalahan generalisasi dimana nilai C tersebut perlu dilakukan optimasi (Zhao dkk, 2015). Menurut Suganyadevi dan Babulal (2014) nilai parameter C yang optimum bernilai antara 1-1000, sedangkan menurut Huang dkk (2007) menyatakan nilai parameter C optimal pada kisaran 0,01-10.000. Permasalahan optimasi kuadratik seperti pada persamaan (2.18) dapat diselesaikan menggunakan *dual lagranging* berikut:

$$\begin{aligned} L = & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{t=1}^N \xi_t + \xi_t^* - \sum_{t=1}^N \lambda_t \xi_t + \lambda_t^* \xi_t^* \\ & + \sum_{t=1}^N \alpha_t (-y_t + \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t - b - \varepsilon - \xi_t) \\ & - \sum_{t=1}^N \alpha_t^* (y_t - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t - b - \varepsilon - \xi_t^*) \end{aligned} \quad (2.20)$$

L dinamakan *lagrangian*, $\lambda_t, \lambda_t^*, \alpha_t, \alpha_t^*$ adalah *lagrange Multiplier*. Untuk mendapatkan solusi yang optimal, maka dilakukan turunan parsial dari L terhadap w, ξ, ξ^*, b .

$$\frac{\delta L}{\delta \mathbf{w}} = \mathbf{w} - \sum_{t=1}^N (\alpha_t^* - \alpha_t) \mathbf{x}_t = 0 \quad (2.21)$$

$$\frac{\delta L}{\delta \xi_t^*} = C - \lambda_t^* - \alpha_t^* = 0 \quad (2.22)$$

$$\frac{\delta L}{\delta \xi_t} = C - \lambda_t - \alpha_t = 0 \quad (2.23)$$

$$\frac{\delta L}{\delta b} = \sum_{t=1}^N (\alpha_t^* - \alpha_t) = 0, 0 \leq \alpha_t \leq C, t=1, 2, \dots, N, \quad (2.24)$$

$$0 \leq \alpha_t^* \leq C, t=1, 2, \dots, N.$$

kondisi Karush-Kuhn-Tucker diaplikasikan untuk model regresi. *Dual lagrangian* pada persamaan (2.20) didapatkan dengan mensubsitusikan persamaan (2.21), (2.22), (2.23), dan (2.24) ke persamaan (2.25).

$$\begin{aligned} \partial(\alpha_t^*, \alpha_t) = & \sum_{t=1}^N y_t (\alpha_t^* - \alpha_t) - \varepsilon \sum_{t=1}^N (\alpha_t^* - \alpha_t) - \frac{1}{2} \\ & \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^N (\alpha_t^* - \alpha_t)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) \end{aligned} \quad (2.25)$$

Persamaan *dual lagrangian* didapatkan ketika fungsi kernel $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) = \varphi(\mathbf{x}_t)^T \varphi(\mathbf{x})$.

Metode SVR dapat digunakan pada kasus non-linier dengan menggunakan pendekatan kernel. Kinerja dari fungsi kernel dalam kasus non-linieritas yakni dengan mentransformasi data kedalam dimensi ruang yang lebih tinggi sehingga dapat dipisahkan pada *feature space* yang baru. Beberapa fungsi kernel yang digunakan dalam metode SVR adalah sebagai berikut.

1. Linier

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) = \mathbf{x}^T \mathbf{x}_t \quad (2.26)$$

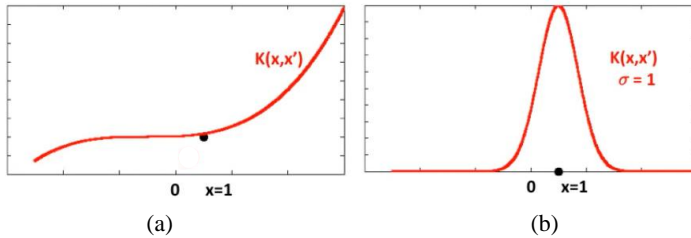
2. *Polynomial*

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) = (\mathbf{x}^T \mathbf{x}_t + 1)^d, d = 1, 2, \dots \quad (2.27)$$

3. *Radial Basis Function (RBF)*

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_t\|^2), \gamma = \frac{1}{2\sigma^2} \quad (2.28)$$

Vektor \mathbf{x}_t merupakan variabel prediktor observasi ke- t . Sedangkan vektor \mathbf{x} merupakan variabel prediktor selain observasi ke- t . Ilustrasi fungsi kernel *Polynomial* dan *Radial Basis Function* disajikan pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Ilustrasi fungsi kernel (a) *Polynomial* dan (b) *Radial Basis Function*

Pada penelitian ini akan menggunakan fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF). Dibandingkan fungsi kernel lainnya, RBF paling sering digunakan untuk menangani kasus non-linier pada data dan menghasilkan hasil yang cukup bagus. Penelitian mengenai kebaikan kernel ini pernah dilakukan oleh Lippi, Bertini dan Fransconi (2013). Lippi, Bertini dan Fransconi menyebutkan bahwa fungsi kernel RBF menghasilkan akurasi peramalan tertinggi dibandingkan dengan fungsi kernel lainnya. Fungsi kernel berperan penting dalam hal tingkat keakuratan dari prediksi. Jika menggunakan fungsi kernel RBF dalam penelitian maka perlu dilakukan pengaturan parameter γ sebagai berikut.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_t\|^2) \quad (2.29)$$

Matrik kernel RBF berukuran $N \times N$ yang dapat disusun sebagai berikut.

$$K = \begin{bmatrix} K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_3) & \cdots & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n) \\ K(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1) & K(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2) & K(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3) & \cdots & K(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_1) & K(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_2) & K(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_3) & \cdots & K(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

setelah menghitung nilai matrik kernel $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$, dapat dilakukan pendugaan koefisien pembobot (\mathbf{w}) dan bias (b) sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) &= \sum_{t=1}^{N_{SV}} (\alpha_t^* - \alpha_t) K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_t) \\ &= (\alpha_1^* - \alpha_1) \begin{bmatrix} \exp(-\gamma \|x_1 - x_1\|^2) \\ \exp(-\gamma \|x_1 - x_2\|^2) \\ \vdots \\ \exp(-\gamma \|x_1 - x_N\|^2) \end{bmatrix} + (\alpha_2^* - \alpha_2) \begin{bmatrix} \exp(-\gamma \|x_2 - x_1\|^2) \\ \exp(-\gamma \|x_2 - x_2\|^2) \\ \vdots \\ \exp(-\gamma \|x_2 - x_N\|^2) \end{bmatrix} + \\ &\quad \cdots + (\alpha_N^* - \alpha_N) \begin{bmatrix} \exp(-\gamma \|x_N - x_1\|^2) \\ \exp(-\gamma \|x_N - x_2\|^2) \\ \vdots \\ \exp(-\gamma \|x_N - x_N\|^2) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.31)$$

dan

$$y_t - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t - b - \varepsilon - \xi_t = 0 \quad (2.32)$$

$$y_t - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t - b - \varepsilon = 0 \quad (2.33)$$

$$b = y_t - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t - \varepsilon \quad (2.34)$$

$$-y_t + \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t - b - \varepsilon = 0 \quad (2.35)$$

$$b = y_t + \mathbf{w}^T \mathbf{x}_t + \varepsilon \quad (2.36)$$

Berdasarkan penjelasan mengenai metode SVR dapat diketahui bahwa terdapat tiga parameter bebas yakni C , ε dan γ . Nilai parameter tersebut perlu dilakukan optimasi agar mendapatkan hasil yang memiliki residual terkecil. Menurut Huang dkk (2017)

parameter γ optimum berada pada kisaran 0,002-3,8. Suganyadevi (2014) menyebutkan dalam penelitiannya bahwa parameter ε yang optimal yakni 0,0001 dan untuk parameter γ berkisar antara 0,05-1. Sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh Jia dkk (2011) menghasilkan parameter C yang optimum berkisar antara 100-1000, untuk ε adalah 0,001-0,01 dan untuk γ adalah 0,5-1,5. Pemilihan *range* dalam optimasi parameter merupakan langkah yang sangat penting untuk memperoleh hasil yang optimal.

2.8 Validasi Model

Kriteria model dikatakan baik dapat ditentukan dari nilai kesalahan terkecil dengan pendekatan data *training* dan data *testing*. Nilai kesalahan hasil prediksi dihitung menggunakan SMAPE (*Symmetric Mean Absolute Percentage Error*) pada data *training* dan data *testing*. SMAPE merupakan metode pengukuran kebaikan model yang robust terhadap data pencilan (Chen dkk, 2017). Model dikatakan baik ketika nilai SMAPE kecil. Berikut merupakan rumus SMAPE.

$$SMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{(Y_t - \hat{Y}_t)}{(Y_t + \hat{Y}_t) / 2} \right| \times 100 \quad (2.37)$$

dimana,

n : banyaknya data

Y_t : data aktual pada waktu ke- t

\hat{Y}_t : data prediksi pada waktu ke- t

2.9 Remote-Sensing Data

Data penginderaan jauh merupakan istilah lain dari *remote-sensing data*. Data ini berasal dari pendineraan jauh atau pencitraan menggunakan alat atau sensor tertentu yang diambil dari satelit-satelit tertentu dengan aturan-aturan yang berbeda-beda. Berikut *remote-sensing data* yang digunakan dalam penelitian ini.

a. Emisi karbon kebakaran

Emisi karbon bisa terjadi akibat dampak dari peristiwa alam lainnya, salah satunya yakni pelepasan karbon dari lahan gambut

ketika musim kemarau. Perubahan iklim yang membuat suhu di permukaan bumi semakin memanas membuat air permukaan semakin menipis yang membuat gambut lebih mudah melepaskan CO₂. Ditambah lagi ketika terjadi kebakaran hutan dan lahan di area gambut, api yang sulit dipadamkan terus-menerus menghasilkan senyawa yang mengandung karbon sehingga mengeluarkan gas seperti karbondioksida ke atmosfer. Salah satu sumber yang menyediakan data emisi karbon kebakaran yakni *Global Fire Emissions Database* (GFED4s). GFED4s menyediakan data bulanan dari seluruh penjuru dunia dengan resolusi spasial dari *grid* data ini adalah 0,25° x 0,25°.

b. Curah Hujan

Curah hujan merupakan ukuran tinggi air akibat hujan yang terkumpul pada tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap dan tidak mengalir pada periode waktu tertentu. Menurut Bayu, Yananto & Kusumo (2017) menyebutkan bahwa curah hujan memiliki korelasi negatif yang cukup dengan jumlah titik api di Pulau Sumatera dan Kalimantan. Api kebakaran khususnya pada lahan gambut baru bisa benar-benar padam ketika terjadi hujan intensif. Salah satu sumber yang menyediakan data curah hujan yakni satelit TRMM yang dapat diakses melalui *website National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Dalam penelitian ini data yang tersedia dalam satuan mm/hari akan diakumulasikan menjadi bulanan. Satu millimeter memiliki dalam luasan satu meter persegi tempat yang datar tertampung air setinggi satu millimeter atau sebanyak satu liter. TRMM menyediakan data curah hujan dengan resolusi spasial 0,25° x 0,25°.

c. Suhu

Suhu atau temperatur adalah ukuran terhadap panas atau dinginnya sesuatu, bisa dalam bentuk padat, cair atau gas. Satuan temperature yang biasa digunakan di Indonesia yaitu °C (derajat *Celsius*). Berdasarkan keterangan dari Ketua Badan Penanggulangan Bencana Daerah (BPDB) terkait bencana kebakaran yang

terjadi di Riau awal tahun 2019, menjelaskan bahwa faktor cuaca yang panas menyebabkan sulitnya pemadaman api. Hal ini memperparah kondisi kebakaran apabila terjadi pada suatu daerah dengan kondisi geografisnya sebagian besar lahan gambut. Salah satu satelit yang menyediakan data temperatur yakni GLDAS. Data yang disediakan berupa data bulanan dengan resolusi spasial $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ dengan satuan Kelvin.

d. *El-Nino Index*

El-Nino Southern Oscillation atau ENSO merupakan gejala dimana suhu permukaan Samudra Pasifik lebih tinggi daripada rata-rata. Data ENSO dapat diperoleh dari *website* NOAA berupa *remote-sensing data* MEI (*Multivariate ENSO Index*). Kondisi El-Nino menyebabkan kemarau kekeringan dan dapat memperparah adanya kebakaran hutan khususnya pada lahan gambut yang membutuhkan hujan intensif agar api dapat benar-benar padam. Seperti yang disampaikan oleh Randerson (2012) bahwa kebakaran hutan tropis dan fluktuatif karbon meningkat sebagai respon dari kejadian El-Nino dan iklim lainnya di Amerika dan Asia Tenggara. MEI dapat mewakili fenomena alam El-Nino dan El-Nino dimana nilai negatif pada MEI menggambarkan terjadinya fase dingin atau La-Nina dan sebaliknya nilai positif MEI menggambarkan fase panas atau terjadinya fenomena El-Nino.

e. *Kelembaban Tanah*

Kelembaban tanah adalah air yang mengisi sebagian atau seluruh pori-pori tanah yang berada di atas *water table* (Jamulya dan Suratman, 1993). Tingginya suhu mengakibatkan kurangnya kandungan air dalam tanah sehingga kelembaban tanah berkurang yang dapat mempercepat terjadinya kebakaran hutan dan lahan. Diperparah ketika kondisi geografis tanah yang merupakan lahan gambut. Penelitian mengenai pengaruh kelembaban permukaan tanah terhadap kebakaran hutan dan lahan yang terjadi di Siberia menggunakan data satelit menunjukkan bahwa *soil moisture* berpengaruh terhadap besarnya kebakaran yang terjadi karena kondisi kelembaban tanah yang basah dapat membatasi luas area

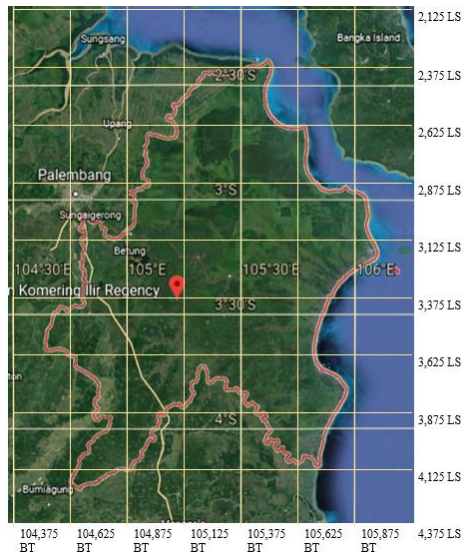
yang terbakar (Bartsch, Balzter, & George, 2009 diacu dalam Ferina, 2019). Data kelembaban tanah dapat diperoleh dari satelit GLDAS berupa data *soil moisture*. Data tersebut tersaji dalam waktu bulanan dengan satuan millimeter yang memiliki resolusi $0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari beberapa sumber yang berbeda pada masing-masing variabel. Data emisi karbon kebakaran hutan dan lahan sebagai variabel dependen diperoleh dari *website* www.globalfiredata.org dengan resolusi sebesar $0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$. Sedangkan beberapa variabel independen seperti curah hujan, suhu dan kelembaban tanah diperoleh dari beberapa satelit pada *website* search.earthdata.nasa.gov. Serta variabel *Multivariate El-Nino Southern Oscillation Index* (MEI) yang berasal dari *website* NOAA. Data yang digunakan merupakan data bulanan dari Januari 2001 hingga Desember 2018 di Kabupaten Ogan Komering Ilir atau berdasarkan letak astronomis berada pada ($104^{\circ}37'5''$ BT - $106^{\circ}25'0''$ BT dan $2^{\circ}12'5''$ LS - $4^{\circ}37'5''$ LS). Penjelasan lebih detail mengenai lokasi penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.

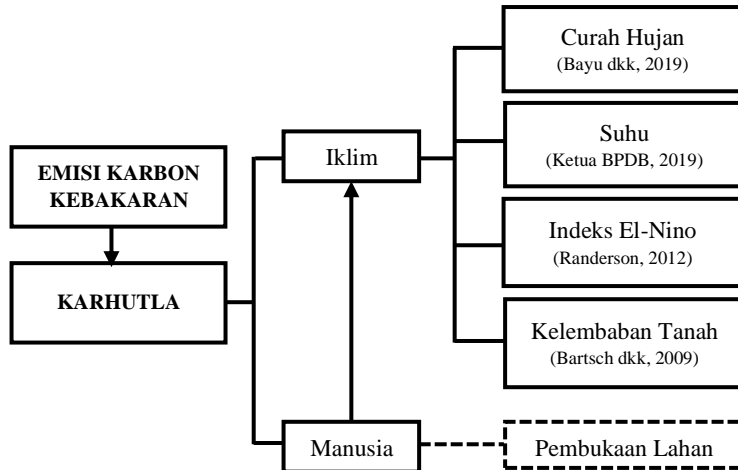


Gambar disunting dari : Google Earth

Gambar 3.1 Peta Kabupaten Ogan Komering Ilir

3.2 Variabel Penelitian dan Struktur Data

Variabel-Berdasarkan hasil studi literatur mengenai faktor-faktor yang berpengaruh terhadap terjadinya kebakaran hutan dan lahan. Penentuan variabel pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Kerangka Berfikir atau Kerangka Penelitian

Gambar 3.2 menunjukkan hubungan antara variabel yang digunakan untuk memprediksi emisi karbon kebakaran, dimana variabel yang berada dalam kotak penuh dan kotak putus-putus adalah variabel yang diduga mempengaruhi kebakaran hutan dan lahan. Pembukaan lahan baru pada lahan gambut diduga menjadi faktor yang paling relevan dengan banyaknya kejadian kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Ogan Komering Ilir disetiap tahunnya. Namun karena kesulitan mendapatkan data atau dengan kata lain ketersediaan data tidak mendukung maka variabel yang berada dalam kotak putus-putus tidak digunakan dalam penelitian ini. Sehingga dalam penelitian ini hanya akan menggunakan variabel yang berada dalam kotak penuh. Untuk lebih jelasnya, variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Resolusi Spasial	Skala
Y	Emisi karbon kebakaran	$0,25^\circ \times 0,25^\circ$	Rasio
X ₁	Curah Hujan	$0,25^\circ \times 0,25^\circ$	Rasio
X ₂	Suhu	$0,25^\circ \times 0,25^\circ$	Interval
X ₃	Kelembaban tanah	$0,25^\circ \times 0,25^\circ$	Rasio
X ₄	<i>Multivariate ENSO Index (MEI)</i>	-	Nominal

nilai *Multivariate ENSO Index* diperoleh dari kombinasi 5 data klimatologi yakni *sea level pressure* (SLP), *sea surface temperature* (SST), *surface zonal winds* (U), *surface meridional winds* (V) dan *Outgoing Longwave Radiation* (OLR) di Samudera Pasifik. Seperti versi asli MEI (Wolter dan Timlin, 2011), MEI.v2 dihitung sebagai seri waktu komponen utama (PC) dari Fungsi Orthogonal Empiris (EOF) dari anomali terstandarisasi dari 5 variabel tersebut. Selain variabel prediktor seperti pada Tabel 3.1, juga akan akan ditambahkan variabel *dummy* guna membedakan ada atau tidaknya pelepasan emisi karbon kebakaran seperti pada musim kemarau dan musim hujan. Bulan yang terdapat emisi karbon kebakaran akan diberi nilai 1 dan bulan lainnya diberi nilai 0. Selain itu juga ditambahkan variabel *dummy* pada bulan-bulan tertentu terjadinya fenomena El-Nino. Berikut penjelasan mengenai variabel *dummy* yang akan digunakan.

$$d_1 = \begin{cases} 1, \text{bulan terjadi emisi} \\ 0, \text{bulan tidak terjadi emisi} \end{cases}$$

$$d_2 = \begin{cases} 1, \text{bulan terjadi emisi pada tahun El Nino} \\ 0, \text{lainnya} \end{cases}$$

dimana:

$$d_1 = \text{dummy1}$$

$$d_2 = \text{dummy2}$$

Struktur data secara umum yang digunakan dalam penelitian ini terdapat pada Tabel 3.2. Observasi yang digunakan berupa koordinat yang mewakili *grid* berukuran $0,25^\circ \times 0,25^\circ$.

Tabel 3.2 Struktur Data

Model	Lintang	Bujur	Y_t	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$	$X_{3,t}$	$X_{4,t}$
<i>Grid ke-1</i>	L_1	B_1	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$
	L_1	B_1	Y_2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	L_1	B_1	Y_n	$X_{1,n}$	$X_{2,n}$	$X_{3,n}$	$X_{4,n}$
<i>Grid ke-2</i>	L_1	B_2	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$
	L_1	B_2	Y_2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	L_1	B_2	Y_n	$X_{1,n}$	$X_{2,n}$	$X_{3,n}$	$X_{4,n}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
<i>Grid ke-55</i>	L_a	B_b	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$	$X_{3,1}$	$X_{4,1}$
	L_a	B_b	Y_2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$	$X_{3,2}$	$X_{4,2}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	L_a	B_b	Y_n	$X_{1,n}$	$X_{2,n}$	$X_{3,n}$	$X_{4,n}$

Keterangan :

Y_t = Emisi karbon kebakaran pada bulan- t (kg Carbon)

$X_{1,t}$ = Curah hujan pada bulan- t (mm m^{-2})

$X_{2,t}$ = Suhu pada bulan- t (K)

$X_{3,t}$ = Kelembaban tanah pada bulan- t (kg m^{-2})

$X_{4,t}$ = *Multivariate ENSO Index* (MEI) pada bulan- t

n = Waktu pengamatan (216 Bulan)

3.3 Langkah Analisis

Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan eksplorasi data emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir.

- a. Melakukan *pre-processing* data (sub bab 2.2).
 - b. Menampilkan *time-series plot*.
 - c. Menampilkan plot serta uji korelasi untuk mengetahui hubungan antar variabel.
2. Melakukan analisis prediksi emisi karbon kebakaran menggunakan SVR dan Regresi Linier. Adapun beberapa tahapan dalam langkah ini yakni sebagai berikut.
- a. Melakukan Standarisasi data.
 - b. Menentukan variabel *lag* emisi kebakaran sebagai variabel prediktor berdasarkan plot PACF.
 - c. Menyusun skenario pemodelan dengan variabel bebas adalah data curah hujan, suhu, kelembaban tanah dan El-Nino indeks. Adapun skenarionya sebagai berikut.

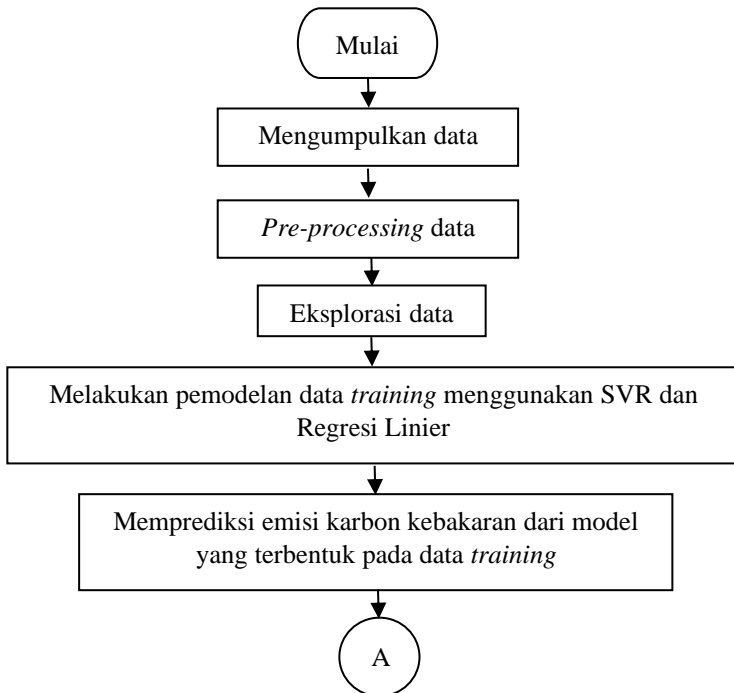
Tabel 3.3 Skenario Pemodelan

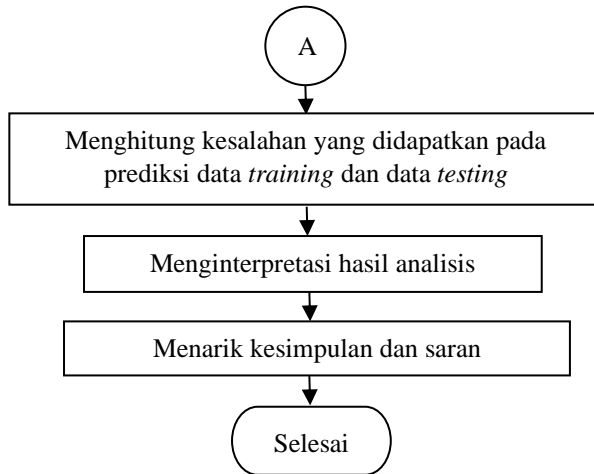
Skenario	Input	Skenario	Input
1	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂	5	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>Lag</i>
2	X ₁ , X ₄ , d ₁ , d ₂	6	X ₁ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>Lag</i>
3	X ₂ , X ₄ , d ₁ , d ₂	7	X ₂ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>Lag</i>
4	X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂	8	X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>Lag</i>

- d. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing*.
- e. Pemodelan menggunakan metode SVR, dengan langkah sebagai berikut.
 1. Menentukan fungsi kernel yang akan digunakan. Pada penelitian ini menggunakan fungsi kernel *Radial Basis Function* (Pers. 2.28, sub bab 2.7).
 2. Menentukan *range* nilai parameter C , ε dan γ untuk optimasi hyperplane pada data *training*.
 3. Melakukan pemodelan dengan SVR berdasarkan *range* nilai parameter (Pers. 2.18, sub bab 2.7).
 4. Melakukan pengecekan terhadap solusi yang didapatkan. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai parameter paling optimum yang memiliki nilai *error* terkecil.

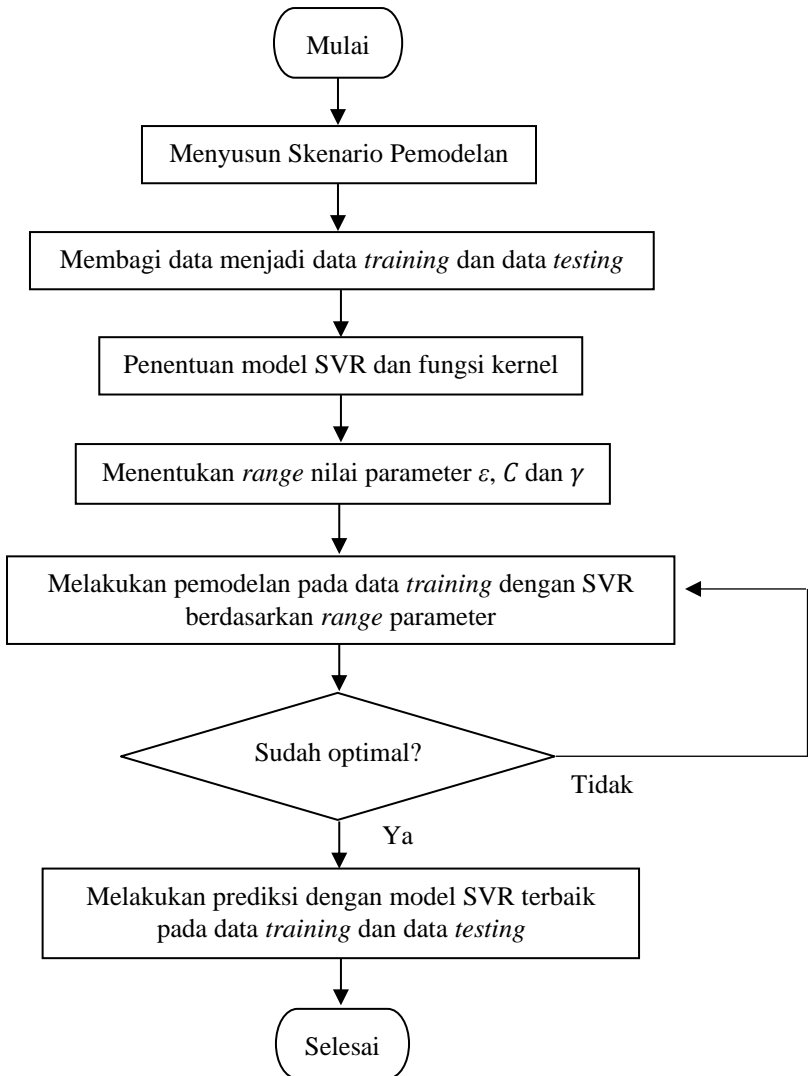
- f. Melakukan pemodelan menggunakan metode Regresi Linier (Pers. 2.8 sub bab 2.6).
- g. Melakukan prediksi berdasarkan model terpilih.
- h. Mengulangi langkah 2d-2g dengan menambahkan variabel *lag* emisi kebakaran sebagai variabel prediktor
- i. Mengulangi langkah 2a-2h pada semua *grid*.
- j. Menghitung nilai kebaikan model berdasarkan nilai dan SMAPE (Pers 2.37 sub bab 2.8).
- k. Mengubah hasil prediksi bernilai negatif dengan angka nol.
- l. Membandingkan hasil prediksi dan data aktual menggunakan *time series plot*.
- m. Menginterpretasikan hasil analisis, menarik kesimpulan dan saran berdasarkan hasil analisis.

Langkah-langkah di atas dapat digambarkan dengan diagram alir yang disajikan pada 3 gambar dibawah ini.

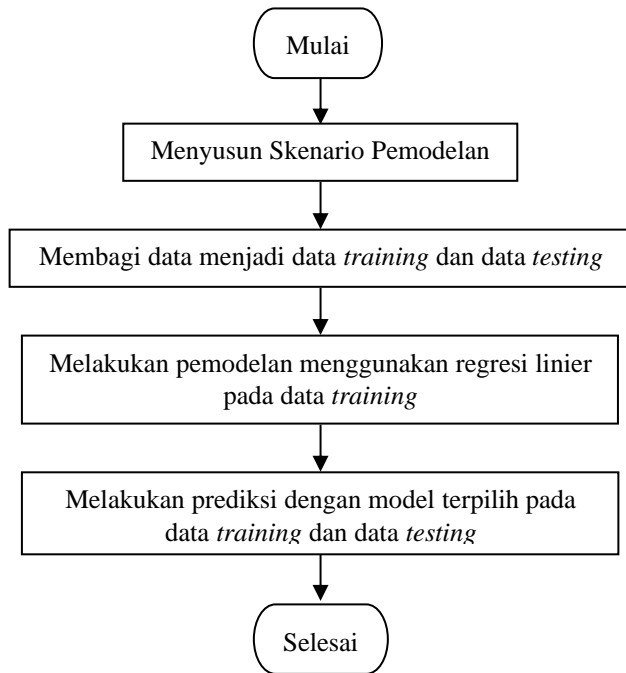




Gambar 3.3 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.4 Diagram Alir Penelitian Menggunakan SVR



Gambar 3.5 Diagram Alir Penelitian Menggunakan Regresi Linier

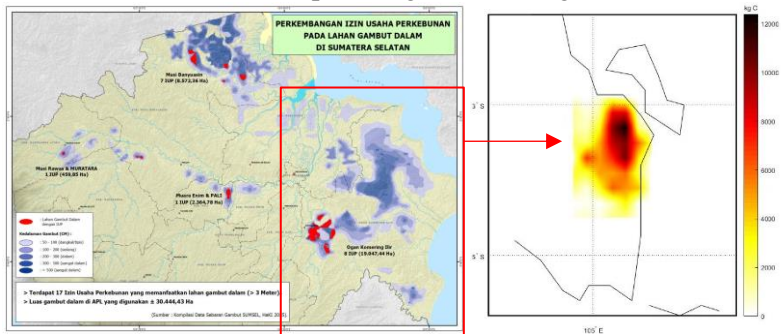
(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan prediksi emisi karbon dari kebakaran hutan dan lahan yang dipengaruhi oleh curah hujan, temperatur udara, kelembaban tanah dan indeks El-Nino di Kabupaten Ogan Komering Ilir Sumatera Selatan. Metode yang digunakan dalam analisis adalah metode *Support Vector Regression* (SVR) dan Regresi Linier menggunakan pendekatan *disaggregate (grid)*. Kemudian dilakukan perbandingan kebaikan hasil model prediksi dari beberapa skenario variabel *input* menggunakan nilai SMAPE.

4.1 Karakteristik Emisi Karbon Kebakaran

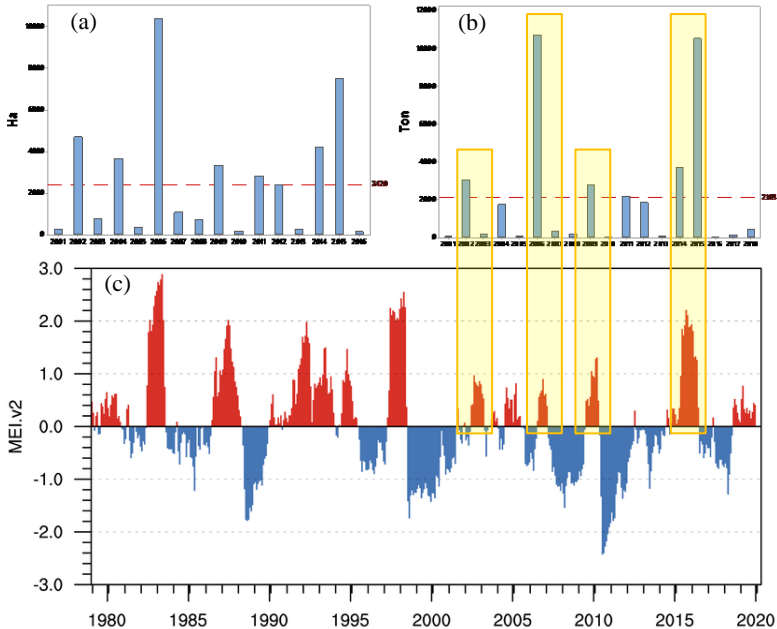
Kebakaran hutan dan lahan terjadi setiap tahun di Kabupaten Ogan Komering Ilir, khususnya pada musim kemarau. Kebakaran hutan dan lahan di Ogan Komering Ilir disebabkan oleh faktor manusia dan faktor alam. Faktor alam yang diduga menjadi penyebab kebakaran hutan dan lahan adalah curah hujan, temperatur udara, kelembaban tanah dan indeks El-Nino. Emisi karbon dari kebakaran hutan dan lahan menimbulkan dampak buruk bagi lingkungan. Berikut merupakan peta sebaran emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir.



Gambar disunting dari : mongabay.co.id (situs berita lingkungan)

Gambar 4.1 Peta Sebaran Emisi Karbon Kebakaran di Ogan Komering Ilir

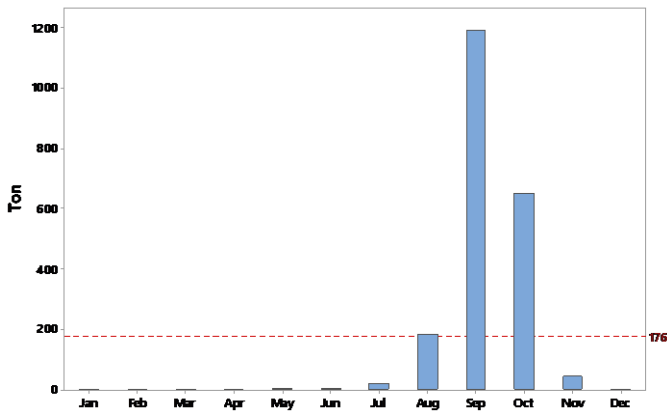
Pada Gambar 4.1 menunjukkan bahwa mulai tahun 2001 hingga 2018 emisi karbon kebakaran banya paling banyak muncul di wilayah Kabupaten Ogan Komering Ilir bagian tengah hingga barat dan utara. Hampir setiap tahun wilayah ini terjadi kebakaran hutan dan lahan. Apabila ditinjau kembali berdasarkan peta Sumatera Selatan, daerah yang banyak muncul emisi karbon kebakaran di Kabupaten OKI yakni merupakan lahan gambut yang banyak digunakan sebagai usaha kelapa sawit. Dari banyaknya lahan produksi, hanya sedikit lahan yang memiliki izin untuk pembukaan usaha perkebunan (warna merah). Grafik emisi karbon kebakaran Kabupaten OKI dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Diagram Batang (a) Luas Area Terbakar (b) Emisi Karbon kebakaran (c) MEI

Pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa kejadian pelepasan emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir memiliki pola yang fluktuatif atau tidak stabil. Pada tahun 2006 terjadi

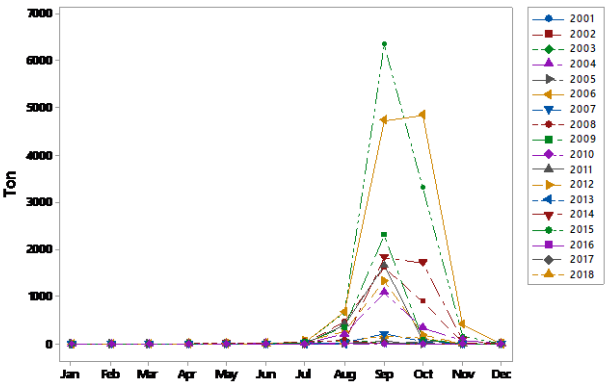
kebakaran lebih dari 10.000 hektar di Kabupaten Ogan Komering Ilir dan diikuti oleh pelepasan emisi karbon sebesar 10.711,1 ton. Pada tahun 2007 pelepasan emisi karbon kebakaran kembali menurun signifikan menjadi 292,8 ton. Kondisi ini menunjukkan bahwa pelepasan emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir memiliki pola yang fluktuatif. Pelepasan emisi karbon kebakaran terbesar terjadi pada tahun 2006 dan 2015 dimana pada tahun ini pelepasan emisi karbon kebakaran lebih dari 10.000 ton. Jumlah emisi karbon diatas rata-rata yakni dikarenakan oleh pengaruh dari fenomena El-Nino, dimana pada tahun El-Nino peningkatan emisi karbon kebakaran bisa mencapai sembilan kali lipat dari kondisi pada tahun normal. Gambaran mengenai pelepasan emisi karbon kebakaran berdasarkan bulan dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Rata-rata Emisi Karbon Kebakaran di Ogan Komering Ilir per-Bulan

Pelepasan emisi karbon kebakaran sering terjadi pada musim kemarau mengikuti pola kebakaran hutan dan lahan yang mempunyai pola musiman (*seasonal*). Bulan Agustus sampai bulan Oktober merupakan musim kemarau dimana pada bulan tersebut marak terjadinya kebakaran hutan dan lahan dan dapat dilihat pada bulan tersebut terjadi rata-rata pelepasan emisi karbon

kebakaran diatas rata-rata setiap tahunnya. Sedangkan bulan Desember hingga Juni merupakan musim hujan yang membuat tingkat kebakaran hutan dan lahan di Kabupaten Ogan Komering Ilir cenderung rendah. Rata-rata pelepasan emisi karbon kebakaran paling tinggi yakni pada bulan September sebesar 1192,38 ton per tahun. Sedangkan tingkat pelepasan emisi karbon kebakaran paling rendah yakni pada bulan Januari dengan rata-rata pelepasan emisi karbon kebakaran sebesar 0,27952 ton per tahun. Adapun penjelasan secara visual mengenai penjabaran diatas dapat dilihat pada Gambar 4.4 berikut.



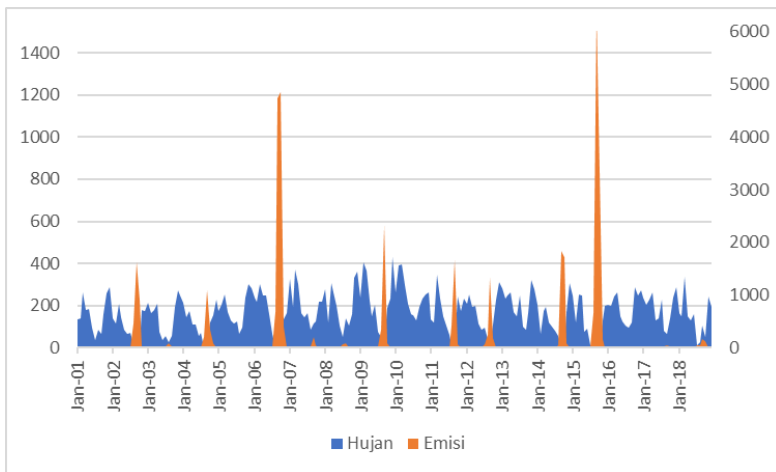
Gambar 4.4 Rata-rata Pelepasan Emisi Karbon Kebakaran Setiap Bulan

Dalam melakukan prediksi emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir, variabel independen yang digunakan adalah curah hujan, temperatur, kelembaban tanah dan indeks El-Nino. Berikut merupakan karakteristik data untuk variabel independen dan dependen.

Tabel 4.1 Karakteristik Data Penelitian

Variabel	Rata-rata	StDev	Min	Med	Maks
Emisi	175,30	726,20	0,00	1,30	6348,20
Hujan	166,43	94,17	2,79	162,69	429,24
Temperatur	26,44	0,51	25,27	26,42	28,39
Kelembaban Tanah	32,16	3,61	14,65	33,45	35,67

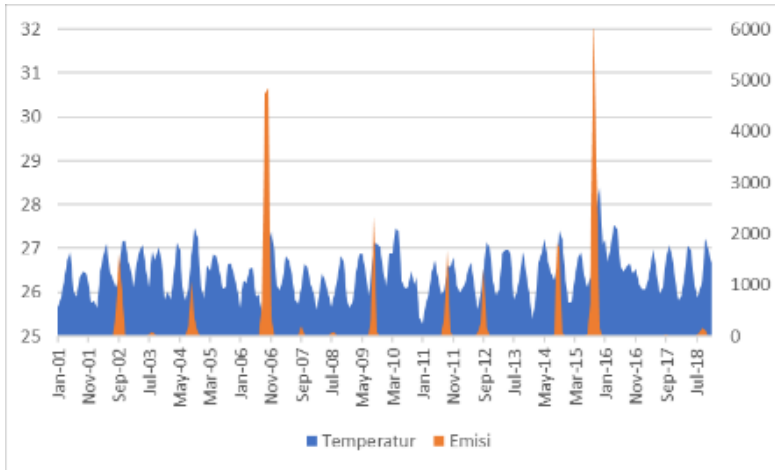
Pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata emisi karbon yang dilepaskan dari kebakaran hutan dan lahan sebesar 175,3 ton. Namun variabel ini mempunyai standar deviasi yang tinggi yaitu sebesar 726,2 yang artinya data tidak homogen. Hal ini juga dapat dilihat pada Gambar 4.4 yang menunjukkan bahwa plot emisi karbon kebakaran mulai tahun 2001 cenderung naik turun secara musiman (*seasonal*). Hal yang menyebabkan nilai standar deviasi luas area terbakar yang tinggi adalah kenaikan pada saat bulan tertentu seperti pada bulan September 2006 yang terlalu besar. Lebih dari 4500 ton emisi karbon dihasilkan dari kebakaran hutan dan lahan pada saat itu. Rata-rata curah hujan di Kabupaten Ogan Komering Ilir sebesar 116,43 mm/bulan, hal ini sesuai dengan karakteristik wilayah ini yang termasuk daerah beriklim tropis dan lembab.



Gambar 4.5 Area Graph Emisi Karbon Kebakaran dan Curah Hujan

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa emisi karbon kebakaran dan curah hujan memiliki pola musiman. Nilai curah hujan yang tinggi menunjukkan terjadinya musim hujan dan musim kemarau untuk nilai curah hujan yang cenderung rendah. Hal tersebut berbanding terbalik apabila dibandingkan dengan

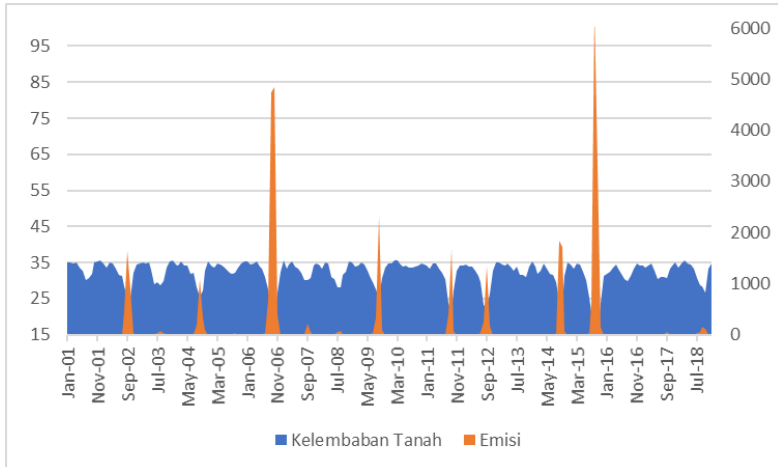
emisi karbon kebakaran. Pelepasan emisi karbon kebakaran terjadi pada musim kemarau atau ketika curah hujan yang relatif rendah, begitu juga sebaliknya. Berdasarkan gambar tersebut dapat diketahui bahwa antara variabel emisi karbon kebakaran dan curah hujan di Kabupaten Ogan Komering Ilir memiliki hubungan yang terbalik.



Gambar 4.6 Area Graph Emisi Karbon Kebakaran dan Suhu

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa emisi karbon kebakaran dan suhu memiliki pola musiman. Nilai suhu yang tinggi terjadi pada musim kemarau sedangkan suhu cenderung rendah pada saat musim hujan. Hal tersebut berbanding lurus apabila dibandingkan dengan emisi karbon kebakaran. Pelepasan emisi karbon kebakaran terjadi pada musim kemarau atau ketika suhu relatif tinggi, begitu juga sebaliknya. Berdasarkan gambar tersebut dapat diketahui bahwa antara variabel emisi karbon kebakaran dan curah hujan di Kabupaten Ogan Komering Ilir memiliki hubungan yang searah. Apabila ditinjau lebih jauh lagi, pola yang terbentuk dari variabel suhu tidak sepenuhnya serupa dengan pola emisi karbon kebakaran. Pola yang terbentuk dari variabel suhu naik turun lebih variatif dibandingkan pola musiman

dari emisi karbon. Meskipun begitu, terjadinya pelepasan emisi karbon kebakaran didukung oleh suhu yang memiliki pola dengan nilai yang lebih tinggi dibandingkan tidak terjadinya pelepasan emisi karbon kebakaran.

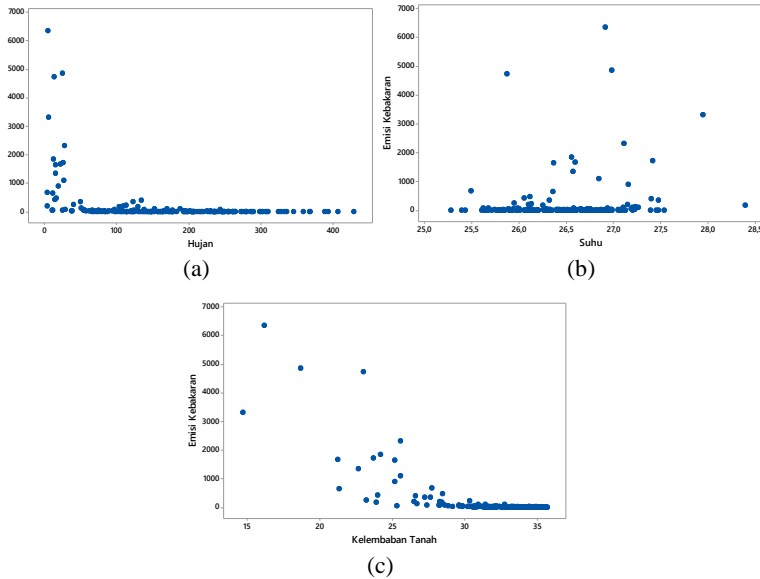


Gambar 4.7 Area Graph Emisi Karbon Kebakaran dan Kelembaban Tanah

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa emisi karbon kebakaran dan kelembaban tanah memiliki pola musiman. Nilai kelembaban tanah yang tinggi menunjukkan terjadinya musim hujan yang menggambarkan kondisi lembab pada lahan gambut karena tergenang oleh air dan nilai kelembaban tanah rendah yang menggambarkan kondisi keringnya lahan gambut ketika musim kemarau. Hal tersebut berbanding terbalik apabila dibandingkan dengan emisi karbon kebakaran. Pelepasan emisi karbon kebakaran terjadi pada musim kemarau atau ketika kelembaban tanah yang relatif rendah, begitu juga sebaliknya. Berdasarkan gambar tersebut dapat diketahui bahwa antara variabel emisi karbon kebakaran dan kelembaban tanah di Kabupaten Ogan Komering Ilir memiliki hubungan yang terbalik.

Identifikasi mengenai hubungan antar variabel juga dapat diketahui dengan menganalisis karakteristik data emisi kebakaran

dan variabel independen menggunakan scatterplot seperti pada Gambar 4.5. Data yang digunakan pada Gambar 4.5 merupakan rata-rata emisi karbon kebakaran, curah hujan, temperatur maksimal dan kelembapan tanah dari semua *grid* pengamatan.



Gambar 4.8 Hubungan Emisi Karbon Kebakaran dengan (a) Curah Hujan (b) Temperatur (c) Kelembapan Tanah

Gambar 4.8 (a) menunjukkan bahwa emisi karbon kebakaran dan curah hujan memiliki hubungan negatif yang berarti tingkat emisi karbon kebakaran bernilai tinggi ketika curah hujan rendah, begitu juga sebaliknya. Hubungan yang sama dapat terlihat pada Gambar 4.8 (c) yakni kelembapan tanah. Ketika kelembapan tanah di Kabupaten Ogan Komering Ilir tinggi, diwaktu yang sama tingkat emisi karbon kebakaran rendah. Berbeda dengan Gambar 4.8 (b) yakni suhu, dimana besarnya tingkat suhu diikuti dengan besarnya tingkat emisi karbon kebakaran. Untuk mengetahui besarnya hubungan antar variabel dapat dilakukan analisis korelasi seperti pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Korelasi *Spearman Rho* Emisi Karbon dengan Variabel Independen

Variabel	Koefisien Korelasi	P-Value
Emisi Karbon dan Curah Hujan	-0,368	0,000
Emisi Karbon dan Suhu	0,158	0,021
Emisi Karbon dan Kelembaban Tanah	-0,710	0,000

Nilai korelasi bernilai antara -1 sampai 1, dimana korelasi *Spearman Rho* menunjukkan hubungan yang kuat antar kedua variabel apabila memiliki nilai yang mendekati -1 dan 1. Nilai korelasi positif menunjukkan hubungan yang searah sedangkan nilai korelasi negatif menunjukkan hubungan yang terbalik antar kedua variabel. Berdasarkan Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa emisi karbon kebakaran memiliki hubungan terbalik dengan curah hujan dan kelembaban tanah. Sedangkan suhu memiliki hubungan yang searah dengan emisi karbon kebakaran. Berdasarkan besarnya koefisien korelasi dapat diketahui bahwa emisi karbon kebakaran memiliki hubungan yang kuat dengan kelembaban tanah dan memiliki hubungan yang relatif rendah dengan suhu dan curah hujan.

Berdasarkan Gambar 4.8 sulit disimpulkan hubungan antara emisi karbon kebakaran dengan masing-masing indikator iklim dikatakan linier atau non linier. Sehingga perlu dilakukan uji linieritas sebelum dilakukan pemodelan. Hasil uji linieritas menggunakan *Ramsey reset test* didapatkan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.3 Hasil Uji Linieritas

Variabel Independen	P-Value	Keputusan
Curah Hujan, Suhu dan Kelembaban Tanah	$2,20 \times 10^{-16}$	Non Linier
Curah Hujan	$4,07 \times 10^{-14}$	Non Linier
Suhu	$9,20 \times 10^{-1}$	Linier
Kelembaban Tanah	$2,20 \times 10^{-16}$	Non Linier

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa antara emisi karbon kebakaran dengan indikator iklim secara serentak memiliki hubungan non linier karena nilai *P-value* bernilai kurang dari 0,05. Begitu juga hubungan antara emisi karbon kebakaran dengan curah hujan dan kelembaban tanah. Namun berbeda dengan suhu, suhu memiliki hubungan yang linier dengan emisi karbon kebakaran

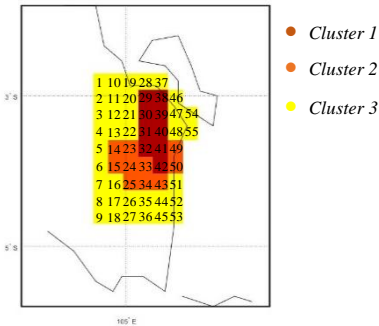
karena menghasilkan nilai *P-value* lebih dari 0,05. Berdasarkan hasil uji linieritas tersebut maka akan dilakukan analisis menggunakan dua metode yakni SVR menggunakan kernel RBF dan regresi linier sebagai metode pembandingan.

Pengelompokan wilayah berdasarkan karakteristik yang sama perlu dilakukan untuk membantu dalam pembahasan prediksi emisi karbon kebakaran. Dengan adanya pengelompokan ini diharapkan informasi pada satu kelompok dapat terwakili oleh beberapa sampel yang digunakan. Pengelompokan akan dilakukan pada data emisi karbon kebakaran dengan menggunakan metode *K-Means* untuk mengelompokkan grid yang memiliki karakteristik yang sama. Jumlah *cluster* terbaik bisa dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Penentuan Banyak *Cluster*

<i>Cluster</i>	Mean Square Error	Selisih
2	$1,203 \times 10^{11}$	
3	$5,213 \times 10^{10}$	$6,817 \times 10^{10}$
4	$2,967 \times 10^{10}$	$2,246 \times 10^{10}$
5	$3,249 \times 10^{10}$	$-0,282 \times 10^{10}$

Berdasarkan keempat uji pada Tabel 4.4 berdasarkan data emisi karbon kebakaran pada Kabupaten Ogan Komering Ilir dapat dilihat bahwa nilai *Mean Square Error* yang mengalami penurunan paling tinggi yakni pada tiga *cluster*. Sehingga untuk permasalahan ini jumlah *cluster* yang ideal adalah tiga *cluster*. Adapun anggota dari setiap *clusternya* dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4.9 Peta Hasil Pengelompokkan Wilayah Kabupaten OKI

Berdasarkan Gambar 4.9 dapat dilihat bahwa peristiwa pelepasan emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir dapat dibagi menjadi tiga kelompok yakni *cluster* 1 (kuning) untuk wilayah dengan emisi karbon kebakaran rendah, *cluster* 2 (jingga) untuk wilayah dengan emisi karbon kebakaran sedang dan *cluster* 3 (coklat) untuk wilayah dengan emisi kebakaran tinggi.

4.2 Prediksi Emisi Karbon Kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir

Pada subbab ini akan menjelaskan mengenai pemodelan emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir menggunakan metode *support vector regression* dan regresi linier dengan variabel prediktor beberapa indikator iklim. Visualisasi hasil prediksi pada data *training* dan data *testing* disajikan dalam *time series plot* dengan skala yang berbeda, sedangkan untuk gambaran dengan skala yang sama disajikan pada Lampiran 13. Sebelum memodelkan menggunakan SVR terlebih dahulu dilakukan optimasi parameter γ , C dan ϵ . Untuk mempermudah dalam pemilihan parameter maka terlebih dahulu dicari *range* parameter yang optimal. Langkah awal ditetapkan nilai *range* untuk parameter γ adalah 0-0.05 dan untuk parameter ϵ adalah 0-1. Sebagai contoh ditampilkan hasil percobaan pada model dengan *input* semua indikator iklim pada *grid* 32 sebagai berikut.

Tabel 4.5 Hasil Percobaan *Range* Parameter C

Percobaan ke-	<i>Range</i> Parameter C	<i>Seq</i>	SMAPE	
			<i>training</i>	<i>testing</i>
1	10-25	5	1,77	1,82
2	25-50	5	1,79	1,82
3	50-100	10	1,79	1,68
4	1-10	1	1,79	1,63
5	0,5-5	0,5	1,79	1,63

Berdasarkan Tabel 4.5 didapatkan hasil bahwa *range* parameter C yang optimal ketika parameter γ dan ϵ tetap terdapat pada *range* 0,5-5 dengan nilai SMAPE paling kecil dari pada percobaan lainnya. Langkah selanjutnya akan dilakukan

percobaan untuk mendapatkan parameter γ yang optimal, dimana $range$ untuk parameter C dan ε didapatkan dari percobaan sebelumnya. Hasil beberapa percobaan $range$ parameter γ terdapat pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Hasil Percobaan $Range$ Parameter γ

Percobaan ke-	$Range$ Parameter γ	Seq	SMAPE	
			$training$	$testing$
1	0-0,1	10^{-2}	1,79	1,63
2	0,1-1	10^{-1}	1,79	1,79
3	0,1-0,5	0,05	1,79	1,79
4	0,5-1	0,05	1,72	1,73
5	0,001-0,01	10^{-3}	1,79	1,71

Berdasarkan Tabel 4.6 didapatkan hasil bahwa $range$ parameter γ yang optimal ketika parameter C dan ε tetap terdapat pada $range$ 0-0,1 dengan nilai SMAPE paling kecil dari pada percobaan lainnya. Langkah selanjutnya akan di-lakukan percobaan untuk mendapatkan parameter ε yang optimal, dimana $range$ untuk parameter C dan γ didapatkan dari percobaan sebelumnya. Hasil beberapa percobaan $range$ parameter ε terdapat pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil Percobaan $Range$ Parameter ε

Percobaan ke-	$Range$ Parameter ε	Seq	SMAPE	
			$training$	$testing$
1	0,0001-0,001	10^{-4}	1,69	1,80
2	0,001-0,01	10^{-3}	1,64	1,73
3	0,01-0,1	10^{-2}	1,70	1,60
4	0,1-1	10^{-1}	1,79	1,79
5	1-1,5	10^{-1}	1,82	1,82

Berdasarkan Tabel 4.7 didapatkan informasi $range$ parameter ε yang optimal berada pada $range$ 0,01 sampai 0,1. Dari beberapa percobaan yang telah dilakukan didapatkan hasil bahwa $range$ parameter γ yang akan dioptimasi yaitu antara 0,1-0,5 dengan seq 0,05. Parameter C pada $range$ 0,5-5 dengan seq 0,5 dan parameter ε pada $range$ 0,01-0,1 dengan seq 0,01.

Adapun kernel yang digunakan yakni kernel RBF atau *Gaussian* karena telah banyak penelitian yang membuktikan bahwa kernel RBF lebih baik dibandingkan kernel-kernel lainnya. Pemilihan kernel RBF ini juga didasari dengan percobaan perbandingan menggunakan kernel linier, polinomial dan RBF pada beberapa *grid* yang menghasilkan kernel RBF memberikan hasil prediksi yang mendekati data aktual.

4.2.1 Pemodelan SVR Berdasarkan Indikator Iklim

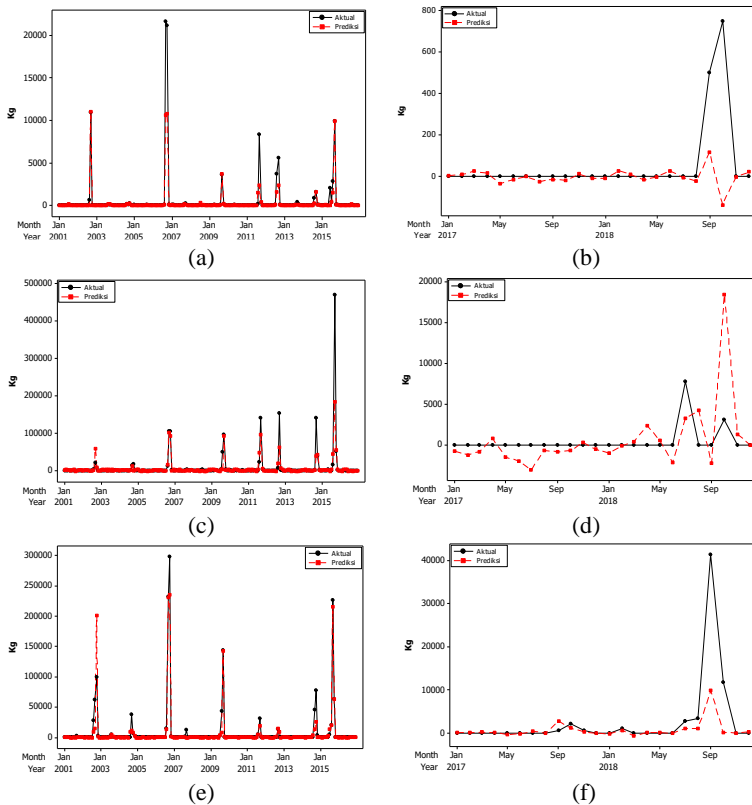
Pemodelan emisi karbon kebakaran berdasarkan indikator iklim meliputi curah hujan, temperatur, kelembaban tanah dan indeks El-Nino. Selain itu juga akan ditambahkan dua variabel *dummy* yang agar dapat membedakan bulan-bulan terjadinya kebakaran hutan dan tidak serta dapat menangkap nilai emisi karbon yang begitu tinggi khususnya pada tahun-tahun El-Nino. Berikut merupakan hasil dari optimasi parameter model SVR dari setiap *grid*.

Tabel 4.8 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Semua Indikator Iklim

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	C	γ	ϵ
1	2,5	0,1	0,02
2	3,5	0,1	0,10
13	4,0	0,1	0,01
14	4,0	0,1	0,01
30	5,0	0,1	0,10
31	5,0	0,1	0,10
38	5,0	0,1	0,04

Berdasarkan Tabel 4.8 dapat diketahui parameter yang terpilih dari pemodelan SVR berdasarkan indikator iklim pada beberapa *grid*. *Grid* yang ditampilkan diatas merupakan beberapa *grid* yang menggambarkan kondisi emisi karbon kebakaran rendah, sedang dan tinggi. Parameter *gamma* yang terpilih sebagai model terbaik yakni sekitar nilai 0,1. Parameter ϵ menyebar diantara nilai minimal dan maksimal yang di tentukan yakni antara

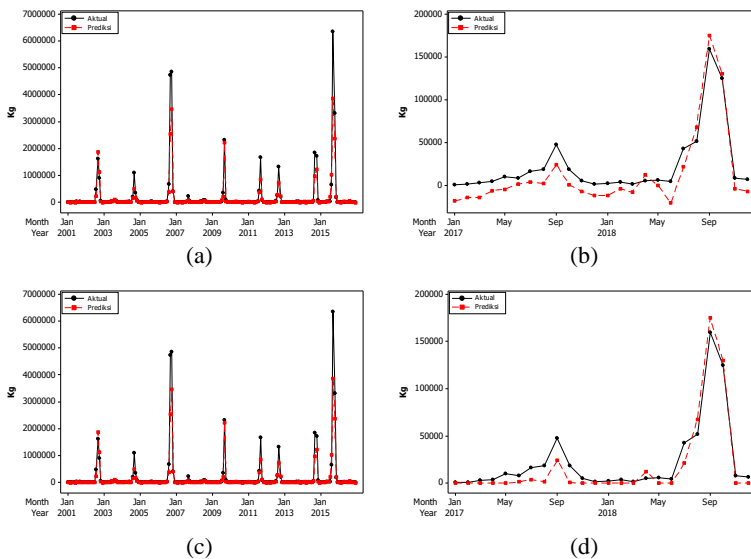
0,01 sampai 0,1. Begitu pula untuk parameter C menyebar diantara nilai maksimal dan minimal yang di tentukan yakni antara 0,5 sampai 5. Setelah dilakukan optimasi parameter dari beberapa kombinasi yang terbentuk maka dapat dilihat perbandingan hasil prediksi dengan data aktual pada gambar berikut.



Gambar 4.10 Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual pada grid 1 (a dan b), grid 14 (c dan d) dan grid 32 (e dan f)

Berdasarkan Gambar 4.10 dapat dilihat bahwa hasil pemodelan emisi karbon kebakaran berdasarkan indikator iklim menggunakan metode SVR menghasilkan nilai prediksi sudah mengikuti pola pada data *training*. Ketika model yang terbentuk

diterapkan pada data *testing* hasil prediksi yang dihasilkan pada *grid* 32 sudah cukup baik karena dapat mengikuti pola data aktual pada data *testing*. Namun pada *grid* 1 hasil prediksi kurang mampu mengikuti pola data aktual dikarenakan besarnya kebakaran hutan pada bulan September dan Oktober 2018 tidak didukung oleh kondisi iklim. Begitu juga untuk *grid* 14 didapatkan hasil prediksi pada data *testing* yang kurang dapat mengikuti pola, bahkan prediksi pada bulan September tahun 2018 terlalu tinggi. Selain ketiga *grid* diatas juga akan dilakukan prediksi pada setiap *grid*, dimana hasil prediksi setiap *grid* akan dijumlahkan untuk menggambarkan peristiwa pelepasan emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir. Hasil prediksi untuk pelepasan emisi karbon di Kabupaten OKI dengan pendekatan *grid* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.11 Hasil Pemodelan SVR Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir dengan Melibatkan Nilai Negatif (a dan b) dan Tanpa Melibatkan Nilai Negatif (c dan d)

Hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode *support vector regression* pada Gambar 4.11 menunjukkan bahwa data prediksi sudah mampu menangkap pola pada data *testing* hanya saja masih banyak nilai prediksi yang bernilai negatif. Prediksi emisi karbon kebakaran pada tahun 2018 cukup tinggi pada bulan September dan Oktober dikarenakan pada bulan tersebut terjadi fenomena alam yang cukup ekstrim seperti curah hujan yang lebih rendah dari pada bulan yang sama pada tahun-tahun sebelumnya. Pada bulan Februari dan April 2018 terdapat prediksi yang kurang tepat. Apabila ditinjau kembali, hal ini disebabkan oleh kelembaban tanah yang begitu rendah pada bulan tersebut sehingga menghasilkan nilai prediksi yang kurang tepat.

Selain dilakukan prediksi emisi karbon kebakaran menggunakan indikator iklim secara bersamaan, akan dilakukan juga prediksi emisi karbon kebakaran berdasarkan masing-masing indikator iklim. Sama seperti analisis sebelumnya selain menggunakan variabel *input* masing-masing indikator iklim, juga ditambahkan beberapa variabel *dummy* yakni fenomena El-Nino, bulan terjadi emisi kebakaran dan bulan dengan emisi karbon kebakaran pada tahun El-Nino. Berikut merupakan hasil dari optimasi parameter model SVR dari setiap *grid* berdasarkan masing-masing indikator iklim.

Tabel 4.9 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Curah Hujan

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	3,5	0,10	0,01
2	3,5	0,10	0,10
13	4,5	0,35	0,02
14	5,0	0,20	0,06
30	5,0	0,10	0,10
31	4,5	0,10	0,09
38	5,0	0,10	0,10

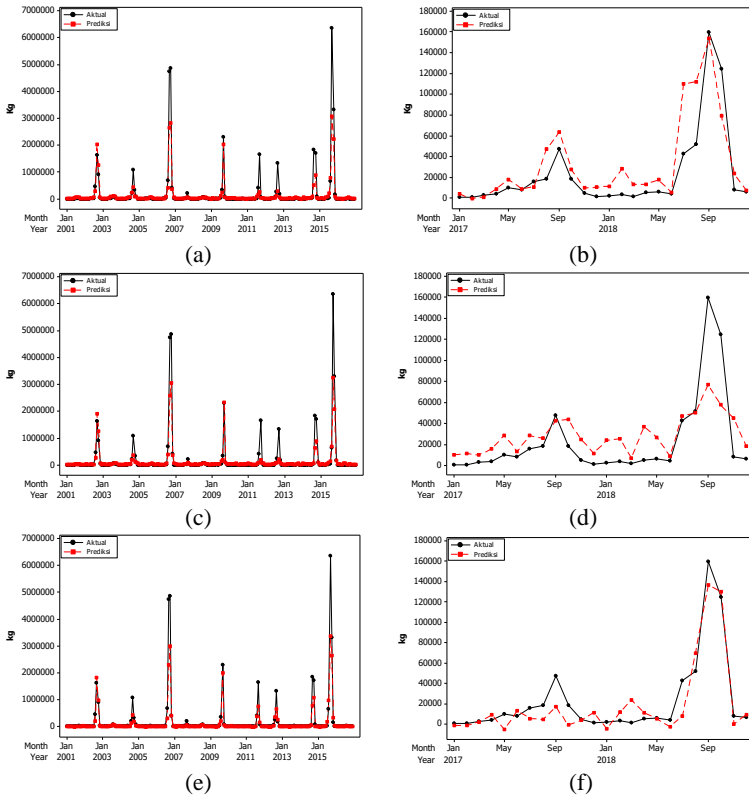
Tabel 4.10 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Suhu

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	3,0	0,10	0,03
2	3,0	0,10	0,10
13	4,5	0,10	0,05
14	0,5	0,45	0,10
30	5,0	0,10	0,09
31	5,0	0,10	0,10
38	3,5	0,10	0,10

Tabel 4.11 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Kelembaban Tanah

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	2,0	0,10	0,01
2	3,5	0,10	0,02
13	2,5	0,10	0,01
14	1,0	0,15	0,09
30	5,0	0,10	0,10
31	5,0	0,10	0,09
38	5,0	0,20	0,02

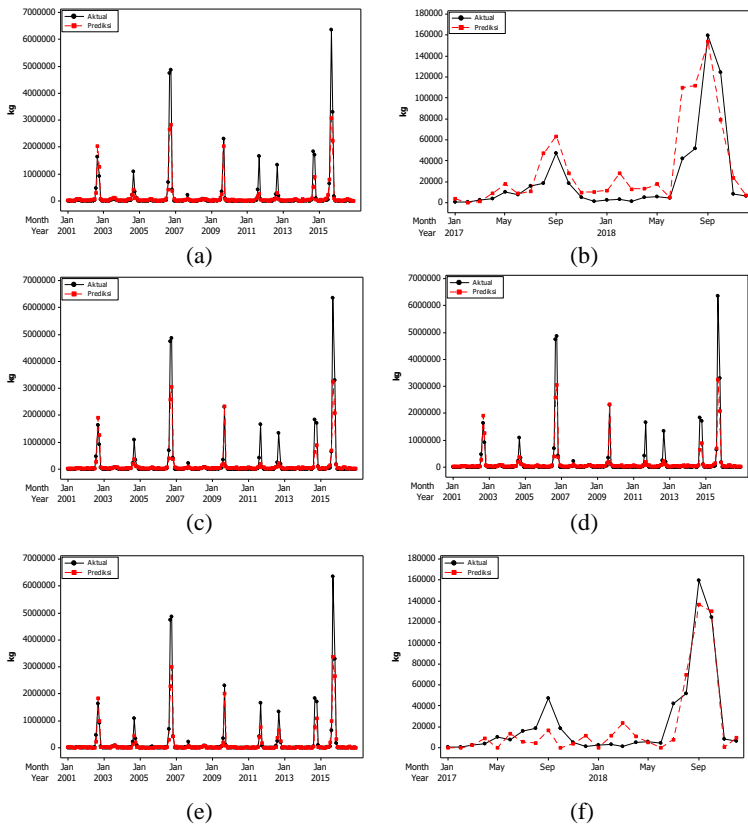
Berdasarkan Tabel 4.9, Tabel 4.10 dan Tabel 4.11 dapat diketahui parameter yang terpilih dari pemodelan SVR berdasarkan masing-masing indikator iklim pada beberapa *grid*. *Grid* yang ditampilkan diatas merupakan beberapa *grid* yang menggambarkan kondisi emisi karbon kebakaran rendah, sedang dan tinggi. Parameter *gamma* yang terpilih pada setiap indikator iklim memiliki kemiripan yakni sekitar nilai 0,1. Sedangkan untuk parameter ϵ dan *C* dari ketiga skenario pemodelan memiliki hasil yang serupa yakni menyebar diantara nilai maksimal dan minimal yang di tentukan yakni berturut-turut antara 0,01 sampai 0,1 untuk parameter ϵ dan 0,5 sampai 5 untuk parameter *C*. Hasil prediksi untuk pelepasan emisi karbon di Kabupaten OKI berdasarkan masing-masing indikator iklim dapat dilihat pada Gambar 4.11a.



Gambar 4.12a Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)

Pemodelan menggunakan masing-masing indikator iklim dengan penambahan variabel *dummy* menghasilkan prediksi yang cukup baik. Pada data *training* terlihat bahwa hasil prediksi telah mengikuti pola data aktual. Namun ketika model yang terbentuk di diterapkan pada data *testing*, hasil yang didapatkan pada setiap indikator iklim belum cukup baik. Prediksi emisi kebakaran berdasarkan variabel curah hujan pada data *testing* telah mengikuti pola data aktual, hanya saja pada bulan Agustus tahun 2018 nilai prediksi terlalu tinggi. Hal tersebut dikarenakan pada bulan

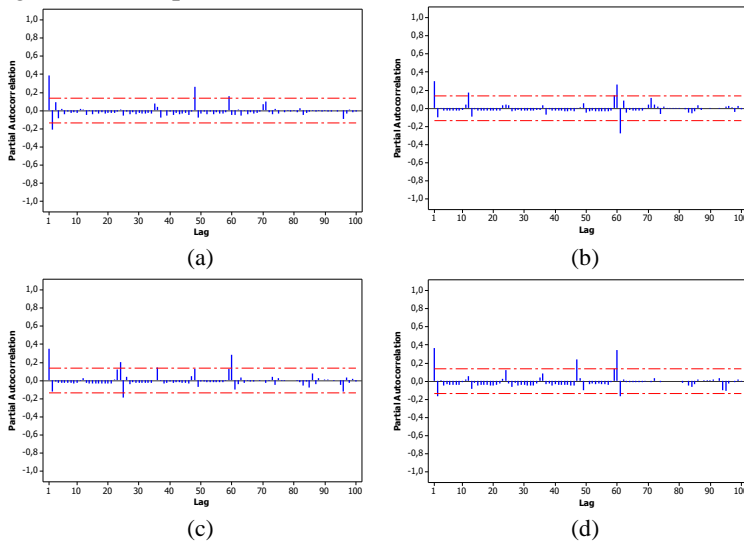
tersebut curah hujan di Kabupaten Ogan Komering Ilir cukup rendah dari pada bulan Agustus pada tahun-tahun sebelumnya. Sedangkan untuk variabel suhu dan kelembaban tanah menghasilkan prediksi yang kurang baik karena hasil prediksi kurang mengikuti pola data aktual. Sama seperti perlakuan pada skenario sebelumnya akan ditampilkan *time series plot* perbandingan data aktual dengan prediksi yang tidak mengandung nilai negatif pada Gambar 11b.



Gambar 4.12b *Time series plot* Perbandingan Hasil Prediksi SVR (Tanpa Melibatkan Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)

4.2.2 Pemodelan SVR Berdasarkan Indikator Iklim dan Variabel *lag*

Penentuan variabel *input* untuk kasus prediksi merupakan salah satu hal yang krusial. Seperti halnya kasus emisi karbon kebakaran diduga terdapat pengaruh dari kejadian serupa pada beberapa waktu sebelumnya. Maka dari itu akan dipilih beberapa variabel *input* yang didapatkan dari *lag* plot PACF yang signifikan sebagai representasi model AR. Berikut merupakan *lag-lag* yang signifikan dari plot PACF.



Gambar 4.13 Plot PACF pada (a) *grid 1* (b) *grid 2* (c) *grid 3* (d) *grid 4*

Gambar 4.13 (a) merupakan plot PACF emisi karbon kebakaran pada *grid 1* yang menunjukkan plot antara *lag* dan nilai PACF. Dapat dilihat bahwa *lag-lag* yang signifikan yaitu *lag 1*, *lag 2*, *lag 48* dan *59*. Namun pada penelitian kali ini *lag-lag* yang akan digunakan yakni *lag* yang dapat dengan mudah diinterpretasikan seperti pengaruh bulanan dan tahunan dan juga akan dibatasi maksimal sampai *lag 48*. Sama seperti halnya *grid 1*, semua *grid* akan dilakukan plot PACF untuk mengetahui *lag* PACF yang

signifikan. Sehingga *lag-lag* yang akan digunakan sebagai *input* dalam SVR dirangkum dalam Tabel 4.12 berikut.

Tabel 4.12 *Input lag* pada Semua *Grid*

Grid	<i>Input lag</i> dari PACF	Grid	<i>Input lag</i> dari PACF
1	1, 2, 48	29	1
2	1, 12	30	1, 2, 3
3	1, 12	31	1, 12, 24
4	1, 2	32	1, 2, 48
5	1, 12	33	1, 12, 36
6	1, 2	34	1, 24, 36
7	1, 2	35	1, 2, 24
8	1, 48	36	1, 12, 24, 36
9	1, 12, 24, 48	37	1, 2, 3, 4
10	-	38	1
11	1, 2	39	1
12	1, 36	40	1
13	1, 2, 24, 36	41	1, 2, 12
14	1, 12, 36	42	1, 2
15	1, 36, 48	43	1, 2
16	1	44	1, 2, 24, 48
17	1, 48	45	1, 2
18	1, 2, 24, 48	46	1
19	24, 36	47	1, 2, 3, 4, 5
20	1, 24, 36	48	1, 2
21	1, 48	49	1, 2, 12, 48
22	1, 24, 36	50	1, 2
23	1, 2, 36, 48	51	1, 36
24	1, 2, 12, 48	52	1, 2, 48
25	1, 12, 24, 36	53	36
26	1, 2, 48	54	1
27	1, 48	55	1
28	1, 2, 36		

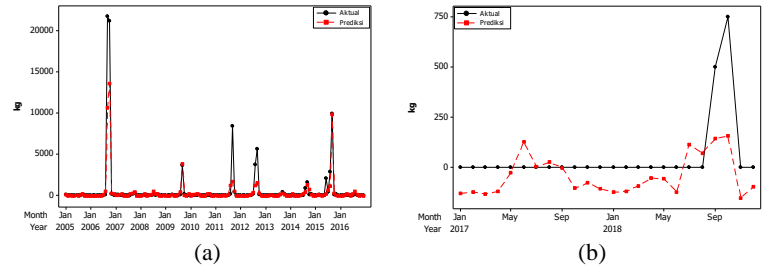
Setelah dilakukan penentuan *lag* dilakukan pada setiap *grid* yang akan dijadikan variabel *input* berdasarkan plot PACF, selanjutnya akan dilakukan pemodelan sama seperti pada sub bab

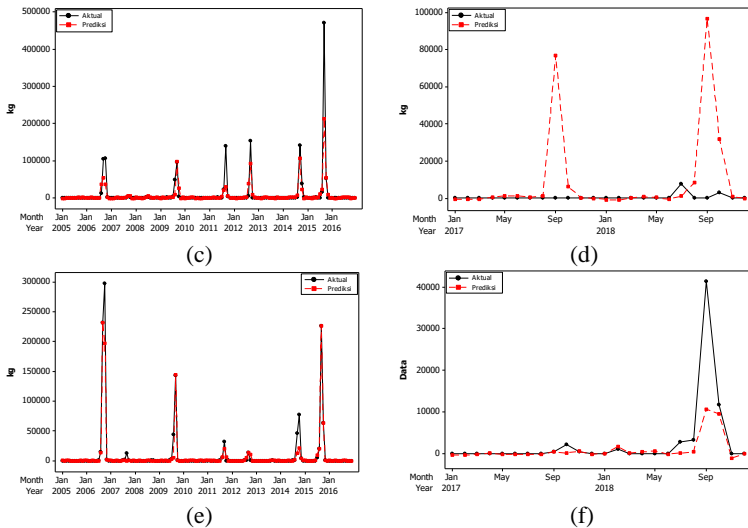
sebelumnya. Berikut merupakan hasil dari optimasi parameter model SVR dari setiap *grid*.

Tabel 4.13 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Semua Indikator Iklim dan *lag*

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	2,5	0,1	0,01
2	2,5	0,1	0,02
13	4,0	0,1	0,01
14	3,5	0,1	0,01
30	5,0	0,1	0,10
31	5,0	0,1	0,04
38	5,0	0,1	0,01

Berdasarkan Tabel 4.13 dapat diketahui parameter yang terpilih dari pemodelan SVR berdasarkan indikator iklim serta pengaruh emisi karbon kebakaran pada bulan-bulan sebelumnya pada beberapa *grid*. *Grid* yang ditampilkan diatas merupakan beberapa *grid* yang menggambarkan kondisi emisi karbon kebakaran rendah, sedang dan tinggi. Parameter *gamma* yang terpilih sebagai model terbaik yakni sekitar nilai 0,1. Parameter ϵ menyebar diantara nilai minimal dan maksimal yang di tentukan yakni antara 0,01 sampai 0,1. Begitu pula untuk parameter *C* menyebar diantara nilai maksimal dan minimal yang di tentukan yakni antara 0,5 sampai 5. Setelah dilakukan optimasi parameter dari beberapa kombinasi yang terbentuk maka dapat dilihat perbandingan hasil prediksi dengan data aktual pada Gambar 4.14.

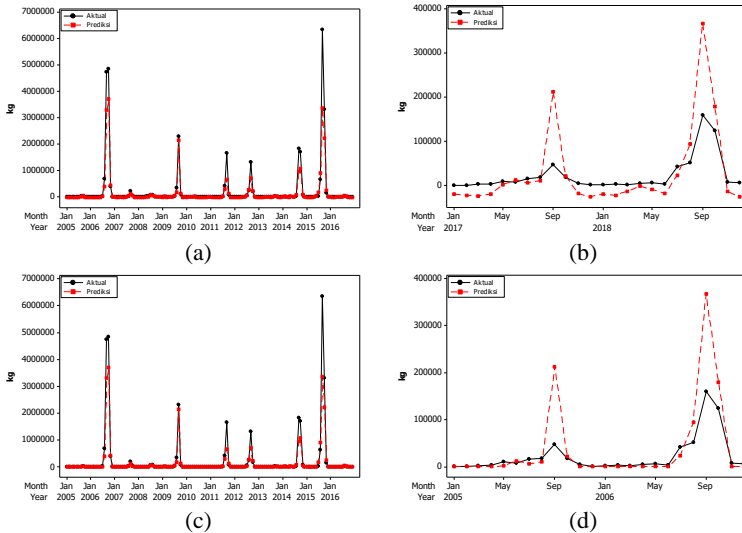




Gambar 4.14 Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual pada *grid* 1 (a dan b), *grid* 14 (c dan d) dan *grid* 32 (e dan f) dengan Penambahan Variabel *lag*

Hasil pemodelan emisi karbon kebakaran berdasarkan indikator iklim menggunakan metode SVR menunjukkan bahwa data hasil prediksi sudah mengikuti pola pada data *training*. Ketika model yang terbentuk diterapkan pada data *testing* hasil prediksi yang dihasilkan pada *grid* 32 sudah cukup baik karena dapat mengikuti pola data aktual pada data *testing* meskipun pada bulan Agustus tahun 2018 terdapat perbedaan yang cukup tinggi, hal ini dikarenakan pengaruh dari variabel *lag* yang kurang tepat diterapkan pada bulan Agustus tahun 2018. Sedangkan pada *grid* 1 dan *grid* 14 hasil prediksi kurang mampu mengikuti pola pada data *testing*, khususnya *grid* 14 pada tahun 2017 terdapat hasil prediksi yang berbeda cukup jauh dengan data aktual disebabkan oleh pengaruh variabel *lag*. Selain ketiga *grid* diatas juga akan dilakukan prediksi pada setiap *grid*, dimana hasil prediksi setiap *grid* akan dijumlahkan untuk menggambarkan peristiwa pelepasan emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir. Hasil

prediksi emisi karbon kebakaran di Kabupaten OKI dengan penambahan variabel *lag* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.15 Hasil Pemodelan SVR Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir dengan Melibatkan Nilai Negatif (a dan b) dengan Penambahan Variabel Lag dan Tanpa Melibatkan Nilai Negatif (c dan d)

Berdasarkan Gambar 4.15 Hasil pemodelan luas area terbakar dengan penambahan variabel *lag* menggunakan metode *support vector regression* menunjukan bahwa data prediksi sudah mampu menangkap pola pada data *testing*. Namun prediksi emisi karbon kebakaran pada bulan Agustus hingga Oktober tahun 2017 dan tahun 2018 cukup tinggi. Hal ini menyimpulkan bahwa dengan adanya penambahan variabel *lag* belum mampu membuat hasil prediksi lebih akurat, bahkan pada tahun 2017 terjadi peningkatan yang begitu tinggi dari pada hasil prediksi tanpa menyertakan variabel *lag*.

Sama seperti skenario sebelumnya, prediksi emisi karbon kebakaran menggunakan penambahan variabel *lag* juga akan dilakukan berdasarkan masing-masing indikator iklim. Sama seperti analisis sebelumnya selain menggunakan variabel *input*

masing-masing indikator iklim, juga ditambahkan beberapa variabel *dummy* yakni fenomena El-Nino, bulan terjadi emisi kebakaran dan bulan dengan emisi karbon kebakaran pada tahun El-Nino. Berikut merupakan hasil dari optimasi parameter model SVR dari setiap *grid* berdasarkan masing-masing indikator iklim.

Tabel 4.14 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Hujan dan *lag*

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	1,5	0,10	0,01
2	2,0	0,10	0,10
13	3,0	0,10	0,10
14	5,0	0,50	0,10
30	5,0	0,10	0,06
31	5,0	0,10	0,10
38	5,0	0,30	0,09

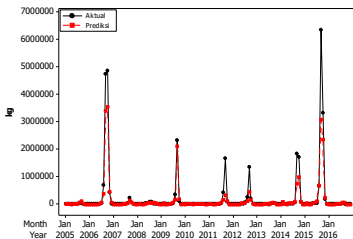
Tabel 4.15 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Suhu dan *lag*

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	1,5	0,10	0,02
2	2,0	0,10	0,10
13	3,5	0,10	0,01
14	0,5	0,10	0,10
30	5,0	0,10	0,08
31	5,0	0,10	0,09
38	1,5	0,50	0,01

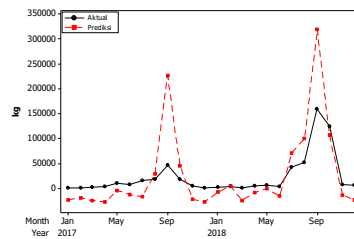
Tabel 4.16 Hasil Optimasi Parameter Model SVR berdasarkan Kelembaban Tanah dan *lag*

<i>Grid</i>	Parameter Terpilih		
	<i>C</i>	γ	ϵ
1	5,0	0,25	0,02
2	2,0	0,10	0,08
13	3,0	0,10	0,01
14	1,0	0,10	0,10
30	5,0	0,10	0,10
31	5,0	0,10	0,08
38	5,0	0,20	0,01

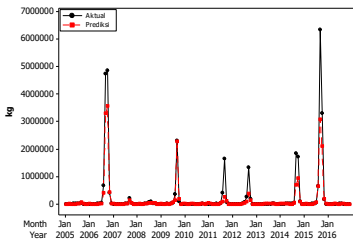
Berdasarkan Tabel 4.14, Tabel 4.15 dan Tabel 4.16 dapat diketahui parameter yang terpilih dari pemodelan SVR berdasarkan masing-masing indikator iklim serta pengaruh emisi karbon kebakaran pada bulan-bulan sebelumnya pada beberapa *grid*. *Grid* yang ditampilkan diatas merupakan beberapa *grid* yang menggambarkan kondisi emisi karbon kebakaran rendah, sedang dan tinggi. Parameter *gamma* yang terpilih pada setiap indikator iklim memiliki kemiripan yakni sekitar nilai 0,1. Sedangkan untuk parameter ε dan C dari ketiga skenario pemodelan memiliki hasil yang serupa yakni menyebar diantara nilai maksimal dan minimal yang di tentukan yakni berturut-turut antara 0,01 sampai 0,1 untuk parameter ε dan 0,5 sampai 5 untuk parameter C . Setelah didapatkan parameter yang optimal pada setiap *grid* maka dilakukan prediksi emisi kebakaran berdasarkan masing-masing indikator iklim. Hasil prediksi untuk pelepasan emisi karbon di Kabupaten Ogan Komering Ilir berdasarkan masing-masing indikator iklim dengan pendekatan *grid* dapat dilihat pada Gambar 4.16a.



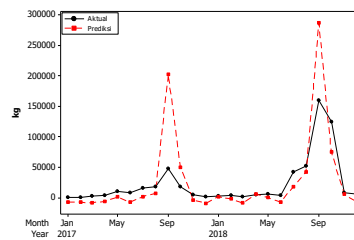
(a)



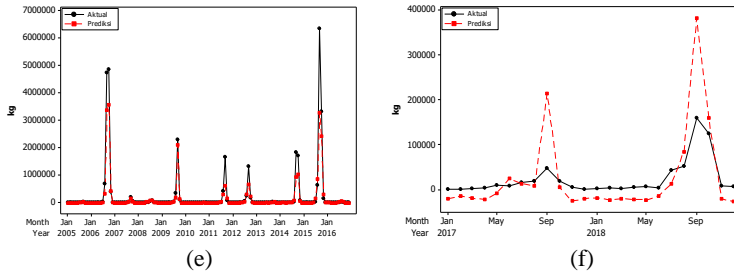
(b)



(c)

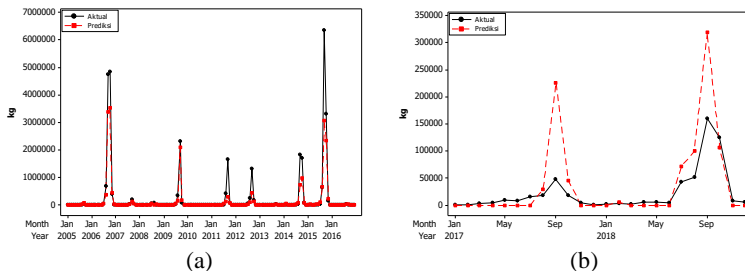


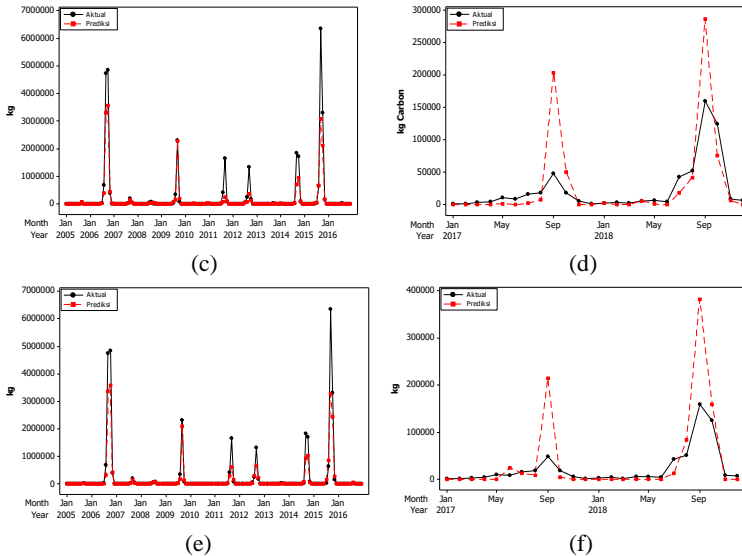
(d)



Gambar 4.16a Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi SVR dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)

Pemodelan menggunakan masing-masing indikator iklim dengan penambahan variabel *dummy* serta variabel *lag* menghasilkan prediksi yang cukup baik khususnya pada data *training* yang terlihat bahwa hasil prediksi telah mengikuti pola data aktual. Namun ketika model yang terbentuk di terapkan pada data *testing*, hasil yang didapatkan berdasarkan ketiga indikator iklim tidak lebih baik dari pada skenario tanpa penambahan variabel *lag*. Ketiga skenario kali ini menghasilkan prediksi yang mirip pada data *testing*. Dimana hasil prediksi pada bulan Agustus sampai Oktober pada tahun 2017 dan 2018 menghasilkan nilai yang begitu tinggi dibandingkan data aktual. Hal ini disebabkan oleh pengaruh dari variabel *lag*. Sama seperti perlakuan pada skenario sebelumnya akan ditampilkan *time series plot* perbandingan data aktual dengan prediksi yang tidak mengandung nilai negatif.

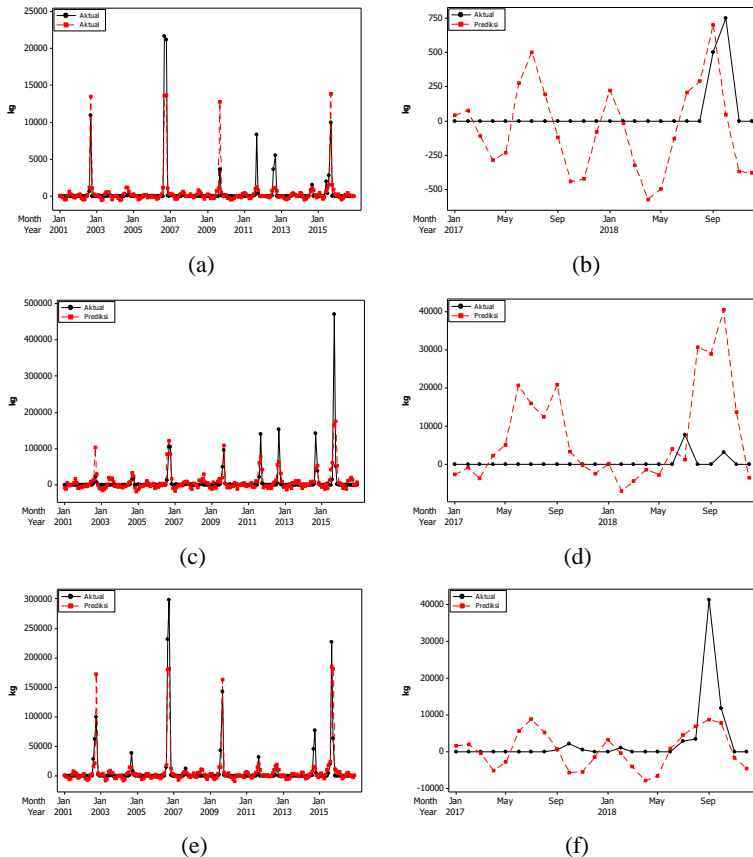




Gambar 4.16b Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi (Tanpa Melibatkan Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f)

4.2.3 Pemodelan Regresi Linier Berdasarkan Indikator Iklim

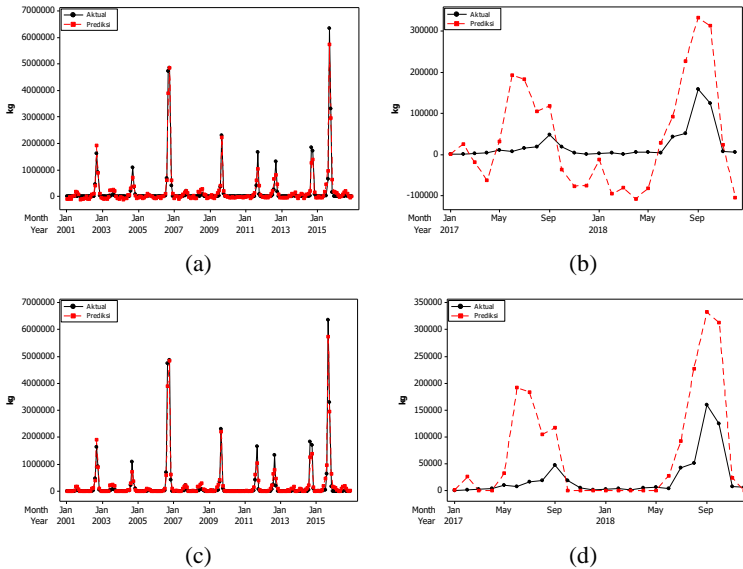
Salah satu metode klasik yang dapat digunakan untuk prediksi yakni regresi linier. Pemodelan regresi linier digunakan sebagai salah satu solusi untuk mendapatkan hasil prediksi yang akurat. Metode ini juga dapat digunakan sebagai pembanding apakah metode non-linier menghasilkan nilai prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode linier dimana antar variabel dependen dan independen memiliki hubungan yang non-linier. Dalam analisis menggunakan metode regresi linier, semua variabel dianggap berpengaruh signifikan dalam terjadinya emisi karbon kebakaran serta semua asumsi residual IIDN dianggap telah terpenuhi. Perbandingan hasil prediksi dengan data aktual berdasarkan indikator iklim dengan menggunakan regresi linier dapat dilihat pada Gambar 4.17.



Gambar 4.17 Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual pada grid 1 (a dan b), grid 14 (c dan d) dan grid 32 (e dan f) Menggunakan Metode Regresi Linier

Berdasarkan Gambar 4.17 dapat dilihat bahwa hasil pemodelan emisi karbon kebakaran berdasarkan indikator iklim menggunakan metode regresi linier menghasilkan prediksi yang kurang baik apabila dibandingkan dengan metode SVR baik pada data *training* dan juga data *testing*. Bisa dilihat pada data *testing* baik pada grid 1, grid 14 dan grid 32 menghasilkan prediksi yang

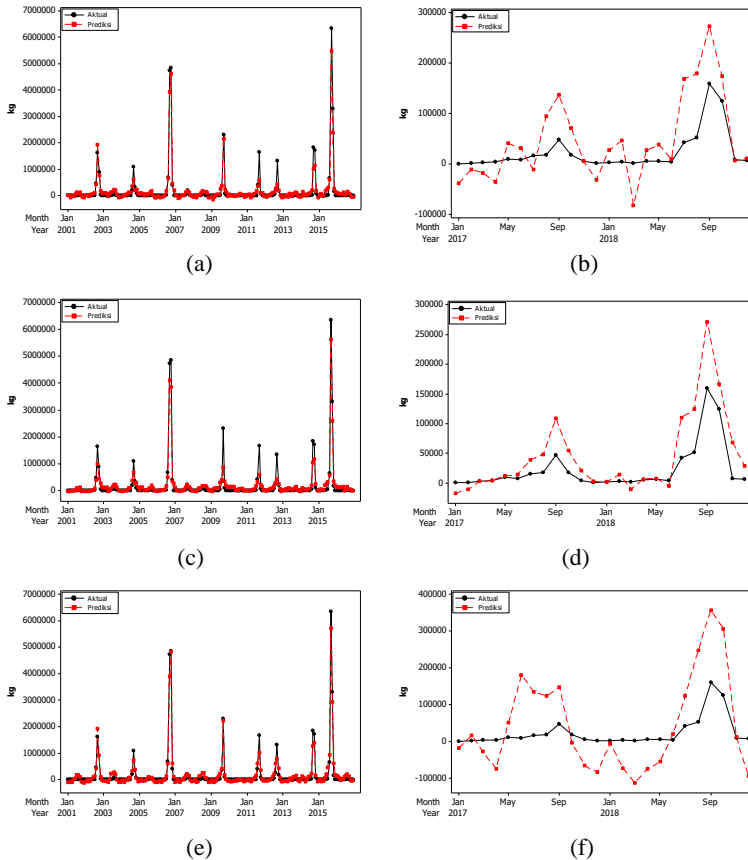
kurang mampu mengikuti pola pada data aktual. Hal ini sesuai dengan hasil uji linieritas yang secara umum menyebutkan bahwa antara emisi karbon kebakaran dan indikator iklim memiliki hubungan yang non linier. Selanjutnya disajikan hasil prediksi emisi karbon ke-bakaran secara umum pada Kabupaten Ogan Komering Ilir pada Gambar 4.18.



Gambar 4.18 Hasil Pemodelan Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir dengan Melibatkan Nilai Negatif (a dan b) dan Tanpa Melibatkan Nilai Negatif (c dan d) Menggunakan Metode Regresi Linier

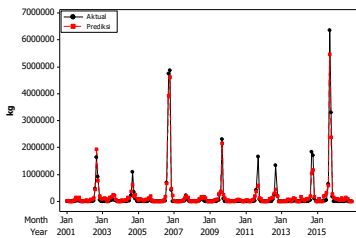
Hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode regresi linier pada Gambar 4.18 menunjukkan bahwa data prediksi kurang mampu menangkap pola pada data *testing*. Prediksi yang dihasilkan pada data testing banyak bernilai negatif dengan angka yang cukup besar. Hal ini sama seperti penjelasan pada setiap *grid*, dimana pada tahun 2017 terdapat hasil prediksi yang kurang mengikuti pola data aktual khususnya pada bulan Juni sampai Agustus prediksi cukup tinggi padahal pada bulan tersebut emisi

karbon rendah. Maka dari itu dapat diambil kesimpulan bahwa prediksi menggunakan regresi linier berdasarkan semua indikator iklim belum cukup baik digunakan sebagai landasan terjadinya emisi karbon kebakaran. Selanjutnya akan dilakukan prediksi emisi karbon kebakaran menggunakan metode regresi linier dengan masing-masing indikator iklim.

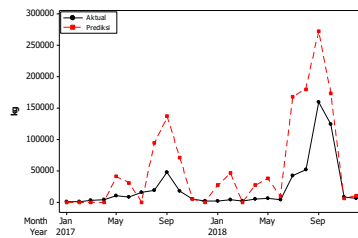


Gambar 4.19a Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) Menggunakan Regresi Linier

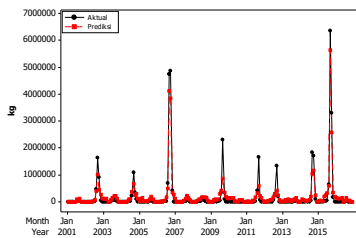
Berdasarkan Gambar 4.19a dapat dilihat hasil prediksi emisi karbon kebakaran berdasarkan masing-masing indikator iklim menggunakan metode regresi linier. Apabila ditinjau pada data *testing*, hasil prediksi berdasarkan curah hujan sebenarnya telah mengikuti pola data aktual. Namun masih terdapat beberapa hasil prediksi yang kurang tepat seperti pada bulan April sampai Mei 2017 dan bulan Januari sampai Mei tahun 2018. Begitu juga untuk model regresi berdasarkan kelembaban tanah, hasil prediksi kurang tepat khususnya pada tahun 2017. Sedangkan untuk model regresi berdasarkan suhu menghasilkan prediksi yang cukup baik. Hasil prediksi telah mengikuti pola data aktual baik pada data *training* maupun data *testing* dan tidak banyak hasil prediksi yang bernilai negatif. Hasil ini sesuai dengan penjelasan hubungan antar variabel yang menyebutkan adanya hubungan yang linier antara emisi karbon kebakaran dengan suhu. Hasil prediksi tanpa menyertakan nilai negatif dapat dilihat pada Gambar 4.19b.



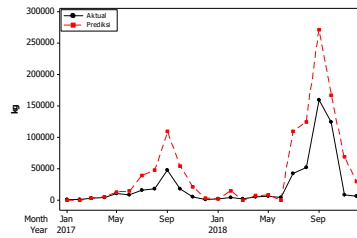
(a)



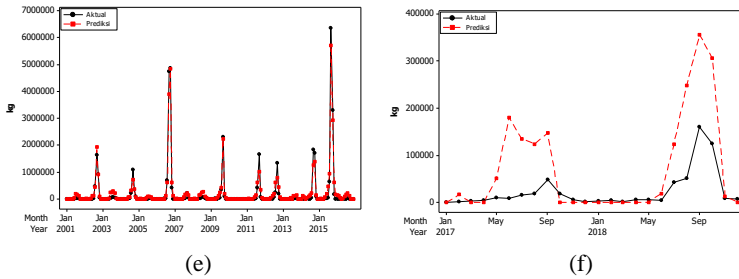
(b)



(c)



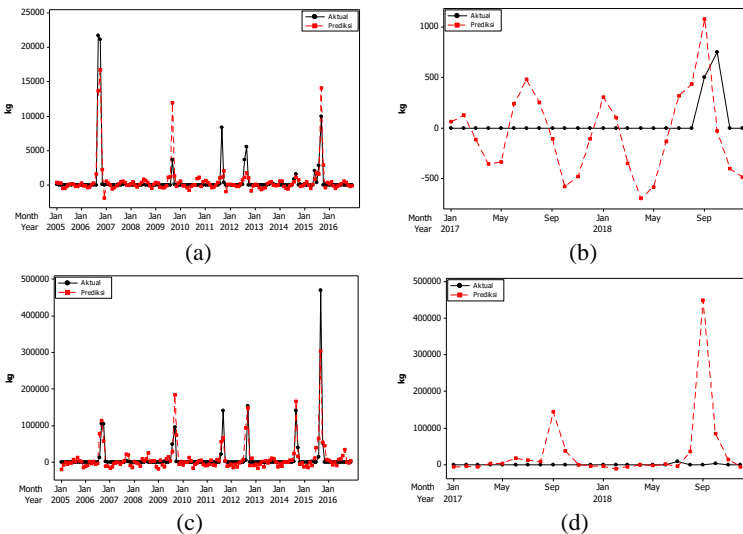
(d)

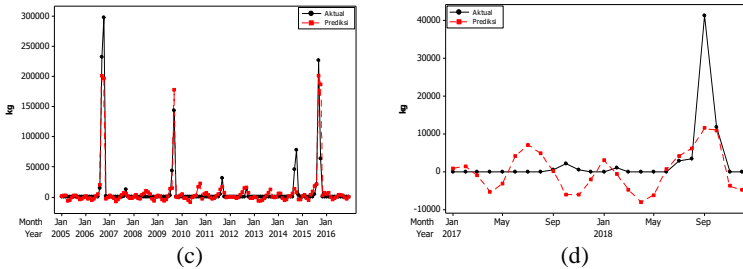


Gambar 4.19b Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi (Tanpa Melibatkan Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) Menggunakan Regresi Linier

4.2.4 Pemodelan Regresi Linier Berdasarkan Indikator Iklim dan Variabel *lag*

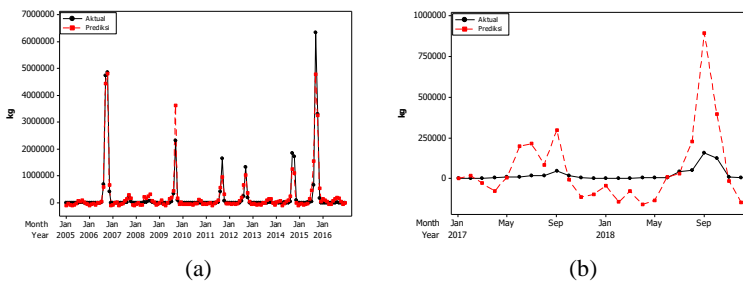
Seperti pada metode *support vector regression*, pada metode regresi linier juga dilakukan prediksi dengan menggunakan bantuan variabel *lag*. Variabel *lag* yang digunakan didapatkan dari *lag* yang signifikan pada plot PACF seperti pada metode SVR. Berikut merupakan hasil prediksi pada tiap *grid* menggunakan metode regresi linier dengan menambahkan variabel *lag*.

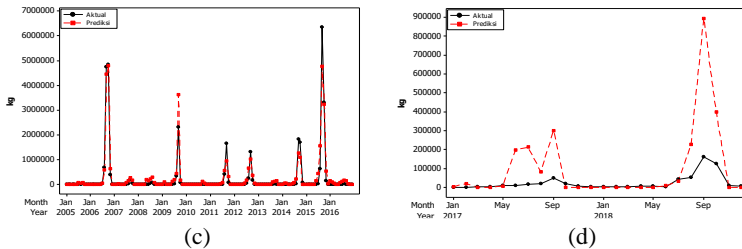




Gambar 4.20 Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual pada *grid* 1 (a dan b) dan *grid* 32 (c dan d) Menggunakan Metode Regresi Linier dengan Penambahan Variabel *lag*

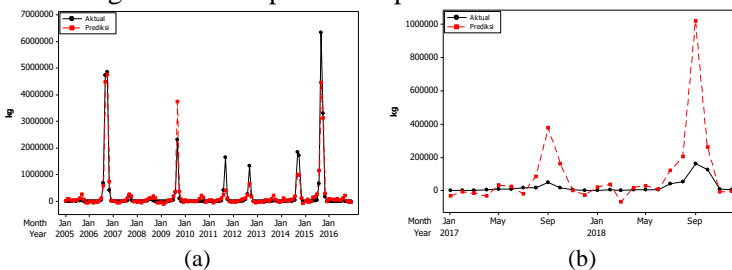
Berdasarkan Gambar 4.20 dapat dilihat bahwa hasil pemodelan emisi karbon kebakaran berdasarkan indikator iklim dan variabel *lag* menggunakan metode regresi linier menghasilkan prediksi yang tidak jauh beda dengan hasil prediksi tanpa menggunakan variabel *lag*. Bisa dilihat pada data *testing* baik pada *grid* 1, *grid* 14 dan *grid* 32 menghasilkan prediksi yang kurang mampu mengikuti pola pada data aktual. Hal ini sesuai dengan hasil uji linieritas yang secara umum menyebutkan bahwa antara emisi karbon kebakaran dan indikator iklim memiliki hubungan yang non-linier sehingga menghasilkan prediksi yang kurang tepat ketika dilakukan prediksi menggunakan metode regresi linier. Hasil prediksi pada *grid* 14 bernilai terlalu tinggi dari data aktual, hal ini disebabkan oleh pengaruh dari variabel *lag*. Prediksi emisi karbon kebakaran secara umum di Kabupaten Ogan Komering Ilir dapat dilihat pada Gambar 4.20.

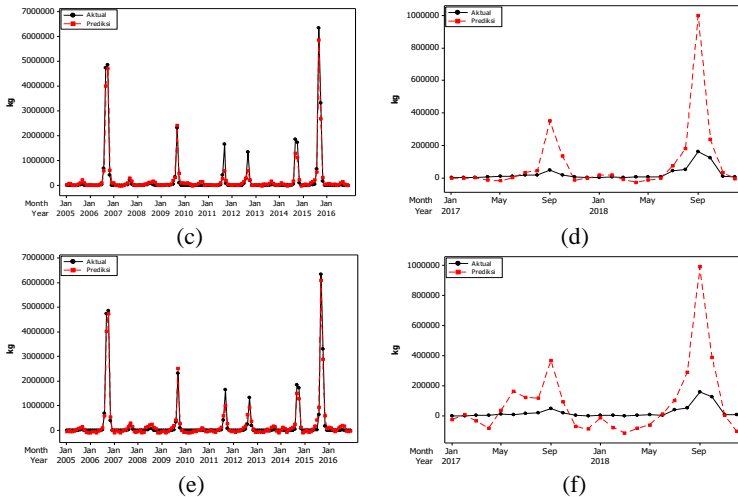




Gambar 4.21 Hasil Pemodelan Emisi Karbon Kebakaran Kabupaten Ogan Komering Ilir dengan Melibatkan Nilai Negatif (a dan b) dan Tanpa Melibatkan Nilai Negatif (c dan d) Menggunakan Metode Regresi Linier dengan Penambahan Variabel *lag*

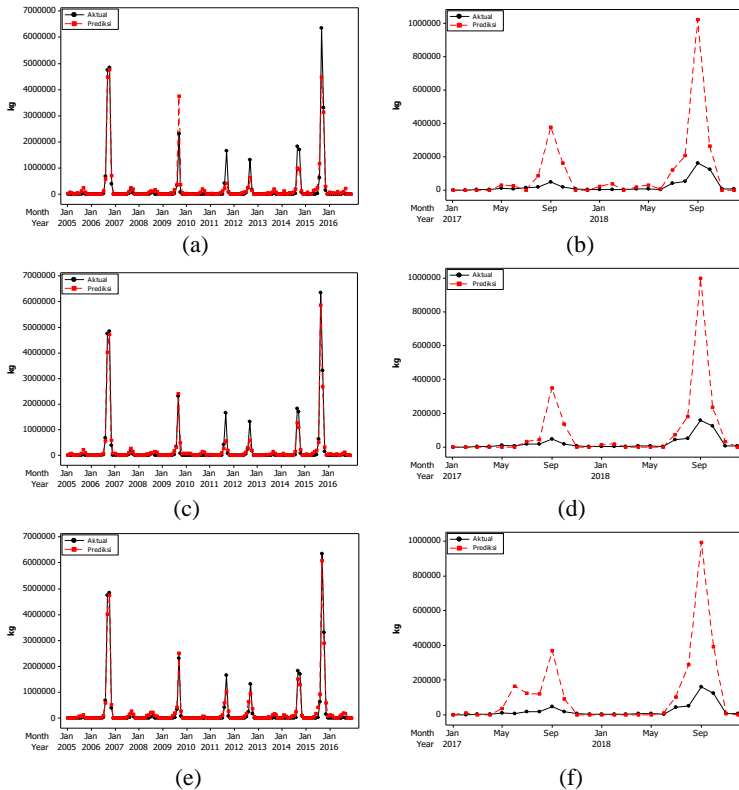
Hasil pemodelan luas area terbakar dengan metode regresi linier pada Gambar 4.21 menunjukkan bahwa hasil prediksi kurang mampu menangkap pola pada data *testing*. Hal ini sama seperti penjelasan pada setiap *grid*, dimana pada tahun 2017 terdapat hasil prediksi yang kurang mengikuti pola data aktual khususnya pada bulan Juni sampai Agustus hasil prediksi terlalu tinggi. Begitu juga pada bulan Agustus sampai Oktober tahun 2018, hasil prediksi dari pemodelan skenario ini sangat tinggi hingga mencapai nilai 800000 kg karbon, dimana angka tersebut jauh dari data aktual. Maka dari itu dapat disimpulkan metode regresi linier berdasarkan semua indikator iklim kurang baik digunakan sebagai landasan terjadinya emisi karbon kebakaran. Selanjutnya akan dilakukan prediksi emisi karbon kebakaran untuk setiap indikator iklim. Hasil prediksi berdasarkan masing-masing indikator iklim menggunakan metode regresi linier dapat dilihat pada Gambar 4.22a.





Gambar 4.22a Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) menggunakan Regresi Linier dengan Penambahan Variabel *lag*

Berdasarkan Gambar 4.22a dapat dilihat hasil prediksi emisi karbon kebakaran berdasarkan masing-masing indikator iklim menggunakan metode regresi linier. Apabila ditinjau pada data *testing*, hasil prediksi berdasarkan curah hujan sebenarnya telah mengikuti pola data aktual. Namun masih terdapat beberapa hasil prediksi yang kurang tepat seperti pada bulan April sampai Mei 2017 dan bulan Januari sampai Mei tahun 2018 yang menghasilkan nilai prediksi terlalu tinggi. Begitu juga untuk model regresi berdasarkan kelembaban tanah, hasil prediksi kurang tepat khususnya pada tahun 2017. Sedangkan untuk model regresi berdasarkan suhu menghasilkan prediksi yang cukup baik. Hasil prediksi telah mengikuti pola data aktual baik pada data *training* maupun data *testing*. Namun karena adanya pengaruh variabel *lag*, hasil yang didapatkan terlalu tinggi dari data aktual. Karena emisi karbon kebakaran tidak mungkin bernilai negatif maka akan dilakukan transformasi nilai negatif menjadi nol dan ditampilkan pada Gambar 4.21b.



Gambar 4.21b Time series plot Perbandingan Hasil Prediksi (Tanpa Melibatkan Nilai Negatif) dan Data Aktual Berdasarkan Curah Hujan (a dan b), Suhu (c dan d) dan Kelembaban Tanah (e dan f) menggunakan Regresi Linier dengan Penambahan Variabel lag

4.2.5 Perbandingan Keباian Model

Setelah diperoleh model terbaik masing-masing skenario pemodelan, maka dilakukan perbandingan pada seluruh prediksi yang dihasilkan pada masing-masing skenario. Selanjutnya dipilih satu skenario terbaik untuk dilanjutkan dalam pemetaan wilayah Kabupaten Ogan Komering Ilir berdasarkan nilai prediksi yang dihasilkan. Ukuran kesalahan hasil prediksi menggunakan nilai SMAPE yang didapatkan dari setiap skenario pemodelan. Hasil

prediksi yang terbaik yakni hasil prediksi dengan nilai SMAPE terkecil pada data *testing*. Perbandingan nilai kebakaran model disajikan pada Tabel 4.17.

Tabel 4.17 Perbandingan Evaluasi Kebaikan Model

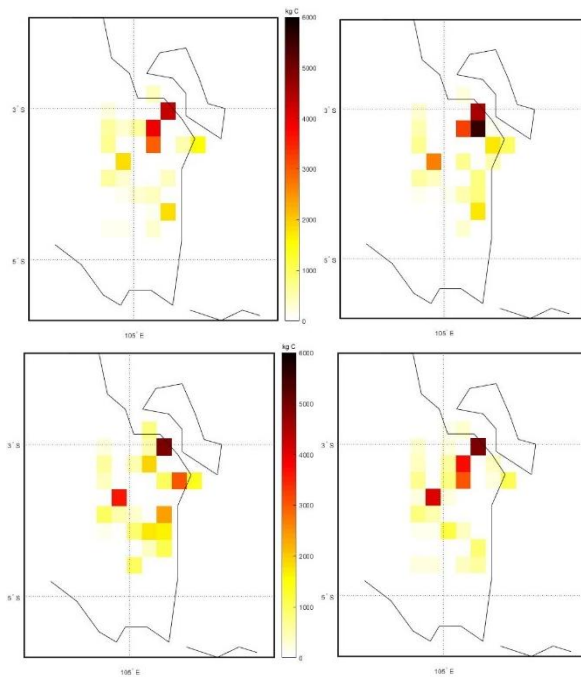
Metode	Variabel <i>Input</i>	SMAPE	
		<i>Testing</i>	<i>Testing*</i>
SVR	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂	460,558	152,972
	X ₁ , X ₄ , d ₁ , d ₂	155,927	88,595
	X ₂ , X ₄ , d ₁ , d ₂	232,641	107,294
	X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂	197,014	109,237
	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	247,626	144,923
	X ₁ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	713,694	154,186
	X ₂ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	748,456	134,952
	X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	265,938	154,415
Regresi Linier	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂	186,066	155,315
	X ₁ , X ₄ , d ₁ , d ₂	179,440	128,171
	X ₂ , X ₄ , d ₁ , d ₂	198,417	92,734
	X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂	186,645	160,911
	X ₁ , X ₂ , X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	195,293	160,137
	X ₁ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	463,157	152,332
	X ₂ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	324,714	158,934
	X ₃ , X ₄ , d ₁ , d ₂ , <i>lag</i>	173,700	160,748

*hasil prediksi yang negatif telah diganti nol

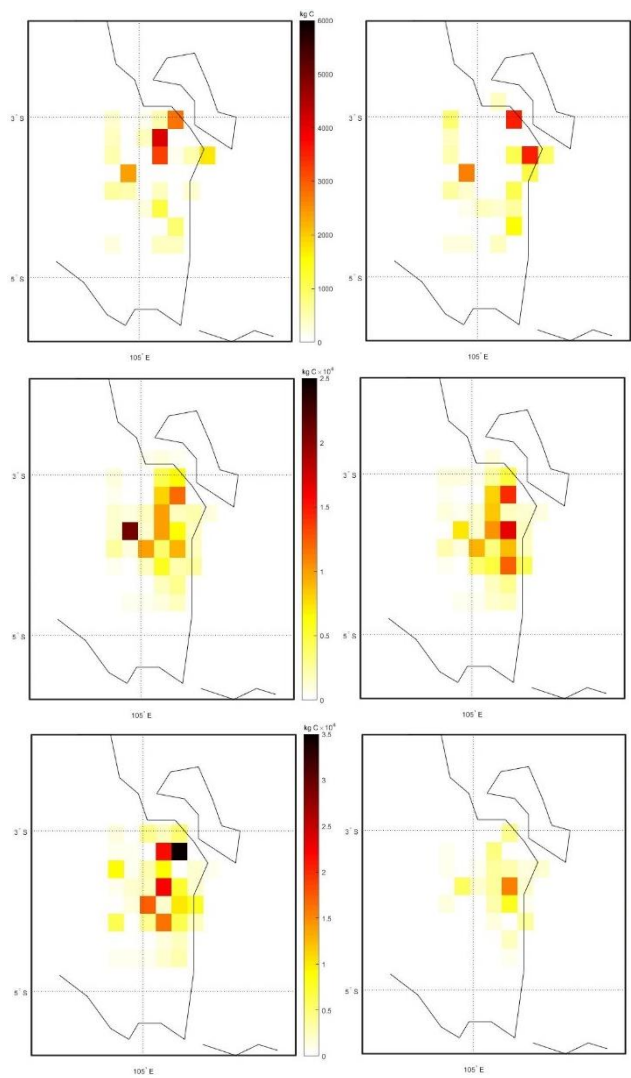
Berdasarkan Tabel 4.17 dapat didapatkan model terbaik untuk prediksi emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir adalah model *support vector regression* dengan variabel *input* curah hujan, indeks El-Nino, *dummy1* dan *dummy2*. Model ini mempunyai kesalahan terkecil dari pada model skenario lainnya. Apabila ditinjau kembali berdasarkan plot perbandingan prediksi dengan data aktual, model ini menghasilkan prediksi yang paling mengikuti pola dan mendekati data aktual. Selanjutnya akan dilakukan pemetaan wilayah Kabupaten Ogan Komering Ilir berdasarkan model terbaik pada tahun 2018.

4.3 Pemetaan Wilayah di Ogan Komering Ilir Berdasarkan Prediksi Emisi Karbon Kebakaran

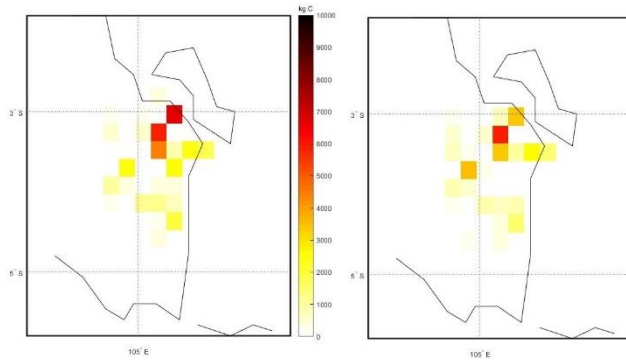
Setelah didapatkan model terbaik dalam melakukan prediksi emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir, selanjutnya akan dilakukan pemetaan wilayah berdasarkan hasil prediksi yang didapatkan. Prediksi emisi karbon kebakaran di Kabupaten Ogan Komering Ilir untuk periode Januari 2018 hingga Desember 2018 dilakukan dengan menggunakan model SVR terbaik, yaitu dengan variabel *input* curah hujan, indeks El-Nino, *dummy1* dan *dummy2*. Hasil pemetaan prediksi emisi karbon kebakaran setiap bulan dengan metode SVR ditampilkan pada gambar berikut.



Gambar 4.23 Sebaran Emisi Karbon Kebakaran Hasil Prediksi Bulan (a) Januari (b) Februari (c) Maret (d) April



Gambar 4.24 Sebaran Emisi Karbon Kebakaran Hasil Prediksi Bulan (e)Mei (f)Juni (g)Juli (h)Agustus (i)September (j)Oktober



Gambar 4.25 Sebaran Emisi Karbon Kebakaran Hasil Prediksi Bulan
(k)November (l)Desember

Pada gambar pemetaan emisi karbon kebakaran terlihat bahwa pelepasan emisi karbon kebakaran sering terjadi pada saat musim kemarau, yaitu pada bulan Agustus hingga Oktober. Pada musim hujan mulai bulan Januari hingga bulan Juni terlihat bahwa kebakaran cenderung rendah dan ada beberapa wilayah di bagian selatan tidak terdapat emisi karbon kebakaran. Kebakaran paling sering terjadi pada wilayah Kabupaten Ogan Komering Ilir bagian tengah hingga barat dan utara. Wilayah ini diduga paling sering mengalami kebakaran dengan area kebakaran yang cenderung luas, dimana wilayah tersebut merupakan hutan industri kelapa sawit dan diduga masih terdapat pembukaan lahan usaha baru dengan cara ilegal yakni pembakaran lahan gambut. Sedangkan untuk wilayah yang jarang terjadi kebakaran yaitu pada *grid* 1, 9, 10, 15, 18, 19, 25, 27, 36, 45 dan 53. Dimana wilayah tersebut merupakan bukan daerah hutan hutan produksi tetapi sebagai area penggunaan lain serta lebih dengan daerah perkotaan yakni Palembang ibu kota Sumatera Selatan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada bab 4, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Adapun penjelasan mengenai statistika deskriptif dapat disimpulkan sebagai berikut.
 - a. Emisi karbon kebakaran banyak terjadi pada bulan Agustus sampai Oktober, dimana bulan tersebut merupakan puncak dari musim kemarau. Peningkatan emisi karbon kebakaran pada tahun El-Nino hampir mencapai sembilan kali lipat kondisi pada tahun normal. Emisi karbon kebakaran memiliki pola musiman mengikuti kondisi iklim di Kabupaten OKI serta memiliki nilai yang cenderung tinggi pada tahun-tahun El-Nino.
 - b. Emisi karbon kebakaran memiliki hubungan yang non linier dengan semua indikator iklim secara serentak. Begitu juga dengan hubungan emisi karbon kebakaran dengan curah hujan dan kelembaban tanah. Sedangkan untuk suhu memiliki hubungan yang linier dengan emisi karbon kebakaran.
2. Prediksi terbaik yakni prediksi yang dihasilkan oleh model skenario *input* curah hujan, El-Nino Indeks, *dummy1* dan *dummy2* menggunakan metode SVR. Hal ini sesuai dengan karakteristik tanah di Kabupaten Ogan Komering Ilir yang didominasi oleh lahan gambut sehingga rawan terjadi kebakaran ketika ketinggian air permukaan tanah rendah. Ketinggian air permukaan tanah pada lahan gambut sangat tergantung pada air tadah hujan. Daerah yang paling banyak terjadi emisi karbon kebakaran yakni pada daerah Kab. Ogan Komering Ilir bagian tengah dan timur laut dimana wilayah tersebut merupakan kawasan hutan industri yang banyak dimanfaatkan untuk usaha kelapa sawit.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh, dapat dirumuskan saran sebagai berikut.

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan *input* berdasarkan *lag* yang signifikan pada hasil analisis fungsi transfer sehingga diharapkan mampu mendapatkan *input lag* yang sesuai sebelum melakukan analisis *support vector regression* dan regresi linier. Selain itu dalam proses optimasi parameter agar memilih *range* yang lebih lebar agar *tuning* parameter menghasilkan nilai parameter yang lebih akurat.
2. Dari hasil pemodelan ini dapat dilanjutkan untuk penjadwalan emisi karbon kebakaran dengan melakukan *forecasting* dari variabel *input* dan menerapkan model terbaik dalam melakukan prediksi untuk beberapa periode kedepan.
3. Bagi pemerintah Kabupaten Ogan Komering Ilir agar lebih memperhatikan kondisi iklim berupa curah hujan dan fenomena El-Nino dimana curah hujan dan fenomena El-Nino memiliki pengaruh yang besar terhadap terjadinya kebakaran hutan dan lahan khususnya pada kawasan lahan gambut yang kadar airnya sangat bergantung pada air tadah hujan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adiningsih, S. E., Mahmud, & Effendi, I. (2004). Aplikasi Analisis Komponen Utama dalam Pemodelan Penduga Lengan Tanah dengan Data Satelit Multispektral. *Jurnal Matematika dan Sains Vol. 9 No. 1*, hal 215 – 222.
- Adiningsih, S. E., Tejasukmana, S. B., & Khomarudin, R. M. (2006). Pemetaan Kebakaran Lahan/Hutan Dinamis Pulau Kalimantan Berdasarkan Data Spasial dan Satelit. *J. Agromet Indonesia 20 (1)*, 1-9.
- Agus, F., & Subiksa, I. G. (2008). *Lahan Gambut: Potensi untuk Pertanian dan Aspek Lingkungan*. Bogor: World Agroforestry Centre.
- Alfredo, Jondri, & Rismala, R. (2008). Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vektor Regression dan Firefly Algorithm. *e-Proceeding of Engineering Vol. 2 No. 2*, 6217-6231.
- Badan Nasional Penanggulangan Bencana. (2019, Maret 4). *99% Penyebab Kebakaran Hutan dan Lahan Adalah Ulah Manusia*. Dipetik September 18, 2019, dari bnpb.go.id: <https://bnpb.go.id/99-penyebab-kebakaran-hutan-dan-lahan-adalah-ulah-manusia>
- Bartsch, A., Balzter, H., & George, C. (2009). Influence of Regional Surface Soil Moisture Anomalies on Forest Fires in Siberia Observed from Satellites. *Environmental Research Letters 4*, 045021.
- Bayu, P. M., Yananto, A., & Kusumo, A. D. (2017). Analisis Korelasi Kerapatan Titik Api Dengan Curah Hujan di Pulau Sumatera dan Kalimantan. *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca Vol. 18 No.1*, 17-24.
- Casey, D. B. (2018). Ammonia Emissions From Biomass Burning in The Continental United States. *Atmospheric Environment Journal Vol. 187*, 50-61.
- Chen C, Twycross J, Garibaldi JM (2017)

- Chen, C., Twycross, J., Garibaldi, J. M. (2017). A new accuracy measure based on bounded relative error for *time series* forecasting. *PLoS ONE* 12(3): e0174202.
- Chen, L., Ren, C., Zhang, B., Wang, Z., & Xi, Y. (2018). Estimation of Forest Above-Ground Biomass by Geographically Weighted Regression and Machine Learning with Sentinel Imagery. *Forest Vol.*5, 582.
- Cortez, P., & Moraiz, A. (2007). *A Data Mining Approach to Predict Forest Fires using Meteorological Data*. University of Minho.
- Dodi, S., & Elfa, D. (2008). *Analisis Indeks Vegetasi Menggunakan Data Satelit NOAA/AVHRR dan TERRA/AQUA-MODIS*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Draper, N.R. and Smith, H. 1992. *Applied Regression Analysis, Second Edition*. John Wiley and sons, Inc. New York.
- Garcia, M., Saatchi, S., & Casas, A. (2015). Quantifying biomass consumption and carbon release from the California Rim fire by integrating airborne LiDAR and Landsat OLI data. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*.
- Guettouche, M. S., Derias, A., & Boutiba, M. (2011). A Fire Risk Modelling and Spatialization by GIS - Application on the Forest of Bouzareah Clump, Algiers (Algeria). *Journal of Geographic Information System Vol. 3*, 254-265.
- Gujarati, Damodar N. 2015. *Dasar-Dasar Ekonometrika*. Buku II. Edisi Kelima. Jakarta Selatan: Salemba Empat.
- Gunn, S. (1998). *Support Vector Machines for Classification*. Southamton: University of Southamton.
- Harafani, H., & Wahono, S. R. (2015). Optimasi Parameter pada Support Vector Machine Berbasis Algoritma Genetika untuk Estimasi Kebakaran Hutan. *Journal of Intelligent System Vol.1 No. 2*.
- Hasan, I. (2001). *Pokok-Pokok Materi Statistik 2 (Statistik Inferentif)*. Edisi kedua. Jakarta: PT Bumi Aksara.

- Hawbaker, J. T., Vanderhoof, K. M., & Beal, J. Y. (2017). Mapping Burned Areas using Dense Time-Series of Landsat Data. *Remote Sensing of Environment* 198, 504-522.
- Hooijer, A., Silvius, M., & Wosten, H. (2006). *PEAT-CO₂, Assessment of CO₂ Emissions From Drained Peatland in SE ASIA*. Delft Hydraulics report Q3943.
- Huang, C. M., Lee, Y. -J., Lin, D. K., & Huang, S. Y. (2007). Model Selection For Support Vector Machines Via Uniform Design. *Computational Statistics & Data Analysis* 52, 335-346.
- Husin, M., Cholissodin, I., & Setiawan, D. B. (2017). Optimasi Support Vector Regression (SVR) Menggunakan Algoritma Improved-Particle Swarm Optimization (IPSO) untuk Peramalan Curah Hujan. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Vol. 1 No. 11*, 114-1151.
- Itsaini, N., Sasmito, B., Sukmono, A., & Prasasti, I. (2017). Analisis Hubungan Curah Hujan dan Parameter Sistem Peringkat Bahaya Kebakaran (SPBK) dengan Kejadian Kebakaran Hutan dan Lahan untuk Menentukan Nilai Ambang Batas Kebakaran. *Jurnal Geodesi Undip*.
- Jamulya, & Suratman, W. S. (1993). *Pengantar Geografi Tanah*. Yogyakarta: Diktat Kuliah, Fakultas Geografi, Universitas Gajah Mada.
- Jia, Z. Y., Ma, W. J., Wang, F. J., & Liu, W. (2011). Hybrid of Simulated Annealing and SVM for Hydraulic Valve Characteristics Prediction. *Expert Systems with Applications*.
- Karapilafis, G., Iliadis, L., & Spartalis, S. (2003). Modeling Spatiotemporal Wild Fire Data with Support Vector Machines and Artificial Neural Networks. *Communications in Computer and Information Science*.
- Kiki, W., & Irhamah. (2017). *Peramalan Curah Hujan Sebagai Pendukung Kalender Tanam Padi di Kabupaten Bojonegoro*

- Menggunakan Metode ARIMA, Support Vector Regression dan Genetic Algorithm-Support Vector Regression.* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Lippi, M., Bertini, M., & Franconi, B. (2013). Short-Term Traffic FLOW Forecasting: An Experimental Comparison of *Time series Analysis and Supervised Learning. IEEE Trans. Intel. Transp. Syst. Vol 14 No 2.*
- Parwati, & Suwarsono. (2008). Model Indeks TDVI (Temperature Vegetation Dryness Index) untuk Mendeteksi Kekeringan Lahan Berdasarkan Data MODIS-Terra. *Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital*, 5, 35-44.
- Parwati, Sugiharto, T., & Hasnaeni. (2007). Relative Humidity Estimation Based on MODIS Precipitable Water for Supporting Spatial Information Over Java Island. *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences*, 4, 33-45.
- Parwati, Suwarsono, Ayu, K., & Kartasasmita, M. (2009). Penentuan Hubungan antara Suhu Kecerahan dan MTSAT dengan Curah Hujan data QMorph. *Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital*, 6, 32-42.
- Randerson, T. J., Chen, Y., & Van der Werf, R. G. (2012). Global Burned Area and Biomass Burning Emissions From Small Fires. *Journal of Geophysical Research Vol. 117.*
- Ritung, S., Wahyunto, Nugroho, K., Sukarman, Hikmatullah, Suparto, & Tafalresnanto, C. (2011). *Peta Lahan Gambut Indonesia Skala 1:250.000.* Balai Besar Litbang Sumberdaya Lahan Pertanian. Bogor: Balai Besar Litbang Sumberdaya Lahan Pertanian.
- Ruminta, & Handoko. (2012). *Kajian Risiko dan Adaptasi Perubahan Iklim Pada Sektor Perikanan di Sumatera Selatan.* Jakarta: Kementerian Lingkungan Hidup.
- Sudjana. (1996) *Teknik Analisis Regresi Dan Korelasi.* Bandung.

- Suganyadevi, M. V., & Babulal, C. K. (2014). Support Vector Regression Model For The Prediction Of Loadability Margin Of A Power System. *Applied Soft Computing Journal* 24, 304-315.
- Sugiyono. (2007). *Metodologi Penelitian Bisnis*. Jakarta: PT. Gramedia.
- Supiandi, S. (2010). *Properties of Indonesian Peat in Relation to the Chemistry of Carbon Emission*. Bogor: Bogor Agricultural University.
- Syaufina, L. (2008). *Kebakaran Hutan dan Lahan di Indonesia; Perilaku, Penyebab, dan Dampak Kebakaran*. Malang (ID): Bayumedia Publishing.
- Tursilowati, L., Sumantyo, S. T., Kuze, H., & Adiningsih, S. E. (2012). Remote Sensing Technology for Estimation of Surface Energy Balance Components Related with Land Use and Land Cover in Semarang Indonesia. *Research Journal in Engineering and Applied Sciences*, 1(5), 291-298.
- Van der Werf, R. G., Randerson, T. J., & Giglio, L. (2017). Global fire emissions estimates during 1997–2016. *Earth System Science Data Vol. 9*, 697-702.
- Wei, W. S. (2006). *Time series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*. United States: Pearson Education, Inc.
- Westerling, L. A., & Barnett, P. T. (2002). Long Lead Statistical Forecasts of Area Burned in Western U.S. Wildfires by Ecosystem Province. *International Journal of Wildland Fire* 11, 257-266.
- Zhao, W., Tao, T., & Zio, E. (2015). System Reliability Prediction by Support Vector Regression with Analytic Selection and Genetic Algorithm Parameters Selection. *Applied Soft Computing*, 792-802.

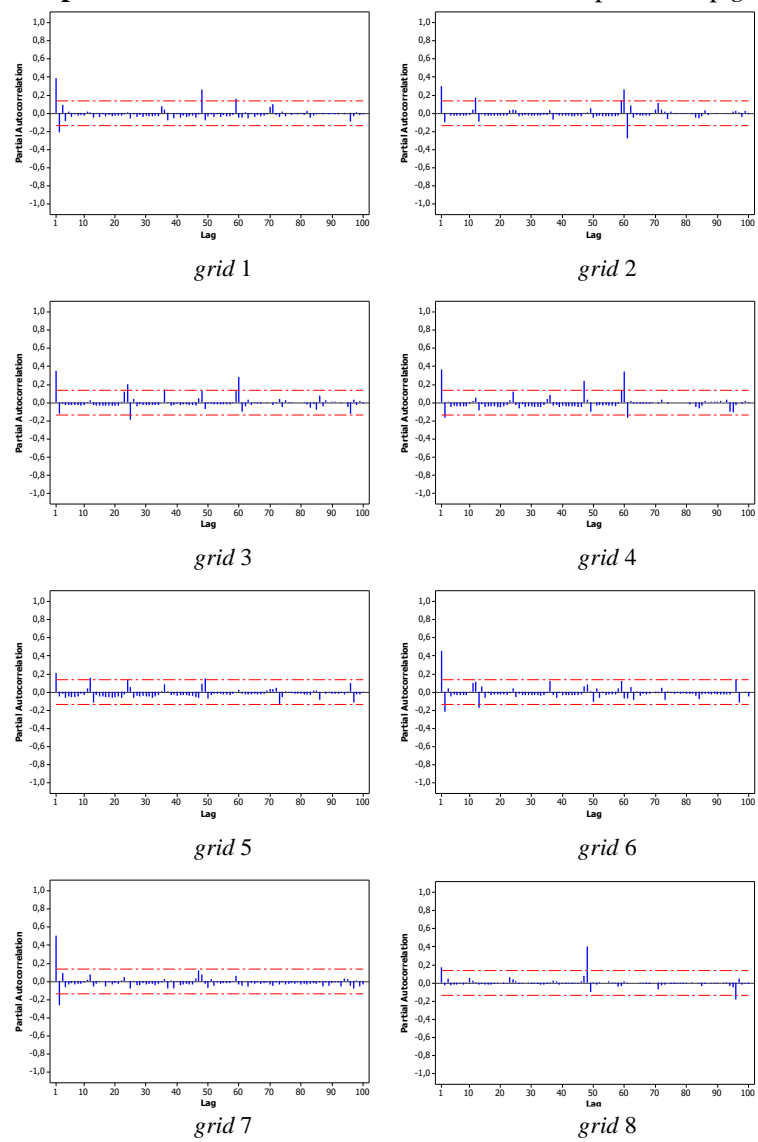
(Halaman ini sengaja dikosongkan)

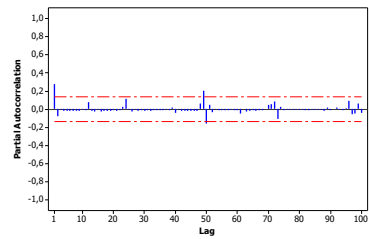
LAMPIRAN

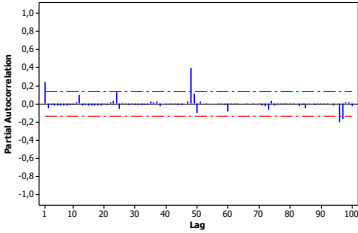
Lampiran 1. Data Penelitian

Bulan	Tahun	Grid	Emisi	Curah Hujan	Suhu	Kelembaban Tanah	El-Nino Indeks
1	2001	1	0	127,92	25,53	34,12	0
2	2001	1	0	74,76	25,74	33,85	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	2001	2	0	174,42	25,45	34,18	0
2	2001	2	0	51,66	25,77	34,09	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	2001	3	0	159,3	25,45	31,50	0
2	2001	3	0	99,54	25,77	31,55	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	2001	4	0	159,3	25,42	39,28	0
2	2001	4	0	134,16	25,80	39,47	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11	2018	55	0	178,38	27,48	38,92	0
12	2018	55	0	136,38	27,23	39,23	0

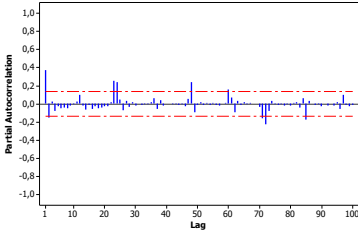
Lampiran 2. Plot PACF Emisi Karbon Kebakaran pada setiap *grid*



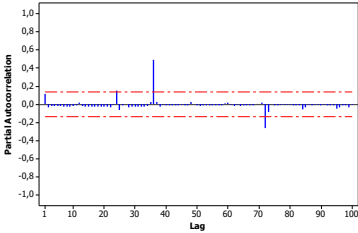




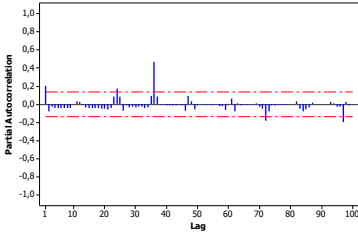
grid 17



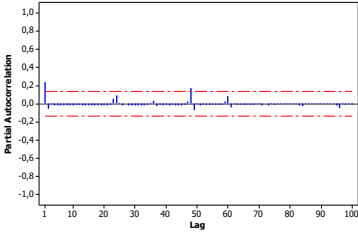
grid 18



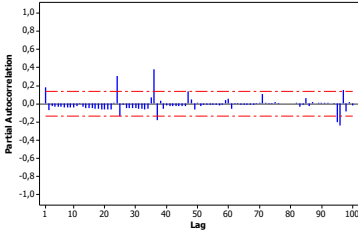
grid 19



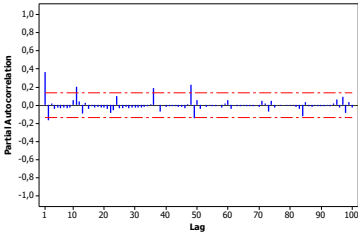
grid 20



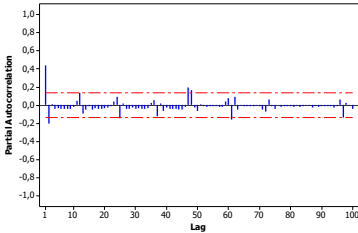
grid 21



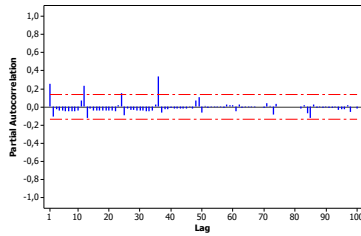
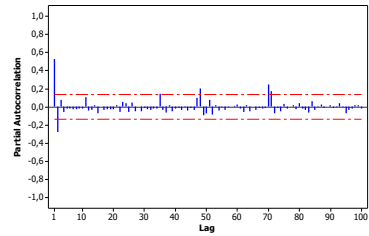
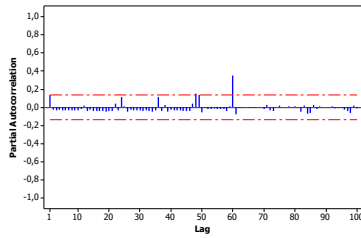
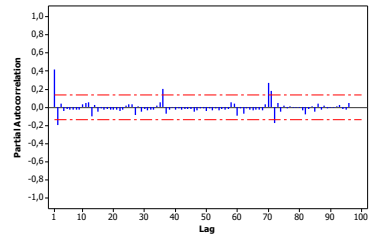
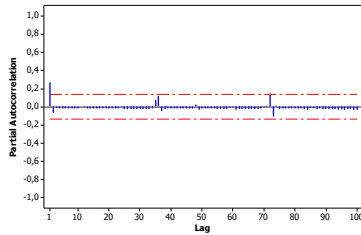
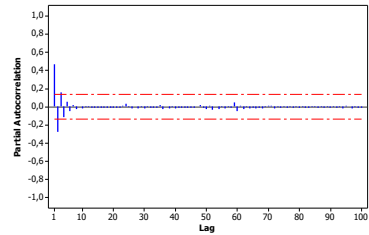
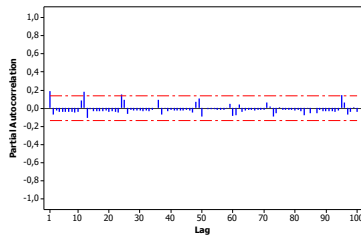
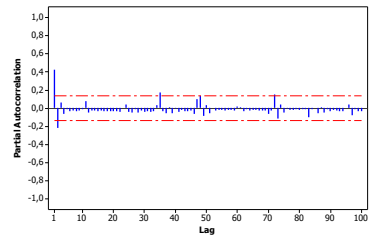
grid 22

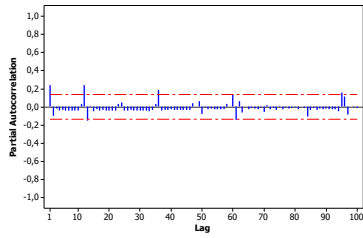


grid 23

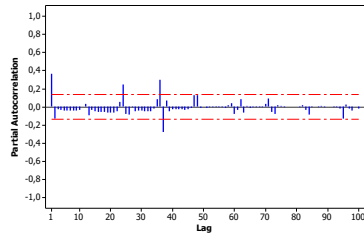


grid 24

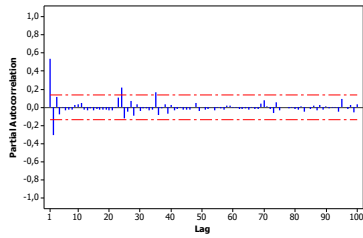
*grid 25**grid 26**grid 27**grid 28**grid 29**grid 30**grid 31**grid 32*



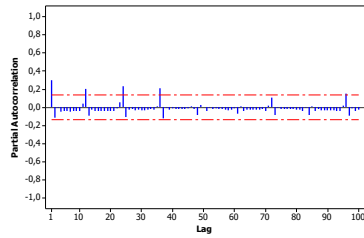
grid 33



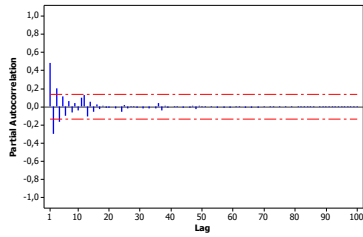
grid 34



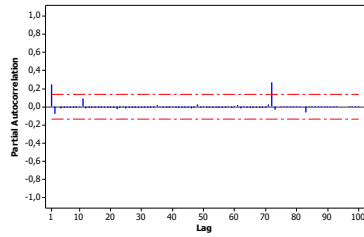
grid 35



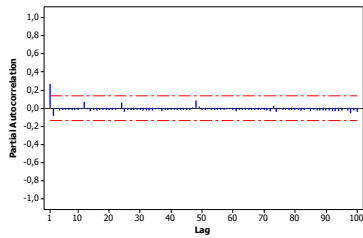
grid 36



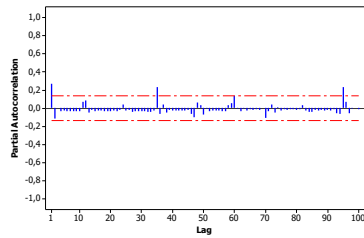
grid 37



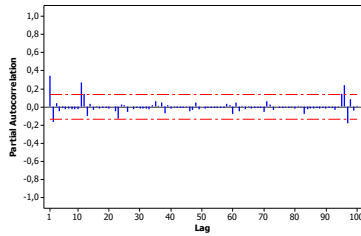
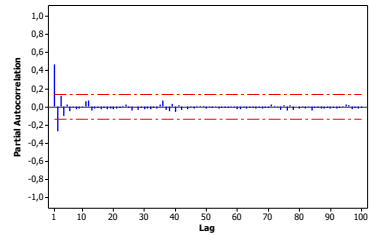
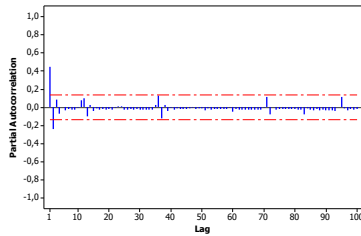
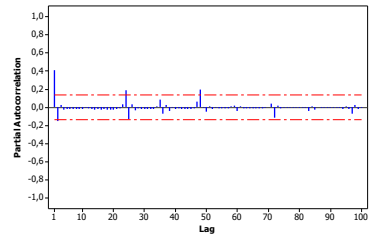
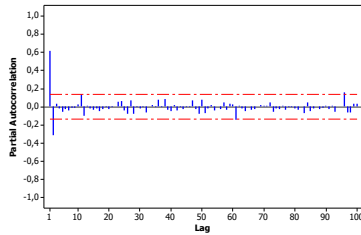
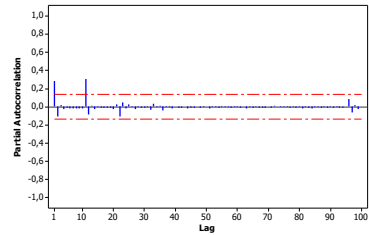
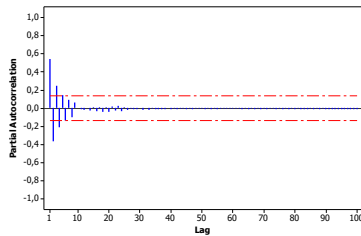
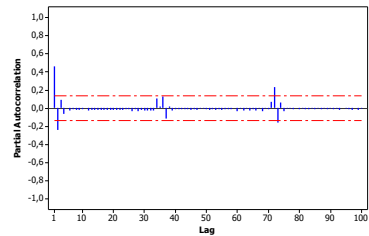
grid 38

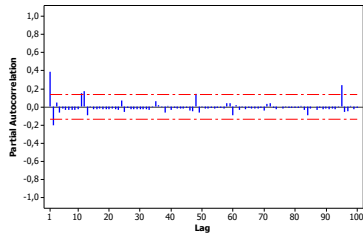


grid 39

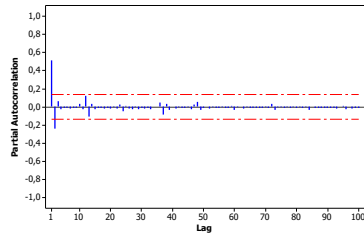


grid 40

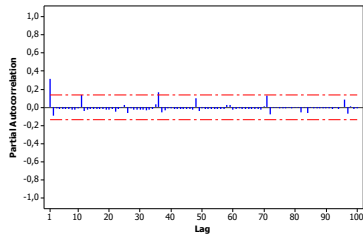
*grid 41**grid 42**grid 43**grid 44**grid 45**grid 46**grid 47**grid 48*



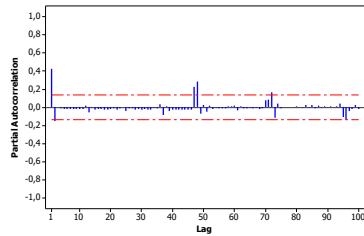
grid 49



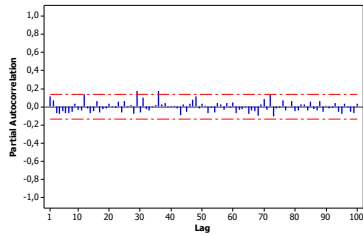
grid 50



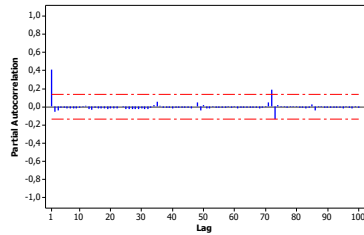
grid 51



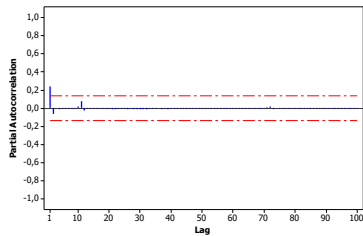
grid 52



grid 53



grid 54



grid 55

Lampiran 3. Optimasi Parameter *Input* Indikator Iklim

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	2.5	0.1	0.02	29	3	0.1	0.04
2	3.5	0.1	0.1	30	5	0.1	0.1
3	5	0.2	0.03	31	5	0.1	0.1
4	4	0.1	0.01	32	5	0.1	0.03
5	4	0.1	0.02	33	4.5	0.1	0.01
6	2.5	0.1	0.01	34	2.5	0.1	0.1
7	2.5	0.1	0.02	35	5	0.1	0.1
8	5	0.1	0.1	36	5	0.1	0.1
9	3	0.1	0.01	37	5	0.1	0.1
10	5	0.1	0.1	38	5	0.1	0.04
11	5	0.1	0.1	39	5	0.1	0.07
12	2	0.1	0.09	40	2.5	0.1	0.01
13	4	0.1	0.01	41	5	0.1	0.01
14	4	0.1	0.01	42	5	0.1	0.03
15	1	0.1	0.1	43	5	0.1	0.01
16	3	0.1	0.04	44	3	0.1	0.01
17	5	0.1	0.01	45	5	0.1	0.1
18	5	0.1	0.1	46	5	0.15	0.1
19	5	0.1	0.1	47	5	0.1	0.04
20	5	0.1	0.1	48	5	0.1	0.06
21	5	0.5	0.05	49	5	0.1	0.1
22	2	0.1	0.1	50	5	0.1	0.1
23	5	0.1	0.02	51	5	0.1	0.1
24	4.5	0.1	0.01	52	5	0.1	0.03
25	5	0.1	0.01	53	2.5	0.1	0.07
26	4	0.1	0.01	54	5	0.2	0.01
27	5	0.1	0.1	55	1.5	0.1	0.01
28	5	0.1	0.01				

Lampiran 4. Optimasi Parameter *Input* Curah Hujan

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	3.5	0.1	0.01	29	2.5	0.2	0.04
2	3.5	0.1	0.1	30	5	0.1	0.1
3	5	0.3	0.1	31	4.5	0.1	0.09
4	4.5	0.1	0.1	32	4	0.4	0.02
5	3	0.5	0.02	33	1.5	0.15	0.06
6	2	0.5	0.08	34	5	0.1	0.07
7	5	0.45	0.1	35	5	0.1	0.1
8	5	0.1	0.1	36	5	0.15	0.1
9	5	0.1	0.1	37	5	0.1	0.03
10	5	0.1	0.07	38	5	0.1	0.1
11	5	0.1	0.07	39	5	0.1	0.1
12	2	0.1	0.05	40	1.5	0.1	0.06
13	4.5	0.35	0.02	41	5	0.1	0.09
14	5	0.2	0.06	42	5	0.1	0.1
15	5	0.5	0.05	43	5	0.5	0.06
16	5	0.3	0.08	44	4.5	0.1	0.08
17	4.5	0.1	0.05	45	5	0.1	0.06
18	2.5	0.1	0.08	46	2	0.3	0.04
19	5	0.1	0.1	47	5	0.1	0.03
20	5	0.2	0.1	48	5	0.1	0.1
21	4	0.25	0.09	49	5	0.15	0.1
22	2.5	0.2	0.02	50	5	0.1	0.02
23	3	0.1	0.1	51	5	0.1	0.1
24	5	0.45	0.01	52	1.5	0.1	0.1
25	5	0.35	0.1	53	5	0.25	0.01
26	3	0.1	0.01	54	2	0.1	0.1
27	5	0.1	0.07	55	5	0.5	0.08
28	2	0.1	0.1				

Lampiran 5. Optimasi Parameter *Input* Suhu

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	3	0.1	0.03	29	2.5	0.1	0.01
2	3	0.1	0.1	30	5	0.1	0.09
3	5	0.25	0.1	31	5	0.1	0.1
4	3	0.1	0.06	32	3.5	0.1	0.07
5	5	0.1	0.09	33	3.5	0.1	0.08
6	2	0.1	0.09	34	1.5	0.1	0.1
7	2	0.1	0.1	35	5	0.1	0.1
8	5	0.1	0.1	36	5	0.15	0.1
9	2.5	0.1	0.1	37	5	0.1	0.1
10	5	0.1	0.1	38	3.5	0.1	0.1
11	5	0.1	0.1	39	5	0.1	0.1
12	5	0.45	0.07	40	1.5	0.1	0.01
13	4.5	0.1	0.05	41	5	0.1	0.02
14	0.5	0.45	0.1	42	5	0.1	0.1
15	0.5	0.1	0.1	43	5	0.2	0.04
16	5	0.25	0.1	44	0.5	0.5	0.1
17	3	0.1	0.1	45	5	0.1	0.1
18	1.5	0.1	0.1	46	2	0.1	0.1
19	5	0.1	0.1	47	5	0.1	0.05
20	5	0.15	0.09	48	5	0.1	0.1
21	5	0.2	0.09	49	5	0.1	0.1
22	2	0.1	0.01	50	5	0.1	0.1
23	5	0.1	0.05	51	5	0.1	0.1
24	5	0.1	0.1	52	5	0.1	0.08
25	5	0.5	0.1	53	2	0.1	0.1
26	2	0.1	0.01	54	4	0.1	0.1
27	5	0.1	0.1	55	1.5	0.1	0.1
28	2.5	0.1	0.1				

Lampiran 6. Optimasi Parameter *Input* Kelembaban Tanah

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	2	0.1	0.01	29	2.5	0.1	0.01
2	3.5	0.1	0.02	30	5	0.1	0.1
3	5	0.35	0.09	31	5	0.1	0.09
4	3	0.15	0.01	32	4	0.1	0.07
5	3	0.1	0.01	33	1.5	0.1	0.03
6	2	0.5	0.01	34	1.5	0.1	0.08
7	4.5	0.1	0.1	35	5	0.1	0.07
8	5	0.1	0.09	36	4	0.3	0.08
9	5	0.1	0.05	37	5	0.1	0.1
10	5	0.1	0.07	38	5	0.2	0.02
11	5	0.1	0.1	39	5	0.1	0.1
12	3	0.1	0.09	40	2	0.1	0.08
13	2.5	0.1	0.01	41	4	0.1	0.02
14	4.5	0.1	0.07	42	5	0.1	0.09
15	2	0.1	0.06	43	4	0.25	0.01
16	1	0.45	0.1	44	5	0.1	0.09
17	5	0.1	0.05	45	5	0.1	0.1
18	3	0.1	0.1	46	5	0.2	0.1
19	5	0.1	0.1	47	5	0.1	0.03
20	5	0.2	0.1	48	5	0.1	0.05
21	1.5	0.1	0.02	49	5	0.3	0.01
22	1.5	0.1	0.07	50	5	0.1	0.1
23	4.5	0.1	0.1	51	5	0.1	0.1
24	3.5	0.15	0.01	52	2	0.1	0.1
25	3.5	0.25	0.1	53	3	0.1	0.1
26	3.5	0.25	0.1	54	5	0.1	0.01
27	5	0.1	0.09	55	1.5	0.1	0.01
28	2	0.1	0.09				

Lampiran 7. Optimasi Parameter *Input* Indikator Iklim + *lag*

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	4	0.1	0.01	29	5	0.1	0.1
2	5	0.1	0.1	30	5	0.1	0.03
3	5	0.1	0.01	31	5	0.1	0.02
4	3	0.1	0.03	32	5	0.1	0.02
5	5	0.1	0.1	33	5	0.1	0.05
6	3.5	0.1	0.02	34	5	0.1	0.02
7	5	0.1	0.02	35	5	0.1	0.1
8	1.5	0.1	0.1	36	5	0.1	0.04
9	4	0.1	0.01	37	1.5	0.1	0.1
10	5	0.1	0.07	38	5	0.1	0.05
11	5	0.3	0.05	39	5	0.1	0.1
12	5	0.15	0.1	40	4	0.1	0.05
13	5	0.1	0.09	41	5	0.1	0.03
14	4	0.1	0.01	42	5	0.1	0.08
15	5	0.1	0.09	43	5	0.1	0.02
16	5	0.1	0.03	44	5	0.1	0.06
17	5	0.1	0.1	45	5	0.15	0.06
18	5	0.1	0.07	46	5	0.1	0.03
19	5	0.1	0.1	47	5	0.1	0.05
20	5	0.1	0.06	48	5	0.1	0.1
21	5	0.1	0.1	49	5	0.1	0.1
22	5	0.1	0.05	50	5	0.1	0.1
23	5	0.1	0.02	51	5	0.1	0.04
24	5	0.1	0.04	52	5	0.1	0.1
25	5	0.1	0.01	53	5	0.1	0.02
26	5	0.1	0.02	54	5	0.1	0.1
27	5	0.1	0.06	55	5	0.1	0.01
28	5	0.1	0.1				

Lampiran 8. Optimasi Parameter *Input* Curah Hujan + *lag*

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	3	0.1	0.05	29	5	0.1	0.1
2	4	0.1	0.1	30	5	0.1	0.09
3	5	0.1	0.1	31	5	0.1	0.1
4	1.5	0.15	0.01	32	5	0.1	0.07
5	5	0.1	0.08	33	5	0.1	0.08
6	5	0.1	0.1	34	5	0.1	0.1
7	5	0.1	0.07	35	5	0.1	0.1
8	1.5	0.1	0.1	36	5	0.1	0.05
9	5	0.1	0.01	37	3.5	0.1	0.08
10	5	0.1	0.05	38	5	0.4	0.01
11	5	0.1	0.09	39	5	0.1	0.1
12	5	0.1	0.1	40	3.5	0.1	0.02
13	5	0.1	0.05	41	5	0.1	0.04
14	5	0.1	0.1	42	5	0.1	0.1
15	5	0.1	0.1	43	3	0.1	0.08
16	4.5	0.1	0.1	44	5	0.1	0.1
17	5	0.1	0.1	45	5	0.1	0.01
18	5	0.1	0.06	46	5	0.1	0.1
19	5	0.1	0.07	47	4	0.1	0.03
20	5	0.1	0.01	48	5	0.35	0.1
21	5	0.3	0.1	49	5	0.1	0.1
22	5	0.1	0.02	50	5	0.1	0.07
23	4.5	0.1	0.03	51	5	0.1	0.08
24	5	0.1	0.1	52	5	0.1	0.07
25	5	0.1	0.07	53	3	0.1	0.09
26	5	0.1	0.05	54	5	0.15	0.02
27	5	0.1	0.08	55	5	0.1	0.1
28	5	0.1	0.1				

Lampiran 9. Optimasi Parameter *Input Suhu + lag*

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	3	0.1	0.1	29	5	0.1	0.1
2	4.5	0.1	0.1	30	5	0.1	0.03
3	5	0.1	0.1	31	5	0.1	0.01
4	2.5	0.1	0.06	32	5	0.1	0.09
5	5	0.1	0.1	33	5	0.1	0.02
6	3.5	0.1	0.1	34	5	0.1	0.01
7	5	0.1	0.02	35	5	0.1	0.03
8	2	0.1	0.1	36	5	0.1	0.09
9	4	0.1	0.01	37	3.5	0.1	0.07
10	5	0.1	0.1	38	3	0.35	0.02
11	5	0.1	0.1	39	5	0.1	0.1
12	5	0.3	0.04	40	3.5	0.1	0.01
13	5	0.1	0.01	41	5	0.1	0.01
14	5	0.1	0.1	42	5	0.1	0.1
15	5	0.1	0.02	43	5	0.1	0.1
16	5	0.1	0.05	44	5	0.1	0.01
17	5	0.1	0.07	45	5	0.1	0.07
18	5	0.1	0.1	46	5	0.1	0.1
19	5	0.1	0.1	47	3.5	0.1	0.08
20	5	0.45	0.03	48	5	0.35	0.1
21	5	0.2	0.1	49	5	0.1	0.05
22	5	0.1	0.02	50	5	0.1	0.05
23	5	0.1	0.01	51	5	0.1	0.1
24	5	0.1	0.1	52	5	0.1	0.1
25	5	0.2	0.1	53	5	0.1	0.09
26	5	0.1	0.02	54	2	0.1	0.1
27	5	0.1	0.1	55	1	0.1	0.03
28	5	0.1	0.1				

Lampiran 10. Optimasi Parameter *Input* Kelembaban tanah+Lag

<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε	<i>grid</i>	<i>C</i>	γ	ε
1	3	0.1	0.02	29	5	0.1	0.06
2	4	0.1	0.1	30	5	0.1	0.1
3	5	0.5	0.1	31	5	0.1	0.1
4	1.5	0.1	0.1	32	5	0.1	0.01
5	5	0.1	0.1	33	5	0.1	0.05
6	4	0.1	0.06	34	5	0.1	0.06
7	5	0.1	0.04	35	4	0.1	0.02
8	0.5	0.1	0.06	36	5	0.1	0.02
9	5	0.1	0.01	37	3	0.1	0.02
10	5	0.1	0.07	38	5	0.2	0.04
11	5	0.5	0.09	39	5	0.1	0.1
12	5	0.3	0.1	40	3.5	0.1	0.01
13	5	0.1	0.06	41	5	0.1	0.01
14	4	0.1	0.01	42	5	0.1	0.07
15	5	0.1	0.07	43	3	0.1	0.01
16	5	0.1	0.1	44	5	0.1	0.09
17	5	0.1	0.1	45	5	0.1	0.06
18	5	0.1	0.05	46	5	0.1	0.01
19	5	0.1	0.07	47	4	0.1	0.03
20	5	0.2	0.09	48	5	0.1	0.05
21	5	0.1	0.07	49	5	0.1	0.1
22	5	0.1	0.03	50	5	0.1	0.06
23	4	0.1	0.02	51	5	0.1	0.05
24	5	0.1	0.04	52	5	0.1	0.1
25	3.5	0.1	0.01	53	3	0.1	0.01
26	5	0.1	0.04	54	1.5	0.1	0.1
27	5	0.1	0.06	55	5	0.1	0.01
28	5	0.1	0.07				

Lampiran 11. Hasil Prediksi Metode SVR**Lampiran 11a.** *Input Indikator Iklim (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	20.0	215.1	-161.8	-35.4	18.7	...	108.9
2	48.1	451.5	70.6	118.6	27.0	...	-89.2
3	42.2	-10.8	40.0	-23.6	-4.2	...	-152.5
4	39.1	242.7	-47.7	0.9	18.0	...	-151.0
5	-3.3	620.2	-31.5	-16.2	-41.6	...	90.2
6	-11.4	-680.7	-124.4	-70.3	-37.3	...	-71.8
7	154.5	673.1	-125.4	59.7	616.8	...	-123.1
8	-19.4	488.1	-99.9	212.0	197.9	...	-215.9
9	-34.6	900.1	296.6	-16.9	137.6	...	-492.5
10	39.7	-470.3	157.7	65.5	35.2	...	-143.0
11	49.6	-405.1	144.2	-46.3	45.6	...	2.1
12	41.5	172.8	192.7	-100.1	27.3	...	233.1
13	-4.5	-153.9	-92.3	-15.6	3.3	...	-138.8
14	-39.3	-237.3	-41.5	55.1	45.8	...	-78.9
15	18.2	-595.1	111.0	-101.5	-22.7	...	134.8
16	17.8	459.6	-105.4	-63.7	-4.6	...	55.1
17	-33.5	448.5	144.7	100.8	45.7	...	162.8
18	-38.9	92.6	-147.3	-20.2	139.0	...	-183.4
19	-31.2	597.3	66.5	-50.2	223.0	...	-90.2
20	54.0	2334.4	1066.1	10892.0	14462.7	...	83.3
21	11014.9	3545.2	1692.0	16072.7	3192.0	...	2987.6
22	50.7	909.6	314.7	9335.0	1936.6	...	222.5
23	-50.8	-840.0	-189.2	-60.0	15.9	...	114.1
24	-16.4	-595.8	-68.8	75.3	-8.0	...	-165.7
25	50.6	407.2	124.8	-38.7	13.5	...	-79.9
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-34.7	-713.3	-15.3	64.5	-26.6	...	-27.7

Lampiran 11b. *Input Indikator Iklim (Data Testing)*

bulan	<i>grid1</i>	<i>grid2</i>	<i>grid3</i>	<i>grid4</i>	<i>grid5</i>	<i>...</i>	<i>grid55</i>
1	2.7	-689.7	-44.1	48.0	-27.3	...	150.1
2	-3.8	-699.3	-2.2	56.2	-12.9	...	-102.7
3	34.4	-815.4	47.2	89.0	13.0	...	71.3
4	21.3	-584.0	-76.3	-16.3	2.0	...	-166.0
5	-71.9	246.4	-126.2	-27.4	-25.2	...	-209.9
6	-20.6	-12.7	-133.3	11.1	-26.7	...	-186.3
7	14.5	166.3	111.4	253.6	233.2	...	1848.5
8	-36.7	872.2	391.6	607.7	316.6	...	-137.3
9	-19.3	1637.0	-37.6	541.7	196.7	...	-12.9
10	-28.2	-545.8	-135.2	17.1	-28.8	...	80.4
11	26.9	-125.2	-92.5	-6.5	-2.6	...	-98.4
12	-9.8	-684.7	19.0	64.8	10.5	...	-58.6
13	-24.1	-395.4	-139.8	-57.5	-40.0	...	-209.3
14	49.0	-19.5	15.5	17.2	10.4	...	288.3
15	45.4	-525.7	122.5	-38.1	-22.6	...	99.8
16	-21.6	701.4	153.2	-103.4	76.6	...	77.4
17	-2.6	259.0	-57.3	-37.1	-32.9	...	-66.2
18	31.6	373.0	-105.3	9.2	-36.6	...	-188.7
19	30.0	754.8	-219.0	701.7	535.7	...	-33.2
20	-22.7	1555.8	2259.9	4314.3	605.5	...	-57.9
21	-31.3	518.0	56.7	5470.0	712.1	...	-55.8
22	-83.2	442.6	2771.8	1108.6	494.1	...	-223.3
23	-3.7	-390.4	48.1	13.8	-37.5	...	-87.1
24	54.9	-139.5	-38.8	53.2	5.5	...	29.2

Lampiran 11c. Input Curah Hujan (Data Training)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-7.9	259.8	472.2	72.0	5.8	...	1285.0
2	-26.7	530.9	360.7	-189.0	39.5	...	1793.0
3	-20.0	373.8	614.6	957.7	-13.2	...	1794.7
4	-12.3	295.7	414.4	364.9	42.6	...	1708.0
5	-26.7	548.2	359.5	-526.2	-39.2	...	1187.1
6	9.2	269.2	362.8	-408.3	-37.9	...	1151.5
7	137.4	1012.5	428.5	-1009.7	1623.8	...	1261.2
8	-26.3	825.2	414.9	1076.5	108.7	...	1184.1
9	-24.2	976.9	664.6	-640.7	227.5	...	-995.5
10	14.1	234.5	559.2	407.1	46.3	...	1789.2
11	17.5	207.2	628.4	971.9	46.0	...	1605.2
12	24.3	236.8	391.9	860.1	43.6	...	1360.5
13	18.1	245.0	630.0	445.9	40.5	...	1669.4
14	-3.4	312.4	355.2	-807.7	45.5	...	1392.8
15	25.6	151.1	620.4	995.6	41.4	...	1120.6
16	-16.1	327.9	612.6	624.0	43.9	...	1359.9
17	8.7	300.5	355.6	-905.2	-21.1	...	1123.7
18	-25.2	507.5	358.2	-372.8	82.0	...	1574.3
19	-21.8	834.6	652.2	-786.0	818.8	...	1242.3
20	131.5	1267.5	1554.5	10931.1	13775.0	...	1083.0
21	10989.3	4149.9	1327.3	9053.4	1669.3	...	6970.8
22	22.2	1571.3	1242.1	9227.2	2256.1	...	1786.9
23	22.0	-782.0	374.9	-840.7	-38.4	...	1781.1
24	25.0	-793.1	364.7	-895.5	45.1	...	1721.3
25	22.5	840.4	630.0	-721.3	-43.7	...	1770.0
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-1.0	166.2	601.3	964.6	42.8	...	1791.9

Lampiran 11d. *Input Curah Hujan (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	24.9	259.3	544.1	-136.3	-29.1	...	1383.9
2	3.2	268.1	572.0	153.5	44.4	...	1796.1
3	16.2	167.7	617.5	304.3	46.4	...	1659.9
4	19.5	172.3	517.8	659.0	41.7	...	1743.8
5	-26.6	306.4	639.4	-162.5	39.1	...	1796.2
6	-26.5	386.4	375.8	-287.1	-15.4	...	1646.4
7	25.5	242.0	478.3	991.1	132.3	...	10778.7
8	-24.8	823.6	683.7	1178.1	370.3	...	1507.1
9	-18.2	1082.1	412.2	993.5	72.5	...	1174.3
10	25.3	219.7	493.7	1017.8	35.9	...	1640.8
11	-7.9	263.0	456.4	260.7	46.2	...	1790.9
12	14.4	223.7	530.3	650.6	42.2	...	1766.0
13	19.1	271.6	560.2	357.4	8.4	...	1768.2
14	-22.7	282.7	488.9	227.3	46.2	...	1210.1
15	25.1	205.1	615.9	932.2	30.1	...	1734.1
16	2.3	291.0	357.3	77.8	164.0	...	1565.3
17	-14.9	309.3	356.8	-474.5	-14.1	...	1796.8
18	1.4	856.6	383.8	-542.9	-38.1	...	1428.2
19	36.8	954.7	585.0	1586.5	1514.2	...	1165.2
20	-17.6	1016.8	711.8	1425.3	77.7	...	1136.2
21	124.0	1385.0	825.8	7934.4	855.0	...	1044.0
22	98.3	284.4	641.4	1001.7	95.1	...	1796.8
23	24.7	228.5	606.1	985.7	43.0	...	1794.1
24	3.7	271.0	463.8	284.2	46.4	...	1761.4

Lampiran 11e. *Input Suhu (Data Training)*

bulan	<i>grid1</i>	<i>grid2</i>	<i>grid3</i>	<i>grid4</i>	<i>grid5</i>	...	<i>grid55</i>
1	-58.7	118.7	112.6	-343.6	-59.2	...	1348.1
2	-74.4	-248.5	238.8	-606.8	-188.8	...	1228.9
3	-54.8	-344.4	587.2	-539.2	-205.0	...	510.6
4	-26.1	-208.5	536.6	-206.2	-141.1	...	570.5
5	-4.3	-112.9	460.1	-102.9	-106.8	...	1011.4
6	-68.9	-282.0	300.4	-607.0	-190.1	...	514.6
7	132.6	844.1	171.1	-476.0	466.0	...	544.6
8	-60.3	845.2	375.8	644.9	343.1	...	519.7
9	-47.1	874.4	638.9	-487.0	274.8	...	1733.0
10	-52.9	-326.8	628.5	-388.3	-186.6	...	523.4
11	-55.5	-342.6	519.9	-531.7	-204.7	...	533.8
12	-64.4	-103.1	111.6	-564.9	-155.0	...	1286.2
13	-72.1	-154.1	138.6	-594.9	-174.1	...	1087.4
14	-56.9	-14.6	93.5	-450.3	-102.1	...	1376.3
15	-36.6	-307.2	625.4	-328.8	-174.2	...	478.6
16	-18.4	-15.5	409.7	2.2	-67.1	...	638.4
17	18.9	248.0	380.8	228.5	28.8	...	1298.4
18	-36.0	-334.2	622.8	-471.9	268.7	...	516.4
19	-50.4	872.3	635.3	-534.0	296.8	...	492.9
20	222.9	3297.0	890.6	9413.9	15847.9	...	1843.2
21	11039.5	3545.2	892.8	9211.3	2409.0	...	2213.0
22	42.9	1355.8	905.7	3825.1	971.6	...	339.2
23	17.3	-421.8	628.4	1476.5	-204.6	...	394.8
24	37.9	-181.0	598.3	-372.6	-80.3	...	455.7
25	69.4	49.0	546.8	-237.2	-16.0	...	1131.6
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-60.5	-331.9	453.2	-598.9	-199.4	...	511.0

Lampiran 11f. Input Suhu (Data Testing)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-71.4	-324.8	422.6	-591.1	-201.9	...	655.6
2	-70.2	-342.7	520.3	-587.9	-202.6	...	695.8
3	-51.0	-342.0	603.8	-528.4	-204.5	...	483.0
4	-28.2	-237.3	564.2	-156.7	-125.3	...	581.1
5	1.8	40.6	700.6	113.9	-21.2	...	1091.4
6	-40.2	-327.9	628.0	-447.3	-196.4	...	495.8
7	-72.2	-261.2	259.9	624.6	399.3	...	581.5
8	-65.8	861.2	613.3	646.1	339.9	...	547.3
9	-33.9	914.5	525.7	613.4	211.0	...	502.3
10	-0.2	-190.1	519.8	628.2	-56.2	...	991.7
11	-22.1	-223.5	550.8	-159.3	-126.2	...	630.9
12	-58.2	-344.9	580.8	-513.1	-203.6	...	520.5
13	-71.4	-123.8	120.8	-519.2	-132.2	...	899.9
14	-75.4	-257.7	253.8	-602.9	-181.7	...	795.2
15	-41.5	-315.6	628.7	-403.6	-189.4	...	477.6
16	19.6	169.5	376.2	210.6	265.9	...	1207.8
17	-0.7	-12.7	408.6	12.3	-63.1	...	1024.3
18	-46.3	860.6	504.7	-588.5	-202.5	...	488.3
19	-72.9	-283.5	303.5	621.2	421.7	...	584.5
20	-75.2	849.2	587.2	633.3	-189.4	...	625.0
21	280.8	225.1	457.9	-235.7	-32.6	...	263.0
22	92.4	-343.0	618.1	648.9	331.5	...	553.6
23	-17.4	-137.8	477.4	74.1	-37.9	...	707.6
24	-32.9	-301.3	621.9	-312.8	-170.4	...	515.7

Lampiran 11g. *Input Kelembaban Tanah (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	7.2	62.4	241.2	79.9	5.0	...	30.6
2	11.7	49.0	257.4	84.3	15.3	...	31.6
3	0.4	-8.0	175.7	75.2	-2.1	...	-23.1
4	7.0	109.0	367.0	86.3	16.3	...	16.8
5	-18.3	-91.8	141.8	57.2	-22.3	...	-137.3
6	-24.1	-161.4	297.9	32.6	-16.7	...	-174.4
7	108.6	200.9	568.5	-14.6	337.0	...	-203.0
8	-9.8	98.5	478.1	193.7	261.1	...	-201.3
9	-16.2	19.4	452.0	23.5	116.1	...	-29.5
10	-1.7	142.0	487.0	88.8	17.9	...	-62.1
11	13.0	165.4	482.4	92.4	24.3	...	42.6
12	25.7	167.6	489.2	95.7	31.0	...	95.9
13	-5.2	62.7	219.1	77.4	-1.1	...	-68.1
14	-20.8	-133.3	210.2	53.9	-22.2	...	-171.9
15	-5.3	105.3	388.6	88.0	17.9	...	-77.5
16	-3.7	23.1	184.7	76.2	-2.4	...	-59.7
17	-22.4	-98.3	193.2	50.2	-22.2	...	-174.8
18	-25.3	-155.5	465.9	-6.7	194.6	...	-218.1
19	-18.0	24.4	568.3	0.4	168.5	...	-206.3
20	152.3	722.5	791.4	8461.0	12895.9	...	-172.3
21	10989.0	1172.9	753.6	13496.2	1491.8	...	6261.8
22	25.1	685.0	783.7	11418.9	1360.0	...	177.8
23	-25.7	-95.3	96.4	173.5	-13.4	...	-48.0
24	-18.4	20.4	272.9	29.1	-10.4	...	-16.2
25	3.4	-15.3	91.3	-8.8	-20.0	...	97.6
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-1.8	-60.9	129.8	62.1	-20.1	...	227.2

Lampiran 11h. *Input Kelembaban Tanah (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-4.9	-55.3	129.6	61.3	-19.1	...	195.9
2	-18.1	-110.0	137.9	64.2	-19.4	...	119.8
3	-8.0	-37.6	138.2	72.5	-5.8	...	102.2
4	-10.2	38.0	234.5	76.9	5.7	...	-28.7
5	-23.8	-99.8	473.5	43.1	-22.2	...	-163.1
6	12.9	-129.4	548.3	-16.6	39.1	...	-214.6
7	-2.1	160.7	570.0	278.9	260.9	...	-132.5
8	-25.5	443.5	592.0	404.7	342.8	...	-139.6
9	-26.1	435.1	558.0	486.4	439.4	...	-164.9
10	-8.4	-144.3	170.2	56.0	-21.3	...	48.2
11	3.7	104.9	274.7	74.8	-3.9	...	9.5
12	4.6	38.1	151.9	77.3	9.0	...	33.9
13	-17.2	-95.3	183.0	57.7	-22.4	...	-109.1
14	16.7	111.2	376.4	76.4	2.7	...	64.4
15	38.0	133.6	440.9	97.0	29.3	...	161.7
16	1.2	122.6	283.2	76.2	53.3	...	-5.6
17	-5.7	-52.3	133.4	62.5	-21.7	...	4.6
18	-12.4	22.6	198.0	47.2	-22.0	...	-2.1
19	-26.0	88.8	519.6	363.8	319.7	...	-191.2
20	-25.1	1109.8	1124.7	3259.0	770.7	...	-189.3
21	111.8	1094.9	792.9	14437.0	1667.7	...	-33.4
22	91.8	317.9	862.1	1917.8	1140.2	...	-194.8
23	-8.7	2.2	165.8	59.5	-22.5	...	9.4
24	21.6	99.8	202.4	76.9	-4.0	...	63.0

Lampiran 11i. *Input Indikator Iklim + (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	43.6	-440.0	100.6	198.7	98.4	...	-153.6
50	-12.2	-942.6	68.0	-284.4	52.6	...	62.1
51	-14.5	-411.3	-70.4	101.0	-42.2	...	123.9
52	-5.2	-271.9	-7.0	210.8	-30.0	...	24.0
53	-6.7	-324.1	83.5	73.4	-56.2	...	13.9
54	-16.5	504.4	9.1	-88.0	156.8	...	1.8
55	-14.5	-29.4	100.9	107.7	200.1	...	26.7
56	-28.4	-894.2	71.2	158.4	340.4	...	-135.7
57	113.0	-882.4	137.2	-135.3	314.8	...	136.8
58	8.9	486.7	-9.3	-160.6	124.7	...	-186.8
59	-20.4	-675.7	-29.1	218.5	-129.6	...	-263.8
60	16.8	-300.0	13.4	141.1	-87.7	...	-197.8
61	26.8	4.8	68.0	280.6	191.9	...	45.2
62	8.2	-947.2	61.5	-40.8	-110.5	...	-7.5
63	13.4	-831.2	-53.1	-218.1	-8.3	...	25.5
64	26.9	-290.0	26.4	75.6	-88.5	...	128.3
65	13.2	-721.4	69.5	-116.3	131.5	...	3.0
66	-3.9	152.9	-22.4	343.7	-65.9	...	259.1
67	-29.0	709.2	243.8	250.9	305.8	...	35.4
68	72.0	4683.5	31061.2	35363.3	3745.2	...	-257.8
69	15017.9	56557.0	44341.7	41872.3	13502.0	...	262.2
70	14075.7	32382.5	12555.2	16800.3	1790.4	...	10098.9
71	143.1	1199.3	127.9	424.8	-65.6	...	11467.8
72	26.7	-288.3	69.9	341.8	101.8	...	309.1
73	102.8	946.7	70.6	341.1	140.5	...	255.8
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-28.9	-836.7	55.0	-265.2	-169.9	...	265.7

Lampiran 11j. *Input Indikator Iklim + lag (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	1.1	-927.6	43.1	5.8	-108.9	...	285.1
2	-5.6	-958.9	73.3	-17.4	-214.4	...	85.0
3	24.2	-938.6	36.5	99.2	-171.2	...	295.3
4	10.1	-735.8	3.1	52.8	-47.9	...	-83.8
5	-17.9	162.1	-120.5	-79.4	35.9	...	-251.1
6	28.9	-153.6	-12.4	-379.3	-50.9	...	-65.2
7	20.5	247.8	177.8	405.5	251.7	...	4040.7
8	-33.3	378.9	-12.8	884.2	561.2	...	-13.7
9	-39.8	1716.6	-41.1	268.3	399.4	...	71.4
10	-24.1	-824.8	-24.1	-902.5	-41.7	...	240.1
11	7.3	-140.7	7.0	552.9	-69.0	...	41.3
12	-9.7	-799.5	62.0	35.7	-103.5	...	172.8
13	-25.9	-709.4	-9.1	-106.7	-93.5	...	-190.7
14	40.6	-187.8	21.1	221.2	-101.9	...	623.7
15	31.1	-576.1	30.8	20.0	-10.8	...	353.5
16	-2.4	928.3	81.1	322.5	0.7	...	303.5
17	-0.3	216.0	-11.9	210.1	42.2	...	10.6
18	16.5	-20.6	42.3	-88.3	-97.6	...	-206.3
19	23.8	1178.8	-94.3	852.3	1043.4	...	78.3
20	-31.0	1460.5	360.7	4596.1	1322.0	...	32.9
21	55.6	-916.2	-490.5	10385.6	1460.8	...	-17.8
22	150.9	405.0	1250.3	3897.8	673.7	...	-14.4
23	-42.3	-569.7	-56.6	-323.5	-49.1	...	29.0
24	12.9	-179.8	39.7	229.4	-121.4	...	226.1

Lampiran 11k. Input Curah Hujan + lag (Data Training)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	402.3	-325.9	542.0	-12.2	-33.5	...	-1387.6
50	-113.5	-212.3	587.0	-108.6	159.7	...	1136.5
51	-120.2	-140.7	235.6	109.4	-153.2	...	-1441.2
52	-114.0	-461.5	106.4	62.2	-111.6	...	-1846.8
53	-88.1	-353.1	568.1	11.9	166.4	...	-1747.0
54	-15.4	617.1	573.2	109.6	415.7	...	-1421.0
55	-120.0	539.8	528.5	97.2	81.0	...	-2546.8
56	-7.5	-281.6	648.5	206.1	525.8	...	-1027.2
57	135.3	-885.8	-98.7	89.4	230.9	...	645.5
58	-108.6	237.8	554.9	55.5	160.6	...	-1531.7
59	-80.5	-591.7	-682.0	-4.7	-73.7	...	-836.4
60	-93.6	-566.8	-509.8	115.6	-165.1	...	-750.6
61	-114.5	-567.5	-646.6	-17.0	75.9	...	-1749.3
62	-106.7	-550.7	-339.8	117.3	42.2	...	-2541.4
63	-91.5	-587.5	-45.5	-117.2	125.4	...	-2584.6
64	-113.5	-507.7	-339.1	116.1	-127.9	...	-2568.1
65	-106.6	-357.5	-537.1	104.2	152.8	...	-2340.1
66	-102.9	471.9	75.9	87.8	-120.7	...	-443.9
67	-49.8	988.4	576.5	96.4	91.3	...	1191.3
68	607.7	2777.2	30443.3	29088.6	2100.8	...	2538.1
69	11384.7	52057.5	47117.6	15413.2	13545.1	...	1267.4
70	11366.1	32379.0	11941.8	17028.5	1404.8	...	7262.0
71	253.9	1203.1	-238.7	200.9	320.6	...	2728.7
72	139.6	690.8	577.4	-111.8	-8.6	...	3355.0
73	121.2	382.0	555.7	51.7	-170.7	...	2579.7
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-68.2	-593.2	-462.9	66.2	2.9	...	-2561.6

Lampiran 11l. Input Curah Hujan + lag (Data Testing)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-89.7	-489.0	-338.8	20.7	-117.0	...	1685.2
2	-114.7	-392.4	-395.0	61.6	-157.0	...	-2557.8
3	-112.5	-591.8	-642.7	82.7	-142.3	...	-2023.5
4	-108.3	-591.8	-287.9	116.6	-53.7	...	-2132.9
5	-47.5	-179.9	508.2	17.3	-167.0	...	-2584.4
6	-52.6	66.7	413.0	2.6	-141.0	...	-1984.3
7	-91.9	-556.3	-211.0	106.9	46.4	...	11953.0
8	-18.3	573.3	766.0	405.2	495.2	...	-1594.7
9	-7.8	1134.1	529.5	737.7	266.7	...	-396.5
10	-108.3	-612.8	-241.4	1585.1	-123.1	...	-1968.1
11	-109.7	-448.7	-166.1	198.1	-124.5	...	-2551.7
12	-75.9	-576.6	-312.1	101.2	-9.1	...	-2380.3
13	-108.7	-361.4	-370.9	89.6	-164.5	...	-2389.6
14	-81.4	-288.3	-231.9	72.1	-124.7	...	1125.8
15	-98.4	-586.2	-645.2	84.4	105.0	...	-2257.9
16	-114.6	-245.8	160.1	50.7	30.7	...	-1756.2
17	-101.3	-168.5	118.4	-12.7	-112.2	...	-2576.6
18	-114.4	531.4	20.5	-15.1	-94.0	...	-956.1
19	217.5	1124.0	813.0	619.0	983.9	...	877.0
20	-48.1	997.4	754.8	765.8	302.8	...	635.9
21	151.9	374.9	822.6	5354.6	1173.4	...	842.0
22	333.9	-302.2	475.6	783.0	118.6	...	-2570.8
23	-161.4	-572.7	-684.7	-236.0	-10.4	...	-2578.6
24	-181.3	-366.5	-181.6	5.1	-143.3	...	-2360.9

Lampiran 11m. *Input Suhu + lag (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	331.9	-371.1	1206.9	-148.2	-122.7	...	-445.3
50	69.9	114.0	563.4	-405.6	-123.7	...	-530.3
51	85.2	156.1	576.5	-223.4	-51.3	...	-482.6
52	-63.2	-551.6	-64.1	-14.2	-50.2	...	-411.9
53	-67.4	-623.4	678.8	-119.6	176.2	...	-320.2
54	-109.7	989.8	596.5	663.7	242.0	...	-633.7
55	-111.9	829.8	698.8	721.5	466.6	...	-763.4
56	-102.4	-944.1	676.1	718.7	340.1	...	-751.6
57	314.6	-667.1	753.0	647.3	303.8	...	-682.5
58	-92.0	8.5	-120.2	1279.7	208.9	...	-630.3
59	-117.6	-868.0	-472.6	276.1	-186.2	...	-763.6
60	-86.1	-790.3	-547.6	-329.2	-200.3	...	-692.5
61	56.7	-387.9	-315.1	-60.3	-87.1	...	-80.5
62	-112.9	-859.3	-459.9	-343.7	-198.7	...	-745.6
63	-108.9	-869.4	-488.3	-367.0	-212.2	...	-757.9
64	-109.6	-731.5	-256.7	-250.6	-153.1	...	-684.7
65	-100.6	-805.8	-361.8	-320.9	224.8	...	-558.5
66	-87.9	774.0	-517.0	777.4	-117.6	...	584.2
67	-93.7	788.7	767.0	754.5	542.7	...	-747.3
68	321.4	4682.3	30445.1	35029.0	3744.0	...	779.2
69	12136.1	51849.1	47079.7	29183.7	13503.8	...	509.1
70	11451.7	32381.1	11940.1	16459.4	1790.3	...	1752.3
71	392.6	1200.2	747.2	760.4	-65.3	...	1047.5
72	280.1	97.4	534.0	-499.2	329.5	...	1391.5
73	352.3	944.0	686.2	368.6	207.3	...	92.1
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-104.9	-864.2	-552.1	-356.8	-209.8	...	-763.4

Lampiran 11n. *Input Suhu + lag (Data Testing)*

bulan	<i>grid1</i>	<i>grid2</i>	<i>grid3</i>	<i>grid4</i>	<i>grid5</i>	<i>...</i>	<i>grid55</i>
1	-84.4	-854.4	-555.2	-362.4	-212.0	...	-687.7
2	-88.0	-874.5	-530.2	-363.8	-212.2	...	-657.9
3	-115.0	-862.1	-466.9	-361.7	-208.6	...	-755.8
4	-95.1	-701.2	-219.7	-120.7	-95.0	...	-563.7
5	-19.8	-390.3	768.4	144.2	13.0	...	-97.5
6	-113.4	-833.7	-390.5	-330.0	-191.7	...	-682.1
7	-81.3	-761.1	-536.5	710.4	520.4	...	-735.7
8	-106.0	826.6	616.9	976.7	380.6	...	-752.7
9	-142.4	1016.3	-171.3	1464.3	163.8	...	-670.4
10	-40.7	-645.4	-155.0	2882.5	-20.1	...	-179.6
11	-78.7	-684.3	-199.6	-600.3	-96.0	...	-508.7
12	-108.7	-870.5	-492.3	-387.3	-206.0	...	-761.8
13	-11.7	-545.6	-416.3	-175.9	-135.5	...	-486.9
14	-47.5	-755.7	-534.2	-310.7	-191.5	...	-577.6
15	-114.0	-812.5	-371.2	-306.4	-179.9	...	-735.4
16	16.2	-255.4	179.9	246.5	232.3	...	-4.1
17	-25.2	-446.8	-7.5	40.2	-33.3	...	-152.5
18	-114.9	869.0	-536.4	-363.5	-212.1	...	-697.7
19	-78.1	-786.4	-549.1	731.6	570.4	...	-734.0
20	-112.2	784.9	599.5	1233.7	-200.2	...	-708.8
21	329.7	1275.5	484.3	-245.1	69.7	...	-782.0
22	317.9	-858.7	948.1	2447.1	379.4	...	-750.0
23	-70.2	-583.0	-108.2	-16.8	-7.4	...	-431.4
24	-159.1	-789.8	-336.1	-475.6	-151.6	...	-648.8

Lampiran 11o. *Input Kelembaban Tanah + lag (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	54.1	-310.0	23.9	310.7	69.8	...	-202.9
50	-38.3	-300.6	-140.2	-387.9	130.8	...	-107.6
51	-6.4	278.4	38.1	-32.2	126.3	...	-26.8
52	11.7	-173.9	-51.4	555.2	111.1	...	-168.0
53	1.8	-303.9	54.8	227.7	159.7	...	-193.7
54	-18.8	318.5	35.8	650.1	176.2	...	-233.5
55	-39.8	266.6	212.2	680.3	230.0	...	-258.9
56	-36.5	-581.1	-68.0	638.2	257.2	...	-244.2
57	98.2	-877.8	752.6	654.0	236.6	...	-216.2
58	-32.4	-272.4	643.2	892.7	120.3	...	-260.0
59	25.2	113.4	245.7	959.8	140.4	...	-95.9
60	55.8	311.5	435.8	861.1	162.4	...	9.8
61	55.2	95.5	143.0	808.7	168.0	...	-46.4
62	4.4	-280.7	-67.3	583.8	128.3	...	-202.2
63	19.2	-154.3	-52.2	581.6	120.5	...	-154.4
64	49.8	210.7	354.2	833.5	166.6	...	-38.1
65	-0.2	-386.7	-242.9	270.7	164.1	...	-184.8
66	4.3	277.8	-274.6	668.8	15.2	...	344.6
67	-33.7	461.0	862.8	907.1	368.5	...	-236.4
68	98.5	48.0	30445.1	30165.2	1104.1	...	268.4
69	12541.5	53570.6	41784.2	20503.6	13501.8	...	-39.3
70	11495.3	32380.2	11941.8	16008.7	1699.7	...	10100.0
71	169.1	1201.4	744.0	1220.2	362.2	...	10995.2
72	55.4	-167.7	33.1	-1135.5	40.2	...	296.9
73	131.1	946.7	682.1	496.4	130.6	...	131.3
:	:	:	:	:	:	:	:
192	27.3	-328.5	-212.0	254.0	60.7	...	264.9

Lampiran 11p. *Input Kelembaban Tanah (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	20.5	-313.6	-173.0	239.4	64.7	...	218.7
2	-9.8	-412.3	-238.6	300.1	64.0	...	108.7
3	13.3	-271.7	-121.1	513.5	114.5	...	83.9
4	9.2	-60.9	125.2	634.5	150.3	...	-91.6
5	-34.1	-398.5	8.2	-8.1	36.0	...	-238.6
6	50.1	-25.8	276.8	-192.5	101.4	...	-256.1
7	13.9	929.9	510.9	1172.4	379.3	...	-210.9
8	-45.9	876.2	1091.7	1412.9	456.0	...	-217.8
9	-69.5	884.3	333.2	1599.7	510.5	...	-240.1
10	1.1	-515.1	-262.6	865.4	-15.0	...	9.3
11	38.9	152.3	203.3	520.4	120.5	...	-42.4
12	40.7	-60.6	-71.9	629.5	159.9	...	-9.9
13	-7.7	-391.6	-263.2	172.7	45.3	...	-186.6
14	64.1	174.6	382.3	621.7	141.1	...	31.4
15	101.7	250.0	487.4	1046.1	217.0	...	168.8
16	33.8	212.6	219.3	615.8	191.0	...	-62.1
17	19.1	-306.7	-198.4	263.1	13.6	...	-48.8
18	4.0	314.6	-260.9	31.7	48.9	...	-57.5
19	-36.7	710.5	855.4	1326.3	457.9	...	-256.8
20	-116.0	1719.2	836.8	4669.1	1174.6	...	-255.9
21	-39.2	147.9	411.6	6775.0	1709.9	...	-58.5
22	140.7	1262.3	2072.8	3475.6	1307.3	...	-258.2
23	-21.2	-166.0	-39.1	39.8	16.4	...	-42.4
24	48.1	136.6	57.3	530.4	120.2	...	29.5

Lampiran 12. Hasil Prediksi Metode Regresi Linier**Lampiran 12a.** *Input Indikator Iklim (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	89.0	-72.1	-545.1	373.3	157.9	...	-1230.1
2	53.0	55.1	-1008.2	-1363.8	-18.6	...	-977.1
3	-49.5	-67.6	-300.2	76.5	-245.8	...	-784.3
4	-187.3	-597.0	-1657.9	-3520.7	-278.5	...	-699.5
5	-185.3	-39.8	-732.8	-1954.4	55.9	...	16.3
6	58.6	539.2	712.2	2267.6	433.4	...	-588.2
7	554.5	2563.4	1971.5	6111.1	1088.7	...	512.3
8	162.8	2214.8	1173.1	3792.0	791.2	...	655.3
9	103.9	1685.8	582.2	1387.1	568.1	...	4066.2
10	-68.6	-730.5	-1449.3	-2918.0	-198.7	...	-762.1
11	-85.7	-702.1	-1022.3	-1736.9	-159.5	...	-1168.4
12	34.9	-435.3	-374.2	-663.2	-118.7	...	-686.9
13	48.4	-241.5	-221.3	-170.9	69.2	...	-837.8
14	155.8	582.7	470.3	1780.0	415.0	...	-496.5
15	-138.6	-815.8	-1023.2	-2114.4	-319.6	...	-1058.8
16	-196.6	-497.8	-977.6	-3223.8	-249.2	...	-1005.0
17	-225.4	-290.6	-560.2	-2647.0	62.3	...	-635.8
18	11.3	782.9	1072.9	2934.3	670.3	...	35.4
19	111.6	1901.3	1413.4	2621.7	712.1	...	455.9
20	855.9	3820.6	4595.3	10116.2	15192.0	...	2602.0
21	14425.8	4206.0	5098.1	13301.4	1768.9	...	8279.3
22	550.0	3552.5	3860.0	10227.2	1537.1	...	4644.1
23	204.6	709.0	84.4	667.7	131.9	...	1704.9
24	89.6	587.1	-385.7	583.0	-82.4	...	331.4
25	151.3	966.2	-107.5	777.9	74.0	...	-335.6
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-73.8	-227.5	85.0	1264.8	67.0	...	-1261.4

Lampiran 12b. *Input Indikator Iklim (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-9.9	-39.3	-138.0	261.6	183.8	...	-698.7
2	39.3	145.3	114.7	150.9	122.4	...	-1149.7
3	-63.7	-393.0	-91.0	-1025.1	-29.4	...	-1273.2
4	-160.2	-739.4	-1156.3	-2769.3	-262.0	...	-618.6
5	-106.3	-208.7	559.1	-1413.2	-6.7	...	-312.3
6	134.2	837.1	1393.7	3633.1	498.3	...	-17.7
7	191.1	1271.3	2437.8	5625.3	836.0	...	553.0
8	121.8	2532.6	2479.2	4875.5	938.9	...	-648.2
9	-25.4	2362.9	1229.5	3504.2	812.5	...	-643.4
10	-259.0	-158.3	-121.6	-1550.5	-59.5	...	-1189.7
11	-200.9	-675.3	-1373.4	-2873.7	-185.2	...	-848.2
12	-85.9	-474.8	-539.8	-1303.2	-165.1	...	-1052.8
13	100.3	317.7	693.8	2036.7	320.9	...	-629.2
14	28.0	-230.7	-1046.9	-356.8	12.5	...	-1456.4
15	-175.7	-788.8	-1080.5	-2716.5	-346.4	...	-1342.1
16	-286.8	-810.5	-1852.6	-4112.1	-80.4	...	-1096.5
17	-235.9	-329.7	-1122.0	-2681.7	-9.2	...	-915.3
18	-62.4	1450.7	223.5	974.0	236.6	...	-520.7
19	158.5	1601.7	2409.2	5243.2	1034.2	...	-536.8
20	179.8	3058.7	3951.5	10349.5	1439.9	...	-536.0
21	662.4	3520.2	4093.1	10637.1	1605.9	...	463.3
22	253.5	1464.9	4051.4	9222.7	1381.9	...	-90.5
23	-212.7	-653.2	-572.6	-960.8	-124.7	...	-877.4
24	-181.7	-535.0	-1034.8	-2484.0	-126.6	...	-1132.6

Lampiran 12c. Input Curah Hujan (Data Training)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-1.3	-139.7	47.9	202.9	254.5	...	72.6
2	44.7	539.4	402.7	650.5	140.6	...	-234.4
3	20.5	367.0	-733.0	-3829.1	-730.7	...	-325.6
4	6.1	189.5	198.4	-328.0	-67.5	...	-561.6
5	48.0	553.5	559.0	1251.9	374.2	...	-848.9
6	-29.5	26.7	389.4	1034.0	469.6	...	137.5
7	536.3	2501.3	744.7	2826.0	1155.7	...	258.8
8	40.7	2253.3	721.6	5003.7	721.7	...	117.6
9	60.9	2470.8	2694.6	1478.9	944.5	...	5487.1
10	-38.8	-390.3	-179.9	-410.2	28.4	...	-218.4
11	-46.1	-514.3	-629.7	-2168.0	15.7	...	-54.5
12	-67.8	-377.2	-1256.0	-1571.9	-221.9	...	-743.3
13	-116.9	-321.3	-604.7	-487.7	134.3	...	-88.4
14	-8.6	243.1	515.3	1862.9	567.8	...	31.6
15	-84.2	-693.3	-699.5	-3251.2	-357.7	...	187.7
16	12.8	282.0	-376.9	-877.1	-35.9	...	43.9
17	-28.6	206.8	521.6	2152.4	502.5	...	165.6
18	57.8	519.3	422.3	970.4	871.6	...	-40.3
19	66.3	2278.2	2618.8	1807.4	1060.2	...	253.8
20	652.0	3538.9	4264.3	9967.6	16191.2	...	1365.2
21	14446.3	3921.5	4185.2	9493.3	1307.2	...	6884.2
22	221.4	3586.9	4154.2	9537.1	1383.1	...	1475.1
23	215.7	1126.1	965.4	6198.9	362.2	...	816.3
24	155.6	1111.7	1456.0	2767.1	-20.2	...	999.8
25	224.9	1727.6	1798.5	4679.7	278.1	...	956.8
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-150.5	-649.4	-324.2	-2109.8	-197.5	...	-356.2

Lampiran 12d. *Input Curah Hujan (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-92.6	-149.5	-136.8	560.2	341.5	...	-959.8
2	-19.2	12.5	-218.9	60.3	102.1	...	-257.8
3	-43.1	-644.9	-717.3	-213.2	61.6	...	-82.9
4	-51.0	-631.1	-66.8	-962.5	-102.8	...	-521.5
5	44.6	225.7	2211.0	605.1	142.4	...	-302.6
6	42.3	385.5	630.9	819.8	306.1	...	-75.4
7	-86.2	-343.5	32.6	3319.1	689.1	...	-1483.9
8	59.2	2248.4	2771.2	5416.5	982.5	...	-12.1
9	72.0	2553.1	716.6	4323.2	860.7	...	123.1
10	-89.1	-463.7	-5.9	2615.1	159.2	...	-72.4
11	-1.3	-71.0	87.5	-132.5	22.4	...	-365.5
12	-124.8	-445.7	-99.6	-941.7	-177.0	...	-170.5
13	-50.0	52.0	-182.9	-313.6	247.9	...	-173.6
14	27.0	131.3	6.2	-71.6	23.0	...	244.0
15	-72.8	-522.2	-726.1	-1902.0	-426.1	...	-134.9
16	-17.7	171.0	430.9	192.8	632.0	...	-36.3
17	10.6	234.5	436.8	1154.7	302.8	...	-280.5
18	-16.3	1759.1	294.6	1284.0	369.8	...	-714.4
19	109.5	788.5	920.4	6342.7	1144.0	...	226.4
20	72.8	2504.8	2849.4	6044.1	589.1	...	208.7
21	694.0	3557.9	3981.8	9210.2	1197.9	...	1349.2
22	517.5	140.3	2101.1	3035.5	740.3	...	-271.9
23	-70.5	-422.3	-772.7	-3423.2	-202.8	...	-333.0
24	-20.1	45.7	68.8	-175.8	64.1	...	-164.2

Lampiran 12e. *Input Suhu (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	117.1	107.6	226.5	1020.4	173.9	...	-319.0
2	81.3	-42.3	26.0	64.3	53.1	...	-311.7
3	-16.1	-219.1	-210.6	-594.2	-30.1	...	-224.8
4	-120.8	-421.7	-481.8	-1735.6	-174.4	...	-161.1
5	-177.2	-482.0	-562.4	-1992.8	-206.9	...	-113.8
6	26.7	-69.9	-11.0	40.6	50.1	...	-226.2
7	574.6	2338.6	72.0	752.2	998.7	...	-235.4
8	-0.1	2243.8	-54.9	4506.1	878.1	...	-228.0
9	-39.4	2129.2	2358.8	-831.6	798.6	...	5547.6
10	-21.5	-282.9	-296.0	-1195.5	-106.1	...	-229.2
11	-13.9	-172.6	-148.3	-631.9	-34.9	...	-232.4
12	108.5	34.9	129.4	456.8	102.7	...	-315.3
13	91.2	12.5	99.3	266.8	78.7	...	-302.0
14	119.5	67.6	173.1	813.4	147.7	...	-320.6
15	-76.5	-319.0	-344.3	-1386.5	-130.2	...	-204.3
16	-146.4	-527.9	-623.9	-2224.7	-236.2	...	-149.7
17	-207.6	-616.4	-742.4	-2643.0	-289.0	...	-96.2
18	-79.3	-264.4	-271.3	-892.8	790.9	...	-174.3
19	-28.9	2137.9	2370.4	-620.4	825.3	...	-216.8
20	863.7	3707.8	4123.4	9768.2	16211.7	...	863.8
21	14535.7	3741.1	4167.9	9708.9	1233.2	...	6627.9
22	160.2	3454.6	3784.5	8356.7	1062.3	...	982.3
23	115.5	1056.2	1148.0	7741.6	125.9	...	973.6
24	150.8	1193.6	1332.0	3913.0	237.1	...	965.6
25	237.8	1265.7	1428.4	4139.9	265.8	...	907.7
:	:	:	:	:	:	:	:
192	0.6	-137.9	-102.0	-169.2	23.6	...	-224.9

Lampiran 12f. Input Suhu (Data Testing)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	36.2	-123.6	-82.9	-254.6	12.8	...	-257.5
2	31.5	-172.8	-148.6	-283.6	9.1	...	-263.4
3	-27.2	-235.7	-232.8	-647.7	-36.9	...	-209.9
4	-112.2	-398.3	-450.5	-1862.8	-190.4	...	-159.0
5	-186.7	-550.1	1913.4	-2443.4	-263.8	...	-108.4
6	-62.7	-280.4	-292.7	-987.2	-79.8	...	-182.2
7	39.6	-52.0	13.1	4979.6	937.9	...	-244.1
8	16.6	2180.4	2427.3	4477.7	874.5	...	-236.1
9	-87.7	1916.1	-493.4	2882.9	673.0	...	-179.4
10	-183.8	-435.1	-499.7	2427.9	-243.3	...	-115.2
11	-135.3	-409.9	-466.0	-1856.2	-189.6	...	-150.8
12	-6.2	-213.7	-203.3	-719.1	-45.9	...	-228.3
13	93.4	26.2	117.7	631.0	124.7	...	-286.5
14	70.2	-49.2	16.8	170.8	66.5	...	-275.8
15	-58.1	-305.1	-325.7	-1143.8	-99.6	...	-198.9
16	-208.3	-593.6	-711.9	-2613.3	573.5	...	-101.3
17	-183.1	-529.1	-625.4	-2245.6	-238.8	...	-112.9
18	-41.7	2182.4	-137.0	-278.5	9.8	...	-186.3
19	43.2	-71.3	-12.8	5152.9	959.8	...	-244.7
20	59.6	2226.2	2488.6	4761.7	51.6	...	-252.4
21	810.2	3251.8	3513.2	7170.5	912.4	...	1012.7
22	339.1	-174.5	2416.1	4403.0	865.1	...	-237.7
23	-149.4	-468.2	-543.9	-2368.4	-254.3	...	-140.8
24	-92.1	-327.8	-356.1	-1435.1	-136.4	...	-174.5

Lampiran 12g. Input Kelembaban Tanah (Data Training)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-89.2	-488.4	-789.3	-1563.3	-113.1	...	-931.0
2	-95.4	-457.2	-830.4	-1850.8	-155.5	...	-933.1
3	-79.1	-314.1	-577.9	-1196.4	-79.0	...	-812.8
4	-89.0	-590.3	-1055.1	-1966.6	-159.3	...	-902.1
5	-38.8	-54.1	57.7	296.5	109.7	...	-467.4
6	-14.8	327.8	763.1	1631.2	243.1	...	-290.2
7	444.3	2213.6	2023.6	4876.9	828.3	...	785.2
8	88.6	2041.8	1403.5	3552.5	744.1	...	808.8
9	72.1	1497.3	914.1	2026.3	518.3	...	4170.8
10	-75.6	-657.3	-1244.4	-2095.4	-165.5	...	-713.4
11	-97.0	-702.8	-1237.8	-2270.0	-188.2	...	-955.2
12	-111.9	-706.9	-1247.6	-2410.2	-210.6	...	-1055.2
13	-69.4	-489.0	-727.9	-1374.6	-83.8	...	-697.1
14	-30.3	124.2	438.0	518.9	102.2	...	-304.8
15	-69.2	-582.5	-1092.3	-2055.6	-165.5	...	-670.2
16	-72.2	-394.7	-613.5	-1281.3	-77.1	...	-719.9
17	-23.6	-29.7	363.7	743.6	160.0	...	-288.0
18	31.9	618.9	1353.9	3352.4	656.1	...	144.8
19	66.6	1807.3	1618.7	3009.2	615.8	...	734.3
20	644.7	3542.1	4455.7	8640.2	15073.2	...	2719.0
21	14354.3	3770.3	4828.8	11476.3	1549.4	...	8221.8
22	484.0	3520.6	4045.4	10311.3	1442.8	...	4652.9
23	224.0	707.7	112.2	1205.1	130.8	...	1523.8
24	99.5	417.7	-223.3	7.3	-100.8	...	429.1
25	46.4	495.6	124.6	535.9	-42.6	...	-211.4
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-75.4	-159.9	-108.3	-60.6	58.7	...	-1263.3

Lampiran 12h. *Input Kelembaban Tanah (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-70.0	-177.5	-227.8	-4.3	45.5	...	-1217.6
2	-39.6	16.8	19.5	-233.9	49.2	...	-1096.5
3	-64.2	-231.2	-358.2	-959.9	-58.8	...	-1066.2
4	-59.6	-431.0	-771.4	-1331.1	-116.3	...	-799.2
5	42.6	-24.2	1050.1	1127.1	161.2	...	-351.4
6	128.1	753.9	1778.7	4057.8	483.0	...	69.5
7	104.2	1274.7	2118.1	4108.8	743.9	...	-486.4
8	29.9	2470.7	2617.8	4714.8	834.3	...	-458.0
9	4.3	2463.5	1864.3	5032.9	925.5	...	-341.9
10	-63.3	186.5	249.6	393.8	79.9	...	-966.3
11	-84.2	-581.6	-871.1	-1163.7	-69.1	...	-886.5
12	-85.5	-431.3	-460.2	-1366.3	-130.2	...	-937.8
13	-42.1	-41.2	315.8	264.3	111.6	...	-571.2
14	-101.7	-594.9	-1071.4	-1292.8	-102.4	...	-997.4
15	-124.3	-640.7	-1176.3	-2460.7	-205.0	...	-1165.0
16	-80.4	-618.3	-890.4	-1275.1	122.7	...	-853.1
17	-68.5	-186.9	-303.4	-95.5	90.1	...	-875.9
18	-54.6	1473.0	385.4	914.0	97.4	...	-861.1
19	22.4	1188.7	2596.7	4536.3	810.3	...	-180.9
20	33.3	2893.5	3942.7	9592.4	1292.6	...	-194.9
21	517.5	3734.1	4419.4	12017.2	1712.2	...	817.8
22	426.3	1429.7	3697.0	8011.6	1387.7	...	-153.2
23	-62.6	-341.4	-534.0	135.0	120.6	...	-886.5
24	-107.4	-570.9	-676.2	-1330.8	-68.7	...	-994.8

Lampiran 12i. *Input Indikator Iklim + lag (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	579.9	9.6	461.6	1495.6	94.3	...	-753.5
50	285.8	1046.4	-16.0	1777.6	-61.7	...	241.2
51	210.7	569.2	-456.2	1742.5	-165.9	...	-16.1
52	-202.0	-575.1	-737.9	-2844.4	-161.9	...	-1248.4
53	-151.1	-393.6	-152.6	-1501.3	139.5	...	-1175.8
54	8.9	-106.8	504.9	377.2	437.9	...	-862.5
55	75.3	187.0	1062.1	2779.3	688.3	...	-162.3
56	172.1	1794.4	641.0	1829.8	705.6	...	130.2
57	292.6	2142.3	274.9	-335.3	490.6	...	166.2
58	-133.5	917.9	-206.3	-1274.7	-83.0	...	127.5
59	-138.1	-663.7	-603.4	-2566.2	-203.0	...	-700.6
60	17.6	-615.6	-706.3	-628.1	-205.2	...	-853.2
61	246.7	-389.4	-164.3	834.1	-183.1	...	-1165.4
62	35.7	-307.6	-375.7	-1096.6	-158.1	...	-666.9
63	-47.5	-459.6	-96.3	-113.9	-120.7	...	-835.1
64	-112.5	-772.6	-999.9	-2496.1	-276.8	...	-1268.8
65	-164.0	-160.9	28.9	-402.6	94.4	...	-1035.8
66	130.2	151.2	528.6	2113.1	314.5	...	2945.8
67	182.3	717.3	1699.4	4539.9	957.2	...	121.2
68	1202.7	2596.9	27857.9	29538.7	1860.1	...	3259.1
69	14811.7	46736.3	34052.8	23321.7	13990.0	...	5455.3
70	17565.5	45206.2	15566.8	30572.2	1590.4	...	11660.5
71	2107.8	606.1	3100.0	-4152.9	822.2	...	9581.5
72	-1495.1	817.1	-659.9	-1309.6	94.6	...	5773.0
73	635.1	290.3	-792.3	1255.2	-383.1	...	712.1
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-109.1	-205.4	66.8	1052.1	107.0	...	-1689.9

Lampiran 12j. *Input Indikator Iklim + lag (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	16.3	-158.5	-50.4	590.2	83.5	...	-1026.2
2	101.5	6.1	121.1	406.1	87.3	...	-1432.3
3	-29.3	-349.3	-180.5	-731.8	-108.7	...	-1675.5
4	-178.3	-661.2	-805.6	-2573.5	-256.9	...	-1046.7
5	-165.5	-296.9	184.2	-1200.6	182.6	...	-714.4
6	59.4	663.6	1404.3	3509.5	782.1	...	-106.6
7	74.5	1250.8	1976.6	5349.5	992.6	...	445.1
8	188.2	1025.7	1813.1	5104.2	1102.5	...	-785.9
9	33.9	766.0	1306.9	3783.2	1137.1	...	-879.2
10	-335.8	-120.7	8.2	-616.6	-109.7	...	-1784.1
11	-165.6	-749.0	-927.3	-3809.7	-177.3	...	-1327.2
12	-94.5	-500.2	-346.0	-1153.5	-231.7	...	-1367.2
13	167.9	107.2	571.6	2145.4	230.9	...	-682.6
14	203.1	-466.3	-709.1	1.0	-146.8	...	-1683.4
15	-130.6	-776.7	-941.7	-2576.9	-375.4	...	-1802.9
16	-304.5	-899.0	-1190.9	-3680.4	-167.2	...	-1686.8
17	-227.0	-434.0	-628.7	-2204.1	2.7	...	-1482.1
18	-20.1	-49.4	354.1	1335.7	168.9	...	-902.0
19	285.2	1267.8	2213.6	5532.5	1116.2	...	-564.7
20	303.5	1481.0	2966.8	10188.6	2167.0	...	-550.1
21	970.4	2259.2	2411.0	10363.4	2471.6	...	916.5
22	245.1	1334.3	3127.5	8865.9	1949.7	...	-119.0
23	-182.7	-606.4	-510.6	-1838.9	70.2	...	-1380.7
24	-182.4	-665.3	-674.6	-2497.1	-158.7	...	-1594.1

Lampiran 12k. Input Curah Hujan + lag (Data Training)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	474.0	65.9	1332.7	2089.1	515.4	...	186.5
50	279.1	1195.1	821.5	4903.2	324.9	...	2064.5
51	142.0	1247.7	-65.9	823.6	-9.6	...	1629.1
52	16.4	-98.2	790.4	872.3	53.9	...	82.3
53	70.5	39.0	1428.9	1576.2	831.5	...	107.5
54	122.1	686.1	1465.0	3999.9	975.1	...	179.8
55	26.4	228.7	1298.6	3141.4	721.6	...	-224.5
56	126.0	1786.6	1866.6	4668.5	1230.7	...	253.6
57	388.6	2571.2	1504.9	2918.5	818.8	...	487.2
58	-25.6	1433.7	-517.7	-237.3	217.1	...	-825.2
59	-172.9	-674.9	-1018.4	-191.3	-15.3	...	-971.6
60	-87.6	-357.0	-212.0	-612.8	207.1	...	-987.3
61	11.1	-360.2	-1213.7	-2375.0	-314.9	...	106.9
62	42.6	-296.5	131.5	-471.4	-235.2	...	-218.1
63	-94.1	-656.2	-2006.0	-3896.8	-495.3	...	-324.0
64	-14.2	-183.3	132.9	-594.1	88.7	...	-380.8
65	-45.9	34.5	-274.5	178.0	256.6	...	-83.7
66	50.0	485.0	771.3	3530.7	403.9	...	5352.1
67	102.4	900.2	1504.7	3278.9	725.2	...	549.1
68	818.7	2507.4	28234.0	33409.0	1301.9	...	2218.2
69	14613.7	47172.9	35309.5	21089.3	15123.5	...	2080.2
70	17596.8	45919.0	14758.1	30863.3	1441.5	...	8012.1
71	1993.4	747.6	4450.3	-1275.9	960.2	...	7581.0
72	-1641.4	1578.8	822.1	1571.4	667.2	...	7692.7
73	463.1	455.5	-604.1	1876.3	-17.9	...	-205.2
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-188.1	-580.7	-104.7	-1550.6	-156.8	...	-392.0

Lampiran 12l. Input Curah Hujan + lag (Data Testing)

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-102.9	-145.9	133.3	1441.5	427.0	...	-1330.5
2	8.1	-4.1	29.0	881.3	167.3	...	-239.1
3	-27.5	-579.3	-604.6	574.8	123.5	...	32.9
4	-39.7	-567.3	222.3	-264.9	-54.4	...	-649.0
5	103.8	182.5	1203.9	1491.8	210.8	...	-308.8
6	100.4	322.3	1187.2	1732.4	388.0	...	44.5
7	-92.7	-315.6	348.7	2550.9	680.8	...	-2145.2
8	129.1	772.4	1915.7	5234.2	1005.5	...	142.9
9	159.6	960.3	1296.1	4845.0	874.1	...	353.0
10	-90.2	-437.4	299.8	4329.6	246.8	...	49.2
11	35.0	-75.3	418.4	-794.1	81.1	...	-406.5
12	-150.6	-405.1	180.7	-295.7	-134.7	...	-103.4
13	-38.2	30.4	74.7	462.3	325.1	...	-108.3
14	77.4	99.8	315.2	733.4	81.7	...	541.0
15	-72.6	-472.0	-615.7	-1317.8	-404.2	...	-48.1
16	10.3	134.5	855.0	1029.7	619.0	...	105.2
17	52.8	190.2	867.5	2107.7	392.0	...	-274.3
18	12.4	267.2	681.8	2252.5	456.9	...	-948.9
19	201.4	669.4	1477.2	5939.2	1179.6	...	513.6
20	179.5	988.3	2020.2	6159.3	716.7	...	486.1
21	777.2	2326.6	2189.3	8639.3	1111.0	...	2027.7
22	522.9	96.6	1531.4	3685.9	746.3	...	-261.0
23	8.0	-384.6	-597.1	-3055.3	-157.5	...	-356.1
24	-61.0	24.9	394.6	183.5	126.2	...	-93.7

Lampiran 12m. *Input Suhu + lag (Data Training)*

bulan	<i>grid1</i>	<i>grid2</i>	<i>grid3</i>	<i>grid4</i>	<i>grid5</i>	<i>...</i>	<i>grid55</i>
49	572.7	-119.1	1626.6	1236.7	145.1	...	-57.7
50	284.1	1209.5	453.7	3513.5	65.2	...	1301.1
51	313.7	1231.1	488.1	3813.2	105.4	...	1316.0
52	-236.4	-433.6	-366.4	-1812.9	-264.4	...	-425.5
53	-229.3	-412.4	1065.1	-1529.2	557.8	...	-449.7
54	-111.8	497.6	1230.6	2760.9	705.4	...	-345.8
55	25.7	604.7	1459.8	3888.9	855.2	...	-230.5
56	38.1	1351.3	1499.5	3846.2	1175.9	...	-188.0
57	318.6	3000.1	1833.4	2421.6	919.1	...	-319.6
58	-136.7	2237.2	1349.9	3252.1	691.2	...	-347.5
59	-22.4	-274.7	-90.1	2269.9	-108.7	...	-228.4
60	81.1	-196.8	86.9	545.9	52.3	...	-140.5
61	238.9	-121.1	232.6	1434.5	170.9	...	9.3
62	-14.1	-295.4	-101.9	-457.5	-82.8	...	-180.3
63	11.9	-281.7	-75.6	-35.6	-26.3	...	-198.4
64	-112.1	-372.6	-249.5	-1049.1	-162.1	...	-318.3
65	-151.0	-335.8	-178.8	-651.1	679.8	...	-377.8
66	77.3	680.4	138.9	4511.1	158.3	...	6213.8
67	63.6	637.7	1496.1	4219.2	907.0	...	-179.9
68	1129.5	2307.0	28442.9	34660.5	1314.3	...	1570.0
69	14851.1	47381.6	35280.6	21791.9	15274.5	...	1529.0
70	17607.8	45547.1	13981.8	30777.4	1719.3	...	7696.6
71	2169.4	1216.5	4675.6	-684.3	771.3	...	7761.5
72	-1480.7	1167.4	391.8	186.9	758.2	...	7880.7
73	868.4	1343.4	703.2	4545.2	209.4	...	1455.0
:	:	:	:	:	:	:	:
192	25.4	-233.9	11.3	301.2	18.8	...	-216.6

Lampiran 12n. *Input Suhu + lag (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	84.5	-228.3	26.6	209.0	7.5	...	-138.0
2	76.9	-256.3	-27.1	177.7	2.3	...	-123.6
3	-22.9	-292.2	-95.7	-215.1	-50.3	...	-252.9
4	-168.2	-385.0	-273.3	-1525.9	-226.0	...	-375.8
5	-295.5	-471.5	952.4	-2152.1	-309.9	...	-498.1
6	-83.7	-317.7	-69.6	-581.2	-99.4	...	-319.8
7	90.8	-187.4	104.8	4051.2	866.6	...	-170.3
8	54.3	650.8	1371.1	3853.9	807.2	...	-189.6
9	-114.2	417.8	-233.4	3023.2	584.0	...	-326.7
10	-284.9	-429.7	-313.4	4054.0	-238.7	...	-481.6
11	-207.7	-389.7	-285.9	-2785.9	-225.0	...	-395.7
12	12.6	-279.7	-71.7	-339.7	-60.6	...	-208.5
13	182.6	-142.9	190.2	1164.3	134.5	...	-67.9
14	143.1	-185.9	107.9	667.9	68.0	...	-93.7
15	-76.0	-331.8	-171.5	-750.2	-122.0	...	-279.5
16	-332.3	-496.3	-486.5	-2335.4	449.7	...	-515.4
17	-289.2	-459.5	-407.4	-1938.8	-260.9	...	-487.2
18	-47.9	573.7	-17.5	183.3	3.0	...	-310.0
19	96.9	-206.4	83.7	4238.2	900.6	...	-168.8
20	152.7	668.4	1429.6	4389.8	84.7	...	-150.2
21	977.8	2106.4	1664.8	6140.7	734.3	...	1161.4
22	216.0	-273.2	1811.6	4998.4	810.5	...	-185.7
23	-149.7	-424.8	-274.6	-1963.5	-285.4	...	-419.9
24	-193.3	-344.7	-196.3	-1445.7	-164.1	...	-338.4

Lampiran 12o. *Input Kelembaban Tanah + lag (Data Training)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
49	308.4	-263.1	189.0	-69.7	39.0	...	-682.6
50	243.9	975.8	-28.8	1561.0	-77.6	...	687.4
51	211.9	448.9	-601.6	666.4	-194.4	...	217.8
52	-45.9	-410.6	-346.7	-812.4	-97.5	...	-828.1
53	-41.0	-271.0	123.2	215.4	181.1	...	-725.0
54	-28.3	-72.3	612.2	1075.1	442.5	...	-503.1
55	-10.4	137.0	933.8	1966.3	653.3	...	-176.5
56	1.4	1614.0	567.6	1316.3	665.7	...	290.5
57	358.6	2257.9	377.4	650.6	505.9	...	570.2
58	-5.1	1079.1	-305.6	-692.9	-72.3	...	-97.2
59	-61.9	-621.2	-694.2	-2094.9	-185.0	...	-1048.1
60	-63.6	-743.9	-857.1	-1615.8	-236.2	...	-1282.4
61	-63.4	-615.1	-593.0	-1487.9	-248.0	...	-1166.6
62	-42.3	-299.9	-322.5	-892.1	-147.1	...	-685.8
63	-49.3	-428.3	-345.5	-886.2	-125.1	...	-875.8
64	-61.4	-686.4	-788.8	-1546.1	-244.8	...	-1184.7
65	-40.0	-136.6	87.2	65.2	101.8	...	-763.2
66	-42.3	6.5	411.2	643.0	262.2	...	2731.1
67	8.5	555.7	1524.9	3264.0	913.2	...	423.7
68	706.8	2128.2	27675.8	28087.0	1723.5	...	3271.7
69	14575.6	46566.4	34013.0	20154.5	13912.1	...	5259.4
70	17546.6	45047.8	15458.9	29694.3	1522.0	...	11461.2
71	1919.8	631.9	3160.2	-5105.8	850.1	...	9394.6
72	-1689.7	739.3	-586.1	-1198.0	95.8	...	5859.9
73	541.6	110.6	-1190.0	-513.1	-444.8	...	-171.0
:	:	:	:	:	:	:	:
192	-51.7	-238.7	-28.9	122.9	91.4	...	-1677.1

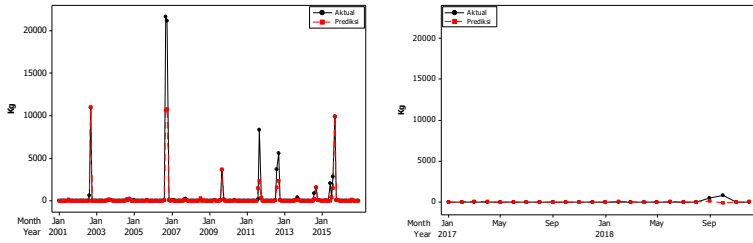
Lampiran 12p. *Input Kelembaban Tanah (Data Testing)*

bulan	grid1	grid2	grid3	grid4	grid5	...	grid55
1	-50.8	-258.2	-126.2	174.0	69.5	...	-1616.2
2	-34.4	-69.0	75.1	-34.6	75.3	...	-1455.0
3	-46.7	-310.5	-232.4	-693.8	-107.7	...	-1414.7
4	-44.7	-505.2	-568.6	-1030.9	-205.1	...	-1059.1
5	7.9	-109.0	523.1	1201.4	265.1	...	-462.9
6	52.0	648.8	1558.1	3862.7	810.1	...	97.5
7	39.7	1155.9	1783.0	4090.0	955.0	...	-642.7
8	4.2	985.5	1798.9	4797.3	1086.6	...	-604.8
9	0.9	892.0	1627.8	5390.6	1189.9	...	-450.2
10	-40.7	57.1	262.3	1568.4	-42.5	...	-1281.6
11	-57.4	-649.9	-649.8	-2433.1	-125.0	...	-1175.3
12	-58.1	-505.4	-315.4	-1118.2	-228.7	...	-1243.6
13	-35.7	-125.5	316.2	417.8	181.1	...	-755.6
14	-66.4	-664.8	-812.8	-996.1	-181.5	...	-1323.1
15	-78.1	-709.3	-898.1	-2056.7	-355.3	...	-1546.2
16	-55.4	-687.6	-665.5	-980.1	-97.3	...	-1130.9
17	-49.3	-267.4	-186.9	91.1	71.8	...	-1161.2
18	-42.2	-63.5	372.8	1007.8	157.0	...	-1141.5
19	-2.5	1059.2	2172.5	4478.2	1071.3	...	-235.9
20	32.2	1388.7	2878.0	9331.1	2168.6	...	-254.5
21	680.0	2377.3	2566.0	11492.3	2529.4	...	1426.2
22	454.4	1280.8	2985.4	8080.0	1948.7	...	-199.0
23	22.7	-417.8	-324.1	-222.9	147.8	...	-1175.3
24	-140.7	-641.4	-491.1	-1473.8	-124.4	...	-1319.6

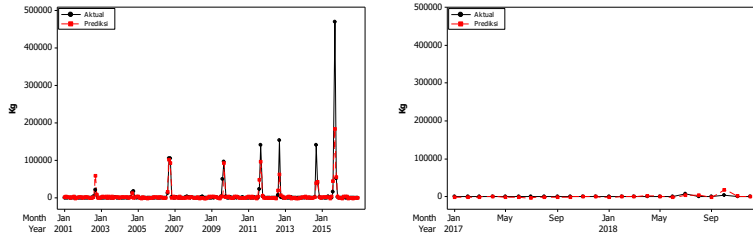
Lampiran 13. Time series plot dengan Skala sama

Lampiran 13a. SVR Semua Indikator Iklim

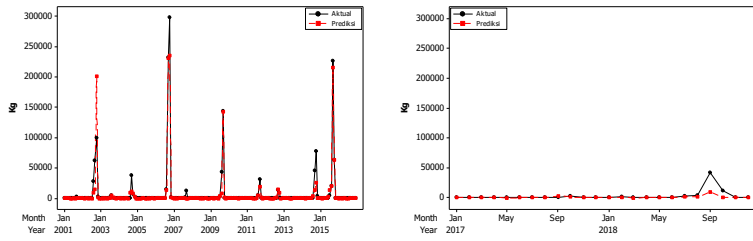
Grid 1 (terdapat negatif)



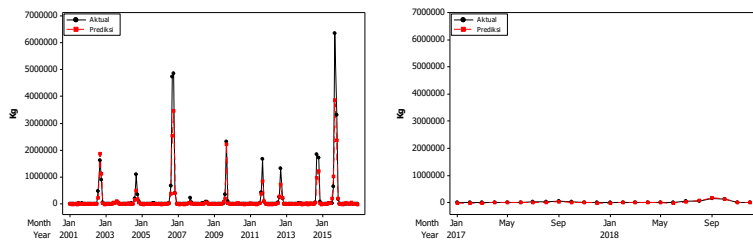
Grid 14 (terdapat negatif)



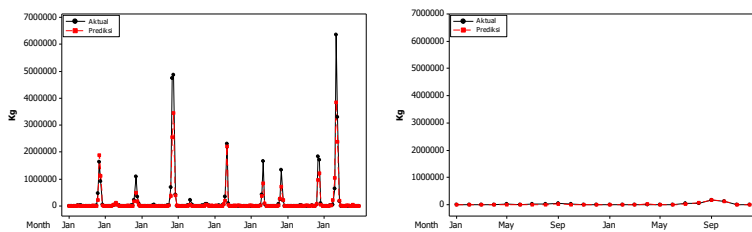
Grid 32 (terdapat negatif)



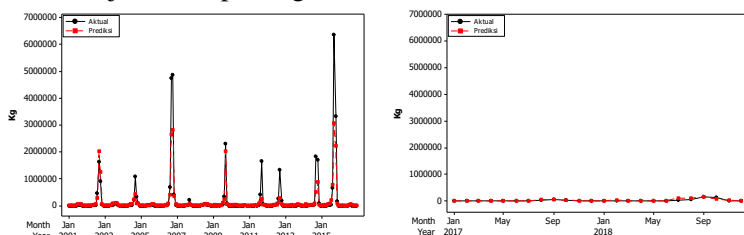
Kumulatif Semua Grid (terdapat nilai negatif)



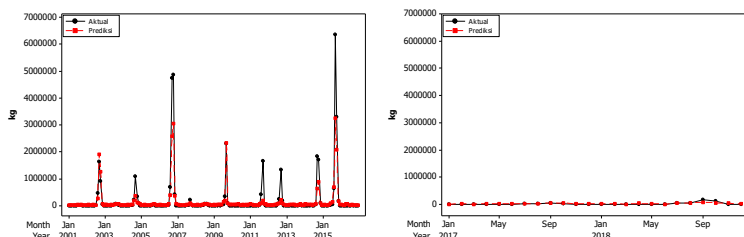
Lampiran 13a. SVR Semua Indikator Iklim (*lanjutan*) Kumulatif Semua Grid (tanpa nilai negatif)



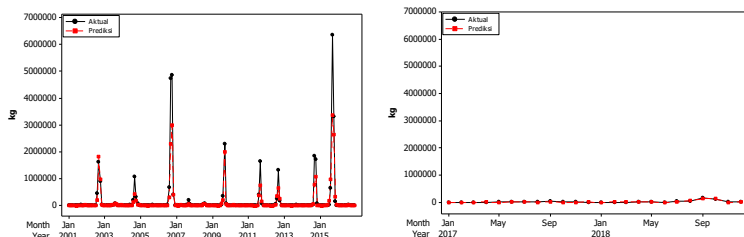
Lampiran 13b. SVR Masing-masing Indikator Iklim Curah Hujan (terdapat negatif)



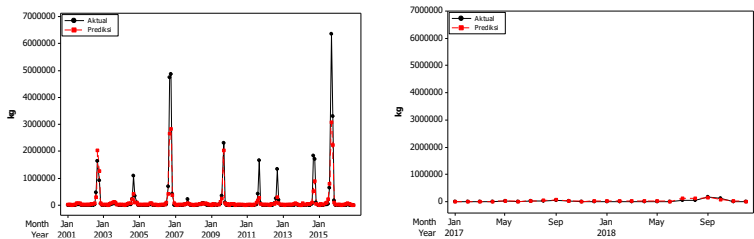
Suhu (terdapat negatif)



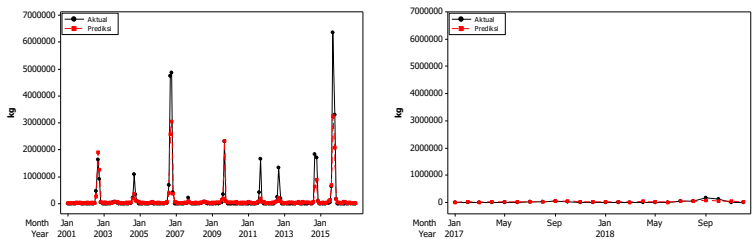
Kelembaban Tanah (terdapat negatif)



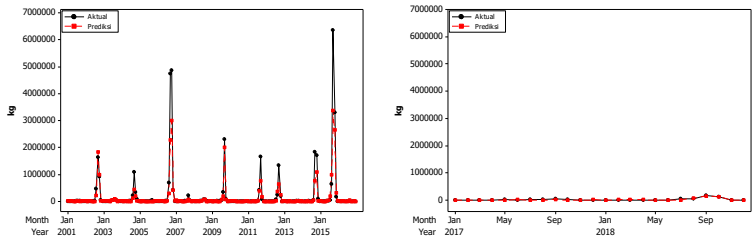
Lampiran 13b. SVR Masing-masing Indikator Iklim (*lanjutan*)
Curah Hujan (tidak terdapat negatif)



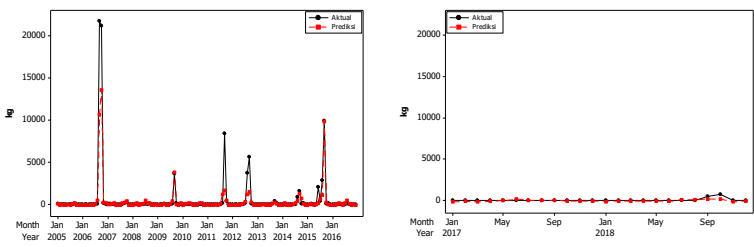
Suhu (tidak terdapat negatif)



Kelembaban Tanah (tidak terdapat negatif)

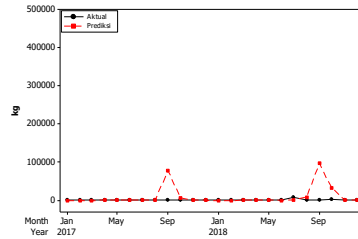
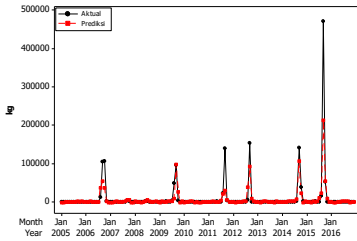


Lampiran 13c. SVR Semua Indikator Iklim + *Lag*
Grid 1 (terdapat negatif)

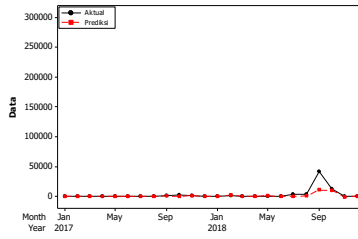
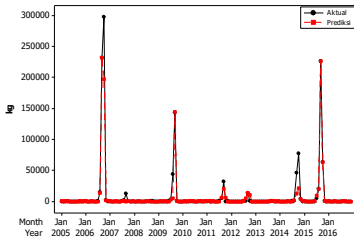


Lampiran 13c. SVR Semua Indikator Iklim + Lag (lanjutan)

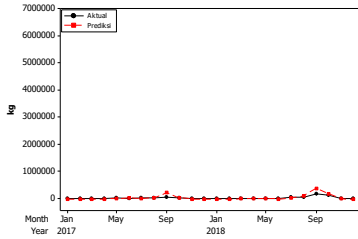
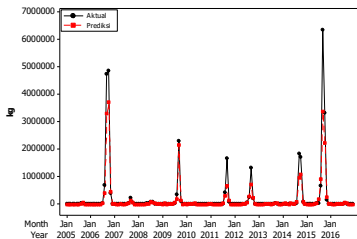
Grid 14 (terdapat negatif)



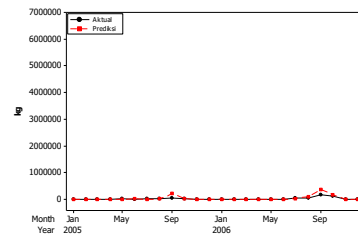
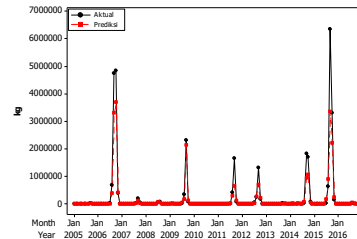
Grid 32 (terdapat negatif)



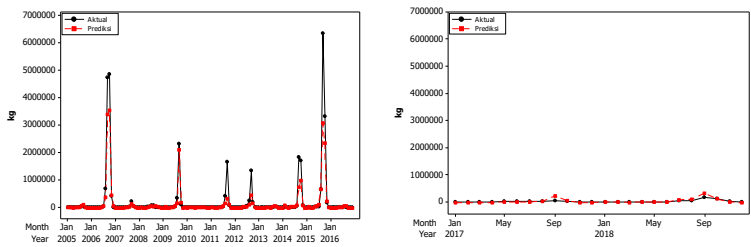
Kumulatif Semua Grid (terdapat nilai negatif)



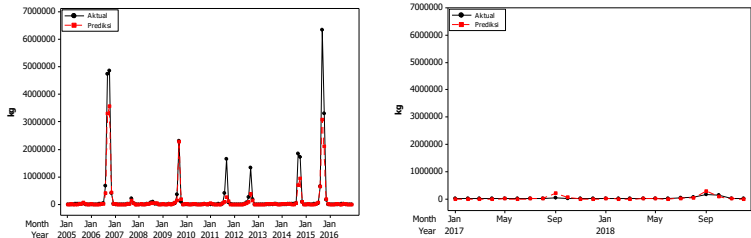
Kumulatif Semua Grid (tidak nilai negatif)



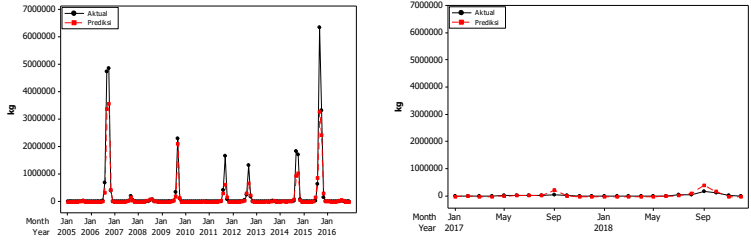
Lampiran 13d. SVR Masing-masing Indikator Iklim + *Lag*
Curah Hujan (terdapat negatif)



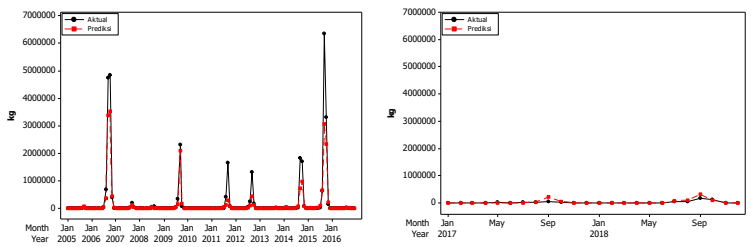
Suhu (terdapat negatif)



Kelembaban Tanah (terdapat negatif)

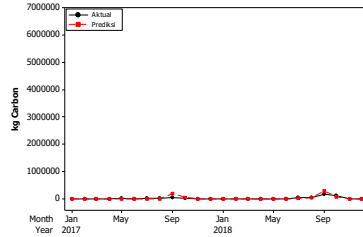
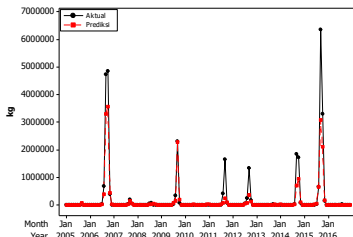


Curah Hujan (tidak terdapat negatif)

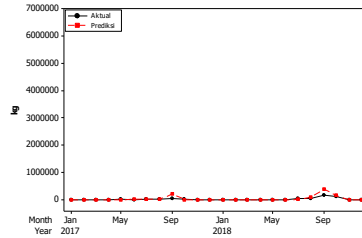
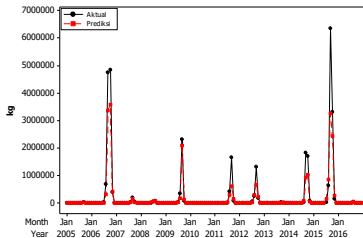


Lampiran 13d. SVR Setiap Indikator Iklim + Lag (lanjutan)

Suhu (tidak terdapat negatif)

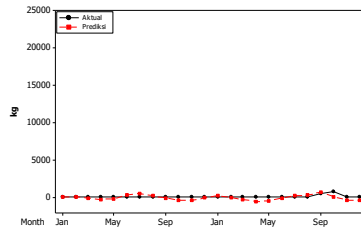
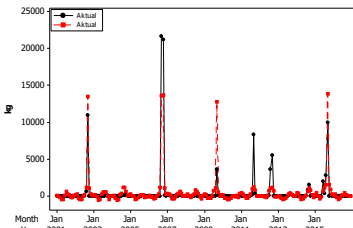


Kelembaban Tanah (tidak terdapat negatif)

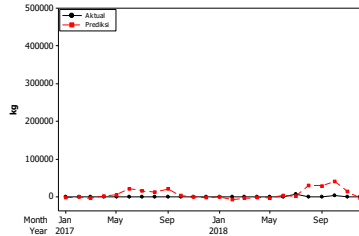
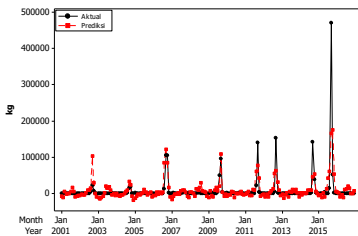


Lampiran 13e. Regresi Linier Semua Indikator Iklim

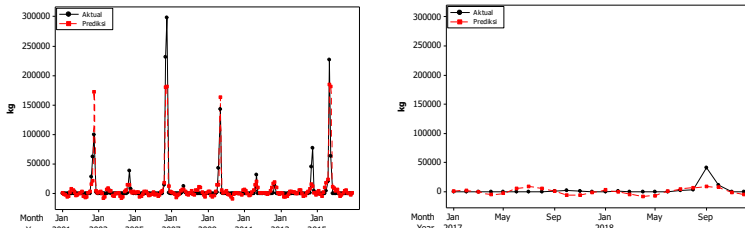
Grid 1 (terdapat negatif)



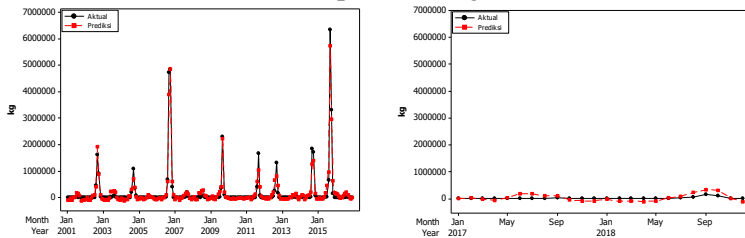
Grid 14 (terdapat negatif)



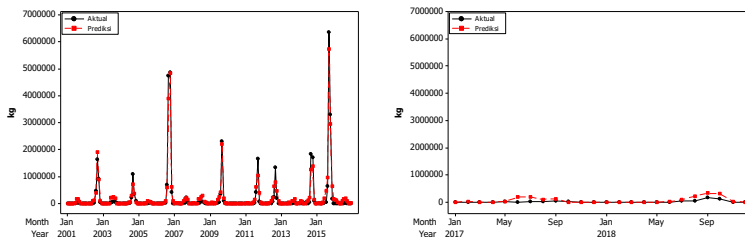
Lampiran 13e. Regresi Linier Semua Indikator Iklim (lanjutan) Grid 32 (terdapat negatif)



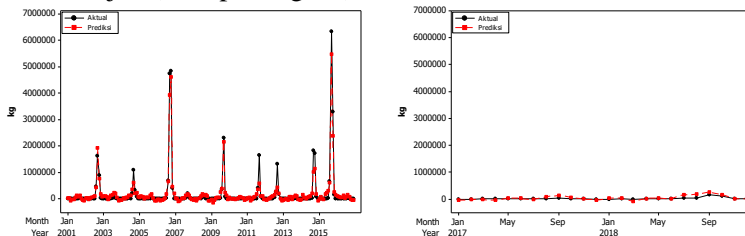
Kumulatif Semua Grid (terdapat nilai negatif)



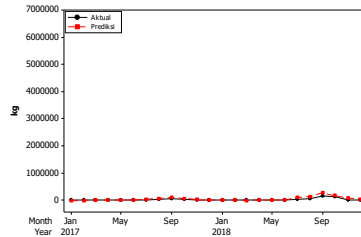
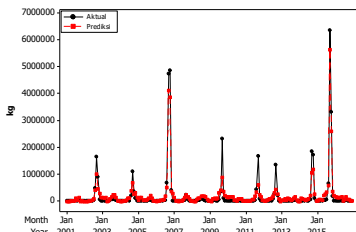
Kumulatif Semua Grid (tidak nilai negatif)



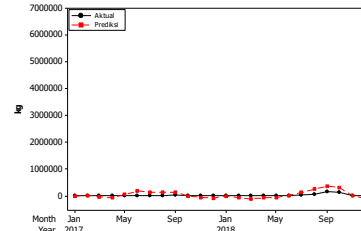
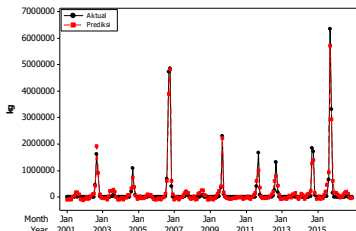
Lampiran 13f. Regresi Linier Masing-masing Indikator Iklim Curah Hujan (terdapat negatif)



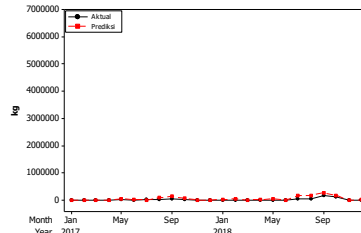
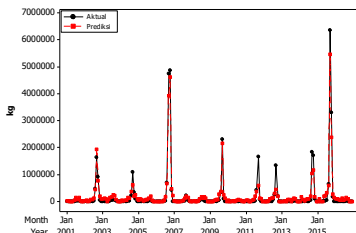
Lampiran 13f. Regresi Linier Setiap Indikator Iklim (*lanjutan*) Suhu (terdapat negatif)



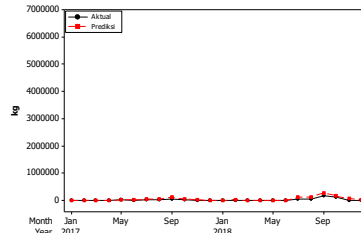
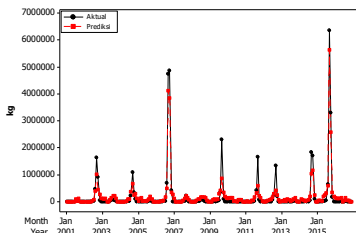
Kelembaban Tanah (terdapat negatif)



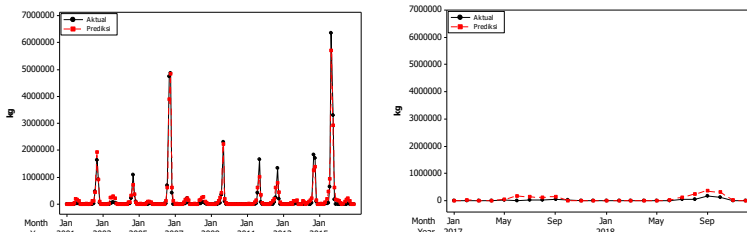
Curah Hujan (tidak terdapat negatif)



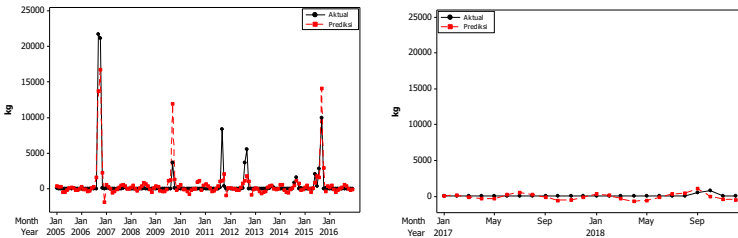
Suhu (tidak terdapat negatif)



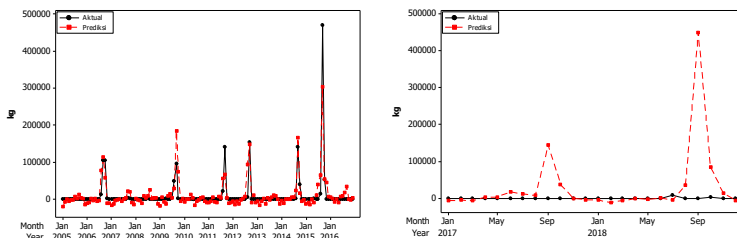
Lampiran 13f. Regresi Linier Setiap Indikator Iklim (*lanjutan*)
Kelembaban Tanah (tidak terdapat negatif)



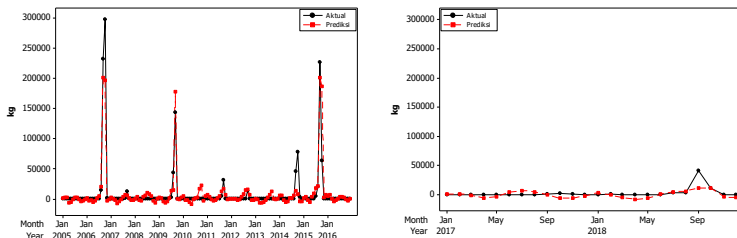
Lampiran 13g. Regresi Linier Semua Indikator Iklim + *lag*
Grid 1 (terdapat negatif)



Grid 14 (terdapat negatif)

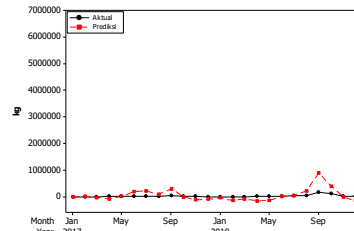
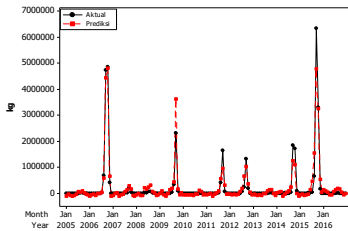


Grid 32 (terdapat negatif)

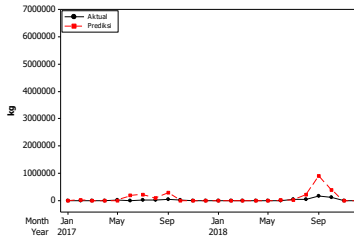
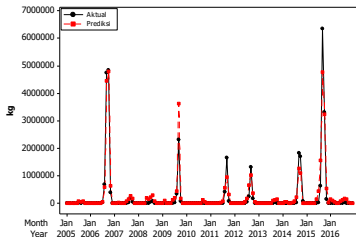


Lampiran 13g. Regresi Linier Semua Indikator Iklim + *lag* (lanjutan)

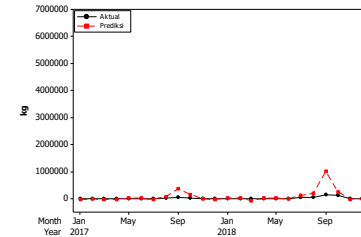
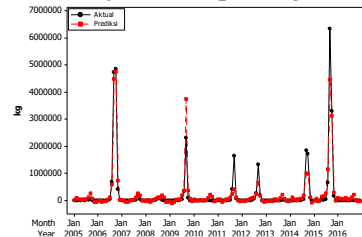
Kumulatif Semua Grid (terdapat nilai negatif)



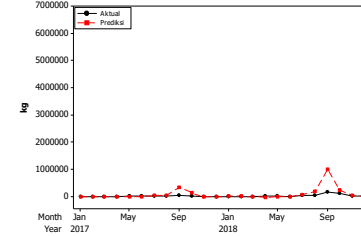
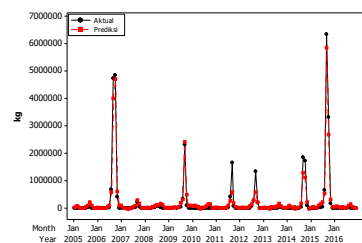
Kumulatif Semua Grid (tidak nilai negatif)



Lampiran 13h. Regresi Linier setiap Indikator Iklim + *lag* Curah Hujan (terdapat negatif)

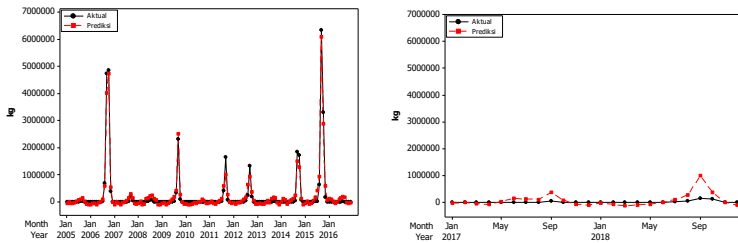


Suhu (terdapat negatif)

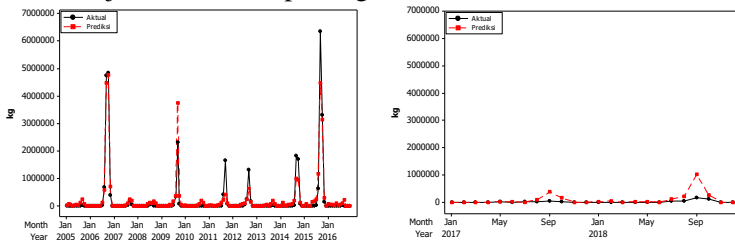


Lampiran 13h. Regresi Linier setiap Indikator Iklim + lag (lanjutan)

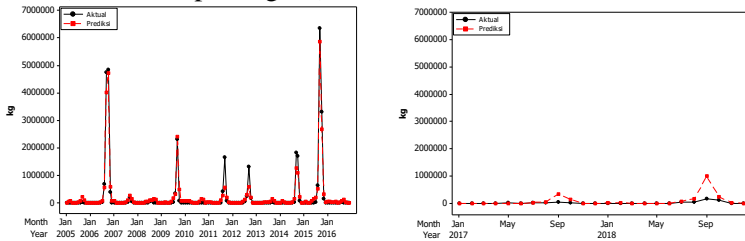
Kelembaban Tanah (terdapat negatif)



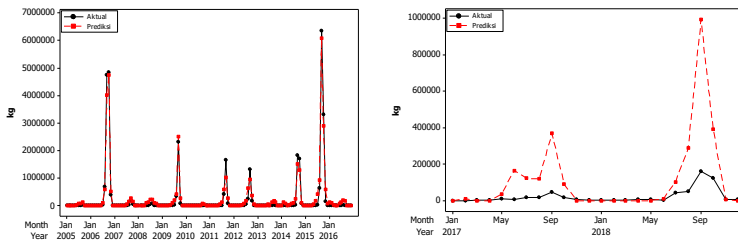
Curah Hujan (tidak terdapat negatif)



Suhu (tidak terdapat negatif)



Kelembaban Tanah (tidak terdapat negatif)



Lampiran 14. Syntax Ekstrak Data

```
#CURAH HUJAN
setwd("D:/Backup TA/curah hujan")
namafile=list.files(pattern=".nc")
library(ncdf4)
nc19980101      =      nc_open(namafile[ 1      ])
nc19980102      =      nc_open(namafile[ 2      ])
nc19980103      =      nc_open(namafile[ 3      ])
nc19980104      =      nc_open(namafile[ 4      ])
nc19980105      =      nc_open(namafile[ 5      ])
      :
nc20181230      =      nc_open(namafile[ 7669    ])
nc20181231      =      nc_open(namafile[ 7670    ])

hujan19980101=ncvar_get(nc19980101,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]
hujan19980102=ncvar_get(nc19980102,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]
hujan19980103=ncvar_get(nc19980103,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]
hujan19980104=ncvar_get(nc19980104,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]
hujan19980105=ncvar_get(nc19980105,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]
      :
hujan20181230=ncvar_get(nc20181230,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]
hujan20181231=ncvar_get(nc20181231,"HQprecipitation")[364:372,1139:1145]

hujan199801=(hujan19980101+hujan19980102+hujan19980103+...+hujan19980131)
hujan199802=(hujan19980201+hujan19980202+hujan19980203+...+hujan19980228)
      :
hujan201612=(hujan20161201+hujan20161202+hujan20161203+...+hujan20161231)

a= c(hujan199801,hujan199802,...,hujan201612)

a=as.matrix(a)
k=matrix(nrow=228, ncol=80)
for (i in 1:80)
{
  for (j in 1:228)
  {
    k[j,i]=a[i+80*(j-1),1]
  }
}
write.csv(k,"Curah Hujan.csv")

#EMISI KARBON KEBAKARAN
setwd("D:/Backup TA/emisi")
namafile=list.files(pattern=".nc")
library(ncdf4)
nc=nc_open(namafile[1])
oki199749=ncvar_get(nc,"C")[364:372,1139:1145,49]
```

Lampiran 14. Syntax Ekstrak Data (*lanjutan*)

```

oki199750=ncvar_get(nc,"C")[364:372,1139:1145,50]
      :
oki1997240=ncvar_get(nc,"C")[364:372,1139:1145,240]
a= c(oki199749, oki199750,..., oki1997240)
a=as.matrix(a)
k=matrix(nrow=192, ncol=63)
for (i in 1:63)
{for (j in 1:192)
  {k[j,i]=a[i+63*(j-1),1]}}
write.csv(k,"Emisi Kebakaran.csv")
namafile=list.files(pattern=".hdf5$")
library(h5)
data2017=h5file(namafile[1])
data2018=h5file(namafile[2])
oki201701=as.data.frame(readDataSet(data2017["emissions/01/C"])[364:372,1139:1145])
oki201701=as.data.frame(readDataSet(data2017["emissions/02/C"])[364:372,1139:1145])
      :
oki201812=as.data.frame(readDataSet(data2018["emissions/12/C"])[364:372,1139:1145])
b= c(oki201701, oki201702,..., oki201812)
b=as.matrix(b)
k=matrix(nrow=24, ncol=63)
for (i in 1:63)
{for (j in 1:24)
  {k[j,i]=b[i+63*(j-1),1]}}
write.csv(k,"Emisi Kebakaran 2017-2018.csv")

#SUHU
namafile=list.files(pattern=".nc4$")
library(ncdf4)
nc1=nc_open(namafile[1])
nc2=nc_open(namafile[2])
      :
nc216=nc_open(namafile[216])
temp1=ncvar_get(nc1,"Tair_f_inst")[1138:1144,231:223]
temp2=ncvar_get(nc2,"Tair_f_inst")[1138:1144,231:223]
      :
temp216=ncvar_get(nc216,"Tair_f_inst")[1138:1144,231:223]
temp1=t(temp1)
temp2=t(temp2)
      :

```

Lampiran 14. Syntax Ekstrak Data (lanjutan)

```

temp216=t(temp216)
temp = c (temp1,temp2, temp3,..., temp216)
temp=as.matrix(temp)
k=matrix(nrow=216, ncol=63)
for (i in 1:63)
{
  for (j in 1:216)
  {
    k[j,i]=temp[i+63*(j-1),1]}
  }
write.csv(k,"temperatur.csv")

#KELEMBABAN TANAH
setwd("D:/Backup TA/data/suhu dan kelembaban")
namafile=list.files(pattern=".nc4$")
library(ncdf4)
nc1=nc_open(namafile[1])
nc2=nc_open(namafile[2])
      ⋮
nc216=nc_open(namafile[216])

temp1=ncvar_get(nc1," SoilMoi0_10cm_inst")[1138:1144,231:223]
temp2=ncvar_get(nc2," SoilMoi0_10cm_inst")[1138:1144,231:223]
      ⋮
temp216=ncvar_get(nc216," SoilMoi0_10cm_inst")[1138:1144,231:223]

temp1=t(temp1)
temp2=t(temp2)
      ⋮
temp216=t(temp216)
temp = c (temp1,temp2, temp3,..., temp216)
temp=as.matrix(temp)
k=matrix(nrow=216, ncol=63)
for (i in 1:63)
{
  for (j in 1:216)
  {
    k[j,i]=temp[i+63*(j-1),1] }
  }
write.csv(k,"temperatur.csv")

```

Lampiran 15. Syntax Uji Linieritas RESET Tes

```
library(lmtest)
library(het.test)

y=statdes$Emisi
x1=statdes$CH
x2=statdes$Suhu
x3=statdes$KT
x=c(x1,x2,x3)
resettest(y~x1, power = 2:3)
resettest(y~x2, power = 2:3)
resettest(y~x3, power = 2:3)
resettest(y~x, power = 2:3)
```

Lampiran 16. Syntax SVR

```
setwd("D:/Backup TA/Taku/OLAH DATA/standardize/tanpa lag")
list.filesnames=list.files(pattern=".xlsx$")
for (m in 1:length(list.filesnames))
{
  setwd("D:/Backup TA/Taku/OLAH DATA/standardize/tanpa lag")
  library(readxl)
  data1 = read_excel(list.filesnames[m])
  Emisi = data1$Emisi
  rata=mean(Emisi)
  stdev=sd(Emisi)
  data = data1[,-1]
  library(e1071)
  library(tseries)
  attach(data)
  train=data[1:192,]
  test=data[-c(1:192),]
  set.seed(12345)
  tuneResult=tune(svm, Emisi1 ~.,data=train,kernel="radial",ranges = list(epsilon =
seq(0.01,0.1,0.01), cost =seq(0.5,5,0.5),gamma=seq(0,0.1,0.01)))
  tunedmodel=tuneResult$best.model;tunedmodel
  forecast.in=predict(tunedmodel,train)
  forecast.out=predict(tunedmodel,test)
  training=((Emisi[1:192]))
  testing=((Emisi[-c(1:192)]))
  forein = forecast.in*stdev+rata
  foreout = forecast.out*stdev+rata
  a=cbind(forein,training)
  b=cbind(foreout,testing)
  filenames=substr(list.filesnames[m],1,6)
  filenames1=paste(filenames,"in.csv",sep="")
  filenames2=paste(filenames,"out.csv",sep="")
  setwd("D:/Backup TA/Taku/OLAH DATA/standardize/tanpa lag/SVR/hasil/new")
  write.csv(a,filenames1)
  write.csv(b,filenames2)}
```

Lampiran 17. Syntax Regresi Linier

```

setwd("D:/Backup TA/TAKU/OLAH DATA/standardize/tanpa lag")
list.files=list.files(pattern=".xlsx$")
for (m in 1:length(list.files))
{
  library(readxl)
  data1 = read_excel(list.files[m])
  Emisi = data1$Emisi
  rata=mean(Emisi)
  stdev=sd(Emisi)
  data = data1[,-1]
  library(e1071)
  library(tseries)
  attach(data)
  train=data[1:192,]
  test=data[-c(1:192),]
  regress=lm(Emisi~.,data = train)
  forecast.in=predict(regress,train[,-1])
  forecast.out=predict(regress,test[,-1])

  training=((Emisi[1:192]))
  testing=((Emisi[-c(1:192)]))

  forein = forecast.in*stdev+rata
  foreout = forecast.out*stdev+rata

  a=cbind(forein,training)
  b=cbind(foreout,testing)
  filenames=substr(list.files[m],1,6)
  filenames1=paste(filenames,"in.csv",sep="")
  filenames2=paste(filenames,"out.csv",sep="")
  write.csv(a,filenames1)
  write.csv(b,filenames2)
}

```

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FMKSD ITS,

Nama : Niam Zuhdi Yulianto

NRP : 062116 4000 0061

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari ~~penelitian / buku / Tugas Akhir / Thesis / Publikasi / lainnya~~ yaitu :

Sumber : Data dari website

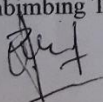
1. <https://search.earthdata.nasa.gov>
2. <https://www.esrl.noaa.gov/psd/enso/mei/>
3. <https://www.globalfiredata.org/>

Keterangan:

1. Data satelit atau remote sensing data *Tropical Rainfall Measure Mission* (TRMM), *Global Land Data Assimilation System* (GLDAS) periode Januari 2001 sampai Desember 2018.
2. Data *Multivariate ENSO Index* (MEI) periode Januari 2001 sampai Desember 2018
3. Data Global Fire Emissions Database periode Januari 2001 sampai Desember 2018

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir



Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D.
NIP. 19820326 200312 1 004

Surabaya, 6 Januari 2020



Niam Zuhdi Yulianto
NRP. 062116 4000 0061

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Mojokerto, 4 Juli 1998 dengan nama lengkap Niam Zuhdi Yuliarto, biasa dipanggil Niam. Penulis menempuh pendidikan formal di SDN 1 Kedunganyar, SMPN 2 Wringinanom, dan SMAN 1 Kota Mojokerto. Kemudian penulis diterima sebagai mahasiswa Departemen Statistika ITS pada tahun 2016.

Selama masa perkuliahan, penulis aktif di Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa (PSDM) Himpunan Mahasiswa Statistika ITS (HIMASTA-ITS) dan BEM FMKSD ITS sebagai staff operasional periode 2017-2018 serta PLT ketua Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa BEM FMKSD ITS periode 2018. Bukan hanya organisasi saja, penulis juga aktif dalam mengikuti kepanitiaan dalam menyelenggarakan kegiatan di tingkat jurusan, ITS, nasional, dan Asia Tenggara. Diantaranya menjadi Koordinator Bidang pada *big event* Statistika ITS yang biasa dikenal dengan Pekan Raya Statistika (PRS) pada tahun 2017. Selain itu selama menjalani masa perkuliahan penulis berkesempatan dalam menjalani program magang di Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Pusat Jakarta, mengikuti kegiatan survei dan membantu beberapa client dalam hal analisis data sebagai pengaplikasian ilmu statistika. Bagi pembaca yang ingin berdiskusi, memberikan saran, dan kritik mengenai Tugas Akhir ini dapat disampaikan melalui nomor 085852161641 atau melalui email niamzuhdiyuliarto@gmail.com.