



TUGAS AKHIR - SS 091324

PREDIKSI SUHU MAKSIMUM, SUHU MINIMUM, DAN KELEMBAPAN RATA-RATA RELATIF DALAM JANGKA PENDEK DENGAN *MULTIVARIATE REGRESSION* MELALUI PRA-PEMROSESAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS*

Rizky Kusumawardani
NRP 1310 100 036

Dosen Pembimbing
Dr. Sutikno, S.Si, M.Si

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2014



TUGAS AKHIR - SS 091324

PREDIKSI SUHU MAKSIMUM, SUHU MINIMUM, DAN KELEMBAPAN RATA-RATA RELATIF DALAM JANGKA PENDEK DENGAN *MULTIVARIATE REGRESSION* MELALUI PRA-PEMROSESAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS*

Rizky Kusumawardani
NRP 1310 100 036

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

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2014



FINAL PROJECT - SS 091324

**PREDICTION OF MAXIMUM TEMPERATURE,
MINIMUM TEMPERATURE, AND AVERAGE
RELATIVE HUMIDITY IN THE SHORT TERM WITH
MULTIVARIATE REGRESSION THROUGH PRE-
PROCESSING PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS**

Rizky Kusumawardani
NRP 1310 100 036

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

DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty Of Mathematics And Science
Sepuluh Nopember Institute Of Technology
Surabaya 2014

KATA PENGANTAR

Puji Syukur Kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penyusunan buku Tugas Akhir yang berjudul “ **Prediksi Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif dalam Jangka Pendek dengan *Multivariate Regression* Melalui Pra-Pemrosesan *Principal Component Analysis*** ” dapat diselesaikan dengan baik.

Buku Tugas Akhir ini diharapkan dapat memberikan manfaat yang sebanyak-banyaknya kepada penulis pada khususnya dan kepada pembaca pada umumnya. Penyusunan buku Tugas Akhir ini tidak akan berjalan dengan lancar tanpa bantuan dan dukungan dari beberapa pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan kali ini penulis ingin mengucapkan terimakasih banyak kepada:

1. Kedua orang tua penulis, Bapak Kuswanto dan Ibu Endang Setiarti, serta saudara-saudara penulis Mbak Feni, Dessy, dan Bhakti yang selalu mendoakan, memberi dukungan, motivasi, serta nasehat untuk selalu optimis dan berjuang.
2. Bapak Dr. Sutikno, S.Si,M.Si selaku dosen pembimbing yang telah memberikan banyak ilmu, saran, semangat, dan waktu untuk membimbing penulis.
3. Ibu Ir. Mutiah Salamah, M.Kes dan Ibu Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
4. Dr. Muhammad Mashuri, M.T selaku Ketua Jurusan Statistika ITS .
5. Ibu Lucia Aridinanti, M.T selaku Ketua Program Studi S1 Jurusan Statistika ITS.
6. Bapak Brodjol Sutijo Suprih Ulama selaku dosen wali penulis yang telah mempherikan saran dan bimbingan selama penulis menempuh pendidikan di Jurusan Statistika ITS.

7. Seluruh Bapak dan Ibu dosen Jurusan Statistika ITS yang telah membimbing dan memberikan banyak ilmu selama penulis menempuh pendidikan di Jurusan Statistika ITS, serta seluruh karyawan Jurusan Statistika ITS yang telah mendukung terlaksanakannya Tugas Akhir ini.
8. M. Ali Fathoni yang telah menjadi *spiritbooster* bagi penulis selama pengerjaan Tugas Akhir ini. Terimakasih atas saran, nasehat, dan semangatnya.
9. Merly, Novri, Rosna, Hani, Iin, Rika, Ulya terimakasih atas semangat, motivasi, ilmu, dan kebersamaan saat perkuliahan.
10. Teman-teman seperjuangan Lala, Ida, Iis, dan Umi yang senantiasa bersama-sama saat pembimbingan. Terimakasih atas bantuan dan dukungannya selama ini.
11. Teman-teman seangkatan Statistika ITS 2010.
12. Teman-teman seperjuangan di Pondok Ayu.
13. Seluruh keluarga besar HIMASTA-ITS.
14. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga Allah S.W.T selalu memberikan perlindungan, rahmat dan nikmat-Nya bagi kita semua. Amin.

Surabaya, Juli 2014

Penulis

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI SUHU MAKSIMUM, SUHU MINIMUM, DAN KELEMBAPAN RATA-RATA RELATIF DALAM JANGKA PENDEK DENGAN *MULTIVARIATE REGRESSION* MELALUI PRA-PEMROSESAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada

Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

RIZKY KUSUMAWARDANI
NRP 1310 100 036

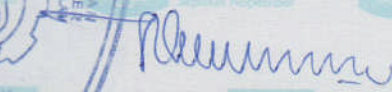
Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

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



Mengetahui
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS




Dr. Muhammad Mashuri, MT
NIP. 19620408 198701 1 001

SURABAYA, JULI 2014

Prediksi Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif dalam Jangka Pendek dengan *Multivariate Regression* melalui Pra-Pemrosesan *Principal Component Analysis*

Nama : Rizky Kusumawardani
NRP : 1310100036
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Pembimbing : Dr.Sutikno,S.Si,M.Si

ABSTRAK

Dalam upaya meminimalkan dampak bencana akibat cuaca/iklim, maka informasi prakiraan suhu dan kelembapan yang cepat dan tepat sangatlah penting, mengingat suhu dan kelembapan tidak pernah lepas dari kehidupan manusia. Salah satu lembaga pemerintahan non departemen yang menangani masalah prakiraan suhu dan kelembapan adalah Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG). Sebelum tahun 2004 BMKG lebih mengandalkan seorang prakirawan untuk memprakirakan suhu dan kelembapan, sehingga hasilnya masih bersifat subyektif. Mulai tahun 2004 BMKG mulai mengembangkan metode baru dengan memanfaatkan luaran Numerical Weather Prediction (NWP). NWP akan bias bila digunakan pada daerah yang memiliki topografi dengan vegetasi yang dominan, sehingga diperlukan suatu post-proccesing dengan menggunakan Model Output Statistics (MOS). MOS merupakan suatu metode berbasis analisis regresi dengan variabel respon observasi unsur cuaca di permukaan dan variabel prediktor adalah unsur cuaca NWP. Penelitian ini menganalisis data suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan rata-rata relatif sehingga digunakan metode regresi multivariat untuk post-processingnya. Jumlah variabel prediktor yang digunakan ada sebanyak 18, sebelum dimodelkan variabel ini direduksi terlebih dahulu menggunakan Principal Componen Analysis (PCA) berdasarkan grid dan variabel. Komponen utama yang dihasilkan dari proses reduksi dimensi grid sebagian besar ada sebanyak satu untuk setiap variabel, sedangkan untuk reduksi variabel sebagian besar ada sebanyak 7 untuk setiap stasiun pengamatan. Hasil yang didapatkan setelah pemodelan dengan regresi multivariat adalah residual yang dihasilkan masih belum identik dan independen, namun metode regresi multivariat mampu memperbaiki model NWP sebesar 89,22%. Jadi dapat dikatakan pemodelan MOS melalui regresi multivariat lebih akurat dibandingkan NWP untuk menduga suhu dan kelembapan hasil observasi.

Kata Kunci : *Model Output Statistics, Numerical Weather Prediction, PCA, regresi multivariat.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

***Prediction of Maximum Temperature, Minimum Temperature,
and Average Relative Humidity in The Short Term With
Multivariate Regression Through Pre-Processing Principal
Component Analysis***

Name : Rizky Kusumawardani
NRP : 1310100036
Departement : Statistika FMIPA-ITS
Supervisor : Dr.Sutikno,S.Si,M.Si

ABSTRACT

In an effort to minimize the impact of disaster due to the weather/climate, forecasting information temperature and humidity quickly and accurately are important, considering temperature and humidity never loses of human life. One of the non departemen government istitutions that handles forecasts of temperature and humidity is the Badan Meteorologi Klimatologi and Geofisika (BMKG). Prior to 2004 BMKG only rely on a forcaster to prediction temperature and humidity, so the results was subjective. Starting in 2004 BMKG began developing new methods by using Numerical Weather Prediction (NWP). NWP will be bias when used in area which have topography with the dominant vegetation, so it needed a post-processing using Model Output Statistics (MOS). MOS is a method based regression. This research analyzed maximum temperature, minimum temperature, and average relative humidity so it need multivariate regression as the post-processing. The number of predictor variable that used as many as 18, before modeled this variable are reduced by Principal Comenent Analysis (PCA) based on grid and variable.The principal component resulting from a reduction process based on grid mostly there were one for each variable,while reduction process based on variabel resulted mostlt 7 for each location. The result of regression multivariate is the residual still not identic and independent, but this method can repairing NWP model of 89,22%. So be considered that MOS through multivariate regression more accurate than NWP for prediction temperature and humidity of observation results.

Key Word : *(Model Output Statistics) MOS, (Numerical Weather Prediction) NWP,(Principal Component Analysis) PCA, multivariate regression.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Principal Component Analysis</i> (PCA)	7
2.2 Regresi Linier Multivariat	9
2.2.1 Hubungan Variabel Respon dan Prediktor	10
2.2.2 Pengujian Kebebasan Antar Variabel Respon	11
2.2.3 Pendeteksian Multikolinieritas	11
2.2.4 Pengujian Asumsi Residual Identik.....	13
2.2.5 Pendeteksian Asumsi Residual Independen	14
2.2.6 Pendeteksian Asumsi Residual Berdistribusi Normal Multivariat	14
2.3 Validasi Model	15
2.4 Ukuran Pengkoreksian Bias	16
2.5 Suhu Udara Permukaan.....	16

2.6 Kelembapan Udara Relatif Permukaan (RH).....	17
2.7 <i>Numerical Weather Prediction</i> (NWP).....	17
2.8 <i>Model Output Statistics</i> (MOS).....	18
2.9 Penelitian Sebelumnya	18
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	
3.1 Sumber Data.....	21
3.2 Variabel Penelitian	21
3.2.1 Variabel Respon	21
3.2.2 Variabel Prediktor.....	22
3.3 Struktur Data	25
3.4 Metode Analisis Data.....	25
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	
4.1 Pra-Pemrosesan Data	29
4.2 Penyusunan <i>Model Output Statistics</i> (MOS).....	33
4.2.1 Pola Hubungan Variabel Respon dan Prediktor ...	33
4.2.2 Pengujian Dependensi Variabel Respon.....	34
4.2.3 Hubungan Antara Variabel Respon dan Prediktor	34
4.2.4 Analisis Regresi Multivariat	35
4.2.5 Pemodelan MOS di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko	42
4.3 Perbandingan Hasil Prediksi MOS dan NWP Terhadap Hasil Observasi	44
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran.....	47
DAFTAR PUSTAKA	49
LAMPIRAN	53

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Kriteria Nilai RMSEP untuk Suhu dan Kelembapan.....	16
Tabel 3.1 Variabel Prediktor yang Berasal dari Data NWP	25
Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian.....	25
Tabel 4.1 <i>Eigenvalue</i> dan Nilai Varians Kumulatif Variabel Dpsdt dan Mixr Level 1di Stasiun Kemayoran Berdasarkan Reduksi Dimensi Grid... 29	29
Tabel 4.2 <i>Eigenvalue</i> , Nilai Varians Kumulatif , dan Jumlah Komponen Utama Variabel NWP di Stasiun Kemayoran Hasil Reduksi Dimensi Grid.....	30
Tabel 4.3 <i>Eigenvalue</i> dan Nilai Varians Kumulatif Variabel NWP untuk Setiap Komponen Utama yang Terpilih di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko Hasil Reduksi Dimensi Variabel	32
Tabel 4.4 Nilai <i>Chi-Square</i> Pengujian <i>Barlett's Sphercity</i> Di Stasiun Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko	34
Tabel 4.5 Nilai η_{Λ}^2 di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung Tangerang, dan Citeko.....	35
Tabel 4.6 Nilai VIF di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	35
Tabel 4.7 Estimasi Parameter Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok betung, Tangerang, dan Citeko.....	36

Tabel 4.8	Nilai <i>R-Square</i> Model Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	37
Tabel 4.9	Nilai d_i^2 Pendeteksian Residual Berdistribusi Normal Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko	38
Tabel 4.10	Nilai <i>Box's M</i> untuk Pengujian Residual Identik di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	38
Tabel 4.11	Nilai Koefisien Autokorelasi untuk Variabel Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif untuk Pendeteksian Residual Independen di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko	39
Tabel 4.12	Jumlah Data <i>In Sample</i> Setelah Deteksi <i>Outlier</i> di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, dan Tangerang	40
Tabel 4.13	Perbandingan Nilai RMSEP Variabel Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif Berdasarkan Tahapan Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	41
Tabel 4.14	Model Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran	43
Tabel 4.15	Nilai RMSEP MOS, RMSEP NWP, dan %IM Variabel Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Kemayoran, Pondok betung, Tangerang, dan Citeko	46

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Plot Antara <i>Eigenvalue</i> dengan Komponen Utama.....	9
Gambar 2.2 Jenis-Jenis Multikolinieritas.....	12
Gambar 3.1 Lokasi Stasiun Pengamatan.....	21
Gambar 3.2 Kondisi Lapisan Bumi Tempat Pengukuran Variabel NWP	23
Gambar 3.3 <i>Flowchart</i> Langkah Analisis	27
Gambar 4.1 Pola Hubungan PC_1, PC_2, \dots, PC_7 dengan Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Kemayoran	33
Gambar 4.2 Perbandingan Hasil Prediksi MOS, NWP, dan Data Observasi (a) Suhu Maksimum, (b) Suhu Minimum, (c) Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Citeko.....	45

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam upaya meminimalkan dampak bencana akibat cuaca/iklim maka informasi prakiraan cuaca/iklim yang cepat dan tepat sangatlah penting. Suhu dan kelembapan merupakan unsur cuaca sebagai pembentuk dan pertumbuhan awan berkaitan dengan kejadian hujan, yang tidak dapat dipisahkan dari kehidupan manusia (Swarinoto & Sugiyono, 2011). Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang dapat digunakan untuk memprakirakan suhu dan kelembapan dengan tepat dan cepat, terutama dalam jangka pendek, karena periode waktu perubahannya relatif singkat.

Salah satu lembaga pemerintahan non departemen yang menangani masalah prakiraan suhu dan kelembapan adalah Badan Meteorologi Klimtologi dan Geofisika (BMKG). Sejak tahun 2004, BMKG telah mengembangkan suatu metode prakiraan suhu dan kelembapan yang bersifat kuantitatif dengan memanfaatkan data *output Numerical Weather Prediction* (NWP). NWP merupakan metode pendugaan cuaca secara kuantitatif yang diolah menggunakan komputer untuk membentuk model persamaan yang dapat merepresentasikan keadaan atmosfer berdasarkan sifat fisika yang selalu berubah-ubah. Data kondisi atmosfer tersebut diukur dari berbagai grid dan level. Salah satu jenis model NWP adalah *Conformal Cubic Atmospheric Model* (CCAM) yang saat ini digunakan oleh BMKG untuk mengembangkan metode prakiraan cuaca secara kuantitatif. Sebelum tahun 2004, BMKG menggunakan metode observasi langsung terhadap dinamika atmosfer melalui bantuan berbagai alat dan diprakirakan oleh prakirawan cuaca. Keakuratan prakiraan cuaca lebih didominasi oleh kemampuan subyektifitas seorang prakirawan.

Penggunaan NWP telah memberikan hasil yang lebih akurat dan lebih obyektif. Berbagai negara di lintang tinggi telah

memanfaatkan NWP dalam memprakirakan cuaca, salah satunya adalah Negara Denmark. Penelitian yang dilakukan oleh Bremen (2007) di Negara Denmark memberikan hasil bahwa penggunaan lebih dari satu model NWP akan menurunkan 1% nilai (*Root Mean Square Error*) RMSE daripada menggunakan satu model NWP. Namun demikian pemanfaatan NWP masih membutuhkan *post processing*, karena metode ini akan bias bila digunakan pada daerah yang memiliki topografi dengan vegetasi yang dominan. Artinya, model NWP yang didapatkan tidak dapat memprediksikan data observasi cuaca permukaan secara tepat. Oleh karena itu, agar pemanfaatan data *output* NWP dapat optimal, maka harus dilakukan *post-processing* untuk mengurangi bias pada model NWP. *Post-processing* adalah pemodelan yang dilakukan setelah didapatkan data *output* NWP baru, yaitu data yang sudah melalui pra-pemrosesan. Metode yang biasanya digunakan untuk mengolah data hasil pra-pemrosesan adalah *Model Output Statistics* (MOS). MOS merupakan suatu metode berbasis analisis regresi dengan variabel respon observasi unsur cuaca di permukaan dan variabel prediktor adalah unsur cuaca NWP. Pengkoreksian MOS terhadap model NWP dapat diukur dengan *Percentage Improval* atau %IM.

Terdapat empat permasalahan utama dalam penggunaan metode MOS yaitu: penentuan variabel prediktor, penentuan grid pengamatan, penentuan metode statistika yang sesuai, dan penanganan masalah dependensi. Permasalahan penentuan grid dan variabel prediktor diabaikan pada penelitian ini, karena sudah ada penelitian sebelumnya yang mendahului yaitu: Sari (2013) & Safitri (2012) yang telah menggunakan 18 variabel NWP dan Maini & Kumar (2004) dalam Arfianto (2006) yang menyatakan bahwa kombinasi linier terbaik antara variabel respon dan variabel prediktor terletak pada 9 grid di sekitar stasiun pengamatan.

Penelitian tentang penanganan permasalahan dependensi antar grid dan antar variabel sudah ada yang mendahului yaitu: Ayuni (2013) yang menyatakan bahwa reduksi dimensi data NWP

dengan *Principal Component Analysis* (PCA) menghasilkan nilai *Root Mean Square of Prediction* (RMSEP) lebih kecil daripada *kernel Slice Inverse Regression* (kSIR) dan Bremen (2007) menyatakan bahwa reduksi dimensi dengan PCA dapat menguraikan dependensi variabel pada NWP. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan PCA untuk reduksi dimensi variabel NWP berdasarkan grid dan variabel. Sementara penelitian berkaitan model regresi dalam MOS dilakukan oleh: Sari (2013); Safitri (2012); Wardani (2010). Sari (2013) mengembangkan MOS dengan *Regresi Partial Least Squares* (PLS) *univariate* dan *multivariate response* untuk memprediksi suhu dan kelembapan. Hasilnya adalah model PLS merupakan metode paling baik untuk menduga kelembapan dan suhu maksimum, sedangkan model yang paling baik untuk menduga suhu minimum adalah model *Statistically Inspired Modification of PLS* (SIMPLS). Sementara Safitri (2012) menggunakan *Projection Pursuit Regression* (PPR), yang menyimpulkan bahwa hasil dugaan MOS dapat memperbaiki model NWP sebesar 86,09%. Wardani (2010) menggunakan regresi berganda, namun hasil prediksinya kurang akurat.

Penelitian ini menggunakan 3 jenis observasi cuaca permukaan sebagai variabel respon, yaitu: suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan rata-rata relatif. Ketiga jenis variabel tersebut memungkinkan memiliki hubungan/keterkaitan secara teoritis yang perlu dibuktikan secara statistik. Oleh karena itu, cara memprediksikannya juga harus dilakukan secara simultan. Penelitian yang ada selama ini masih menggunakan metode *univariate* untuk memprediksikan lebih dari satu variabel observasi cuaca permukaan, seperti: Safitri (2012) dan Wardani (2010). Sebetulnya Sari (2013) sudah membahas regresi multivariat, namun hasil prediksinya masih kurang akurat daripada hasil prediksi metode SIMPLS dan PLS. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode regresi multivariat untuk mengulangi penelitian Sari (2013) dengan lokasi yang berbeda. Hal ini untuk membuktikan kembali kebaikan model MOS

dengan regresi multivariat, mengingat respon yang digunakan mengindikasikan adanya hubungan. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil yang akurat dalam prakiraan cuaca khususnya suhu dan kelembapan yang menjadi faktor pembentuk awan penyebab hujan dan dapat bermanfaat dalam pengembangan MOS.

1.2 Rumusan Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana model prediksi suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan rata-rata relatif dengan *multivariate regression* melalui pra-pemrosesan PCA ?
2. Bagaimana kebaikan prediksi *multivariate regression* melalui pra-pemrosesan PCA terhadap model NWP dengan kriteria pengkoreksian bias?

1.3 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menyusun model prediksi suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan rata-rata relatif dengan *multivariate regression* melalui pra-pemrosesan PCA.
2. Mendapatkan kebaikan prediksi *multivariate regression* melalui pra-pemrosesan PCA terhadap model NWP dengan kriteria pengkoreksian bias.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi BMKG, diharapkan hasil penelitian ini dapat digunakan untuk memprediksikan suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan rata-rata relatif dalam jangka pendek yang harus *update* setiap hari, karena informasi ini bermanfaat bagi dunia penerbangan, pelayaran, dan kehidupan masyarakat sehari-hari.

2. Bagi pengembangan ilmu, peneliti diharapkan mengetahui penerapan metode statistika dalam bidang meteorologi dan klimatologi.

1.5 Batasan Masalah

Data yang digunakan merupakan data observasi cuaca permukaan, meliputi suhu minimum, suhu maksimum, dan kelembapan rata-rata relatif dan data NWP CCAM mulai 1 Januari 2009 sampai 31 Desember 2010.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas landasan teori dan penelitian sebelumnya yang pernah dilakukan. Landasan teori yang dibahas terdiri atas: konsep dasar PCA, regresi linier multivariat, validasi model, dan ukuran pengkoreksian bias, serta pengertian suhu, kelembapan, NWP, dan MOS.

2.1 *Principal Component Analysis (PCA)*

PCA adalah suatu metode yang berhubungan dengan struktur varians-kovarians dari sekelompok variabel dengan menggunakan kombinasi linier. Metode ini memiliki dua tujuan umum, yaitu untuk mereduksi data dan menginterpretasikan data (Johnson & Wichern, 2007). Prinsip utama metode ini adalah mengelompokkan q variabel yang saling berkorelasi menjadi k komponen yang dinamakan komponen utama. Reduksi variabel ini tidak menghilangkan karakteristik data aslinya, jadi k komponen utama masih memiliki karakteristik data aslinya. Asumsi bahwa data berdistribusi normal multivariat tidak harus dipenuhi dalam metode ini, namun dengan adanya data yang berdistribusi normal multivariat akan mempermudah untuk interpretasi.

Penelitian ini menggunakan data *output* NWP yang sudah distandarisasi dan dibagi menjadi data *in sample* dan *out sample*. Bentuk standarisasinya dapat dilihat pada Persamaan (2.1) berikut ini.

$$\mathbf{z}_i = \frac{\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_i}{\sqrt{\text{var}(x_i)}} \quad (2.1)$$

dengan,

\mathbf{z}_i = Vektor variabel NWP ke- i yang sudah distandarisasi.

\mathbf{x}_i = Vektor variabel NWP ke- i yang belum distandarisasi.

$\bar{\mathbf{x}}_i$ = Rata-rata variabel NWP ke- i .

$\text{var}(x_i)$ = Varians variabel NWP ke- i , $i = 1, 2, \dots, q$.

Matrik berukuran $n \times p$ dari variabel NWP, dengan n adalah jumlah pengamatan dan q adalah jumlah variabel NWP adalah sebagai berikut ini.

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{z}'_1 \\ \mathbf{z}'_2 \\ \vdots \\ \mathbf{z}'_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1q} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \cdots & z_{nq} \end{bmatrix}$$

Matrik varians-kovarians yang digunakan dalam perhitungan komponen utama dapat dilihat pada Persamaan (2.2).

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n-1} \mathbf{Z}' \mathbf{Z} \quad (2.2)$$

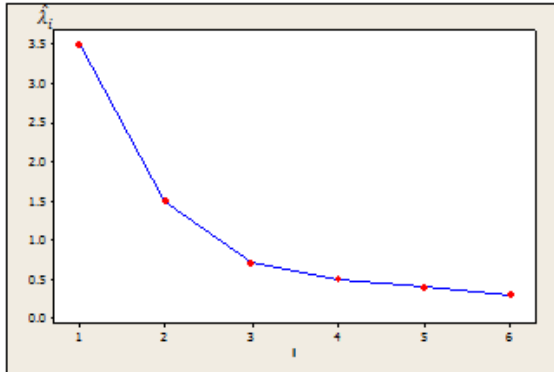
Komponen utama yang terbentuk dari vektor random $\mathbf{z}' = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_q]'$ dengan $(\hat{\lambda}_i, \hat{\mathbf{e}}_i)$ yang merupakan sepasang *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matrik varians-kovarians \mathbf{S} , dimana $\hat{\lambda}_1 \geq \hat{\lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\lambda}_q \geq 0$, dapat dilihat pada Persamaan (2.3).

$$\hat{y}_i = \mathbf{e}'_i \mathbf{z} \quad , i=1,2,\dots,q \quad (2.3)$$

Sampel varians dan kovarians yang didapatkan dari Persamaan (2.3) adalah sebagai berikut ini.

$$\begin{aligned} var(\hat{y}_i) &= \hat{\lambda}_i & i = 1, 2, \dots, q \\ cov(\hat{y}_i, \hat{y}_k) &= 0 & i \neq k \end{aligned}$$

Berdasarkan Persamaan (2.3) didapatkan q kombinasi linier komponen utama, tidak semua komponen utama digunakan untuk analisis lebih lanjut. Ke-q komponen utama dipilih sebanyak k komponen utama, tidak ada aturan yang pasti untuk cara pemilihannya. Menurut Johnson & Wichern (2007) untuk menentukan jumlah komponen utama dapat dilakukan dengan cara membuat plot *eigenvalue* yang nilainya telah diurutkan dari yang terbesar hingga terkecil, bentuk plotnya dapat dilihat pada Gambar 2.1 yang bentuknya menyerupai kurva eksponensial. Jumlah komponen utama yang diambil menyesuaikan jumlah *eigenvalue* yang nilainya tidak terlalu kecil atau hampir mendekati 0. Apabila berdasarkan Gambar 2.1 jumlah komponen utama yang diambil ada sebanyak 3.



Gambar 2.1 Plot Antara *Eigenvalue* dengan Komponen Utama

Jumlah k komponen utama yang diambil dapat mewakili populasi apabila proporsi dari total variannya bernilai lebih dari 80% (Johnson & Wichern, 2007). Proporsi dari total varian dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.4).

$$\text{Proporsi total varian} = \frac{\hat{\lambda}_k}{\sum_1^q \hat{\lambda}_k} \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (2.4)$$

Setelah didapatkan komponen utama langkah selanjutnya adalah membuat pemodelan regresi secara multivariat.

2.2 Regresi Linier Multivariat

Model regresi multivariat adalah model regresi dengan lebih dari satu variabel respon dan satu atau lebih variabel prediktor (Johnson & Wichern, 2007). Analisis multivariat merupakan salah satu analisis statistika yang digunakan untuk mengolah data dengan banyak variabel dan antar variabel terdapat hubungan. Misalkan terdapat p variabel respon (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) dan q variabel prediktor (X_1, X_2, \dots, X_n) maka model regresi multivariat yang terbentuk ditunjukkan pada Persamaan (2.5).

$$\mathbf{Y}_{n \times p} = \mathbf{X}_{n \times (q+1)} \boldsymbol{\beta}_{(q+1) \times p} + \boldsymbol{\varepsilon}_{n \times p} \quad (2.5)$$

Persamaan 2.5 dapat dijabarkan menjadi:

$$\begin{pmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \cdots & Y_{1p} \\ Y_{21} & Y_{22} & \cdots & Y_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \cdots & Y_{np} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1q} \\ 1 & X_{21} & \cdots & X_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & \cdots & X_{nq} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_{01} & \cdots & \beta_{0p} \\ \beta_{11} & \cdots & \beta_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{q1} & \cdots & \beta_{qp} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{11} & \cdots & \varepsilon_{1p} \\ \varepsilon_{21} & \cdots & \varepsilon_{2p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \varepsilon_{n1} & \cdots & \varepsilon_{np} \end{pmatrix}$$

Menurut Rencher (2002) terdapat tiga asumsi yang harus dipenuhi pada saat pemodelan regresi multivariat, yaitu: rata-rata variabel respon $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$, $\text{cov}(y_i) = \boldsymbol{\Sigma}$, dan $\text{cov}(y_i, y_j) = \mathbf{0}$ untuk $i \neq j$. Penaksir dari $\boldsymbol{\beta}$ pada penelitian ini dihitung dengan menggunakan metode *least squares estimation* yang hasil akhirnya sesuai dengan Persamaan (2.6).

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (2.6)$$

Tahapan setelah didapatkan penaksir parameter $\boldsymbol{\beta}$ adalah melakukan evaluasi terhadap model regresi linier multivariat. Evaluasi model regresi multivariat dapat dilakukan dengan cara pengujian signifikansi parameter secara serentak dan parsial (penelitian ini tidak memperhitungkan pengujian signifikansi parameter), pendeteksian kasus multikolinieritas, pendeteksian asumsi residual berdistribusi normal multivariat, pendeteksian asumsi residual independen, pengujian asumsi residual identik, dan validasi model menggunakan RMSEP.

2.2.1 Hubungan Antara Variabel Respon dan Prediktor

Hubungan antara variabel respon dan prediktor pada regresi multivariat dapat diukur berdasarkan nilai *Wilk's Lambda*. Rumus umumnya terdapat pada Persamaan (2.7) (Rencher, 2002).

$$\eta_{\Lambda}^2 = 1 - \Lambda, \Lambda = \frac{|R|}{|R_{yy}||R_{xx}|} \quad (2.7)$$

Bentuk matrik \mathbf{R} adalah sebagai berikut ini,

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{yy} & \mathbf{R}_{yx} \\ \mathbf{R}_{xy} & \mathbf{R}_{xx} \end{bmatrix},$$

dengan.

\mathbf{R} : Matrik korelasi gabungan.

\mathbf{R}_{yy} : Matrik korelasi antar variabel respon.

\mathbf{R}_{xx} : Matrik korelasi antar variabel prediktor.

\mathbf{R}_{yx} : Matrik korelasi antara variabel respon dan prediktor.

Λ : *Wilk's Lamda*

Nilai η_{Λ}^2 berada pada interval 0 dan 1, apabila nilainya mendekati 1, maka dapat dikatakan hubungan antara variabel respon dan prediktor sangat erat.

2.2.2 Pengujian Kebebasan Antar Variabel Respon

Penguji kebebasan antar variabel respon dapat menggunakan uji *Bartlett Sphericity* (Morrison, 2005).

Hipotesis yang digunakan adalah.

H_0 : Antar variabel respon bersifat independen.

H_1 : Antar variabel respon bersifat dependen.

$\alpha = 0,05$

Statistik uji yang digunakan.

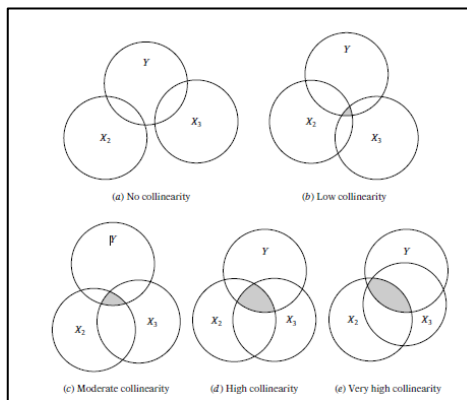
$$\chi_{hitung}^2 = - \left\{ n - 1 - \frac{2p+5}{6} \right\} \ln|\mathbf{R}| \quad (2.8)$$

Daerah keputusan : gagal Tolak H_0 jika $\chi_{hitung}^2 \leq \chi_{\alpha; \frac{1}{2}p(p-1)}^2$ yang berarti antar variabel bersifat independen. \mathbf{R} adalah matrik korelasi dari variabel respon dan p adalah banyaknya variabel respon.

2.2.3 Pendeteksian Multikolinieritas

Salah satu kriteria kebaikan model regresi linier adalah terhindar dari kasus multikolinieritas. Multikolinieritas adalah suatu kondisi dimana variabel-variabel prediktor dalam model regresi memiliki hubungan linier yang kuat (Damondar, 2004). Kasus multikolinieritas mungkin terjadi pada variabel prediktor

penelitian ini, karena adanya permasalahan dependensi antar grid dan antar variabel NWP. Gambar 2.2 menjelaskan mengenai jenis-jenis dari multikolinieritas. Gambar 2.2 (a) menunjukkan kondisi bahwa antar variabel prediktor tidak ada multikolinieritas. Gambar 2.2 (b) menunjukkan kondisi terdapat kasus multikolinieritas namun sangat lemah. Gambar 2.2 (c) menunjukkan kondisi terdapat multikolinieritas yang sedang. Gambar 2.2 (d) menunjukkan kondisi multikolinieritas yang tinggi, sedangkan Gambar 2.2 (e) menunjukkan adanya kasus multikolinieritas yang tinggi antar variabel prediktor.



Gambar 2.2 Jenis-Jenis Multikolinieritas

Penelitian ini menggunakan satuan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) untuk mendeteksi adanya kasus multikolinieritas. VIF dapat menunjukkan seberapa besar korelasi atau hubungan antar variabel prediktor yang digunakan. Rumus untuk VIF ditunjukkan pada Persamaan (2.9).

$$VIF(i) = \frac{1}{1-R_i^2} \quad (2.9)$$

R_i^2 menunjukkan koefisien determinasi. Jika antar variabel tidak ada korelasi maka nilai VIF akan bernilai 1, sedangkan jika korelasi antar variabel sangat tinggi, maka nilai VIF akan menuju tak hingga. Suatu persamaan regresi dapat dikatakan bebas dari kasus multikolinieritas jika nilai $VIF \leq 10$.

2.2.4 Pengujian Asumsi Residual Identik

Rencher (2002) mengatakan bahwa untuk k populasi multivariat pengujian kesamaan varians-kovarians dapat menggunakan pengujian *Box's M*.

Hipotesis yang digunakan adalah.

$$H_0 : \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_k$$

$$H_1 = \text{Minimal ada satu } \sum_i \neq \sum_j, i \neq j (i=1,2,\dots,k; j=1,2,\dots,k)$$

$$\alpha = 0,05$$

Statistik uji yang digunakan.

$$u = -2(1 - c_1) \ln M \quad (2.10)$$

dimana,

$$\ln M = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k v_i \ln |\mathbf{S}_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k v_i \ln |\mathbf{S}_{pool}|$$

$$\mathbf{S}_{pool} = \frac{\sum_{i=1}^k v_i \mathbf{S}_i}{\sum_{i=1}^k v_i}$$

$$c_1 = \left[\sum_{i=1}^k \frac{1}{v_i} - \frac{1}{\sum_{i=1}^k v_i} \right] \left[\frac{2p^2 + 3p - 1}{6(p+1)(k-1)} \right], v_i = n_i - 1$$

(2.11)

dengan,

\sum_i :Matriks varians-kovarian kelompok ke-i.

$i \& j$:Indeks untuk menunjukkan kelompok.

n_i :Jumlah pengamatan dalam kelompok ke-i.

p :Jumlah respon yang juga mengindikasikan jumlah residual.

k :Jumlah kelompok residual dari beberapa variabel respon yang dibentuk.

\mathbf{S}_i :Matriks varians-kovarians kelompok residual ke-i.

\mathbf{S}_{pool} :Matriks varians-kovarians gabungan dari seluruh kelompok residual ke-i.

Wilayah penolakan: gagal tolak H_0 jika $u \leq \chi_{\alpha; \frac{1}{2}(k-1)p(p+1)}^2$ atau p_{value} lebih besar dari α yang berarti

matrik varians-kovarians bersifat homogen, p adalah banyaknya residual yang terbentuk dari variabel respon.

Matrik varians-kovarians dapat bersifat tidak homogen, penyebabnya adalah adanya pola data yang berbeda dengan keseluruhan data. Cara mengatasi residual tidak identik salah salah

satunya dengan menggunakan pendeteksian *outlier*.

2.2.5 Pendeteksian Asumsi Residual Independen

Identifikasi asumsi residual independen melalui *Autocorrelation Functions (ACF)*. *ACF* merupakan analisis *time series* yang merepresentasikan korelasi antara data waktu sekarang dengan data waktu sebelumnya atau sesudahnya (Wei,2004). Rumus umumnya dapat dilihat pada Persamaan (2.12).

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{var(Z_t)}\sqrt{var(Z_{t+k})}} \quad (2.12)$$

Residual bersifat independen apabila nilai *ACF* nya berada pada interval $-2\sqrt{\frac{1}{n}} < \hat{\rho}_k < 2\sqrt{\frac{1}{n}}$. Z_t merupakan residual data pada waktu ke t, Z_{t+k} merupakan residual data pada waktu ke t+k, n merupakan banyaknya pengamatan.

Residual tidak independen menyebabkan taksiran parameter regresi tidak efisien. Cara mengatasi permasalahan tersebut salah satunya adalah dengan mengasumsikan $\hat{\rho} = 1$.

2.2.6 Pendeteksian Asumsi Residual Berdistribusi Normal Multivariat

Pemeriksaan distribusi normal multivariat dari *residual* dapat dilakukan dengan cara membuat *chi-square plot* (Johnson & Wichern, 2007). Langkah-langkah pembuatan *chi-square plot* adalah.

1. Menghitung jarak mahalanobis menggunakan Persamaan (2.13).

$$d_i^2 = (\hat{\epsilon}_i - \bar{\epsilon})' S^{-1} (\hat{\epsilon}_i - \bar{\epsilon}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.13)$$
 2. Mengurutkan jarak mahalanobis dari yang terkecil hingga terbesar seperti $d_{(1)}^2 \leq d_{(2)}^2 \leq \dots \leq d_{(n)}^2$.
 3. Membual plot antara $q_{c,p}((j-0,5)/n)$ dengan $d_{(j)}^2$, dimana $q_{c,p}((j-0,5)/n)$ adalah 100 $((j-0,5)/n)$ kuantil dari distribusi *chi square* dengan derajat bebas p.
- dengan,
- d_i^2 : jarak kuadrat mahalanobis ke-i,

- $\hat{\epsilon}_i$: vektor residual ke-i,
 $\bar{\epsilon}$: rata-rata residual.
 S : Matriks varians kovarians residual yang berukuran pxp .
 d_i^2 berdistribusi *Chi-Square* ketika jumlah observasi (n) dan jumlah observasi dikurangi jumlah variabel residual (n-p) lebih besar dari 25 atau 30 (Johnson & Wichern, 2007). Nilai statistik d_i^2 dibandingkan dengan nilai $\chi_{p,0,5}^2$. Data dikatakan berdistribusi normal multivariat jika,
1. jumlahan $d_i^2 \leq \chi_{p,0,5}^2$ kurang lebih sebesar 50%,
 2. *chi-square plot* membentuk garis lurus dengan slop 1.

2.3 Validasi Model

Validasi model dilakukan pada penelitian ini untuk menilai apakah MOS dapat memprediksikan data *out sample* dengan akurat. Metode validasi yang digunakan adalah *Root Mean Square of Prediction* (RMSEP). RMSEP adalah sebuah indikator yang digunakan untuk menilai kemampuan sebuah model dalam melakukan prediksi (Shiferaw & Hergarten, 2014). Nilai RMSEP yang dihasilkan semakin kecil, maka semakin bagus model yang terbentuk. Rumus RMSEP ditunjukkan oleh Persamaan (2.14).

$$RMSEP = \sqrt{\frac{\text{diag}(\hat{Y}-Y)'(\hat{Y}-Y)}{n_{prediksi}}} \quad (2.14)$$

Keterangan.

\hat{Y} : Matriks respon taksiran.

Y : Matriks respon data *out sample*.

$n_{prediksi}$: Jumlah data *out sample* yang diprediksikan.

Suhu dan kelembapan merupakan unsur cuaca yang diprediksikan pada penelitian ini. Menurut BMKG (2004) dalam Sari (2013) terdapat kriteria nilai RMSEP untuk variabel tersebut. Informasi tersebut dimuat dalam laporan bidang Analisis meteorologi BMKG melalui kegiatan “Verifikasi dan Jangkauan Prakiraan Cuaca Jangka Pendek”. Kriteria tersebut tercantum pada

Tabel 2.1 berikut ini.

Tabel 2.1 Kriteria Nilai RMSEP untuk Suhu dan Kelembapan

Variabel	RMSEP	Kriteria
Suhu	0.0-0.4	Baik Sekali
	0.5-0.8	Baik
	0.9-1.2	Sedang
	1.3-1.6	Buruk
	>1.6	Buruk Sekali
Kelembapan	0.0-2.5	Baik Sekali
	2.6-5.0	Baik
	5.1-7.5	Sedang
	7.6-10.0	Buruk
	>10.0	Buruk Sekali

2.4 Ukuran Pengkoreksian Bias

Ukuran pengkoreksian bias MOS terhadap model NWP dapat dihitung menggunakan *Percentage Improval* atau %IM. Rumus yang digunakan dapat dilihat pada Persamaan (2.15).

$$\%IM = \frac{(RMSEP_{NWP} - RMSEP_{MOS})}{RMSEP_{NWP}} \times 100\% \quad (2.15)$$

Keterangan.

$RMSEP_{NWP}$: *Root Mean Square of Prediction* dari data hasil prakiraan model NWP.

$RMSEP_{MOS}$: *Root Mean Square of Prediction* dari data hasil prakiraan MOS.

2.5 Suhu Udara Permukaan

Suhu merupakan suatu besaran yang menunjukkan total perpindahan panas/kalor. Suhu memiliki beberapa jenis satuan yaitu: *Celsius*, *Fahrenheit*, *Reamur*, dan *Kelvin*. Satuan internasionalnya adalah *Kevin*. Suhu udara permukaan merupakan data yang dicatat berdasarkan skala *thermometer* bola kering yang terpasang dalam sangkar meteorologi dengan tinggi $\pm 1,2$ meter (Fadholi, 2012). Suhu udara ini merupakan salah satu data mentah

yang digunakan untuk memperkirakan cuaca. Suhu yang akan dimodelkan pada penelitian ini adalah suhu minimum dan suhu maksimum. Suhu minimum merupakan suhu paling rendah pada jangka waktu tertentu dalam pengukuran, sedangkan suhu maksimum merupakan suhu paling tinggi pada jangka waktu tertentu dalam pengukuran. Keadaan suhu pada setiap tempat akan berbeda-beda bergantung pada beberapa faktor yaitu: lamanya penyinaran matahari, kemiringan sinar matahari, keadaan awan, dan keadaan permukaan bumi (Tanudidjaja, 2012).

2.6 Kelembapan Udara Relatif Permukaan (RH)

Relative humidity (RH) merupakan istilah yang dipakai untuk menggambarkan jumlah uap air yang ada di udara dan dinyatakan dalam persen dari jumlah uap air maksimum dalam kondisi jenuh. Data kelembapan udara relatif yang selalu diamati dan dilaporkan pada sandi synoptik merupakan hasil perhitungan suhu *thermometer* bola kering dan basah (Fadholi, 2012). Penelitian ini menggunakan rata-rata kelembapan relatif, rumus yang digunakan adalah sebagai berikut ini.

$$RH = \frac{e}{e_m} \times 100\%$$

RH merupakan kelembapan relatif (%), e adalah tekanan uap air pada saat pengukuran (mb), e_m adalah tekanan uap air maksimum yang dapat dicapai pada suhu udara dan tekanan udara saat pengukuran (mb) (Swarinoto & Sugiyono, 2011).

2.7 NWP (*Numerical Weather Prediction*)

NWP merupakan metode pendugaan cuaca secara kuantitatif yang diolah menggunakan komputer untuk membentuk model persamaan yang dapat merepresentasikan keadaan atmosfer berdasarkan sifat fisika yang selalu berubah-ubah. Terdapat dua keuntungan menggunakan data NWP menurut Voyant *et al* (2012) yaitu data NWP lebih mudah didapatkan ketika terdapat jaringan internet dan model yang diberikan memiliki pola distribusi spasial yang relevan terhadap ukuran area yang diteliti. Penelitian ini

menggunakan model NWP CCAM. CCAM merupakan model numerik yang menggambarkan kondisi atmosfer yang telah dikembangkan oleh CSIRO dari negara Australia sejak tahun 1994. Model CCAM dihitung menggunakan *conformal cubic grid* dan transformasi *schmidt* untuk *stretching* pada prakiraan skala regional serta teknik *multinesting* untuk *downscaling* (Kurniawan, P, Anggraeni, & K, 2010). Arfianto (2006) menyatakan bahwa model NWP cukup baik untuk prediksi jangka pendek sampai dengan 72 jam ke depan.

2.8 MOS (*Model Output Statistics*)

MOS merupakan suatu metode berbasis analisis regresi dengan variabel respon observasi unsur cuaca di permukaan dan variabel prediktor adalah unsur cuaca NWP. Menurut Neilley *et al* (2004) hubungan yang terbentuk antara kedua variabel tersebut linier, sehingga pendekatan yang digunakan untuk mendapatkan hubungan antar kedua variabel tersebut adalah metode regresi linier berganda. Bentuk persamaannya adalah sebagai berikut ini.

$$y_{nx1} = X_{nx(q+1)}\beta_{(q+1)xp} + \varepsilon_{nxp}$$

MOS telah dikembangkan sejak tahun 1972 oleh Glahn dan Lowry. Terdapat dua tujuan utama penggunaan MOS menurut Neilley *et al* (2004) yaitu metode ini dapat memberikan hasil prediksi secara kuantitatif yang dapat mengurangi atau memperkecil rata-rata sisaan dari model NWP dan sebagai koreksi statistik.

2.9 Penelitian Sebelumnya

Penelitian tentang pengembangan MOS sudah banyak dilakukan di Indonesia, yaitu oleh: Sari (2013); Safitri (2012); Wardani (2011). Sari (2013) melakukan penelitian dengan judul “Pendekatan *Regresi Partial Least Squares Univariate* dan *Multivariate Response* untuk Memprediksi Suhu dan Kelembapan”. Hasilnya adalah model PLS merupakan model paling akurat untuk menduga kelembapan dan suhu maksimum dengan nilai RMSEP 1.0112 dan 0.7881, sedangkan model yang

paling baik untuk menduga suhu minimum adalah model SIMPLS dengan RMSEP 0.9580. Safitri (2012) melakukan pengembangan MOS menggunakan data NWP untuk meramalkan suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan dengan PPR yang tidak terlalu ketat asumsi. Hasil yang didapatkan adalah MOS dapat memperbaiki model NWP sebesar 86,09%. Penelitian Sari (2013) dan Safitri (2012) menggunakan data dan lokasi penelitian yang sama yaitu data NWP diempat stasiun BMKG DKI Jakarta. Keempat stasiun tersebut adalah Tajung Priok, Curug, Cengkareng, dan Dermaga.

Penelitian yang lain juga pernah dilakukan oleh Wardani (2011), penelitian tersebut menggunakan metode regresi berganda dengan menggunakan PCA untuk mereduksi dimensi data. Data NWP yang digunakan adalah NWP permukaan dan *Japan Meteorological Administration* (JMA) dari BMKG Bandara Internasional Soekarno Hatta. Regresi berganda pada penelitian ini digunakan untuk meregresikan variabel respon yang lebih dari satu pada satu lokasi yaitu suhu minimum, suhu maksimum, kelembapan rata-rata relatif dengan 9 variabel prediktor. Hasil yang didapatkan adalah terdapat pengaruh antara data NWP terhadap variabel responnya. Nilai korelasi yang didapatkan antara 40%-67% .

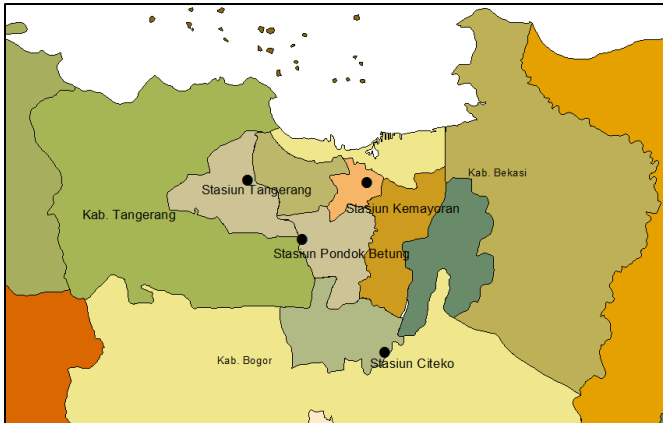
(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari BMKG pada periode 1 Januari 2009 sampai 31 Desember 2010. Data merupakan data harian yang berasal dari 4 stasiun pengamatan BMKG yang ada di wilayah II, yaitu di daerah Jabodetabek. Lokasi stasiun pengamatan terdiri atas Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Lokasi Stasiun Pengamatan

3.2 Variabel Penelitian

Terdapat dua variabel yang digunakan, yaitu variabel prediktor dan variabel respon. Variabel respon adalah data observasi cuaca permukaan, sedangkan variabel prediktor adalah data NWP CCAM.

3.2.1 Variabel Respon

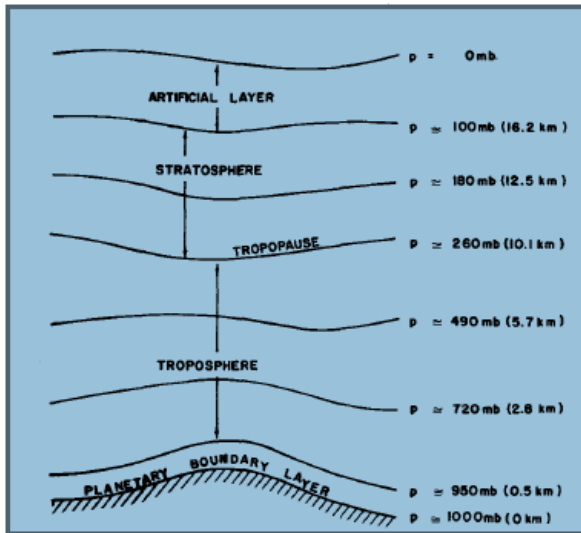
Terdapat 3 variabel respon, yaitu: suhu maksimum/ T_{MAKS}

(°C), suhu minimum/ T_{MIN} (°C), dan kelembapan rata-rata relatif /RH (%). Ketiga variabel ini diukur pada periode waktu satu hari. T_{MAKS} merupakan suhu yang paling tinggi pada satu hari pengukuran, sedangkan T_{MIN} merupakan suhu paling rendah pada satu hari pengukuran. Kelembapan rata-rata relatif merupakan rata-rata kelembapan yang diukur dalam satu hari.

3.2.2 Variabel Prediktor

Variabel prediktor adalah data NWP yang bertipe CCAM. Data ini diukur sehari empat kali pada jam tertentu. Terdapat 18 variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini yang mengacu pada penelitian: Safitri (2012), Ayuni (2013), dan Sari (2013). Data NWP diukur menurut grid, artinya setiap grid diukur sebanyak 18 variabel. Jumlah grid yang digunakan berukuran 3x3, sehingga setiap variabel prediktor terdapat 9 pengukuran. Data NWP diukur juga pada level tertentu, ada 11 variabel yang diukur pada level permukaan dan ada 7 variabel yang diukur pada level 1,2, dan 4. Oleh karena itu, jika variabel prediktor disusun berdasarkan kolom, maka terdapat 288 kolom. Variabel prediktor yang digunakan banyak, sehingga perlu disederhanakan terlebih dahulu sebelum dianalisis lebih lanjut dengan cara mereduksi dimensi data NWP berdasarkan grid dan variabel.

Level pengukuran pada variabel prediktor yang digunakan terdiri dari level permukaan, 1,2, dan 4. Level 1 diukur pada ketinggian dengan kondisi tekanan 1000 mb yaitu pada 0 km, level 2 diukur pada ketinggian dengan kondisi tekanan 950 mb yaitu pada ketinggian 0,5 km, dan level 4 diukur dengan ketinggian dengan kondisi tekanan 850 mb yang terletak antara ketinggian 0,5 km-2 km. Kondisi lapisan bumi tempat pengukuran Variabel NWP dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Sumber: Shuman (1978)

Gambar 3.2 Kondisi Lapisan Bumi Tempat Pengukuran Variabel NWP

Tabel 3.1 menyajikan variabel prediktor yang digunakan oleh peneliti sebelumnya.. Berikut ini adalah definisi dari variabel tersebut.

1. *Surface Pressure Tendency* (dpsdt) atau kecenderungan tekanan udara merupakan indikasi arah dan perkembangan (penguatan atau pelemahan) gangguan siklon.
2. *Water Mixing Ratio* (mixr) merupakan jumlah uap air yang berada di udara.
3. *Vertical Velocity* (omega) merupakan ukuran kecepatan angin secara vertikal.
4. *PBL depth* (pblh) merupakan kuantitas yang penting untuk mendeskripsikan *vertical mixing* turbulensi dan konveksi awan cumulus.
5. *Surface Pressure* (ps) merupakan tekanan udara yang diukur di atas permukaan bumi.

6. *Mean Sea Level Pressure* (psl) merupakan tekanan udara pada permukaan laut.
7. *Relative Humidity* (rh) atau kelembapan udara yang merupakan konsentrasi uap air di udara.
8. *Precipitation* (rnd) adalah salah satu kelas *hydrometeors*, yang merupakan fenomena air di atmosfer. Rnd merupakan hasil kondensasi uap air yang jatuh karena gravitasi.
9. *Temperature* atau suhu udara merupakan derajat panas atau dingin udara di atmosfer.
10. *Maximum Screen temperature* (tmaxer) merupakan suhu maksimum yang terukur pada grid-grid.
11. *Minimum Screen Temperature* (tmincr) merupakan suhu minimum yang terukur pada grid-grid.
12. *Screen Temperature* (tscrn) merupakan derajat panas dan dingin udara pada grid-grid.
13. *Zonal Wind* (u) merupakan komponen angin yang bergerak ke arah barat & timur
14. *Friction Velocity* (ustar) merupakan kecepatan gesekan.
15. *Meridional Wind* (v) merupakan komponen angin yang bergerak ke arah utara & selatan
16. *Geopotential Height* (zg) merupakan ukuran ketinggian berdasarkan tekanan udara.

Tabel 3.1 Variabel Prediktor yang Berasal dari Data NWP

No	Variabel	Level
1	<i>Surface Pressure Tendency</i> (dpsdt)	Permukaan
2	<i>Water Mixing Ratio</i> (mixr)	1,2, dan 4
3	<i>Vertical Velocity</i> (omega)	1,2, dan 4
4	<i>PBL depth</i> (pblh)	Permukaan
5	<i>Surface Preassure</i> (ps)	Permukaan
6	<i>Mean Sea Level Preassure</i> (psl)	Permukaan
7	<i>Screen Mixing ratio</i> (qgscrn)	Permukaan
8	<i>Relative Humidity</i> (rh)	1,2, dan 4
9	<i>Precipitation</i> (rnd)	Permukaan
10	<i>Temperature</i>	1,2, dan 4
11	<i>Maximum Screen temperature</i> (tmaxer)	Permukaan
12	<i>Minimum Screen Temperature</i> (tmincr)	Permukaan
13	<i>Pan Temperature</i> (tpan)	Permukaan
14	<i>Screen Temperature</i> (tscrn)	Permukaan
15	<i>Zonal Wind</i> (u)	1,2, dan 4
16	<i>Friction Velocity</i> (ustar)	Permukaan
17	<i>Meridional Wind</i> (v)	1,2, dan 4
18	<i>Geopotential Height</i> (zg)	1,2, dan 4

3.3 Struktur Data

Struktur data pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

Sampel	Respon			Prediktor						
	Y ₁	Y ₂	Y ₃	X ₁₁	...	X ₁₉	...	X ₁₈₁₄	...	X ₁₈₉₄
1	Y ₁₁	Y ₂₁	Y ₃₁	X ₁₁₁	...	X ₁₉₁	...	X ₁₈₁₄₁	...	X ₁₈₉₄₁
2	Y ₁₂	Y ₂₂	Y ₃₂	X ₁₁₂	...	X ₁₉₂	...	X ₁₈₁₄₂	...	X ₁₈₉₄₂
:	:	:	:	:	...	:	...	:	...	:
:	:	:	:	:	...	:	...	:	...	:
n	Y _{1n}	Y _{2n}	Y _{3n}	X _{11n}	...	X _{19n}	...	X _{1814n}	...	X _{1894n}

3.4 Metode Analisis Data

Tahapan analisis data adalah sebagai berikut.

1. Pra-Pemrosesan.
 - a. Membuat standarisasi data NWP & observasi cuaca permukaan. Rumus yang digunakan adalah,

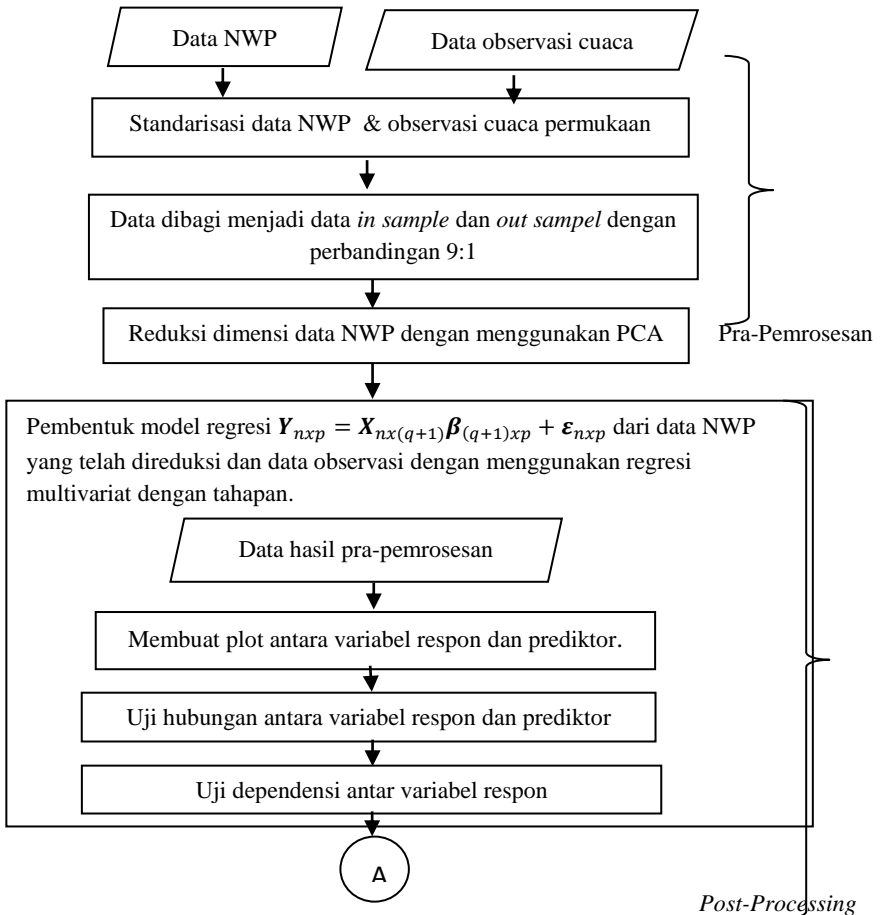
$$Z = \frac{X_i - \bar{X}}{\sqrt{\text{var}(X_i)}}$$

X_i merupakan variabel random yang pada penelitian ini terdiri atas variabel NWP dan observasi cuaca permukaan.

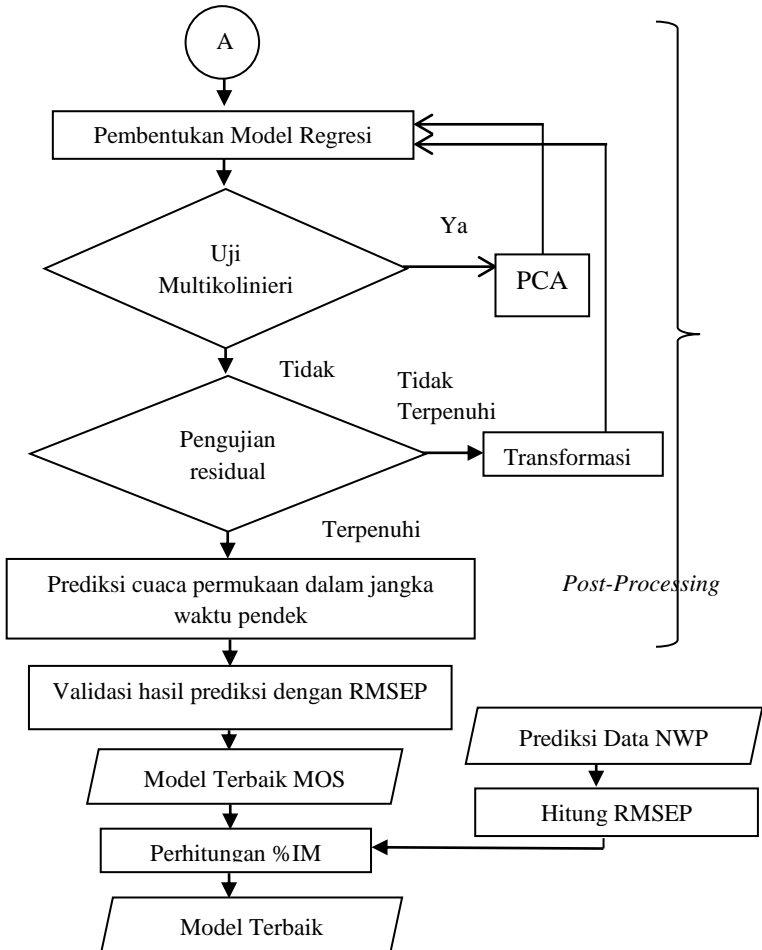
- b. Membagi data menjadi data *in sample* dan *out sample* dengan perbandingan 9:1.
- c. Mereduksi data NWP menggunakan PCA.
 - i.) Menentukan matrik varians-kovarians (\mathbf{S}) dari variabel NWP yang telah distandarisasi.
 - ii.) Mendapatkan nilai *eigenvalue* dengan menggunakan rumus $|\mathbf{S} - \hat{\lambda}\mathbf{I}| = 0$.
 - iii.) Mendapatkan nilai normalisasi *eigenvector* dengan menggunakan rumus $(\mathbf{S} - \hat{\lambda}_i\mathbf{I})\mathbf{x}_i = 0, i = 1, \dots, p$.
 - iv.) Menghitung proposi komulatif varians dari *eigenvalue* yang didapatkan.
 - v.) Menentukan jumlah komponen utama yang digunakan dengan melihat komulatif varians yang lebih dari 80%.
2. Menyusun Model MOS dengan regresi multivariat. Membentuk MOS dengan regresi multivariat di keempat stasiun pengamatan secara terpisah, dengan tahapan.
 - i.) Sebelum pembentukan model regresi multivariat.
 - a. Mendapatkan bentuk kurva regresi dengan cara membuat plot antara setiap variabel prediktor dengan variabel respon.
 - b. Mengukur keeratan hubungan antara variabel respon dan prediktor dengan menggunakan *Wilk's Lamda*.
 - c. Menguji dependensi variabel respon menggunakan *Barlett Sphericity*.
 - ii.) Setelah pembentukan model regresi multivariat.
 - a. Pendeteksian multikolinieritas variabel prediktor.
 - b. Pengujian asumsi *residual IIDN_m*.
3. Prediksi untuk data observasi cuaca permukaan sejumlah data *out sample*.

4. Validasi model MOS yang dihasilkan dengan menggunakan RMSEP.
5. Perhitungan %IM model MOS.
6. Mendapatkan model terbaik.

Langkah analisis yang telah dijabarkan dapat dirangkum dalam sebuah *flowchart* seperti Gambar 3.2 berikut ini.



Gambar 3.3 *Flowchart* Langkah Analisis



Gambar 3.3 (Lanjutan) Flowchart Langkah Analisis

BAB IV ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas penyusunan MOS dan pengkoreksian MOS terhadap model NWP. Sebelum dilakukan penyusunan MOS, dilakukan pra-pemrosesan data terlebih dahulu yang disajikan pada subbab 4.1.

4.1 Pra-Pemrosesan Data

Terdapat 708 data pengamatan yang terbagi menjadi data *in sample* 637 pengamatan dan data *out sample* 71 pengamatan. Sebelum data dibagi menjadi data *in sample* dan *out sample*, data distandarisasi terlebih dahulu dengan menggunakan *mean* dan standar deviasi yang ada di Lampiran A.

Penentuan jumlah komponen utama berdasarkan pada varians kumulatif $\geq 80\%$. Reduksi dimensi dilakukan dua kali, yaitu: pertama berdasarkan grid dan kedua berdasarkan variabel. Sebagai ilustrasi diberikan tahapan pereduksian dimensi variabel *dpsdt* dan *mixr level 1* di Stasiun Kemayoran menggunakan PCA. Hasil reduksi dimensi grid untuk variabel *dpsdt* dan *mixr level 1* di Stasiun Kemayoran disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 *Eigenvalue* dan Nilai Varians Kumulatif Variabel *Dpsdt* dan *Mixr Level 1* di Stasiun Kemayoran Hasil Reduksi Dimensi Grid

Komponen Utama	Variabel <i>Dpsdt</i>		Variabel <i>Mixr Level 1</i>	
	<i>Eigenvalue</i>	Varians Kumulatif (%)	<i>Eigenvalue</i>	Varians Kumulatif (%)
1	9,2945	100	8,7877	92,0
2	0,0009	100	0,3979	96,2
3	0,0003	100	0,2112	98,4
4	0,0001	100	0,0678	99,1
5	0,0001	100	0,0414	99,6
6	0,0000	100	0,0247	99,8
7	0,0000	100	0,0092	99,1
8	0,0000	100	0,0066	100,0
9	0,0000	100	0,0020	100,0

Tabel 4.2 menyajikan rangkuman reduksi dimensi grid selain variabel *dpsdt* dan *mixr* level 1 di Stasiun Kemayoran.

Tabel 4.2 *Eigenvalue*, Nilai Varians Kumulatif, dan Jumlah Komponen Utama Variabel NWP di Stasiun Kemayoran Hasil Reduksi Dimensi Grid

Variabel	<i>Eigenvalue</i>	Varians Kumulatif (%)	Jumlah Komponen Utama
Mixr(2)	9,0356	96,4	1
Mixr(4)	9,2899	97,4	1
Omega(1)	9,1717	98,6	1
Omega(2)	8,5657	92,7	1
Omega(4)	8,2525	90,2	1
Pblh	8,1428	90,2	1
Ps	8,3721	100,0	1
Psl	8,3746	100,0	1
Qgscrn	8,6091	91,9	1
Rh(1)	8,2012	89,0	1
Rh(2)	8,5549	95,3	1
Rh(4)	9,0064	97,1	1
Rnd	7,3808	86,6	1
T(1)	8,4822	95,8	1
T(2)	8,2872	96,8	1
T(4)	8,7322	99,0	1
Tmaxer	8,5012	97,2	1
Tmincr	8,6004	92,9	1
Tpan	8,0981	95,7	1
Tscrn	8,5000	95,7	1
U(1)	8,1433	97,2	1
U(2)	8,3866	98,2	1
U(4)	8,4188	99,4	1
Ustar	7,6446	90,4	1
V(1)	8,3612	92,3	1
V(2)	8,5494	92,5	1
V(4)	8,2080	98,2	1
Zg(1)	4,2483	46,4	4
	2,0696	68,9	
	0,9390	79,2	
	0,8784	88,8	
Zg(2)	6,4475	72,0	2
	1,3624	87,2	
Zg(4)	8,5474	97,0	1

Tabel 4.1 menunjukkan jumlah komponen utama yang terbentuk dari variabel *dpsdt* dan *mixr* level 1 di Stasiun Kemayoran ada sebanyak satu komponen utama dengan varians kumulatif sebesar 100% dan 92%. Varians kumulatif komponen utama yang pertama untuk variabel *dpsdt* sudah mencapai 100%, hal ini disebabkan oleh *eigenvalue* komponen utama yang lain nilainya cukup kecil yaitu hampir mendekati 0. Varians kumulatif variabel *mixr* level 1 untuk komponen utama yang pertama hanya mencapai 92%, hal ini disebabkan oleh *eigenvalue* komponen utama yang lain tidak begitu kecil nilainya. Tabel 4.2 menyajikan rangkuman jumlah komponen utama yang terbentuk untuk variabel NWP selain variabel *dpsdt* dan *mixr* level 1 di Stasiun Kemayoran. Nilai varians kumulatif dan jumlah komponen utama yang dihasilkan tiap variabel beragam. Jumlah komponen utama yang terbentuk sebagian besar sebanyak satu, kecuali variabel *zg* pada level 4 (*zg(4)*) ada sebanyak empat dan variabel *zg* pada level 2 (*zg(2)*) ada sebanyak dua. Rangkuman jumlah komponen utama yang dihasilkan dari variabel NWP di Stasiun Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko selengkapnya dapat dilihat di Lampiran B.

Selanjutnya, hasil reduksi dimensi variabel NWP berdasarkan grid digunakan untuk perhitungan reduksi dimensi berdasarkan variabel. Tabel 4.3 menyajikan rangkuman hasil reduksi dimensi variabel di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko. Informasi yang dapat diperoleh dari Tabel 4.3 adalah jumlah komponen utama yang terbentuk di seluruh stasiun pengamatan ada sebanyak 7, kecuali di Stasiun Citeko ada sebanyak 8. Hasil reduksi dimensi variabel NWP yang didapatkan diberi nama PC_i untuk Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, dan Tangerang, serta PC_j untuk Stasiun Citeko ($i=1,2,\dots,7$; $j=1,2,\dots,8$), selanjutnya PC_i dan PC_j digunakan sebagai variabel prediktor dalam penyusunan MOS menggunakan regresi multivariat.

Tabel 4.3 *Eigenvalue* dan Nilai Varians Kumulatif Variabel NWP untuk Setiap Komponen Utama yang Terpilih di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko Hasil Reduksi Dimensi Variabel

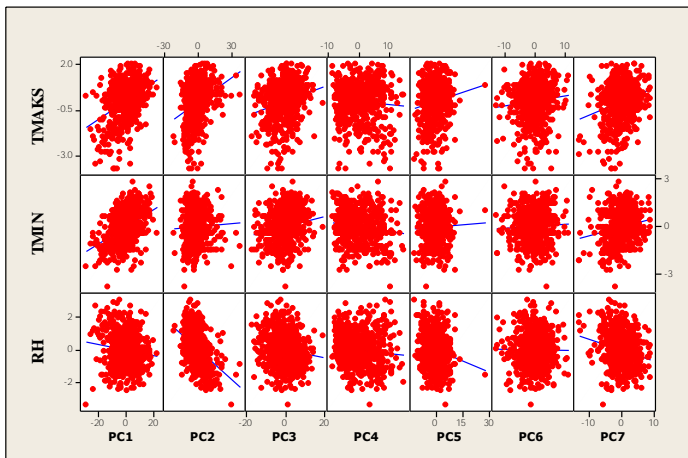
Stasiun	Komponen Utama								
	1	2	3	4	5	6	7	8	
Kemayoran	<i>Eigenvalue</i>	62,492	51,650	36,533	25,471	19,907	14,899	11,738	
	Varians Kumulatif (%)	23,1	42,2	55,7	65,1	72,5	78,0	82,3	
Pondok Betung	<i>Eigenvalue</i>	62,788	51,270	37,643	24,961	19,536	14,448	11,414	
	Varians Kumulatif (%)	23,2	42,1	56,0	65,2	72,4	77,8	82,0	
Tangerang	<i>Eigenvalue</i>	61,474	50,325	37,941	25,595	19,684	15,059	12,170	
	Varians Kumulatif (%)	22,7	41,3	55,4	64,8	72,1	77,7	82,2	
Citeko	<i>Eigenvalue</i>	63,820	44,549	34,529	20,396	17,517	12,522	12,958	10,047
	Varians Kumulatif (%)	24,2	41,1	54,1	61,9	68,5	73,6	73,8	82,3

4.2. Penyusunan *Model Output Statistics*

Metode yang digunakan untuk menyusun MOS adalah regresi multivariat. Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan pada saat penyusunan model regresi multivariat, diantaranya adalah pemodelan pola hubungan variabel respon dan prediktor, pengujian dependensi variabel respon, perhitungan ukuran hubungan antara variabel respon dan prediktor, pendeteksian multikolinieritas, residual berdistribusi normal multivariat, dan residual independen, serta pengujian residual identik. Setelah didapatkan model regresi multivariat kemudian dilakukan perhitungan nilai RMSEP untuk melihat kebaikan prediksi. Berikut ini adalah hasil dari setiap tahapan untuk seluruh stasiun pengamatan.

4.2.1 Pola Hubungan Variabel Respon dan Prediktor

Pola hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor dapat dilihat menggunakan *scatter plot*. Gambar 4.1 menyajikan pola hubungan antara variabel respon dan prediktor di Stasiun Kemayoran.



Gambar 4.1 Pola Hubungan PC_1, PC_2, \dots, PC_7 dengan Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Kemayoran

Gambar 4.1 menunjukkan pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon di Stasiun Kemayoran ada yang bernilai positif, negatif, dan ada yang cenderung tidak berpengaruh, misalkan saja PC_1 dan PC_5 . PC_1 memiliki pengaruh positif terhadap suhu maksimum dan minimum, sedangkan untuk kelembapan rata-rata relatif cenderung berpengaruh negatif. PC_5 cenderung tidak berpengaruh untuk semua respon, karena pola hubungannya cenderung berkumpul pada satu titik disekitar 0. Hasil pola hubungan antara variabel respon dan prediktor di Stasiun Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko selengkapnya dapat dilihat di Lampiran C.

4.2.2 Pengujian *Dependensi* Variabel Respon

Pengujian *dependensi* variabel respon dapat digunakan uji *Barlett Sphercity*, untuk Stasiun Kemayoran didapatkan nilai $\chi^2 = 769,151$ dan $\chi_{0,05;3}^2 = 7,815$, sehingga dapat disimpulkan antar variabel respon di Stasiun Kemayoran terdapat *dependensi*. Ringkasan hasil pengujian *dependensi* untuk stasiun pengamatan yang lain disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Nilai *Chi-Square* Pengujian *Barlett Sphercity* di Stasiun Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	(χ^2)	$\chi_{0,05;3}^2$
Pondok Betung	433,501	7,815
Tangerang	354,554	7,815
Citeko	446,366	7,815

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat disimpulkan bahwa terdapat *dependensi* antar variabel suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan rata-rata relatif di ketiga stasiun pengamatan yang lain.

4.2.3 Hubungan Antara Variabel Respon dan Prediktor

Hubungan antara variabel respon dan prediktor dapat dinilai menggunakan *Wilk's Lamda*. Tabel 4.5 berikut ini menyajikan rangkuman η_A^2 yang diperoleh dari Persamaan (2.7).

Tabel 4.5 Nilai η_{Λ}^2 di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	η_{Λ}^2
Kemayoran	0,6236
Pondok Betung	0,6007
Tangerang	0,5636
Citeko	0,7147

Berdasarkan Tabel 4.5 dapat disimpulkan bahwa di setiap stasiun pengamatan hubungan antara variabel respon dan prediktornya sudah cukup erat, karena nilai η_{Λ}^2 mendekati nilai 1.

Selanjutnya, pemodelan regresi multivariat dapat dilakukan karena antar variabel respon memang memiliki hubungan serta antara variabel respon dan prediktor memiliki hubungan yang cukup erat.

4.2.4 Analisis Regresi Multivariat

Pra-pemrosesan berfungsi untuk menangani kasus multikolinieritas yang ada pada variabel NWP. Model regresi multivariat yang terbentuk dapat diidentifikasi kasus multikolinieritasnya menggunakan nilai VIF. Tabel 4.6 menyajikan nilai VIF yang dibentuk oleh PC_1, PC_2, \dots, PC_8 di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.

Tabel 4.6 Nilai VIF di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Variabel Prediktor	VIF			
	Kemayoran	Pondok Betung	Tangerang	Citeko
PC ₁	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₂	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₃	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₄	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₅	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₆	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₇	1,000	1,000	1,000	1,000
PC ₈				1,000

Tabel 4.6 memberikan informasi bahwa kasus multikolinieritas yang ada pada variabel NWP dapat diatasi dengan menggunakan reduksi dimensi PCA berdasarkan grid dan variabel karena nilai VIF yang dihasilkan ≤ 10 . Selanjutnya, estimasi parameter yang dihasilkan disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	Variabel	T_{MAKS}	T_{MIN}	RH
Kemayoran	Konstanta	-0,00324	0,01069	0,01916
	PC ₁	0,05148	0,05348	-0,01739
	PC ₂	0,04466	0,00648	-0,06131
	PC ₃	0,03998	0,03237	-0,02470
	PC ₄	-0,01656	-0,02927	-0,01893
	PC ₅	0,03312	0,00890	-0,04375
	PC ₆	0,02612	0,01269	-0,00354
	PC ₇	0,07549	0,05268	-0,06351
Pondok Betung	Konstanta	0,01865	0,01733	-0,01710
	PC ₁	0,05952	0,03832	-0,02619
	PC ₂	0,03050	-0,02395	-0,05954
	PC ₃	0,03119	0,02027	-0,02309
	PC ₄	0,00002	0,04788	0,02828
	PC ₅	-0,02382	0,01279	0,03411
	PC ₆	0,01269	0,00873	0,00578
	PC ₇	-0,08896	-0,03580	0,07143
Tangerang	Konstanta	0,00926	0,01214	0,01755
	PC ₁	0,06273	0,03039	-0,02452
	PC ₂	0,03744	-0,02924	-0,05251
	PC ₃	-0,02773	0,00496	0,02012
	PC ₄	-0,00924	-0,01873	-0,03131
	PC ₅	-0,01802	0,02468	0,01629
	PC ₆	0,02917	0,01733	-0,01952
	PC ₇	-0,06715	-0,01820	0,06307
Citeko	Konstanta	0,02666	0,01311	-0,00236
	PC ₁	0,06689	0,00382	-0,05196
	PC ₂	-0,00463	-0,07623	-0,04403
	PC ₃	0,04799	-0,00513	-0,03872
	PC ₄	-0,01789	-0,00339	0,01725
	PC ₅	0,00422	-0,05732	-0,03018
	PC ₆	0,02695	0,07443	0,01409
	PC ₇	-0,00083	-0,01086	0,00414
	PC ₈	0,05495	-0,00385	-0,02219

Tabel 4.7 menyajikan hasil estimasi parameter regresi multivariat yang tidak perlu diuji signifikansi parameter, karena tujuan penelitian ini untuk prediksi. Estimasi parameter ini digunakan untuk mendapatkan model regresi multivariat. Model yang didapatkan dapat dilihat di Lampiran D. Kebaikan model regresi multivariat yang didapatkan salah satunya dapat dilihat dari nilai *R-square*nya.

Tabel 4.8 berikut ini menyajikan nilai *R-square* di keempat stasiun pengamatan yang diperoleh dari model regresi multivariat di Lampiran D. Nilai *R-square* suhu maksimum berada pada interval 39,63%-41,39%, suhu minimum berada pada interval 12,74%-37,15%, dan kelembapan rata-rata relatif berada pada interval 27,33%-33,46%. Semua model menghasilkan *R-square* yang bernilai kurang dari 50%, sehingga dapat dikatakan model regresi multivariat yang dihasilkan belum begitu baik, karena nilai *R-square*nya cukup kecil.

Tabel 4.8 Nilai *R-Square* Model Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	Variabel Respon	<i>R-square</i>
Kemayoran	T _{MAKS}	0,4139
	T _{MIN}	0,2705
	RH	0,3174
Pondok Betung	T _{MAKS}	0,3963
	T _{MIN}	0,2032
	RH	0,3346
Tangerang	T _{MAKS}	0,4035
	T _{MIN}	0,1274
	RH	0,2733
Citeko	T _{MAKS}	0,4058
	T _{MIN}	0,3715
	RH	0,3258

Nilai *R-square* menunjukkan variansi variabel respon yang dapat dijelaskan oleh model regresi multivariat yang terbentuk, sebagai ilustrasi di Stasiun Kemayoran variansi suhu maksimum dapat dijelaskan oleh model sebesar 41,39%, variansi suhu

minimum dapat dijelaskan oleh model sebesar 27,05%, dan variansi kelambapan rata-rata relatif yang dapat dijelaskan oleh model sebesar 31,74%. Hasil selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Selanjutnya setelah didapatkan model regresi multivariat, analisis yang dapat dilakukan adalah pengujian asumsi residual. Hasil pendeteksian residual berdistribusi normal multivariat, pengujian residual identik, dan pendeteksian residual independen secara berurutan disajikan pada Tabel 4.9, Tabel 4.10, dan Tabel 4.11

Tabel 4.9 Nilai d_i^2 Pendeteksian Residual Berdistribusi Normal Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	Uji Normalitas (Jumlahan $d_i^2 \leq \chi_{p,0,5}^2$)
Kemayoran	0,5290
Pondok Betung	0,5746
Tangerang	0,5981
Citeko	0,5746

Tabel 4.9 memberikan informasi residual yang dihasilkan telah berdistribusi normal multivariat, karena proporsi jumlahan $d_i^2 \leq \chi_{p,0,5}^2$ bernilai sekitar 50% dan *chi-square plot* yang dihasilkan telah membentuk garis lurus. *Chi-Square plot* dapat dilihat di Lampiran E.

Tabel 4.10 Nilai *Box's M* untuk Pengujian Residual Identik di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	<i>Box's M</i>	P_{value}
Kemayoran	6,682	0,035
Pondok Betung	14,090	0,001
Tangerang	21,511	0,000
Citeko	3,819	0,148

Tabel 4.10 memberikan informasi residual yang dihasilkan belum identik, kecuali residual yang dihasilkan di Stasiun Citeko yang memiliki p_{value} yang lebih besar dari 5% dan nilai *Box's M* kurang dari $\chi_{0,05,12}^2 = 5,226$.

Tabel 4.11 Nilai Koefisien Autokorelasi untuk Variabel Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif untuk Pendeteksian Residual Independen di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	T_{MAKS}	T_{MIN}	RH
Kemayoran	0,32822	0,27946	0,40679
Pondok Betung	0,27852	0,24553	0,49037
Tangerang	0,29976	0,01616	0,41569
Citeko	0,32950	0,37568	0,42842

Residual dikatakan terbebas dari kasus autokorelasi apabila nilai koefisien autokorelasinya berada pada batas $\pm 0,0792$. Berdasarkan Tabel 4.11 dapat disimpulkan bahwa residual untuk variabel suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan rata-rata relatif di keempat stasiun pengamatan masih belum terbebas dari kasus autokorelasi (residual tidak independen) kecuali variabel suhu minimum di Stasiun Tangerang yang nilai koefisien autokorelasinya masih berada dalam batas interval $\pm 0,0792$. Residual yang tidak identik dan independen sebenarnya tidak menyebabkan estimasi parameter bias dan tidak konsisten, namun kebaikan estimator efisien tidak terpenuhi. Oleh karena itu, adanya kasus residual tidak identik dan independen harus ditangani dengan menggunakan pendeteksian *outlier* dan transformasi data dengan mengasumsikan besarnya koefisien autokorelasi adalah 1.

Pelanggaran asumsi residual yang pertama kali ditangani adalah masalah residual tidak identik. Cara penanganan residual tidak identik dengan pendeteksian *outlier* pada residual. Apabila terdapat *outlier* maka sepasang data variabel respon dan prediktor yang bersangkutan dibuang. Residual dikatakan *outlier* ketika nilai p_{value} kurang dari 5%. Lampiran F menyajikan hasil pendeteksian *outlier* residual di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, dan Tangerang. Tabel 4.12 menyajikan jumlah data *in sample* yang digunakan untuk pemodelan setelah dilakukan deteksi *outlier*. Jumlah data *in sample* berkurang sebanyak 34 di Stasiun Kemayoran, 36 di Stasiun Pondok Betung, dan 37 di

Stasiun Tangerang. Stasiun Citeko tidak dimasukkan dalam pemodelan, karena residualnya sudah identik.

Tabel 4.12 Jumlah Data *In Sample* Setelah Pendeteksi *Outlier* di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, dan Tangerang

Stasiun	Jumlah
Kemayoran	604
Pondok Betung	601
Tangerang	600

Hasil pemodelan regresi multivariat dengan penanganan kasus residual tidak identik dapat dilihat di Lampiran G. Residual yang dihasilkan di seluruh stasiun pengamatan sudah berdistribusi normal multivariat dan identik, tetapi belum independen.

Selanjutnya, data yang telah dideteksi *outlier* ditransformasi dengan mengasumsikan nilai $\hat{\rho} = 1$ untuk menangani kasus residual tidak independen. Hasil pemodelan regresi multivariat dengan penanganan kasus residual tidak independen dapat dilihat di Lampiran H. Estimasi parameter yang lengkap dapat dilihat di Lampiran I. Residual yang dihasilkan di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, dan Tangerang sudah berdistribusi normal multivariat, tetapi belum identik dan independen. Residual di Stasiun Citeko sudah berdistribusi normal multivariat dan identik, tetapi belum independen.

Secara statistik model regresi yang akurat adalah model dengan sedikit pelanggaran asumsi. Akan tetapi, dalam pemodelan ini tujuannya adalah mendapatkan prediksi yang baik, maka perlu dilakukan perhitungan RMSEP untuk mengetahui kebaikan prediksi berdasarkan kriteria yang telah ditentukan oleh BMKG. Tabel 4.13 menyajikan nilai RMSEP untuk masing-masing variabel respon di keempat stasiun pengamatan yang didapatkan dari perhitungan data *out sample* yang ada di Lampiran J menggunakan rumus yang ada pada Persamaan (2.14).

Tabel 4.13 Perbandingan Nilai RMSEP Variabel Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif Berdasarkan Tahapan Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	Regresi Multivariat	Respon	RMSEP	Kriteria
Kemayoran	Adanya kasus residual tidak identik dan independen	T_{MAKS}	1,1453	Sedang
		T_{MIN}	0,8331	Sedang
		RH	5,4586	Sedang
	Penanganan residual tidak identik dan tidak independen	T_{MAKS}	1,0769	Sedang
		T_{MIN}	0,8118	Sedang
		RH	4,7723	Baik
Pondok Betung	Adanya kasus residual tidak identik dan independen	T_{MAKS}	1,2034	Buruk
		T_{MIN}	0,8070	Sedang
		RH	5,6365	Sedang
	Penanganan residual tidak identik dan tidak independen	T_{MAKS}	1,3117	Buruk
		T_{MIN}	0,7336	Baik
		RH	5,7107	Sedang
Tangerang	Adanya kasus residual tidak identik dan independen	T_{MAKS}	1,1337	Sedang
		T_{MIN}	1,0872	Sedang
		RH	5,8867	Sedang
	Penanganan residual tidak identik dan tidak independen	T_{MAKS}	1,0759	Sedang
		T_{MIN}	1,0666	Sedang
		RH	5,6382	Sedang
Citeko	Adanya kasus residual tidak independen	T_{MAKS}	1,3455	Buruk
		T_{MIN}	0,5401	Baik
		RH	6,0032	Sedang
	Penanganan residual tidak independen	T_{MAKS}	1,3265	Buruk
		T_{MIN}	0,5554	Baik
		RH	5,8105	Sedang

Tabel 4.13 memberikan informasi nilai RMSEP paling kecil di seluruh stasiun pengamatan terdapat pada regresi multivariat dengan penanganan kasus residual tidak identik dan tidak independen, hal ini disebabkan oleh adanya transformasi data. Sebagai ilustrasi dapat dilihat di Stasiun Kemayoran. Nilai RMSEP di Stasiun Kemayoran untuk regresi multivariat dengan penanganan kasus residual tidak identik dan tidak independen menunjukkan hasil prediksi suhu maksimum dan minimum tergolong kriteria prediksi sedang, sedangkan kelembapan rata-rata relatif tergolong kriteria prediksi baik. Selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.13

4.2.5 Pemodelan MOS Di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Pemodelan MOS di keempat stasiun pengamatan didasarkan pada hasil regresi multivariat dengan penanganan kasus residual tidak identik dan tidak independen. Tabel 4.14 berikut ini menyajikan bentuk model variabel respon di Stasiun Kemayoran yang diperoleh dari hasil estimasi parameter di Lampiran H. Model regresi dari suhu maksimum, minimum, dan kelembapan rata-rata relatif di Stasiun Kemayoran yang disajikan pada Tabel 4.14 masih memuat variabel prediktor hasil reduksi dimensi berdasarkan grid atau masih berupa komponen utama. Nilai *eigenvector* untuk masing-masing variabel prediktor dapat dilihat di Lampiran L. Selain itu, data variabel respon dan prediktor dalam model ini masih dalam bentuk standarisasi, *mean* dan standar deviasi yang digunakan terdapat di Lampiran A. Model regresi untuk Stasiun Tangerang, Pondok Betung, dan Citeko selengkapnya dapat dilihat di Lampiran K.

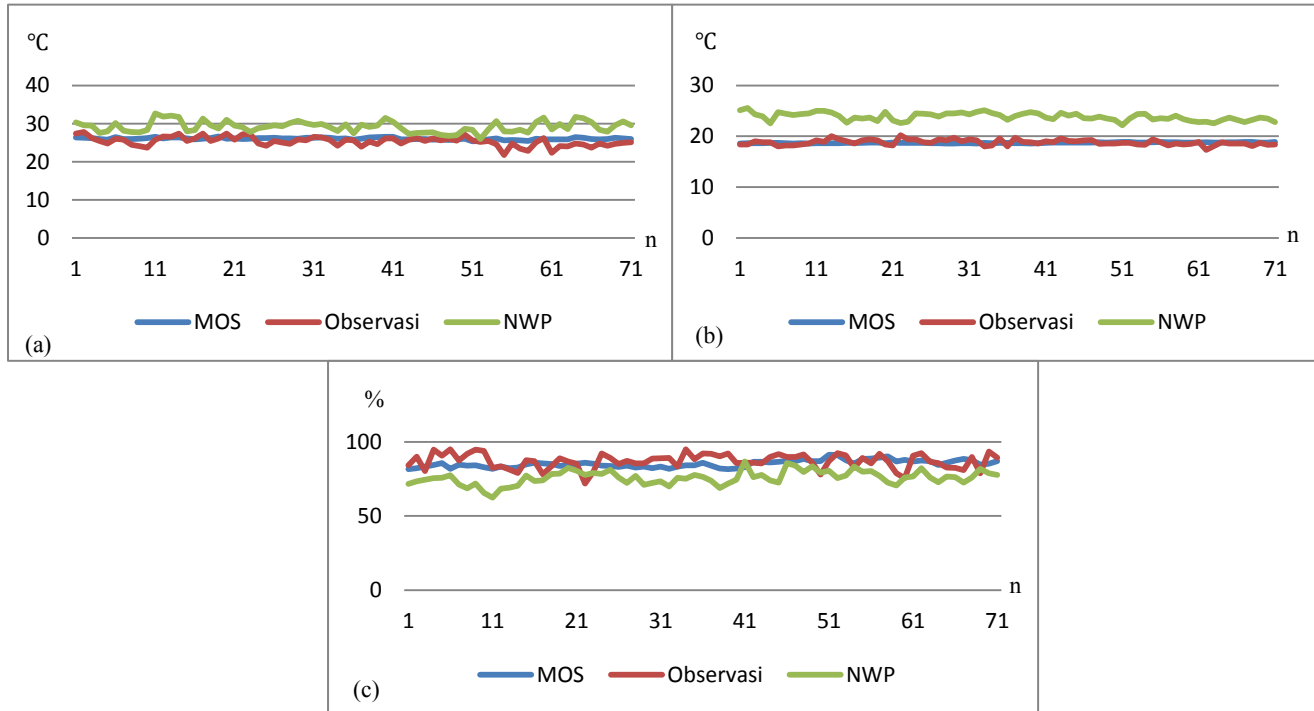
Tabel 4.14 Model Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran

Model
$\hat{T}_{MAKS} = -0,0038dpsdt+0,0007mixr(1)-0,0031mixr(2) -0,0049mixr(4)-0,0074\omega(1)-0,0094\omega(2)$ $-0,0095\omega(4)+0,0003pblh+0,0108ps+0,0108psl -0,0016qgscrn-0,0088rh(1)-0,0122rh(2)-0,0118 rh(4)$ $-0,0022rnd+0,0134temperatur(1)+0,0209temperatur(2)+0,0195temperature(4) +0,0002tmaxer$ $+0,0139tmincr +0,0072tpan+0,0113tscrn-0,0104u(1)-0,0125u(2)-0,0094u(4)-0,0091ustar-0,0204v(1)$ $-0,0217v(2)-0,0092v(4)+0,0019zg1(1)+0,0052zg2(1)-0,0009zg3(1)-0,0005zg4(1)+0,0140zg1(2)$ $+0,0008zg2(2)+0,0190zg(4)$
$\hat{T}_{MIN} = 0,0116dpsdt-0,0014mixr(1)+0,0071mixr(2) +0,0037mixr(4)+0,0101\omega(1)+0,0096\omega(2)$ $+0,0096\omega(4) +0,0105pblh-0,0182ps-0,0182psl-0,0009qgscrn-0,0030rh(1)+0,0099rh(2)+0,0069rh(4)$ $+0,0041rnd+0,0018temperature(1)-0,0094temperature(2) -0,0101temperature(4)-0,0011tmaxer$ $+0,0018tmincr +0,0077tpan+0,0015tscrn+0,0025u(1)+0,0040u(2) +0,0062u(4)+0,0015ustar-0,0123v(1)$ $-0,0089v(2) -0,0076v(4)+0,0016zg1(1)+0,0002zg2(1)-0,00001zg3(1)-0,0004zg4(1)-0,0015zg1(2)$ $-0,0011zg2(2)-0,0079zg(4)$
$\widehat{RH} = -0,0016dpsdt+0,0018mixr(1)+0,0103mixr(2)+0,0118mixr(4)+0,0031\omega(1)+0,0057\omega(2)$ $+0,0064\omega(4)+0,0067pblh-0,0119ps-0,0119psl+0,0069qgscrn+0,0056rh(1)+0,0176rh(2)+0,0182rh(4)$ $-0,0015rnd -0,0061temperature(1)-0,0196temperature(2)-0,0211temperature(4)+0,0055tmaxer$ $-0,0099tmincr +0,0005tpan-0,0036tscrn+0,0049u(1)+0,0076u(2)+0,0052u(4)+0,0119ustar+0,0245v(1)$ $+0,0255v(2)+0,0119v(4)-0,0010zg1(1)-0,0021zg1(1)+0,0010zg3(1)+0,0001zg4(1)-0,0084zg1(2)$ $-0,0009zg2(2)-0,0160zg(4)$

4.3 Perbandingan Hasil Prediksi MOS dan NWP Terhadap Hasil Observasi

Berikut ini akan disajikan perbandingan hasil prediksi MOS menggunakan regresi multivariat dengan penanganan kasus residual tidak identik dan tidak independen dan hasil prediksi NWP terhadap hasil observasi cuaca permukaan. Gambar 4.2 menyajikan perbandingan pola suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan rata-rata relatif prediksi MOS, NWP, dan hasil observasi di Stasiun Citeko. Hasil yang diperoleh di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, dan Tangerang dapat dilihat di Lampiran M. Sebagai ilustrasi dapat dilihat Gambar 4.2 (b), hasil prediksi yang dihasilkan MOS mendekati hasil observasi cuaca permukaan, sedangkan hasil prediksi NWP menjauhi hasil observasi cuaca permukaan. Jadi, secara visual dapat disimpulkan MOS lebih akurat dibandingkan model NWP. Selengkapnya dapat dilihat pada Gambar 4.2.

Perbedaan hasil prediksi antara MOS dan model NWP terhadap data observasi cuaca permukaan dapat diidentifikasi secara kualitatif menggunakan visual dan secara kuantitatif menggunakan perhitungan %IM. Tabel 4.15 berikut ini menyajikan nilai RMSEP MOS, RMSEP NWP, dan %IM. Nilai pengkoreksian %IM MOS terhadap NWP untuk suhu maksimum berkisar antara 60,52%-68,09%, suhu minimum berkisar antara 20,40%-89,22%, dan kelembapan rata-rata relatif berkisar antara 14,04%-55,48%. Interval %IM untuk suhu minimum lebih panjang dibandingkan suhu maksimum, hal ini disebabkan oleh adanya nilai %IM yang cukup besar pada suhu minimum di Stasiun Citeko mengingat lokasi stasiun ini berada di dataran tinggi.



Gambar 4.2 Perbandingan Hasil Prediksi MOS, NWP, dan Data Observasi (a) Suhu Maksimum, (b) Suhu Minimum, (c) Kelembapan Rata-Rata Reltaif di Stasiun Citeko

Tabel 4.15 Nilai RMSEP MOS, RMSEP NWP, dan %IM Variabel Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko

Stasiun	Variabel	RMSEP MOS	RMSEP NWP	%IM
Kemayoran	T_{MAKS}	1,0769	2,9491	62,20
	T_{MIN}	0,8118	1,9110	56,17
	RH	4,7723	7,1804	26,78
Pondok Betung	T_{MAKS}	1,3117	3,3227	60,52
	T_{MIN}	0,7336	1,0812	32,15
	RH	5,7107	7,5821	24,68
Tangerang	T_{MAKS}	1,0759	3,1089	65,39
	T_{MIN}	1,0666	1,3400	20,40
	RH	5,6382	6,5589	14,04
Citeko	T_{MAKS}	1,3265	4,1572	68,09
	T_{MIN}	0,5554	5,1505	89,22
	RH	5,8105	13,0509	55,48

Sebagai ilustrasi hasil Tabel 4.15, dapat dilihat hasil %IM di Stasiun Citeko. Nilai %IM di Stasiun Citeko untuk suhu minimum mencapai 89,22%. Artinya, MOS dapat memperbaiki model NWP sebesar 89,22% dan dapat dikatakan MOS lebih akurat untuk memprediksikan hasil observasi dibandingkan model NWP. Hasil selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.15.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan dapat disimpulkan

1. Pemodelan MOS menggunakan regresi multivariat memberikan hasil bahwa semua variabel NWP berpengaruh terhadap suhu maksimum, minimum, dan kelembapan rata-rata relatif di seluruh stasiun pengamatan. Model regresi yang memiliki kinerja terbaik adalah model regresi dengan penanganan residual tidak identik dan tidak independen, karena menghasilkan nilai RMSEP terkecil, meskipun asumsi residual identik dan independen masih belum terpenuhi.
2. Perbaikan MOS menggunakan regresi multivariat terhadap NWP mencapai 89,22% untuk suhu minimum di Stasiun Citeko, artinya MOS dengan regresi multivariat menghasilkan prediksi untuk data observasi lebih akurat dibandingkan NWP.

5.2 Saran

Penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan metode lain yang tidak terlalu ketat asumsi atau *soft modelling*, karena penggunaan metode regresi multivariat masih memuat kasus residual tidak identik dan tidak independen.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Arfianto. (2006). *Aplikasi Model Regresi Logistik Untuk Prakiraan Kejadian Hujan*. Bogor: IPB
- Ayuni, N. W. (2013). *Reduksi Dimensi Luaran NWP Dengan Menggunakan Kernel Sliced Inverse Regression (KSIR) Sebagai Pra-Processing Pada Model Output Statistics*. Surabaya: ITS.
- BMKG (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika). (2013). Verifikasi dan Jangkauan Prakiraan Cuaca Jangka Pendek. In G. A. Sari, *Pendekatan regresi Partial Least Squares Univariate dan Multivariate Response untuk Mem-prediksi Suhu dan Kelembapan*. Surabaya: ITS.
- Bremen, L. v. (2007). Combination of Deterministic and Probabilistic Meteorological Models to enhance Wind Farm Power Forecast. *Journal of Physics*, IOP.
- Damondar, N. G. (2004). *Basic Econometrics fourth edition*. New York: MCGraw-Hill.
- Fadholi, A. (2012). Analisis Kondisi Atmosfer pada Kejadian Cuaca Ekstrem Hujan Es(Hail) Vol 1 Nomer 2(D). *Jurnal Ilmu Fisika Indonesia*.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analisis Sixth Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- Kurniawan, R., P, D. S., Anggraeni, R., & K, K. E. (2010). Perbandingan Hasil Luaran Model Prakiraan Cuaca Conformal-Cubic Atmospheric Model (CCAM) Terhadap ARPEGE dan TLAPS Vol 11 Nomer 1. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 20-31.
- Maini, P., & Kumar, A. (2004). *Development of Statistical-Dynamical Models at NCMRWF for Predicting Location*

- Specific Weather During Monsoon*. In Arfianto, *Aplikasi Model Regresi Logistik Untuk Prakiraan Kejadian Hujan*. Bogor: IPB.
- Morrison, D. F. (2005). *Multivariate Statistical Methods, Fourth Edition*. New York: McGraw-Hill, Inc.
- Neilley, P. P. (2004). Ensemble Dynamic MOS. *20th Conference on Weather Analysis and Forecasting/16th Conference on Numerical Weather Prediction* (p. 3.6). Weather Services International, Inc.
- Neilly, P. P., & Hanson, K. A. (2004). Are Model Output Statistics Still Need? *20th Conference on Weather Analysis and Forecasting/16th Conference on Numerical Weather Prediction* (p. 6.4). Weather Services International, Inc.
- Rencher, A. C. (2002). *Methods of Multivariate*. USA: John Wiley & Sons, Inc.
- Tanudidjaja. (2012). Ilmu Pengetahuan Bumi dan Antariksa Jakarta. In BMKG, *Jurnal Meteorologi dan geofisika* (pp. 271-281). Jakarta: BMKG.
- Safitri, R. (2012). Model Output Statistics dengan Projection Pursuit Regression untuk Meramalkan Suhu Minimum, Suhu Maksimum, dan Kelembaban Vol 1 Nomer 1. *Jurnal Sains dan Seni ITS*.
- Sari, G. A. (2013). *Pendekatan regresi Partial Least Squares Univariate dan Multivariate Response untuk Memprediksi Suhu dan Kelembapan*. Surabaya: ITS.
- Shiferaw, A., & Hergarten, C. (2014). Visible Near Infrared (VisNIR) Spectroscopy For Predicting Soil Organic Carbon in Ethiopia Vol 6. *Journal of Ecology and the natural Environment*, 126-139.

- Shuman, F. G. (1978). Numerical Weather Prediction Vol.59 No.1. *Bulletin American Meteorological Society*.
- Swarinoto, Y. s., & Sugiyono. (2011). Pemanfaatan Suhu Udara dan Kelembapan Udara dalam Persamaan Regresi untuk Simulasi Prediksi Total Hujan Bulanan di Bandar Lampung. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika Vol 12 Nomer 3*, 271-281.
- Voyant, C., Muselli, M., Paoli, C., & Nivet, M.-L. (2012). Numerical Weather Prediction (NWP) and Hybrid ARMA/ANN Model to Predict Global Radiation. *Energy(xxx)*.
- Wardani, I. K. (2011). Manfaat Prediksi Cuaca jangka Pendek Berdasarkan Data Radiosonde dan Numerical Weather Prediction(NWP) untuk Pertanian Daerah. *Competitive Advantage I "Peningkatan Daya Saing Daerah Dalam Menghadapi Pasar Tunggal"*. Jombang: Universitas Pesantren Tinggi Darul'Ulum .
- Wei, W.W.S. (2004). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Canada: Addison Wesley Publishing, Company. Inc.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BIODATA PENULIS



Penulis memiliki nama lengkap RIZKY KUSUMAWARDANI, dia dilahirkan di Blitar pada tanggal 30 Nopember 1991 dari pasangan Kuswanto dan Endang Setiarti yang merupakan anak kedua dari 4 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal di TK R.A Perwanida pada tahun 1996-1998, SDN Semen 1 pada tahun 1998-2004, SMPN 1 Wlingi pada tahun 2004-2007, SMAN 1 Blitar pada tahun 2007-2010, dan pada tahun 2010 penulis diterima di Jurusan Statistika ITS melalui jalur PMDK Reguler. Pada tahun 2014 penulis telah menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Prediksi Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata relatif dalam Jangka Pendek dengan *Multivariate Regression* melalui Pra-Pemrosesan *Principal Component Analysis*”. Selama menjadi mahasiswa penulis telah aktif dalam bidang akademik dan non akademik. Pada tahun 2013 penulis mendapatkan beasiswa S2 program *fasttrack* ITS sebagai hasil keaktifannya dalam bidang akademik. Keaktifan penulis dalam bidang non akademik bertujuan untuk mengembangkan *softskill*, selama menjadi mahasiswa penulis pernah menjadi Kepala Bidang Sosial Masyarakat HIMASTA-ITS periode 2012/2013, Staff Hubungan Masyarakat HIMASTA-ITS periode 2011-2012, Staff Sosial Masyarakat BEM FMIPA periode 2011-2012, dan dia juga pernah menjadi Ketua Sie-Acara kegiatan *Statistics Competition* (STASION) pada tahun 2012. Penulis juga memiliki pengalaman menjadi asisten dosen mata kuliah Pengantar Metode Statistika dan Pengendalian Kualitas Statistika, serta pernah mengikuti program magang di PT. Philips Indonesia. Apabila pembaca memiliki saran, kritik, atau ingin berdiskusi dengan penulis, maka pembaca dapat menghubungi penulis melalui email: rizky.kusumawardani@gmail.com.

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran A Nilai <i>Mean</i> Dan Standar Deviasi.....	53
Lampiran B <i>Eigenvalue</i> , Nilai Varians Kumulatif, dan Jumlah Komponen Utama Variabel NWP Berdasarkan Reduksi Dimensi Grid	58
Lampiran C Gambar Pola Hubungan Variabel Respon dan Prediktor	61
Lampiran D Model Regresi Multivariat dengan Adanya Pelanggaran Asumsi Residual	63
Lampiran E <i>Chi-Square Plot</i> Regresi Multivariat dengan Adanya Pelanggaran Asumsi Residual.....	65
Lampiran F Pendeteksian <i>Outlier</i> Residual Di Stasiun Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	67
Lampiran G Pemodelan Regresi Multivariat untuk Penanganan Residual Tidak Identik	68
Lampiran H Pemodelan Regresi Multivariat untuk Penanganan Residual Tidak Independen.....	72
Lampiran I Estimasi Parameter Regresi Multivariat di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko Penanganan Kasus Independensi	76
Lampiran J Data <i>Out Sample</i> dan Prediksinya di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	88
Lampiran K Model Regresi Suhu Maksimum, Suhu Minimum, dan Kelembapan Rata-Rata Relatif Di Stasiun Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	90
Lampiran L Nilai <i>Eigenvector</i> Reduksi Dimensi Berdasarkan	

Grid di Stasiun Kemayoran, Pondok Betung, Tangerang, dan Citeko.....	93
Lampiran M Perbandingan Hasil Prediksi MOS dan NWP Terhadap Hasil Observasi Di Stasiun Pondok- Betung, Tangerang, dan Citeko	97
Lampiran N Macro Program Minitab	102
Lampiran O Macro Program SAS	105

LAMPIRAN

LAMPIRAN A : NILAI MEAN DAN STANDAR DEVIASI

A1. Variabel Respon

Stasiun	Variabel Respon	Mean	Standar Deviasi
Kemayoran	T _{MAKS} (°C)	32.4191	1.5568
	T _{MIN} (°C)	25.4233	0.9556
	RH (%)	76.1024	6.0656
Pondok Betung	T _{MAKS} (°C)	33.145	1.622
	T _{MIN} (°C)	24.189	0.989
	RH (%)	80.339	6.986
Tangerang	T _{MAKS} (°C)	32.616	1.532
	T _{MIN} (°C)	23.949	1.204
	RH (%)	80.095	5.881
Citeko	T _{MAKS} (°C)	26.096	1.548
	T _{MIN} (°C)	18.653	0.830
	RH (%)	84.308	7.394

A2. Stasiun Kemayoran

Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi	Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi
dpsdt1	-10.3600	140.4652	mixr1(2)	0.0156	0.0013
dpsdt2	-10.5858	140.3539	mixr2(2)	0.0156	0.0013
dpsdt3	-10.8149	140.1510	mixr3(2)	0.0156	0.0013
dpsdt4	-9.9599	139.7612	mixr4(2)	0.0153	0.0013
dpsdt5	-10.2748	139.6437	mixr5(2)	0.0154	0.0013
dpsdt6	-10.4838	139.4735	mixr6(2)	0.0154	0.0013
dpsdt7	-9.4594	138.8790	mixr7(2)	0.0152	0.0013
dpsdt8	-9.7066	138.7271	mixr8(2)	0.0152	0.0013
dpsdt9	-9.9595	138.6138	mixr9(2)	0.0153	0.0013
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
zg1(2)	197.0332	0.5523	zg1(4)	928.2690	2.1525
zg2(2)	192.8131	0.4971	zg2(4)	924.0857	2.0612
zg3(2)	193.2671	0.5365	zg3(4)	924.5566	2.1297
zg4(2)	212.2093	0.6938	zg4(4)	943.2017	2.2981
zg5(2)	203.3592	0.6745	zg5(4)	934.4781	2.1776
zg6(2)	206.1646	0.5890	zg6(4)	937.2107	2.2005
zg7(2)	236.6073	0.7276	zg7(4)	967.2437	2.3111
zg8(2)	228.7528	0.6853	zg8(4)	959.4481	2.2933
zg9(2)	229.8673	0.5875	zg9(4)	960.5269	2.2089

A3. Stasiun Pondok Betung

Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi	Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi
dpsdt1	-10.2748	139.6437	mixr1(2)	0.0154	0.0013
dpsdt2	-10.4838	139.4735	mixr2(2)	0.0154	0.0013
dpsdt3	-10.6885	139.2763	mixr3(2)	0.0154	0.0012
dpsdt4	-9.7066	138.7271	mixr4(2)	0.0152	0.0013
dpsdt5	-9.9595	138.6138	mixr5(2)	0.0153	0.0013
dpsdt6	-10.1990	138.5075	mixr6(2)	0.0153	0.0012
dpsdt7	-9.1516	137.8461	mixr7(2)	0.0150	0.0013
dpsdt8	-9.4453	137.7503	mixr8(2)	0.0150	0.0013
dpsdt9	-9.7090	137.6543	mixr9(2)	0.0151	0.0013
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
zg1(2)	203.3592	0.6745	zg1(4)	934.4781	2.1776
zg2(2)	206.1646	0.5890	zg2(4)	937.2107	2.2005
zg3(2)	213.5040	0.5727	zg3(4)	944.3816	2.1830
zg4(2)	228.7528	0.6853	zg4(4)	959.4481	2.2933
zg5(2)	229.8673	0.5875	zg5(4)	960.5269	2.2089
zg6(2)	233.6640	0.5691	zg6(4)	964.2519	2.1916
zg7(2)	262.0851	0.6324	zg7(4)	992.3170	2.2811
zg8(2)	258.9332	0.5653	zg8(4)	989.2082	2.2192
zg9(2)	260.1700	0.7383	zg9(4)	990.3976	2.3400

A4. Stasiun Tangerang

Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi	Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi
dpsdt1	-10.8149	140.1510	mixr1(2)	0.0156	0.0013
dpsdt2	-11.0759	139.9402	mixr2(2)	0.0156	0.0012
dpsdt3	-11.3531	139.7805	mixr3(2)	0.0156	0.0012
dpsdt4	-10.4838	139.4735	mixr4(2)	0.0154	0.0013
dpsdt5	-10.6885	139.2763	mixr5(2)	0.0154	0.0012
dpsdt6	-10.9178	139.0687	mixr6(2)	0.0155	0.0012
dpsdt7	-9.9595	138.6138	mixr7(2)	0.0153	0.0013
dpsdt8	-10.1990	138.5075	mixr8(2)	0.0153	0.0012
dpsdt9	-10.4084	138.3802	mixr9(2)	0.0153	0.0012
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
zg1(2)	193.2671	0.5365	zg1(4)	924.5566	2.1297
zg2(2)	197.6558	0.5461	zg2(4)	928.8295	2.1710
zg3(2)	203.8091	0.6432	zg3(4)	934.8415	2.2165
zg4(2)	206.1646	0.5890	zg4(4)	937.2107	2.2005
zg5(2)	213.5040	0.5727	zg5(4)	944.3816	2.1830
zg6(2)	222.8671	0.7056	zg6(4)	953.5540	2.2783
zg7(2)	229.8673	0.5875	zg7(4)	960.5269	2.2089
zg8(2)	233.6640	0.5691	zg8(4)	964.2519	2.1916
zg9(2)	239.6824	0.6629	zg9(4)	970.1555	2.1602

A5. Stasiun Citeko

Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi	Variabel Grid(Level)	Mean	Standar Deviasi
dpsdt1	-8.9342	137.9723	mixr1(2)	0.0150	0.0013
dpsdt2	-9.1516	137.8461	mixr2(2)	0.0150	0.0013
dpsdt3	-9.4453	137.7503	mixr3(2)	0.0150	0.0013
dpsdt4	-8.4230	137.1263	mixr4(2)	0.0146	0.0014
dpsdt5	-8.9428	137.1642	mixr5(2)	0.0146	0.0013
dpsdt6	-9.3019	137.2359	mixr6(2)	0.0148	0.0013
dpsdt7	-7.6548	135.0553	mixr7(2)	0.0138	0.0014
dpsdt8	-8.2344	135.6723	mixr8(2)	0.0141	0.0013
dpsdt9	-8.2908	136.3502	mixr9(2)	0.0143	0.0013
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
zg1(2)	265.2571	1.4536	zg1(4)	995.4647	2.4240
zg2(2)	262.0851	0.6324	zg2(4)	992.3170	2.2811
zg3(2)	258.9332	0.5653	zg3(4)	989.2082	2.2192
zg4(2)	316.8722	2.7866	zg4(4)	1046.3224	3.7691
zg5(2)	295.4828	1.3637	zg5(4)	1025.1763	2.7233
zg6(2)	271.6010	3.5321	zg6(4)	1001.6601	3.8023
zg7(2)	492.3662	1.5578	zg7(4)	1219.1964	2.9034
zg8(2)	398.9700	2.7776	zg8(4)	1127.1845	3.8116
zg9(2)	305.5180	2.0922	zg9(4)	1035.1768	2.8301

**LAMPIRAN B : EIGENVALUE, NILAI VARIANS
KOMULATIF, DAN JUMLAH
KOMPONEN UTAMA VARIABEL
NWP BERDASARKAN REDUKSI
DIMENSI GRID**

B1. Stasiun Pondok Betung

Variabel	<i>Eigen Value</i>	Varians Kumulatif (%)	Jumlah Komponen Utama
Dpsdt	9,2928	100	1
Mixr(1)	8,8555	92,9	1
Mixr(2)	8,9950	96,3	1
Mixr(4)	9,3181	97,6	1
Omega(1)	9,2099	99	1
Omega(2)	8,7986	94,6	1
Omega(4)	8,2805	90,7	1
Pblh	8,1979	92,5	1
Ps	8,3804	100	1
Psl	8,3828	100	1
Qgscrn	8,5848	92,5	1
Rh(1)	8,4139	91,5	1
Rh(2)	8,5583	95,4	1
Rh(4)	9,0297	97,3	1
Rnd	7,3946	88,6	1
T(1)	8,4803	96,2	1
T(2)	9,2980	97,1	1
T(4)	8,6982	99	1
Tmaxer	8,5731	98,5	1
Tmincr	8,6826	94,8	1
Tpan	8,1144	97	1
Tscrn	8,4669	96	1
U(1)	8,0442	96,7	1
U(2)	8,2827	97,7	1
U(4)	8,3773	99,4	1
Ustar	7,6466	90,4	1
V(1)	8,3690	91,9	1
V(2)	8,4721	91,2	1
V(4)	8,1704	98,2	1
Zg(1)	4,3830	47,2	4
	1,5925	64,3	
	1,1714	76,9	
	0,8605	86,2	
Zg(2)	6,6489	74,7	2
	1,3316	89,7	
Zg(4)	8,5206	97,3	1

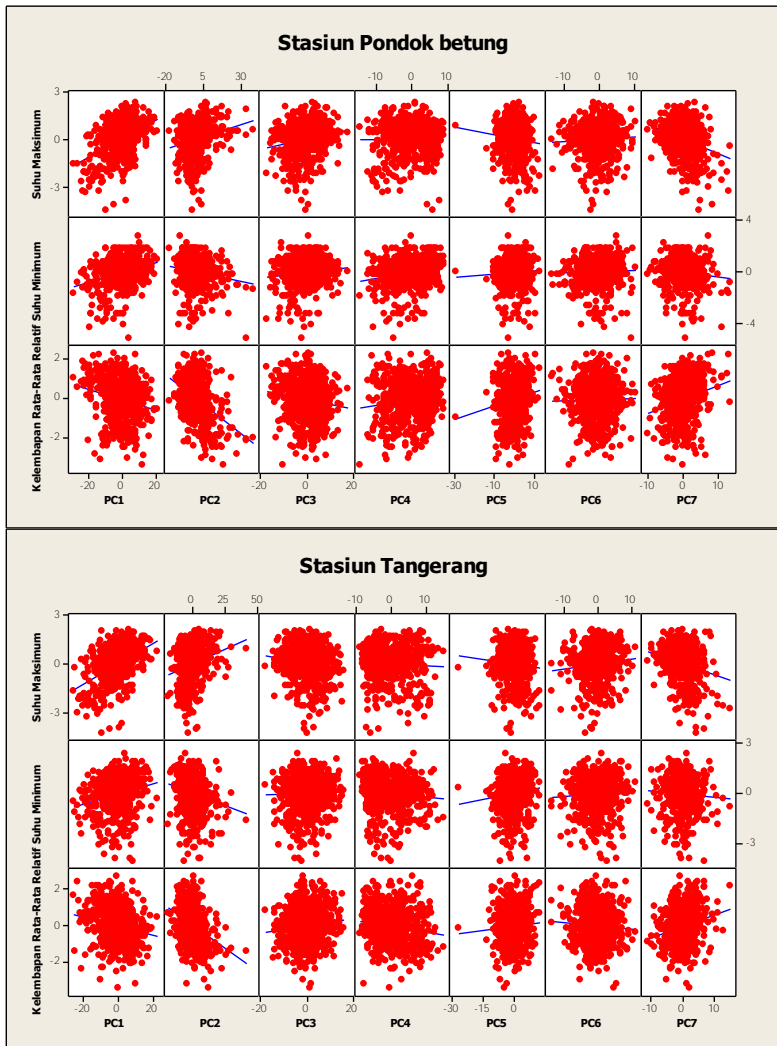
B2. Stasiun Tangerang

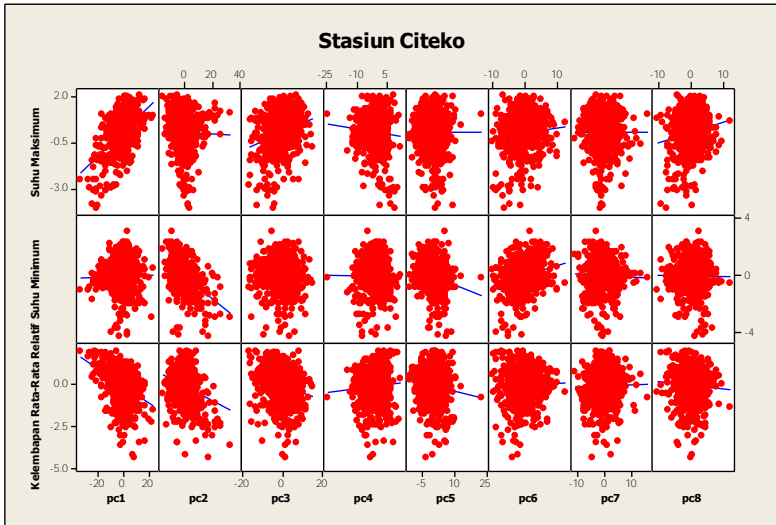
Variabel	<i>Eigen Value</i>	Varians Kumulatif (%)	Jumlah Komponen Utama
Dpsdt	9,2904	100	1
Mixr(1)	8,7048	92,4	1
Mixr(2)	8,9565	96,2	1
Mixr(4)	9,288	97,5	1
Omega(1)	9,1577	98,7	1
Omega(2)	8,7411	94,9	1
Omega(4)	8,3361	91	1
Pblh	8,1724	91,4	1
Ps	8,3807	100	1
Psl	8,3817	100	1
Qgscrn	8,5184	91,9	1
Rh(1)	8,2630	90,3	1
Rh(2)	8,5034	95,3	1
Rh(4)	8,9989	97,2	1
Rnd	7,3768	88,3	1
T(1)	8,4996	95,9	1
T(2)	8,3576	97,2	1
T(4)	8,7006	99	1
Tmaxer	8,5420	98,1	1
Tmincr	8,7221	94	1
Tpan	8,1330	96,8	1
Tscrn	8,4969	95,8	1
U(1)	8,1840	97,2	1
U(2)	8,3151	98,1	1
U(4)	8,3963	99,4	1
Ustar	7,6621	90,4	1
V(1)	8,4403	93,5	1
V(2)	8,6349	94,1	1
V(4)	8,2866	98,4	1
Zg(1)	4,0394	43,6	3
	2,0555	65,8	
	1,3782	80,7	
Zg(2)	6,8915	77,3	2
	1,1	89,7	
Zg(4)	8,5784	97,6	1

B3. Stasiun Citeko

Variabel	<i>Eigen Value</i>	Varians Kumulatif (%)	Jumlah Komponen Utama
Dpsdt	9,2936	100	1
Mixr(1)	8,1741	93,7	1
Mixr(2)	8,8853	94,7	1
Mixr(4)	9,2515	96,8	1
Omega(1)	7,0368	76,4	2
	1,1450	88,8	
Omega(2)	6,8696	74,6	2
	1,0476	86	
Omega(4)	7,1745	81,9	1
Pblh	7,8388	89,4	1
Ps	8,3497	99,4	1
Psl	8,3080	100	1
Qgscrn	7,6545	83,3	1
Rh(1)	7,8653	86,4	1
Rh(2)	8,4629	93,4	1
Rh(4)	8,9188	96,5	1
Rnd	7,1681	89,1	1
T(1)	8,0539	92,7	1
T(2)	8,1340	95,3	1
T(4)	8,5737	98,4	1
Tmaxer	8,5164	97,9	1
Tmincr	8,1703	91,2	1
Tpan	7,9864	94,3	1
Tscrn	8,0772	93	1
U(1)	7,7347	92,3	1
U(2)	8,0726	95	1
U(4)	8,3212	99	1
Ustar	6,4450	74,3	2
	1,1454	87,5	
V(1)	6,9898	75,9	2
	1,3281	90,3	
V(2)	6,9549	76	2
	1,4594	92	
V(4)	7,8486	95,9	1
Zg(1)	8,3963	85,8	1
Zg(2)	7,2258	75,6	2
	2,0240	96,8	
Zg(4)	5,8399	64,3	2
	3,1347	98,8	

LAMPIRAN C : GAMBAR POLA HUBUNGAN VARIABEL RESPON DAN PREDIKTOR





**LAMPIRAN D : MODEL REGRESI MULTIVARIAT
DENGAN ADANYA PELANGGARAN
ASUMSI RESIDUAL**

D1. Stasiun Kemayoran

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MAKS} &= -0,00324+0,05148 PC_1+0,04466 PC_2+0,03998 PC_3 \\ &\quad -0,01656 PC_4+0,03312 PC_5+0,02612 PC_6+0,07549 PC_7 \\ \hat{T}_{MIN} &= 0,01069+0,05348 PC_1+0,00648 PC_2+0,03237 PC_3 \\ &\quad -0,02927 PC_4+0,0089 PC_5+0,01269 PC_6+0,05268 PC_7 \\ \widehat{RH} &= 0,01916-0,01739 PC_1-0,06131 PC_2-0,0147 PC_3 \\ &\quad -0,01893 PC_4-0,04375 PC_5-0,00354 PC_6-0,06351 PC_7\end{aligned}$$

D2. Stasiun Pondok Betung

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MAKS} &= 0,01865+0,05952 PC_1+0,03050 PC_2+0,03119 PC_3 \\ &\quad +0,00002 PC_4-0,02382 PC_5+0,01269 PC_6-0,08896 PC_7 \\ \hat{T}_{MIN} &= 0,01733+0,03832 PC_1-0,02395 PC_2+0,02027 PC_3 \\ &\quad +0,004788 PC_4+0,01279 PC_5+0,00873 PC_6-0,03580 PC_7 \\ \widehat{RH} &= -0,01710-0,02619 PC_1-0,05954 PC_2-0,02309 PC_3 \\ &\quad +0,02828 PC_4+0,03411 PC_5+0,00578 PC_6+0,07143 PC_7\end{aligned}$$

D3. Stasiun Tangerang

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MAKS} &= 0,00926+0,06273 PC_1+0,03744 PC_2-0,02773 PC_3 \\ &\quad -0,00924 PC_4-0,01802 PC_5+0,02917 PC_6-0,06715 PC_7 \\ \hat{T}_{MIN} &= 0,01214+0,03039 PC_1-0,02924 PC_2+0,00496 PC_3 \\ &\quad -0,01873 PC_4+0,02468 PC_5+0,01733 PC_6-0,01820 PC_7 \\ \widehat{RH} &= 0,01755-0,02452 PC_1-0,05251 PC_2+0,02012 PC_3 \\ &\quad -0,03131 PC_4+0,01629 PC_5-0,01952 PC_6+0,06307 PC_7\end{aligned}$$

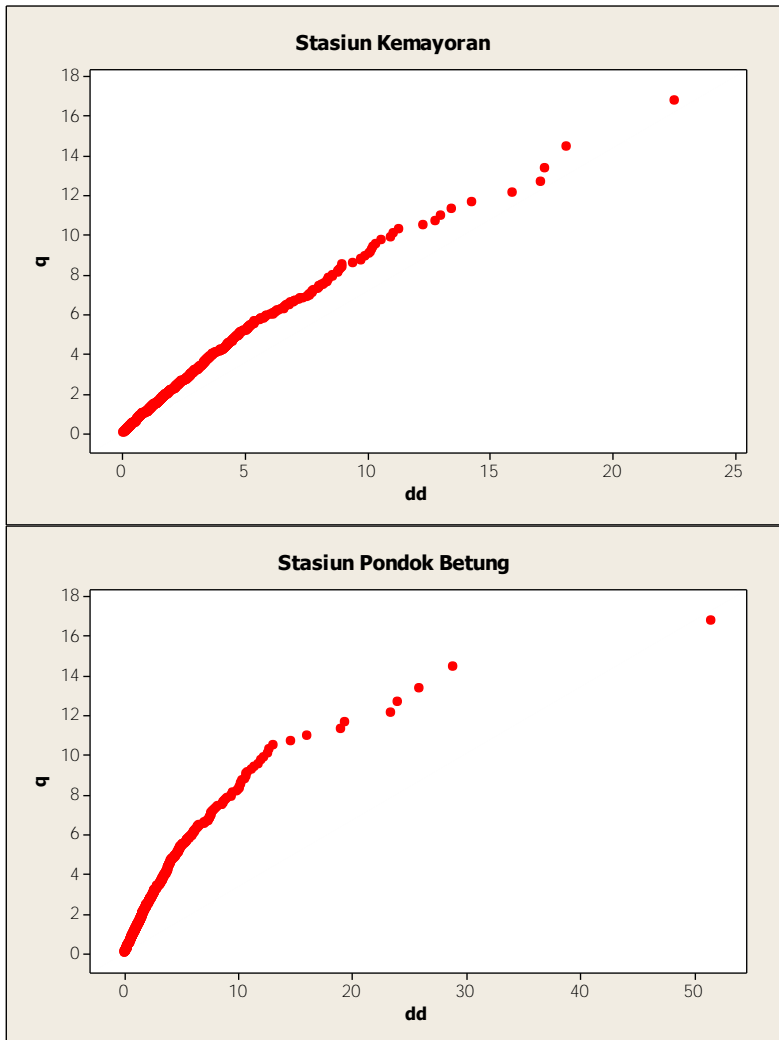
D4. Stasiun Citeko

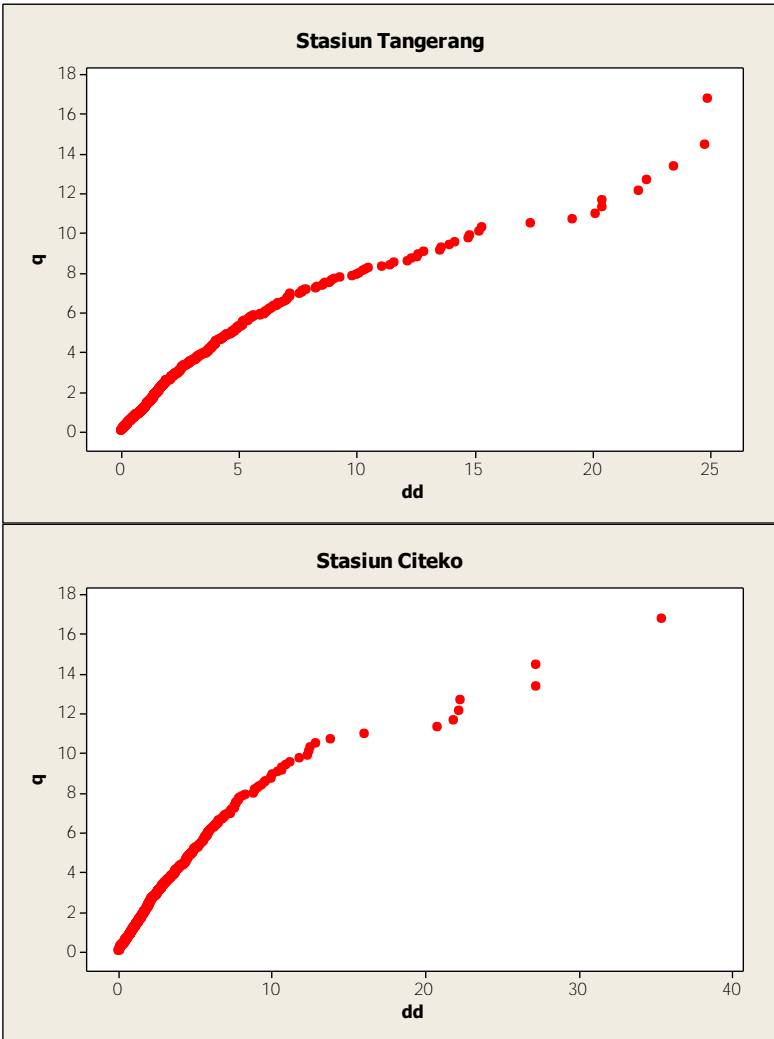
$$\begin{aligned} \hat{T}_{MAKS} &= 0,02666+0,06689 PC_1-0,00463 PC_2+0,04799 PC_3-0,01789 PC_4+0,00422 PC_5+0,02695 PC_6 \\ &\quad -0,00083 PC_7+0,05495 PC_8 \\ \hat{T}_{MIN} &= 0,01311+0,00382 PC_1-0,07623PC_2-0,00513PC_3-0,00339 PC_4-0,05732 PC_5+0,07443 PC_6 \\ &\quad -0,01086 PC_7-0,00385 PC_8 \\ \widehat{RH} &= -0,00236-0,05196 PC_1-0,04403 PC_2-0,03872 PC_3+0,01725 PC_4-0,03018 PC_5+0,01409 PC_6 \\ &\quad +0,00414 PC_7-0,02219 PC_8 \end{aligned}$$

D5. Eigenvector Hasil Reduksi Dimensi Variabel

Kemayoran			Pondok Betung			Tangerang			Citeko		
1	...	7	1	...	7	1	...	7	1	...	8
0.099	...	-0.171	0.079	...	0.160	0.077	...	0.146	0.051	...	-0.207
0.153	...	0.080	0.045	...	-0.091	0.124	...	-0.094	-0.041	...	-0.273
0.139	...	0.099	0.039	...	-0.080	0.101	...	-0.086	-0.148	...	0.092
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
0.303	...	-0.046	0.293	...	0.036	0.312	...	0.030	0.125	...	-0.022
-0.013	...	-0.005	0.004	...	0.037	0.007	...	0.050	0.205	...	-0.076
0.339	...	-0.104	0.326	...	0.090	0.340	...	0.098	0.069	...	-0.004

LAMPIRAN E : *CHI-SQUARE PLOT* REGRESI MULTI-VARIAT DENGAN ADANYA PELANGGARAN ASUMSI RESIDUAL





**LAMPIRAN F : PENDETEKSIAN *OUTLIER* RESIDUAL DI
STASIUN PONDOK BETUNG, TANGE-
RANG, DAN CITEKO**

Kemayoran		Pondok Betung		Tangerang	
Observai	Pvalue	Observai	Pvalue	Observai	Pvalue
303	0.000	9	0.000	621	0.000
365	0.002	316	0.000	439	0.000
342	0.002	259	0.000	217	0.000
132	0.003	57	0.001	617	0.000
276	0.005	193	0.001	470	0.000
191	0.006	22	0.001	635	0.001
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
356	0.044	335	0.033	72	0.031
286	0.050	216	0.038	247	0.031
200	0.053	30	0.039	295	0.036
546	0.053	261	0.044	261	0.041
261	0.053	260	0.045	37	0.041
138	0.056	264	0.050	192	0.043
76	0.057	536	0.051	118	0.052
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
443	1.000	331	0.998	607	0.997
63	1.000	400	0.999	92	0.997

LAMPIRAN G : PEMODELAN REGRESI MULTIVARIAT UNTUK PENANGANAN KASUS RE- SIDUAL TIDAK IDENTIK

G.1 Pengujian Dependensi Variabel Respon dan Ukuran Hubungan Variabel Respon dan Preditor

Stasiun	(χ^2)	$\chi_{0,05;3}^2$	η_A^2
Kemayoran	737,270	7,815	0,6551
Pondok Betung	402,611	7,815	0,6249
Tangerang	352,409	7,815	0,6808

G.2 Estimasi Parameter

Stasiun Pengamatan	Variabel	T_{MAKS}	T_{MIN}	RH
Kemayoran	Konstanta	-0,00312	0,05150	0,03299
	PC ₁	0,05174	0,05410	-0,01950
	PC ₂	0,04262	0,00435	-0,05765
	PC ₃	0,04105	0,03485	-0,02805
	PC ₄	-0,01721	-0,02901	-0,01813
	PC ₅	0,04186	0,01898	-0,05358
	PC ₆	0,02620	0,01228	-0,00569
	PC ₇	0,07378	0,04642	-0,06216
Pondok Betung	Konstanta	0,01159	0,09719	0,01103
	PC ₁	0,05963	0,02766	-0,02780
	PC ₂	0,038038	-0,02319	-0,06079
	PC ₃	0,03124	0,01036	-0,02278
	PC ₄	-0,00214	0,03844	0,02742
	PC ₅	-0,02255	0,01440	0,03357
	PC ₆	0,00664	0,01133	0,00853
	PC ₇	-0,08953	-0,03130	0,07445
Tangerang	Konstanta	0,00581	0,12901	0,03914
	PC ₁	0,06247	0,03302	-0,02571
	PC ₂	0,03641	-0,03051	-0,04962
	PC ₃	-0,02864	0,00380	0,02311
	PC ₄	-0,00921	-0,02707	-0,02963
	PC ₅	-0,01929	0,02411	0,01200
	PC ₆	0,02363	0,01830	-0,01411
	PC ₇	-0,06818	-0,02731	0,06039

G.3 Nilai VIF

Variabel Prediktor	VIF		
	Kemayoran	Pondok Betung	Tangerang
PC ₁	1,001	1,002	1,001
PC ₂	1,002	1,001	1,001
PC ₃	1,001	1,001	1,000
PC ₄	1,001	1,001	1,000
PC ₅	1,001	1,001	1,001
PC ₆	1,001	1,001	1,000
PC ₇	1,002	1,001	1,000

G.4 NILAI R-Square

Stasiun Pengamatan	Variabel Respon	R-square
Kemayoran	T _{MAKS}	0,4466
	T _{MIN}	0,3128
	RH	0,3675
Pondok Betung	T _{MAKS}	0,4036
	T _{MIN}	0,1962
	RH	0,3708
Tangerang	T _{MAKS}	0,4234
	T _{MIN}	0,2225
	RH	0,2985

G.5 Pengujian Residual Berdistribusi Normal Multivariat

Stasiun	Uji Normalitas (Jumlahan $d_i^2 \leq \chi_{p,0,5}^2$)
Kemayoran	0,5099
Pondok Betung	0,5208
Tangerang	0,5450

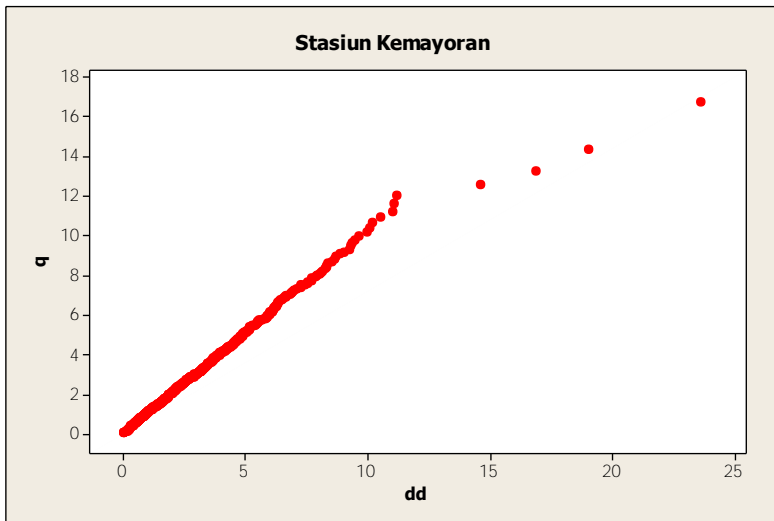
G.6 Pengujian Residual Identik

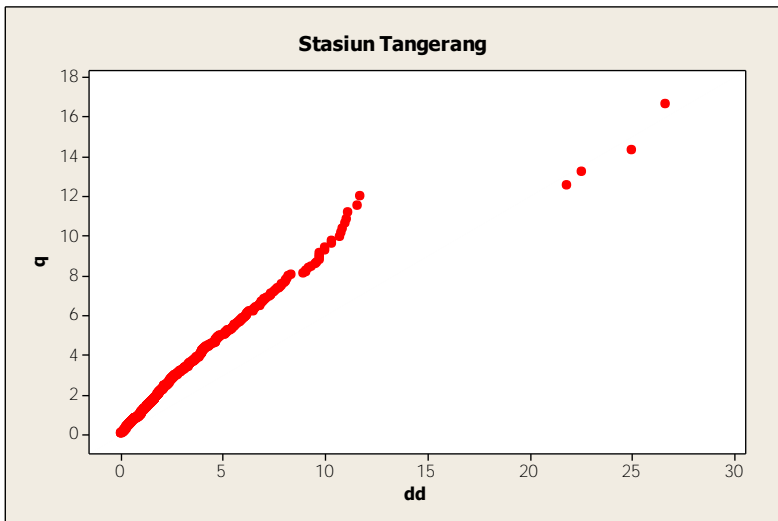
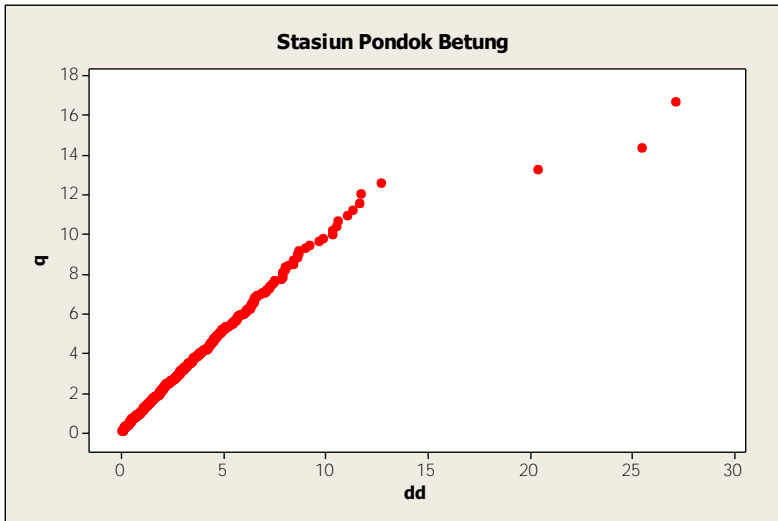
Stasiun	Box's M	P _{value}
Kemayoran	2,530	0,282
Pondok Betung	1,149	0,563
Tangerang	2,746	0,254

G.7 Pendeteksian Residual Independen

Stasiun	T_{MAKS}	T_{MIN}	RH
Kemayoran	0,26634	0,27561	0,34712
Pondok Betung	0,24233	0,17612	0,44408
Tangerang	0,28008	0,08583	0,37509

G.8 Chi-Square Plot





LAMPIRAN H : PEMODELAN REGRESI MULTIVARIAT UNTUK PENANGANAN KASUS RESIDUAL TIDAK INDEPENDEN

H.1 Pengujian Dependensi Variabel Respon dan Ukuran Hubungan Variabel Respond an Preditor

Stasiun	(χ^2)	$\chi^2_{0,05;3}$	η^2_{Λ}
Kemayoran	364,208	7,815	0,1231
Pondok Betung	263,359	7,815	0,1746
Tangerang	172,399	7,815	0,1611
Citeko	151,486	7,815	0,0669

H.2 Estimasi Parameter

Stasiun Pengamatan	Variabel	T _{MAKS}	T _{MIN}	RH
Kemayoran	PC ₁	0,01870	0,02780	-0,01347
	PC ₂	0,01626	-0,00501	-0,00609
	PC ₃	0,02666	0,03038	-0,01584
	PC ₄	-0,00185	-0,00854	-0,01299
	PC ₅	0,01180	-0,00716	-0,00819
	PC ₆	0,01442	0,00879	-0,01983
	PC ₇	0,03820	0,02925	-0,03313
Pondok Betung	PC ₁	0,03640	-0,00843	-0,01969
	PC ₂	0,01231	-0,02588	-0,01979
	PC ₃	0,03191	-0,00979	-0,02003
	PC ₄	-0,00333	0,01666	0,00908
	PC ₅	-0,00222	0,02795	0,00306
	PC ₆	0,00315	0,01268	-0,01187
	PC ₇	-0,04166	0,00052	0,05544
Tangerang	PC ₁	0,03461	0,02001	-0,01511
	PC ₂	0,01992	-0,02161	-0,01518
	PC ₃	-0,02506	-0,00535	0,02252
	PC ₄	-0,00672	-0,01439	-0,00432
	PC ₅	-0,00579	0,01140	-0,00779
	PC ₆	0,01341	-0,00398	-0,02634
	PC ₇	-0,03989	-0,00997	0,04275
Citeko	PC ₁	0,01397	-0,01104	-0,02950
	PC ₂	-0,00575	-0,01167	-0,00338
	PC ₃	0,01287	-0,00898	-0,02943
	PC ₄	0,01198	0,00726	0,00258
	PC ₅	-0,01118	-0,00089	0,01123
	PC ₆	0,00967	0,00500	-0,01207
	PC ₇	-0,00269	0,00551	0,00650
	PC ₈	0,03223	0,00446	-0,02419

H.3 Nilai VIF

Variabel Prediktor	VIF			
	Kemayoran	Pondok Betung	Tangerang	Citeko
PC ₁	1,300	1,340	1,334	1,456
PC ₂	1,337	1,247	1,261	1,966
PC ₃	1,348	1,353	1,299	1,777
PC ₄	1,24	1,241	1,257	1,790
PC ₅	1,169	1,153	1,187	1,215
PC ₆	1,218	1,199	1,201	1,725
PC ₇	1,070	1,069	1,050	1,383
PC ₈				1,143

H.4 Nilai R-Square

Stasiun Pengamatan	Variabel Respon	R-square
Kemayoran	T _{MAKS}	0,0595
	T _{MIN}	0,0644
	RH	0,0543
Pondok Betung	T _{MAKS}	0,0887
	T _{MIN}	0,0427
	RH	0,1052
Tangerang	T _{MAKS}	0,0862
	T _{MIN}	0,0391
	RH	0,0806
Citeko	T _{MAKS}	0,0293
	T _{MIN}	0,0089
	RH	0,0473

H.5 Pengujian Residual Berdistribusi Normal Multivariat

Stasiun	Uji Normalitas (Jumlahan $d_i^2 \leq \chi_{p,0,5}^2$)
Kemayoran	0,5373
Pondok Betung	0,5300
Tangerang	0,5659
Citeko	0,5896

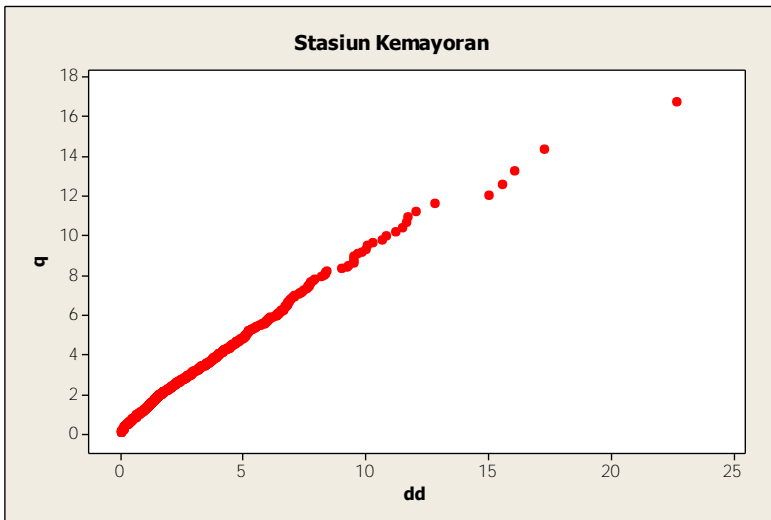
H.6 Pengujian Residual Identik

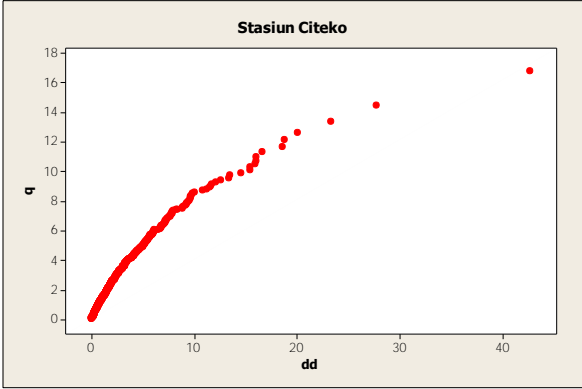
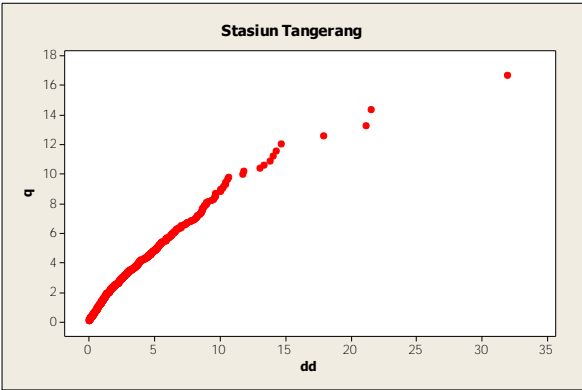
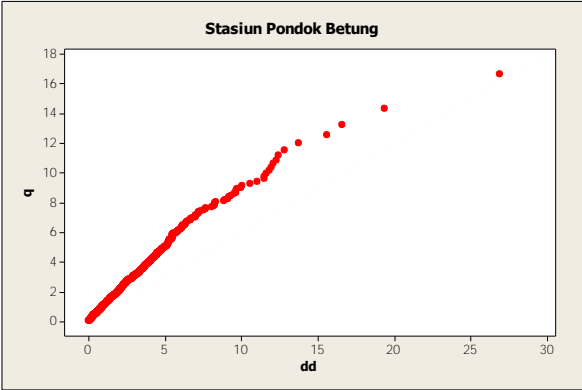
Stasiun	<i>Box's M</i>	<i>P_{value}</i>
Kemayoran	13,382	0,001
Pondok Betung	29,899	0,000
Tangerang	15,147	0,001
Citeko	0,289	0,866

H.7 Pendeteksian Residual Independen

Stasiun	T_{MAKS}	T_{MIN}	RH
Kemayoran	-0,42870	-0,35986	-0,32907
Pondok Betung	-0,45727	-0,42556	-0,27677
Tangerang	-0,37371	-0,44578	-0,32491
Citeko	-0,41107	-0,33203	-0,24535

H.8 Chi-Square Plot





Lampiran I : ESTIMASI PARAMETER REGRESI MULTIVARIAT DI STASIUN KEMAYORAN, PONDOK BETUNG, TANGERANG, DAN CITEKO PENANGANAN KASUS INDEPENDENSI.

II. Stasiun Kemayoran

The REG Procedure					
Model: MODEL1					
Dependent Variable: Suhu Maksimum					
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.					
Analysis of Variance					
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	28.22871	4.03267	5.38	<.0001
Error	596	446.54518	0.74924		
Uncorrected Total	603	474.77389			
	Root MSE	0.86558	R-Square	0.0595	
	Dependent Mean	-0.00063916	Adj R-Sq	0.0484	
	Coeff Var	-135426			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	0.01870	0.00641	2.92	0.0037
pc2	1	0.01626	0.00667	2.44	0.0151
pc3	1	0.02666	0.00669	3.99	<.0001
pc4	1	-0.00185	0.00874	-0.21	0.8322
pc5	1	0.01180	0.00837	1.41	0.1590
pc6	1	0.01442	0.00942	1.53	0.1262
pc7	1	0.03820	0.00959	3.98	<.0001

II. Stasiun Kemayoran (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Suhu Minimum
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance					
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	36.26279	5.18040	5.86	<.0001
Error	596	526.54238	0.88346		
Uncorrected Total	603	562.80517			
	Root MSE	0.93993	R-Square	0.0644	
	Dependent Mean	0.00104	Adj R-Sq	0.0534	
	Coeff Var	90272			

Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	0.02780	0.00696	3.99	<.0001
pc2	1	-0.00501	0.00724	-0.69	0.4897
pc3	1	0.03038	0.00726	4.18	<.0001
pc4	1	-0.00854	0.00949	-0.90	0.3685
pc5	1	-0.00716	0.00909	-0.79	0.4311
pc6	1	0.00879	0.01023	0.86	0.3902
pc7	1	0.02925	0.01042	2.81	0.0051

II. Stasiun Kemayoran (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Kelembapan Rata-Rata Relatif
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	22.48417	3.21202	4.89	<.0001
Error	596	391.21867	0.65641		
Uncorrected Total	603	413.70284			
Root MSE		0.81019	R-Square	0.0543	
Dependent Mean		0.00130	Adj R-Sq	0.0432	
Coeff Var		62386			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	-0.01347	0.00600	-2.24	0.0252
pc2	1	-0.00609	0.00624	-0.97	0.3301
pc3	1	-0.01584	0.00626	-2.53	0.0116
pc4	1	-0.01299	0.00818	-1.59	0.1128
pc5	1	-0.00819	0.00783	-1.05	0.2960
pc6	1	-0.01983	0.00882	-2.25	0.0249
pc7	1	-0.03313	0.00898	-3.69	0.0002

I2. Stasiun Pondok Betung

The REG Procedure
Model: MODEL1
Dependent Variable: Suhu Maksimum
NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	47.99968	6.85710	8.25	<.0001
Error	593	492.94109	0.83127		
Uncorrected Total	600	540.94077			
Root MSE		0.91174	R-Square	0.0887	
Dependent Mean		0.00020555	Adj R-Sq	0.0780	
Coeff Var		443559			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	0.03640	0.00649	5.61	<.0001
pc2	1	0.01231	0.00719	1.71	0.0874
pc3	1	0.03191	0.00708	4.51	<.0001
pc4	1	-0.00333	0.00927	-0.36	0.7198
pc5	1	-0.00222	0.00870	-0.26	0.7983
pc6	1	0.00315	0.01001	0.31	0.7529
pc7	1	-0.04166	0.01045	-3.99	<.0001

I2. Stasiun Pondok Betung (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Suhu Minimum
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance						
Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F	
Model	7	22.17516	3.16788	3.78	0.0005	
Error	593	497.61989	0.83916			
Uncorrected Total	600	519.79505				
Root MSE		0.91605	R-Square	0.0427		
Dependent Mean		0.00067391	Adj R-Sq	0.0314		
Coeff Var		135931				

Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
pc1	1	-0.00843	0.00652	-1.29	0.1968	
pc2	1	-0.02588	0.00722	-3.58	0.0004	
pc3	1	-0.00979	0.00711	-1.38	0.1690	
pc4	1	0.01666	0.00931	1.79	0.0741	
pc5	1	0.02795	0.00874	3.20	0.0015	
pc6	1	0.01268	0.01005	1.26	0.2078	
pc7	1	0.00052354	0.01049	0.05	0.9602	

I2. Stasiun Pondok Betung (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Kelembapan Rata-Rata Relatif
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	39.17230	5.59604	9.96	<.0001
Error	593	333.16689	0.56183		
Uncorrected Total	600	372.33919			
Root MSE		0.74956	R-Square	0.1052	
Dependent Mean		0.00005964	Adj R-Sq	0.0946	
Coeff Var		1256781			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	-0.01969	0.00534	-3.69	0.0002
pc2	1	-0.01979	0.00591	-3.35	0.0009
pc3	1	-0.02003	0.00582	-3.44	0.0006
pc4	1	0.00908	0.00762	1.19	0.2337
pc5	1	0.00306	0.00715	0.43	0.6687
pc6	1	-0.01187	0.00823	-1.44	0.1496
pc7	1	0.05544	0.00859	6.46	<.0001

I3. Stasiun Tangerang

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Suhu Maksimum
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	43.88372	6.26910	7.97	<.0001
Error	592	465.43694	0.78621		
Uncorrected Total	599	509.32066			
Root MSE		0.88669	R-Square	0.0862	
Dependent Mean		-0.00032682	Adj R-Sq	0.0754	
Coeff Var		-271307			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	0.03461	0.00636	5.45	<.0001
pc2	1	0.01992	0.00672	2.97	0.0031
pc3	1	-0.02506	0.00671	-3.73	0.0002
pc4	1	-0.00672	0.00883	-0.76	0.4468
pc5	1	-0.00579	0.00898	-0.64	0.5193
pc6	1	0.01341	0.00925	1.45	0.1477
pc7	1	-0.03989	0.00975	-4.09	<.0001

I3. Stasiun Tangerang (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Suhu Minimum
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	23.51280	3.35897	3.44	0.0013
Error	592	577.62581	0.97572		
Uncorrected Total	599	601.13861			

Root MSE 0.98779 R-Square 0.0391
 Dependent Mean -0.00069347 Adj R-Sq 0.0278
 Coeff Var -142441

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	0.02001	0.00708	2.83	0.0049
pc2	1	-0.02161	0.00748	-2.89	0.0040
pc3	1	-0.00535	0.00748	-0.72	0.4746
pc4	1	-0.01439	0.00983	-1.46	0.1439
pc5	1	0.01140	0.01000	1.14	0.2547
pc6	1	-0.00398	0.01031	-0.39	0.6993
pc7	1	-0.00997	0.01086	-0.92	0.3590

I3. Stasiun Tangerang (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Kelembapan Rata-Rata Relatif
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	7	37.26211	5.32316	7.42	<.0001
Error	592	424.80328	0.71757		
Uncorrected Total	599	462.06539			

Root MSE	0.84710	R-Square	0.0806
Dependent Mean	-0.00192	Adj R-Sq	0.0698
Coeff Var	-44209		

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	-0.01511	0.00607	-2.49	0.0131
pc2	1	-0.01518	0.00642	-2.37	0.0183
pc3	1	0.02252	0.00641	3.51	0.0005
pc4	1	-0.00432	0.00843	-0.51	0.6087
pc5	1	-0.00779	0.00857	-0.91	0.3642
pc6	1	-0.02634	0.00884	-2.98	0.0030
pc7	1	0.04275	0.00931	4.59	<.0001

I4. Stasiun Citeko

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Suhu Maksimum
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	8	13.67105	1.70888	2.37	0.0161
Error	628	452.65401	0.72079		
Uncorrected Total	636	466.32506			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	0.01397	0.00622	2.25	0.0251
pc2	1	-0.00575	0.00984	-0.58	0.5592
pc3	1	0.01287	0.00792	1.62	0.1047
pc4	1	0.01198	0.01209	0.99	0.3221
pc5	1	-0.01118	0.00919	-1.22	0.2244
pc6	1	0.00967	0.01186	0.82	0.4152
pc7	1	-0.00269	0.01169	-0.23	0.8178
pc8	1	0.03223	0.01028	3.14	0.0018

Root MSE 0.84899 R-Square 0.0293
 Dependent Mean -0.00030469 Adj R-Sq 0.0170
 Coeff Var -278645

I4. Stasiun Citeko (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Suhu Minimum
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	8	4.13457	0.51682	0.71	0.6860
Error	628	459.38258	0.73150		
Uncorrected Total	636	463.51715			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	-0.01104	0.00627	-1.76	0.0787
pc2	1	-0.01167	0.00992	-1.18	0.2396
pc3	1	-0.00898	0.00798	-1.13	0.2609
pc4	1	0.00726	0.01218	0.60	0.5515
pc5	1	-0.00089858	0.00926	-0.10	0.9227
pc6	1	0.00500	0.01195	0.42	0.6759
pc7	1	0.00551	0.01177	0.47	0.6400
pc8	1	0.00446	0.01035	0.43	0.6667

Root MSE 0.85528 R-Square 0.0089
 Dependent Mean -0.00303 Adj R-Sq -0.0037
 Coeff Var -28216

14. Stasiun Citeko (Lanjutan)

The REG Procedure
 Model: MODEL1
 Dependent Variable: Kelembapan Rata-Rata Relatif
 NOTE: No intercept in model. R-Square is redefined.

Analysis of Variance

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Pr > F
Model	8	23.42174	2.92772	3.89	0.0002
Error	628	472.07441	0.75171		
Uncorrected Total	636	495.49615			
Root MSE		0.86701	R-Square	0.0473	
Dependent Mean		0.00106	Adj R-Sq	0.0351	
Coeff Var		81539			

Parameter Estimates

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
pc1	1	-0.02950	0.00635	-4.64	<.0001
pc2	1	-0.00338	0.01005	-0.34	0.7371
pc3	1	-0.02943	0.00809	-3.64	0.0003
pc4	1	0.00258	0.01234	0.21	0.8342
pc5	1	0.01123	0.00939	1.20	0.2318
pc6	1	-0.01207	0.01211	-1.00	0.3192
pc7	1	0.00650	0.01193	0.54	0.5862
pc8	1	-0.02419	0.01049	-2.30	0.0215

**LAMPIRAN J : DATA *OUT SAMPLE* DAN
PREDIKSINYA DI STASIUN KE-
MAYORAN, PONDOK BETUNG,
TANGERANG, DAN CITEKO**

J1. Stasiun Kemayoran

Kemayoran					
T_{MAKS}		T_{MIN}		RH	
Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>
32.93	33.00	25.88	24.50	74.40	78.00
32.60	32.80	25.61	22.80	75.86	86.25
32.40	32.00	25.41	25.80	76.53	82.00
32.02	31.40	25.15	24.40	78.01	78.75
:	:	:	:	:	:
32.21	32.60	25.41	26.20	76.60	70.75
32.33	32.20	25.44	26.20	75.25	72.00

J2. Stasiun n Pondok Betung

Pondok Betung					
T_{MAKS}		T_{MIN}		RH	
Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>
34.08	34.40	23.95	23.40	79.14	83.75
33.15	33.60	24.19	23.20	80.34	85.50
33.15	32.60	24.19	23.20	80.34	85.25
33.15	33.00	24.19	23.20	80.34	86.75
:	:	:	:	:	:
33.15	33.40	24.19	22.00	80.34	71.00
33.15	33.80	24.19	24.80	80.34	78.50

J3. Stasiun Tangerang

Tangerang					
T _{MAKS}		T _{MIN}		RH	
Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>
33.30	34.20	24.24	23.00	78.81	68.50
32.91	33.00	24.12	24.60	79.70	83.25
32.55	33.00	23.83	20.00	80.38	80.75
32.37	32.60	23.76	23.80	81.59	74.50
:	:	:	:	:	:
32.16	32.80	24.02	25.60	81.16	73.50
32.03	32.40	23.91	23.80	79.56	81.75

J4. Stasiun Citeko

Citeko					
T _{MAKS}		T _{MIN}		RH	
Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>	Prediksi	<i>Out Sample</i>
26.39	27.40	18.59	18.40	81.62	84.25
26.31	27.80	18.62	18.40	82.19	90.00
26.16	26.20	18.65	19.00	83.36	80.25
25.91	25.40	18.62	18.80	84.50	94.75
:	:	:	:	:	:
26.15	24.90	18.77	18.30	85.25	93.50
25.97	25.10	18.86	18.40	87.05	89.50

LAMPIRAN K : MODEL REGRESI SUHU MAKSIMUM, SUHU MINIMUM, DAN KELEMBAPAN RATA-RATA RELATIF DI STASIUN PONDOK BETUNG, TANGERANG, DAN CITEKO

K1. Stasiun Pondok Betung

$$\begin{aligned} \hat{T}_{MAKS} = & -0,0173dpsdt+0,0004mixr(1)+0,0004mixr(2)-0,0003mixr(4)-0,0144\omega(1)-0,0122\omega(2) \\ & -0,0065\omega(4)+0,0055pblh-0,0116ps-0,0116psl+0,0003qgscrn-0,0066rh(1)-0,0038rh(2) \\ & -0,0022rh(4)-0,0147rnd+0,0095temperature(1)+0,0074temperature(2)+0,0031temperature(4) \\ & +0,0248tmaxer+0,0072tmincr+0,0236tpan+0,0096tscrn-0,0079u(1)-0,0070u(2)-0,0125u(4) \\ & -0,0043ustar+0,0158v(1)+0,0182v(2)+0,0217v(4)-0,0033zg1(1)+0,0023zg2(1)+0,0020zg3(1) \\ & -0,0008zg4(1)+0,0096zg1(2)-0,0028zg2(2)+0,0074zg(4). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{T}_{MIN} = & -0,0020dpsdt+0,0167mixr(1)+0,0087mixr(2)+0,0082mixr(4)-0,0015\omega(1)-0,0011\omega(2) \\ & -0,0028\omega(4)-0,0087pblh+0,0059ps+0,0058psl+0,0138qgscrn+0,0151rh(1)+0,0067rh(2) \\ & +0,0041rh(4)+0,0050rnd-0,0032temperature(1)+0,0022temperature(2)+0,0077temperature(4) \\ & -0,0062tmaxer+0,0023tmincr-0,0051tpan-0,0031tscrn+0,0162u(1)+0,01590u(2)+0,0153u(4) \\ & -0,0009ustar-0,0004v(1)-0,0024v(2)-0,0015v(4)+0,0039zg1(1)+0,0004zg2(1)+0,0003zg3(1) \\ & -0,0006zg4(1)+0,0007zg1(2)+0,0023zg2(2)+0,0062zg(4). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \widehat{RH} = & 0,0159dpsdt+0,0025mixr(1)+0,0026mixr(2)+0,0041mixr(4)+0,0117\omega(1)+0,0085\omega(2) \\ & +0,0027\omega(4)-0,0048pblh+0,0185ps+0,0186psl+0,0030qgscrn+0,0051rh(1)+0,0030rh(2) \\ & +0,0033rh(4)+0,0135rnd-0,0038temperature(1)+0,00003temperature(2)+0,0026temperature(4) \\ & -0,0264tmaxer-0,0008tmincr-0,0214tpan-0,0043tscrn-0,0007u(1)-0,0024u(2)+0,0058u(4) \\ & +0,0034ustar-0,0208v(1)-0,0248v(2)-0,0264v(4)+0,0049zg1(1)-0,0013zg2(1)-0,0014zg3(1) \\ & +0,0007zg4(1)-0,0035zg1(2)+0,0032zg2(2)+0,00004zg(4). \end{aligned}$$

K2. Stasiun Tangerang

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MAKSS} = & -0,0128dpsdt+0,0048mixr(1)-0,0018mixr(2)-0,0033mixr(4)-0,0106\omega(1)-0,0085\omega(2) \\ & -0,0058\omega(4)+0,0003pblh-0,0155ps-0,0155psl+0,0042qgscrn-0,0017rh(1)-0,0069rh(2) \\ & -0,0068rh(4)-0,0141rnd+0,0066temperature(1)+0,0094temperature(2)+0,0073temperature(4) \\ & +0,0234tmaxer+0,0061tmincr+0,0207tpan+0,0070tscrn-0,0070u(1)-0,0067u(2)-0,0130u(4) \\ & -0,0032ustar+0,0146v(1)+0,0186v(2)+0,0236v(4)+0,0053zg1(1)+0,0032zg2(1)-0,0006zg3(1) \\ & +0,0091zg1(2)-0,0035zg2(2)+0,0096zg(4).\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MIN} = & -0,0047dpsdt+0,0146mixr(1)+0,0114mixr(2)+0,0121mixr(4)-0,0039\omega(1)-0,0041\omega(2) \\ & -0,0040\omega(4)-0,0028pblh+0,0023ps+0,0023psl+0,0141qgscrn+0,0085rh(1)+0,0067rh(2) \\ & 0,0080rh(4)-0,0013rnd+0,0039temperature(1)+0,0062temperature(2)+0,0058temperature(4) \\ & +0,0034tmaxer+0,0080tmincr+0,0058tpan+0,0043tscrn+0,0006u(1)+0,0006u(2)+0,0008u(4) \\ & +0,003ustar+0,0044v(1)+0,0021v(2)+0,0030v(4)-0,0014zg1(1)+0,0024zg2(1)-0,0004zg3(1) \\ & +0,0069zg1(2)+0,0006zg2(2)+0,0091zg(4).\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\widehat{RH} = & 0,0163dpsdt-0,0031mixr(1)+0,0022mixr(2)+0,0075mixr(4)+0,0133\omega(1)+0,0104\omega(2) \\ & +0,0082\omega(4)-0,0034pblh+0,0204ps+0,0204psl-0,0034qgscrn+0,0014rh(1)+0,0040rh(2) \\ & +0,0089rh(4)+0,0128rnd-0,0041temperature(1)-0,0027temperature(2)-0,0036temperature(4) \\ & -0,0205tmaxer+0,0001tmincr-0,0158tpan-0,0049tscrn-0,0065u(1)-0,0074u(2)+0,0008u(4) \\ & -0,0006ustar-0,0103v(1)-0,0161v(2)-0,0222v(4)-0,0042zg1(1)-0,0026zg2(1)+0,0006zg3(1) \\ & -0,0051zg1(2)+0,0026zg2(2)-0,0036zg(4).\end{aligned}$$

K3. Stasiun Citeko

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MAKS} = & -0,0152dpsdt-0,0139mixr(1)+0,0029mixr(2)+0,0041mixr(4)-0,0073\omega_1(1) \\ & +0,0052\omega_2(1)-0,0061\omega_1(2)+0,0048\omega_2(2)-0,0041\omega_4(4)-0,0019pblh \\ & -0,0062ps-0,0063psl+0,0002qgscrn+0,0016rh(1)+0,0004rh(2)+0,0014rh(4)-0,0072rnd \\ & +0,0025temperature(1)+0,0038temperature(2)+0,0043temperature(4)+0,0139tmaxer \\ & +0,0072tmincr+0,0125tpan+0,0019tscrn+0,0002u(1)+0,0008u(2)-0,0031u(4)-0,0088ustar1 \\ & -0,0022ustar2+0,0120v1(1)-0,0021v2(1)+0,0119v1(2)-0,0019v2(2)+0,0130v(4)+0,0037zg(1) \\ & +0,0038zg1(2)+0,0014zg2(2)+0,0050zg1(4)-0,0012zg2(4).\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{T}_{MIN} = & 0,0009dpsdt-0,0018mixr(1)+0,0055mixr(2)+0,0047mixr(4)+0,0015\omega_1(1) \\ & -0,00004\omega_2(1)+0,0022\omega_1(2)+0,0004\omega_2(2)+0,0006\omega_4(4)+0,0001pblh \\ & -0,0019ps-0,0019psl+0,0045qgscrn+0,0045rh(1)+0,0056rh(2)+0,0045rh(4)+0,0031rnd \\ & -0,0011temperature(1)-0,0023temperature(2)-0,0012temperature(4)-0,0018tmaxer \\ & -0,0011tmincr-0,0013tpan-0,0009tscrn+0,0034u(1)+0,0040u(2)+0,0053u(4)+0,0011ustar1 \\ & +0,0003ustar2+0,0022v1(1)-0,0004v1(1)+0,0024v1(2)-0,0002v2(2)-0,0008v(4)+0,0097zg(1) \\ & +0,0086zg1(2)-0,0018zg2(2)+0,0010zg1(4)-0,0061zg2(4).\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\widehat{RH} = & 0,0149dpsdt+0,0122mixr(1)+0,0028mixr(2)+0,0002mixr(4)+0,0096\omega_1(1) \\ & -0,0044\omega_2(1)+0,0097\omega_1(2)-0,0034\omega_2(2)+0,0041\omega_4(4)+0,0059pblh \\ & 0,0073ps+0,0075psl+0,0030qgscrn+0,0016rh(1)+0,0070rh(2)+0,0046rh(4)+0,0104rnd \\ & -0,0039temperature(1)-0,0093temperature(2)-0,0097temperature(4)-0,0162tmaxer-0,0119tmincr \\ & -0,0146tpan-0,0029tscrn+0,0079u(1)+0,0084u(2)+0,0130u(4)+0,0121ustar1+0,0028ustar2 \\ & -0,0056v1(1)+0,0018v2(1)-0,0056v1(2)+0,0023v2(2)-0,0138v(4)+0,0066zg(1)+0,0052zg1(2) \\ & -0,0039zg2(2)-0,0067zg1(4)-0,0060zg2(4).\end{aligned}$$

LAMPIRAN L : NILAI *EIGEN VECTOR* REDUKSI DIMENSI BERDASARKAN GRID DI STASIUN KEMAYORAN, PONDOK BETUNG, TANGERANG, DAN CITEKO

L1. Stasiun Kemayoran

dpsdt	mixr(1)	...	qgscrn	rh(1)	rh(2)	...	zg1(2)	zg2(2)	zg(4)
0.3334	0.3272	...	0.3290	0.3312	0.3320	...	0.3459	0.2361	0.3343
0.3333	0.3271	...	0.3317	0.3340	0.3333	...	0.2941	0.3990	0.3318
0.3332	0.3267	...	0.3326	0.3317	0.3324	...	0.3577	0.0936	0.3352
0.3334	0.3404	...	0.3349	0.3346	0.3343	...	0.3389	-0.3537	0.3340
0.3333	0.3428	...	0.3381	0.3372	0.3352	...	0.2702	0.5505	0.3286
0.3333	0.3375	...	0.3372	0.3349	0.3338	...	0.3652	0.0445	0.3358
0.3334	0.3319	...	0.3298	0.3312	0.3331	...	0.3297	-0.4075	0.3323
0.3333	0.3354	...	0.3339	0.3336	0.3336	...	0.3252	-0.4240	0.3333
0.3333	0.3307	...	0.3326	0.3316	0.3323	...	0.3609	-0.0150	0.3346

L2. Stasiun Pondok Betung

dpsdt	mixr(1)	...	qgscrn	rh(1)	rh(2)	...	zg1(2)	zg2(2)	zg(4)
0.3333	0.3293	...	0.3333	0.3266	0.3309	...	0.2698	-0.5759	0.3280
0.3333	0.3323	...	0.3353	0.3323	0.3334	...	0.3584	-0.0544	0.3359
0.3333	0.3273	...	0.3290	0.3290	0.3279	...	0.3398	-0.2878	0.3335
0.3333	0.3399	...	0.3379	0.3409	0.3355	...	0.3125	0.4594	0.3346
0.3334	0.3435	...	0.3435	0.3455	0.3398	...	0.3661	0.0071	0.3365
0.3333	0.3379	...	0.3372	0.3406	0.3348	...	0.3599	-0.0793	0.3362
0.3334	0.3271	...	0.3231	0.3243	0.3305	...	0.3391	0.2300	0.3346
0.3334	0.3341	...	0.3329	0.3338	0.3359	...	0.3399	-0.2277	0.3319
0.3333	0.3280	...	0.3274	0.3263	0.3311	...	0.3026	0.5103	0.3287

L3. Tangerang

dpsdt	mixr(1)	...	qgscrn	rh(1)	rh(2)	...	zg1(2)	zg2(2)	zg(4)
0.3333	0.3279	...	0.3311	0.3240	0.3318	...	0.3498	-0.0102	0.3346
0.3333	0.3323	...	0.3345	0.3304	0.3347	...	0.3483	0.0576	0.3350
0.3333	0.3256	...	0.3273	0.3237	0.3303	...	0.3275	0.3755	0.3330
0.3334	0.3403	...	0.3418	0.3416	0.3358	...	0.3470	0.0364	0.3352
0.3334	0.3449	...	0.3456	0.3487	0.3398	...	0.3440	-0.3071	0.3337
0.3333	0.3366	...	0.3362	0.3391	0.3344	...	0.3005	0.5445	0.3322
0.3334	0.3317	...	0.3276	0.3317	0.3293	...	0.3587	-0.0057	0.3342
0.3334	0.3356	...	0.3326	0.3364	0.3341	...	0.3503	-0.0893	0.3348
0.3333	0.3246	...	0.3227	0.3235	0.3297	...	0.2619	-0.6748	0.3273

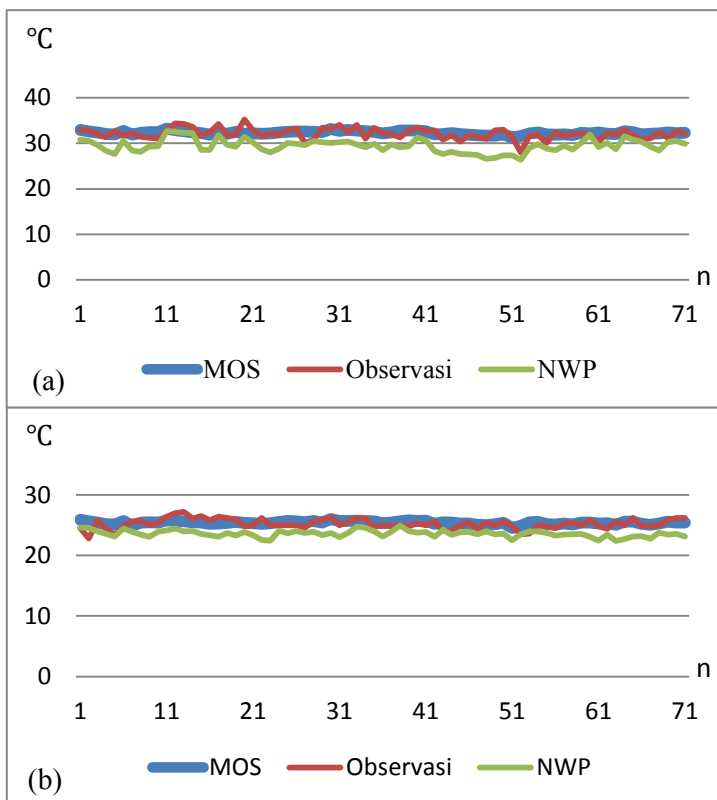
L4. Citeko

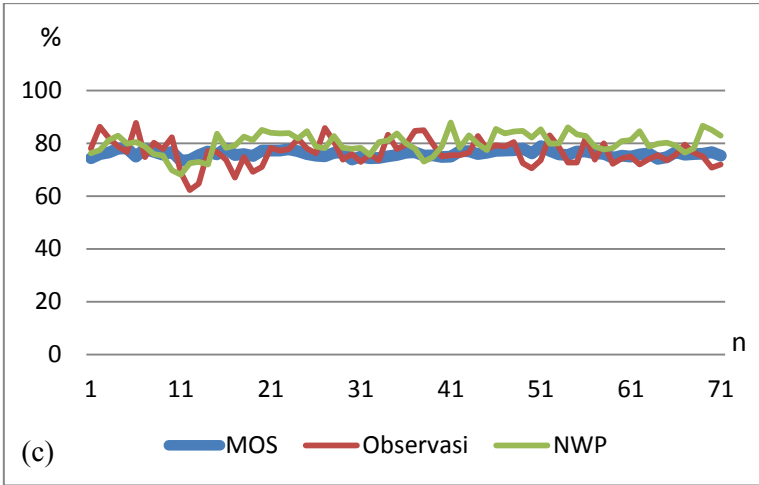
dpsdt	mixr(1)	...	qgscrn	rh(1)	rh(2)	...	zg2(2)	zgl(4)	zg2(4)
0.3334	0.3379	...	0.3402	0.3404	0.3321	...	0.3034	0.2777	0.4091
0.3334	0.3380	...	0.3467	0.3445	0.3358	...	0.5646	0.4021	0.0697
0.3333	0.3229	...	0.3309	0.3241	0.3284	...	0.6678	0.3876	0.1459
0.3334	0.3391	...	0.3402	0.3395	0.3369	...	0.0547	0.3507	-0.3218
0.3334	0.3437	...	0.3584	0.3528	0.3432	...	0.1975	0.3982	-0.1455
0.3333	0.3284	...	0.3333	0.3307	0.3354	...	0.1625	0.0923	0.5652
0.3333	0.3260	...	0.3103	0.2993	0.3236	...	0.1390	0.3904	-0.1802
0.3333	0.3323	...	0.3399	0.3309	0.3335	...	0.0524	0.3510	-0.3167
0.3333	0.3312	...	0.2958	0.3349	0.3307	...	0.2296	0.2128	0.4791

LAMPIRAN M : PERBANDINGAN HASIL PREDIKSI MOS DAN NWP TERHADAP HASIL OBSERVASI DI STASIUN PONDOK BETUNG, TANGERANG, DAN CI-TEKO

M1. Stasiun Kemayoran

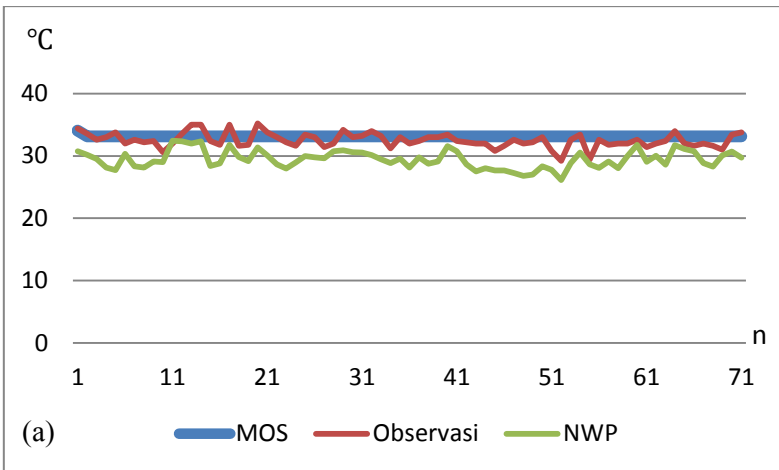
(a) Suhu Maksimum, (b) Suhu Minimum, (c) Kelembapan Rata-Rata Relatif

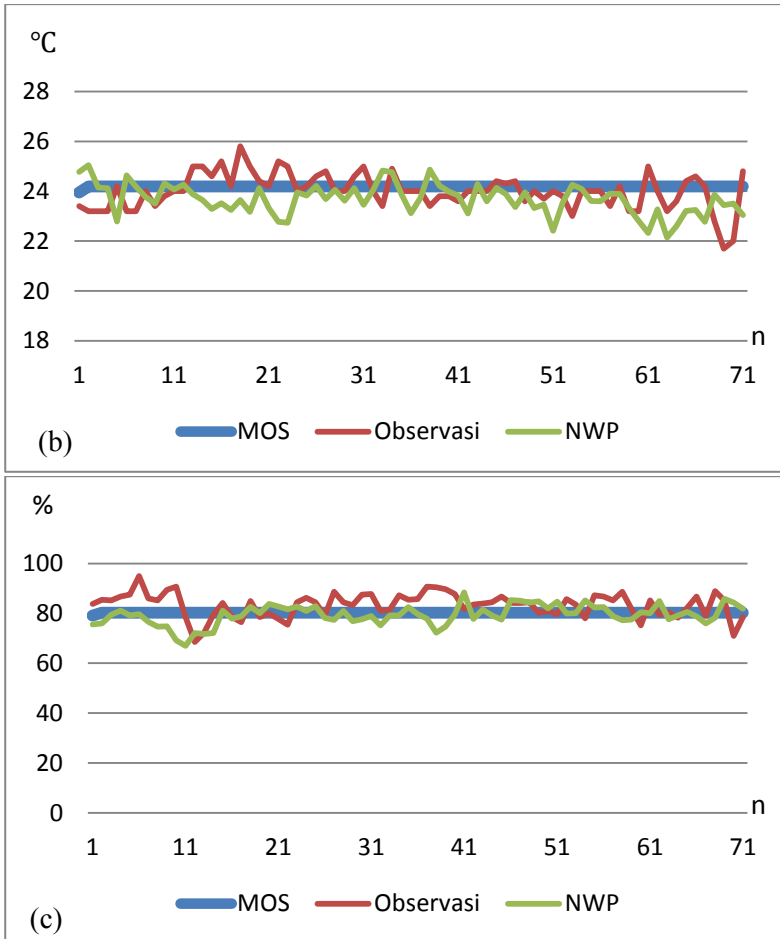




M2. Stasiun Pondok Betung

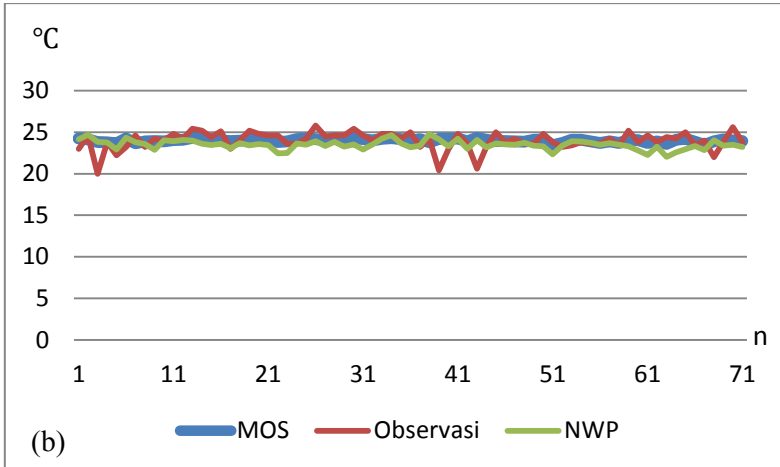
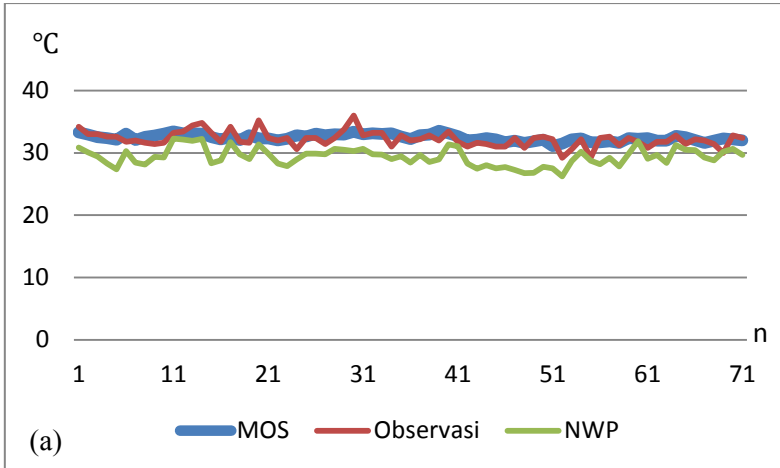
(a) Suhu Maksimum, (b) Suhu Minimum, (c) Kelembapan Rata-Rata Relatif

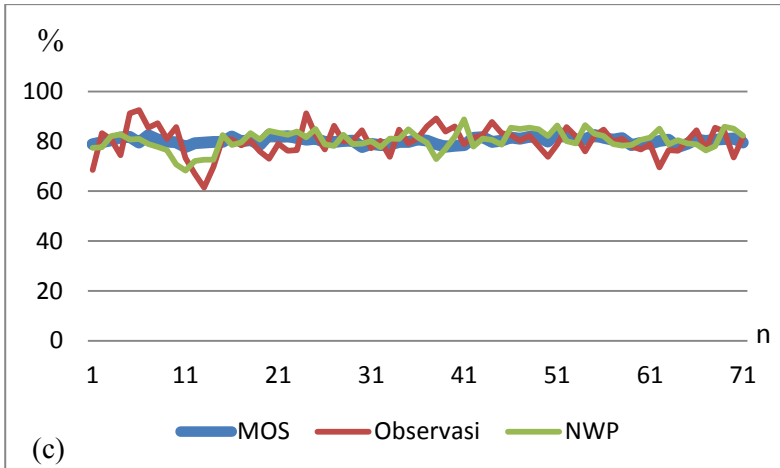




M3. Stasiun Tangerang

(a) Suhu Maksimum, (b) Suhu Minimum, (c) Kelembapan Rata-Rata Relatif di Stasiun Tangerang





LAMPIRAN N : MACRO PROGRAM MINITAB**N1. Macro Pengujian *Barlett's Sphercity***

```
macro
bart x.1-x.p
mconstant i n p d chis pp pvalue v
mcolumn x.1-x.p eigen
mmatrix r
let n=count(x.1)
corr x.1-x.p r
eigenvalues r eigen
let d=0
do i=1:p
  let d=d+ln(eigen(i))
enddo
let chis=-((n-1)-(2*p+5)/6)*d
let v=p*(p-1)/2
cdf chis pp;
  chis v.
let pvalue=1-pp
print chis d pvalue
endmacro
```

N2. Macro Pengujian Normal Multivariat

```

macro
qq x.1-x.p
mconstant i n p t chis
mcolumn d x.1-x.p dd pi q ss tt
mmatrix s sinv ma mb mc md me
let n=count(x.1)
cova x.1-x.p s
invert s sinv
do i=1:p
  let x.i=x.i-mean(x.i)
enddo
do i=1:n
  copy x.1-x.p ma;
  use i.
  transpose ma mb
  multiply ma sinv mc
  multiply mc mb md
  copy md tt
  let t=tt(1)
  let d(i)=t
enddo
set pi
  1:n
end
let pi=(pi-0.5)/n
sort d dd
invecdf pi q;
chis p.
plot q*dd
invecdf 0.5 chis;
chis p.
let ss=dd<chis
let t=sum(ss)/n
print t

```

N3. Macro Pendeteksian *Outlier*

```

macro
outlier obs y.1-y.p
mconstant i n p df
mcolumn d x.1-x.p y.1-y.p dd pi f_value tt obs p1 sig_f
mmatrix s sinv ma mb mc md
let n=count(y.1)
cova y.1-y.p s
invert s sinv
do i=1:p
  let x.i=y.i-mean(y.i)
enddo
do i=1:n
  copy x.1-x.p ma;
  use i.
  transpose ma mb
  multiply ma sinv mc
  multiply mc mb md
  copy md tt
  let d(i)=tt(1)
enddo
let f_value=((n-p-1)*n*d)/(p*(n-1)**2-n*p*d)
let df=n-p-1
cdf f_value p1;
  f p df.
let sig_f=1-p1
print obs d f_value sig_f
endmacro

```

LAMPIRAN O : MACRO PROGRAM SAS

O1. Pengujian Autokorelasi

```

data cuaca;
input r1 r2 r3;
datalines;
0.33818      -0.52637      -0.53006
0.32426      -0.18227      0.97038
1.0447       0.026499     0.046532
:
:
:
:
:
proc varmax data=cuaca;
model r1 r2 r3/p=(1)  noint print=(corry parcoef pcorr
pcancorr);
run;

```

O2. Pemodelan Regresi Multivariat

```

Data cuaca;
input y1 y2 y3 pc1 pc2 pc3 pc4 pc5 pc6 pc7;
datalines;
:
:
:
:
:
:
:
:
:
proc reg data=cuaca;
model y1 y2 y3= pc1 pc2 pc3 pc4 pc5 pc6 pc7;
mtest / details print;
run;

```

(Halaman ini sengaja dikosongkan)