



***PRINCIPAL COMPONENT REGRESSION* DAN ARIMA
PADA TEKNIK *STATISTICAL DOWNSCALING* UNTUK
PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN JEMBER**

SKRIPSI

Oleh
Izdihar Salsabila
NIM 151810101063

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2019**



***PRINCIPAL COMPONENT REGRESSION DAN ARIMA
PADA TEKNIK STATISTICAL DOWNSCALING UNTUK
PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN JEMBER***

SKRIPSI

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat
untuk menyelesaikan studi pada Program Studi Matematika (S-1)
dan mencapai gelar Sarjana Sains

Oleh
Izdihar Salsabila
NIM 151810101063

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2019**

PERSEMBAHAN

Dengan nama Allah SWT Yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang, skripsi ini penulis persembahkan kepada:

1. Ayahanda Khoirul Huda dan Ibunda Nita Heryani Widyastuti yang selalu mendoakan serta memberikan dukungan, semangat, dan motivasi yang tidak pernah terputus.
2. Kakak terkasih M. Amirul Ghiffari dan adik tersayang Rifda Inas Shifwa yang selalu mendengarkan keluh kesah penulis.
3. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggrani, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah membimbing secara intensif dalam menyempurnakan tugas akhir ini.
4. Abduh Riski, S.Si., M.Si., dan Dr. Mohamad Fatekurohman, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang senantiasa memberikan kritik dan saran demi perbaikan tugas akhir ini.
5. Seluruh jajaran guru TK Muslimat 1 Jombang, MIN Kauman Utara Jombang, SMPN 3 Peterongan, dan SMA Darul 'Ulum 1 Peterongan Jombang yang telah memberikan banyak ilmu kepada penulis.
6. Sahabat songong yang selalu memberi nasihat serta solusi jika terdapat permasalahan.
7. Teman-teman seperjuangan SIGMA'15 yang selalu memberikan semangat kepada penulis selama perkuliahan.
8. Semua pihak yang membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir.

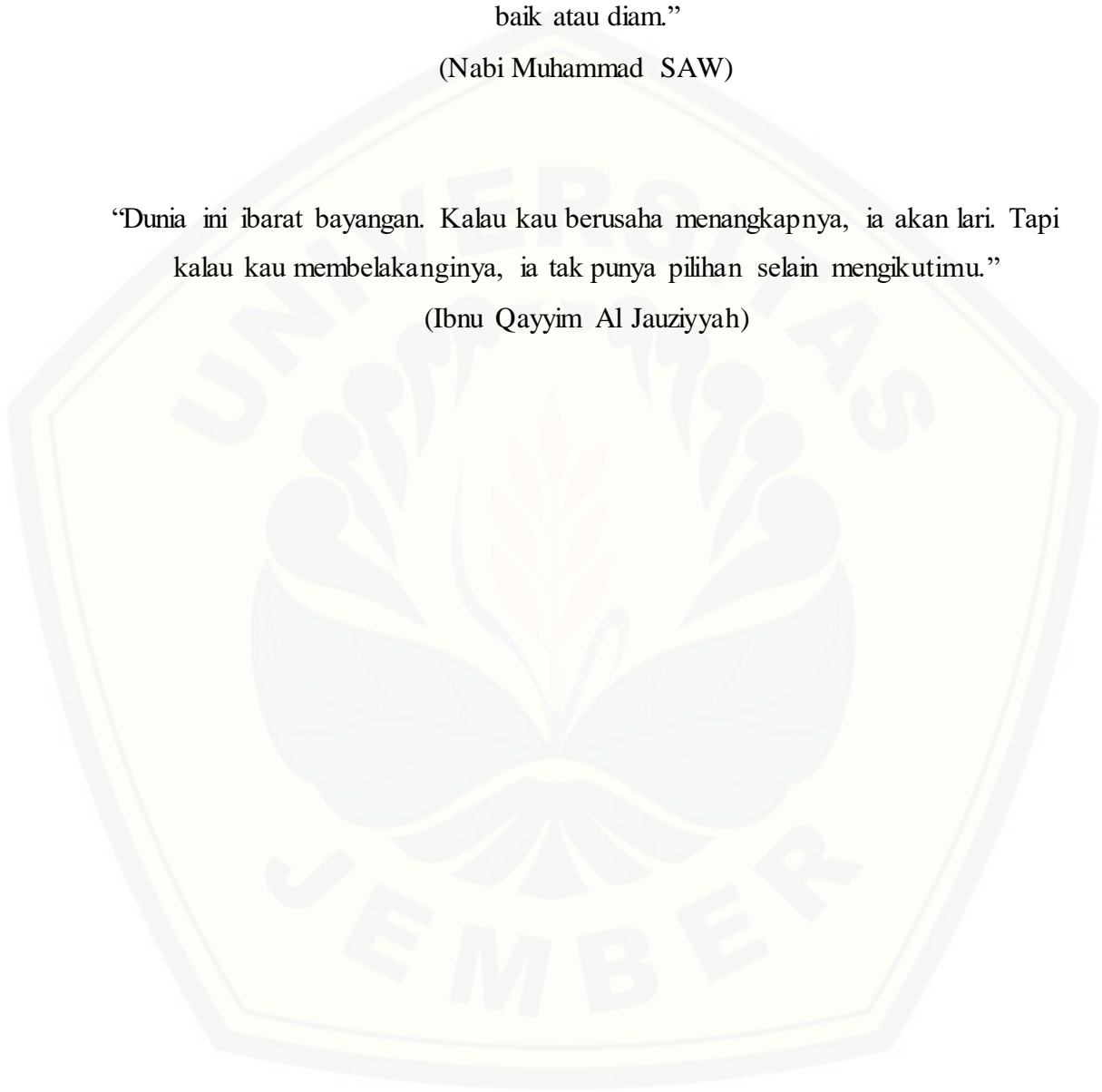
MOTTO

“Barang siapa beriman kepada Allah dan hari akhir, maka hendaklah ia berkata baik atau diam.”

(Nabi Muhammad SAW)

“Dunia ini ibarat bayangan. Kalau kau berusaha menangkapnya, ia akan lari. Tapi kalau kau membelakanginya, ia tak punya pilihan selain mengikutimu.”

(Ibnu Qayyim Al Jauziyyah)



PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini

Nama : Izdihar Salsabila

NIM : 151810101063

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul "*Principal Component Regression* dan *ARIMA* pada Teknik *Statistical Downscaling* untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember" adalah benar-benar hasil karya ilmiah sendiri, kecuali jika dalam pengutipan substansi disebutkan sumbernya dan belum pernah diajukan pada institusi manapun, serta bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Januari 2019

Yang menyatakan,

Izdihar Salsabila

NIM 151810101063

SKRIPSI

***PRINCIPAL COMPONENT REGRESSION DAN ARIMA
PADA TEKNIK STATISTICAL DOWNSCALING UNTUK
PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN JEMBER***

Oleh

**Izdihar Salsabila
NIM 151810101063**

Pembimbing

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si

Dosen Pembimbing Anggota : Dian Anggraeni, S.Si., M.Si

PENGESAHAN

Skripsi berjudul “*Principal Component Regression* dan ARIMA pada Teknik *Statistical Downscaling* untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember”, telah diuji dan disahkan pada:

hari, tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Tim Penguji:

Ketua,

Anggota I,

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si
NIP. 197407192000121001

Dian Anggraeni, S.Si., M.Si
NIP. 198202162006042002

Anggota II,

Anggota III,

Abduh Riski, S.Si., M.Si
NIP. 199004062015041001

Dr. Mohamad Fatekurohman, S.Si., M.Si
NIP. 196906061998031001

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Jember

Drs. Sujito, Ph.D.
NIP. 196102041987111001

RINGKASAN

Principal Component Regression dan ARIMA pada Teknik Statistical Downscaling untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember ; Izdihar Salsabila, 151810101063; 2019: 31 halaman; Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Jember.

Jember merupakan suatu Kabupaten yang sebagian besar wilayahnya berupa lahan pertanian dan perkebunan, sehingga sebagian besar perekonomian masyarakat Jember terfokus pada pertanian dan perkebunan. Oleh sebab itu, diperlukan suatu sistem pendukung bagi kegiatan pertanian di Kabupaten Jember. Salah satunya adalah dengan tersedianya informasi curah hujan untuk saat ini maupun di masa mendatang. Teknik *statistical downscaling* (SD) adalah salah satu dari beberapa metode peramalan curah hujan. Berbeda dengan model peramalan *time series univariate*, teknik SD merupakan suatu metode yang menghubungkan antara peubah respon (data lokal) dengan variabel prediktor (data GCM). Hubungan fungsional pada teknik ini menggunakan model *Principal Component Regression* (PCR). Salah satu keuntungan penggunaan model PCR pada teknik SD adalah adanya reduksi pada dimensi variabel prediktor. Hal ini dikarenakan dimensi dari peubah prediktor sangatlah besar dimana banyaknya variabel prediktor dapat melebihi banyaknya data yang tersedia. Sementara itu pada model regresi, salah satu syarat utamanya adalah banyaknya data yang tersedia harus lebih besar daripada banyaknya variabel prediktor. Maka digunakan PCR untuk meramalkan nilai curah hujan. Selanjutnya, untuk memperbaiki hasil peramalan, maka dapat dilakukan penambahan nilai pada hasil ramalan PCR. Adapun nilai yang ditambahkan adalah nilai prediksi residual yang didasarkan pada data deret waktu residual untuk data *training*. Untuk menghasilkan prediksi residual ini maka digunakan pemodelan ARIMA pada deret waktu residual pada PCR.

Data curah hujan di Kabupaten Jember terbagi menjadi empat kluster. Pada setiap klusternya akan dibangun dua model peramalan yaitu model PCR

dengan Teknik SD serta model PCR dengan penambahan ARIMA (PCR+ARIMA). Model PCR+ARIMA merupakan model peramalan menggunakan PCR yang ditambahkan nilai prediksi residual menggunakan model ARIMA. Pemodelan residual menggunakan ARIMA didasarkan pada data series residual pada model PCR.

Tahapan awal pada Teknik SD adalah penentuan ukuran domain atau *grid search*. Langkah ini menjadi penentu terhadap jumlah variabel prediktor yang akan digunakan dalam model PCR. Ukuran domain yang optimum pada kluster 1, kluster 3, dan kluster 4 adalah domain dengan ukuran 8×8 . Hal ini menandakan bahwa jumlah variabel prediktor yang akan digunakan pada ketiga kluster ini sebanyak 64 variabel. Sementara itu pada kluster 2 ukuran domain yang optimum berukuran 10×10 yang menandakan bahwa variabel prediktor yang digunakan sebanyak 100 variabel. Jumlah variabel yang sangat besar ini kemudian direduksi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA). Adapun jumlah *Principal Component* (PC) hasil reduksi pada domain ukuran 8×8 sebanyak 30 PC dan pada domain ukuran 10×10 sebanyak 41 PC. Model PCR yang diperoleh pada masing-masing kluster merupakan model terbaik dengan nilai korelasi tertinggi diantara model yang lainnya. Model ini dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan. Pada tahap pemodelan PCR, diperoleh nilai residual pada tiap satuan waktu. *Series* residual inilah yang selanjutnya dimodelkan menggunakan ARIMA. Model ARIMA yang diperoleh adalah model ARIMA(1,0,0) untuk semua kluster. Model ini kemudian digunakan untuk meramalkan nilai residual yang kemudian ditambahkan ke dalam hasil peramalan PCR sehingga diperoleh hasil peramalan yang baru yaitu model PCR+ARIMA. Penambahan model ARIMA pada model PCR tidak memberikan perubahan signifikan dalam hal korelasi. Namun penambahan ini dapat menurunkan nilai RMSE pada model PCR yang berarti bahwa penambahan model ARIMA residual dapat memperbaiki akurasi hasil peramalan.

PRAKATA

Puji Syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Skripsi yang berjudul “*Principal Component Regression dan ARIMA pada Teknik Statistical Downscaling untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember*”. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat dalam menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada :

1. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Angrani, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu, pikiran, serta perhatian dalam penulisan skripsi ini;
2. Abdul Riski, S.Si., M.Si., dan Dr. Mohamad Fatekurohman, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran demi perbaikan tugas akhir ini;
3. Seluruh staf pengajar Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember yang telah memberikan ilmu serta bimbingannya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini;
4. Seluruh teman seperjuangan SIGMA'15 Jurusan Matematika Universitas Jember yang tidak dapat saya sebutkan satu per satu;
5. Seluruh mahasantri Al-aqobah yang tidak dapat disebutkan satu per satu.
6. Semua pihak yang telah memberikan sumbangan tenaga, semangat, dan pikiran yang tidak dapat disebutkan satu persatu oleh penulis.

Penulis juga menerima kritik dan saran dari semua pihak demi kesempurnaan skripsi ini. Akhirnya penulis berharap, semoga skripsi ini dapat bermanfaat.

Jember, Januari 2019

Penulis



DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL.....	i
HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iii
HALAMAN MOTTO	iv
HALAMAN PERNYATAAN.....	v
HALAMAN PEMBIMBING	vi
HALAMAN PENGESAHAN.....	vii
RINGKASAN	viii
PRAKATA	x
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL	xv
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	4
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 <i>Global Circular Model (GCM)</i>.....	5
2.2 <i>Statistical Downscaling</i>	5
2.3 <i>Grid Search</i>	7
2.4 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	8
2.5 <i>Principal Component Regression (PCR)</i>	9
2.6 Model ARIMA	10
2.7 Korelasi dan <i>Root Mean Square Error (RMSE)</i>	11
BAB 3. METODE PENELITIAN.....	13
3.1 Deskripsi Data	13
3.2 Langkah-langkah Penelitian	13
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN	16

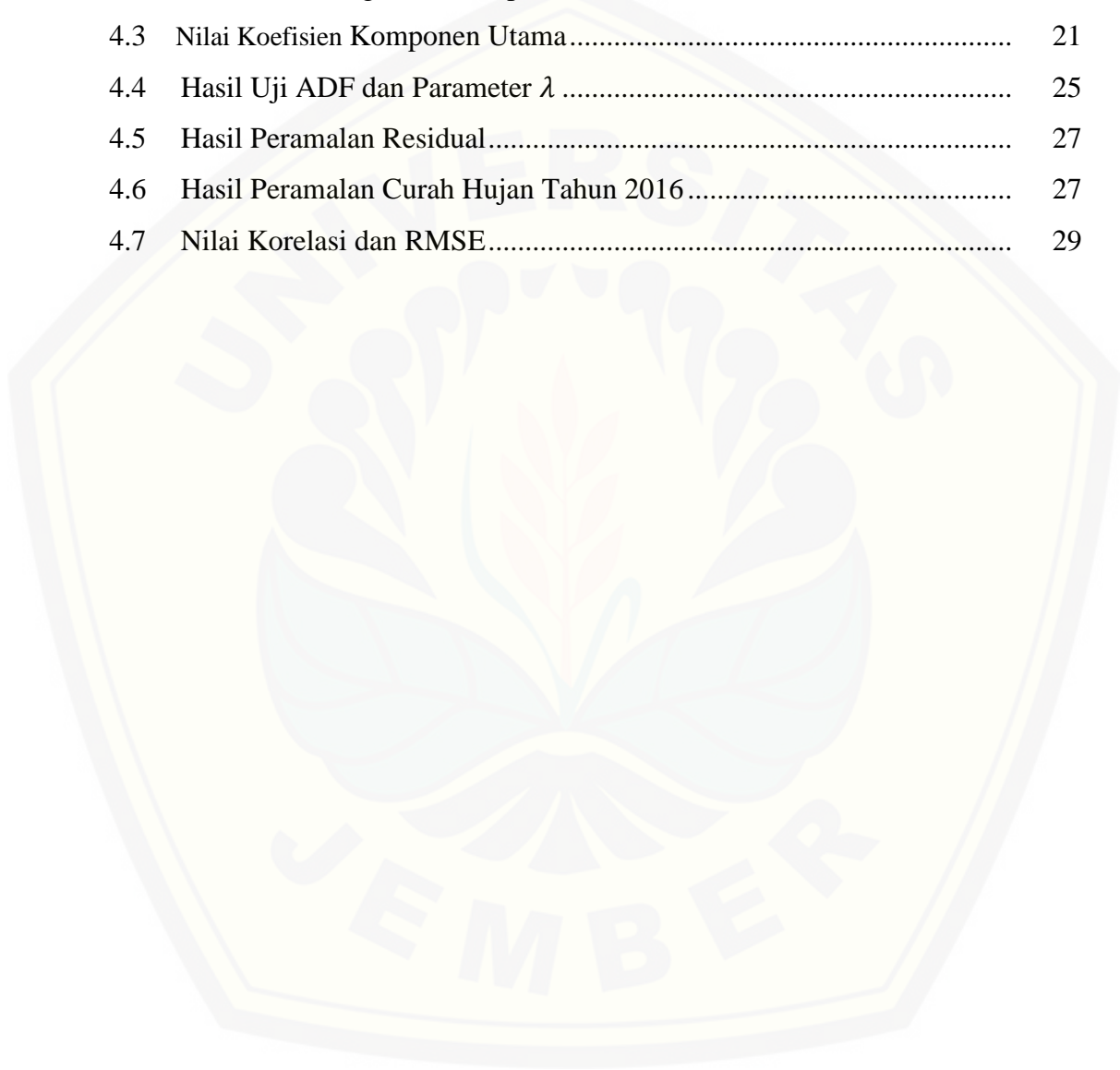
4.1 Konstruksi Data Penelitian	16
4.2 Proses <i>Grid Search</i>	17
4.3 Model Peramalan <i>Principal Component Regression (PCR)</i>	19
4.4 Peramalan Model PCR pada Data <i>Training</i>	22
4.5 Pemodelan ARIMA pada Data Residual	24
4.6 Peramalan Curah Hujan Menggunakan PCR dan PCR+ ARIMA	27
4.7 Analisis Hasil Peramalan	28
BAB 5. PENUTUP	31
5.1 Kesimpulan	31
5.2 Saran	31
DAFTAR PUSTAKA	32
LAMPIRAN	34

DAFTAR GAMBAR

2.1	Ilustrasi proses <i>downscaling</i>	6
3.1	Skema metode penelitian	15
4.1	Pusat Domain dan Grid GCM	17
4.2	(a) Grafik kumulatif komponen utama domain 8x8. (b) Grafik kumulatif komponen utama domain 10x10.	19
4.3	Plot Data <i>Training</i> dan Hasil Peramalan Periode <i>Training</i>	22
4.4	Plot Residual Periode <i>Training</i>	23
4.5	Plot ACF <i>Series</i> Residual.....	25
4.6	Plot PACF <i>Series</i> Residual	26
4.7	Plot Data <i>Testing</i> , Hasil Peramalan PCR, dan PCR+ARIMA	29

DAFTAR TABEL

2.1	Nilai λ dan transformasinya	11
4.1	Nilai Korelasi pada Setiap Ukuran Domain dan Kluster	18
4.2	Kumulatif Keragaman Komponen Utama	20
4.3	Nilai Koefisien Komponen Utama.....	21
4.4	Hasil Uji ADF dan Parameter λ	25
4.5	Hasil Peramalan Residual.....	27
4.6	Hasil Peramalan Curah Hujan Tahun 2016.....	27
4.7	Nilai Korelasi dan RMSE.....	29



BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sektor pertanian merupakan sektor yang memiliki peranan yang cukup besar (*leading sector*) bagi perekonomian Kabupaten Jember. Data terbaru yang dirilis oleh Pemerintah Kabupaten Jember menunjukkan bahwa sekitar 41,73% dari total nilai tambah yang tercipta dalam perekonomian Kabupaten Jember berasal dari sektor pertanian. (Pemerintah Kabupaten Jember, 2013). Karena perekonomian Jember pada umumnya berbasis pada pertanian, maka pemeliharaan dan pengelolaan sumber daya alam menjadi hal yang mutlak dan penting sehingga diharapkan pembangunan ekonomi yang dilaksanakan berorientasi pada pembangunan yang berwawasan lingkungan. Selain itu, diperlukan pula suatu sistem pendukung bagi kegiatan pertanian di Kabupaten Jember. Salah satunya adalah dengan tersedianya informasi curah hujan untuk saat ini maupun di masa mendatang. Hal ini tidak bisa dilepaskan dari fakta bahwa perencanaan pola tanam perlu memperhatikan bagaimana besaran curah hujan di masa mendatang.

Model peramalan curah hujan yang akurat menjadi kunci penting dalam menyediakan informasi curah hujan di masa mendatang. Untuk menyediakan hasil peramalan yang akurat, maka diperlukan pula pengembangan model peramalan curah hujan. Peramalan (*forecasting*) merupakan prediksi nilai-nilai sebuah variabel pada nilai yang diketahui dari variabel tersebut atau variabel yang berhubungan. Peramalan yang dilakukan diselesaikan dengan model pendekatan-pendekatan yang sesuai dengan perilaku aktual data dan pengalaman. Peramalan diperlukan untuk memberikan informasi sebagai dasar untuk membuat suatu keputusan dalam berbagai kegiatan, sehingga ramalan yang tepat akan memberikan manfaat lebih bagi yang memerlukan hasil ramalan (Montgomery, 2008).

Terdapat penelitian-penelitian tentang peramalan curah hujan di Kabupaten Jember yang telah dilakukan, salah satunya oleh Yudistira pada tahun 2017. Adapun penelitian ini menghasilkan metode pengelompokan stasiun curah hujan yang lebih baik dibandingkan dengan pengelompokan stasiun curah hujan oleh

Badan Pusat Statistik (BPS). Model peramalan yang digunakan pada penelitian ini adalah model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR). Selain itu Zulfi (2018) melakukan penelitian tentang peramalan curah hujan di Kabupaten Jember menggunakan model ARIMA dan *Kalman Filter*. Pada penelitian ini, *Kalman Filter* dapat digunakan sebagai pengganti tahapan *update* model pada ARIMA untuk menghindari konstruksi ulang model yang memerlukan banyak tahapan. Kedua penelitian ini sama-sama berdasarkan pada data deret waktu (*time series*) curah hujan di Kabupaten Jember yang di ambil dari 77 titik stasiun pengamatan. Adapun salah satu kelemahan dari peramalan menggunakan analisis deret waktu adalah besarnya *error* untuk peramalan jangka panjang. Selain karena hanya berbasis *series*, hal ini juga disebabkan oleh proses pengambilan data yang kurang begitu baik. Untuk mengatasi kelemahan ini dapat kita manfaatkan data *Global Circular Model* (GCM).

GCM diartikan sebagai penggambaran matematis dari sejumlah besar interaksi fisika, kimia, dan dinamika atmosfer bumi dan menghasilkan data dalam jumlah sangat besar yang dapat digunakan untuk membuat prakiraan iklim (Wigena, 2006). Akan tetapi beberapa pemerhati dan peneliti meteorologi beranggapan GCM belum cukup baik untuk mendapatkan informasi iklim secara detail sehingga tidak dapat digunakan dalam melakukan prakiraan iklim dan meramalkan curah hujan dengan sangat tepat dan akurat terutama di kawasan tropis. Seperti daerah-daerah di Indonesia yang termasuk kawasan tropis, proses pembentukan hujan dipengaruhi oleh topografi dan interaksi antara laut, darat dan atmosfer yang kompleks menyebabkan keragaman sifat hujan bulanan di setiap daerah sehingga menimbulkan kesulitan membuat simulasi untuk prediksi curah hujan (Storch dkk, 1999). Resolusi dari data luaran GCM yang dianggap terlalu rendah juga menyulitkan dalam melakukan peramalan dengan mempelajari pola iklim regional/lokal yang membutuhkan resolusi yang tinggi. Teknik *Statistical Downscaling* (SD) dapat dijadikan suatu alternatif dalam penggunaan GCM untuk memperoleh informasi iklim dalam skala lokal.

Teknik *Statistical Downscaling* adalah prosedur untuk menyimpulkan informasi resolusi tinggi dari variabel resolusi rendah. Teknik ini didasarkan pada

pendekatan dinamis atau statistik yang biasa digunakan dalam beberapa disiplin ilmu, terutama meteorologi, klimatologi, dan penginderaan jauh (Swarinoto dkk, 2011). Berbeda dengan model peramalan *time series univariate*, teknik *statistical downscaling* merupakan suatu metode yang menghubungkan antara peubah respon (data lokal) dengan variabel prediktor (data GCM). Hubungan fungsional pada teknik ini dapat menggunakan model regresi linier salah satunya adalah model *Principal Component Regression* (PCR). Salah satu keuntungan penggunaan model PCR pada teknik *statistical downscaling* adalah adanya reduksi pada dimensi variabel prediktor. Hal ini dikarenakan dimensi dari peubah prediktor sangatlah besar dimana banyaknya variabel prediktor dapat melebihi banyaknya data yang tersedia. Sementara itu pada model regresi, salah satu syarat utamanya adalah banyaknya data yang tersedia harus lebih besar daripada banyaknya variabel prediktor. Oleh karena itu penggunaan model PCR pada teknik *statistical downscaling* dinilai sangatlah tepat. Selanjutnya dapat dilakukan penambahan nilai pada hasil ramalan PCR. Adapun nilai yang ditambahkan adalah nilai peramalan residual yang didasarkan pada data deret waktu residual untuk data *training*. Untuk menghasilkan peramalan residual ini maka digunakan pemodelan ARIMA pada deret waktu residual pada PCR.

Berdasarkan beberapa hal diatas, maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian terkait pemodelan *Statistical Downscaling* data GCM untuk melakukan peramalan curah hujan bulanan di Kabupaten Jember. Adapun data pendukung yang digunakan adalah data curah hujan 77 titik stasiun curah hujan di Kabupaten Jember.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka rumusan masalah yang diperoleh adalah :

1. Dengan memanfaatkan data GCM, bagaimanakah aplikasi model *Statistical Downscaling* menggunakan PCR pada peramalan curah hujan di Kabupaten Jember?

2. Dengan memanfaatkan deret waktu residual, bagaimanakah peranan penambahan model ARIMA deret waktu residual pada hasil peramalan curah hujan menggunakan PCR?

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan model *Statistical Downscaling* dengan memanfaatkan data GCM menggunakan PCR untuk peramalan curah hujan di Kabupaten Jember.
2. Mengetahui peranan penambahan model ARIMA deret waktu residual pada hasil peramalan curah hujan menggunakan PCR.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini adalah dihasilkan suatu model *Statistical Downscaling* yang memberikan informasi iklim akurat berdasarkan dari data luaran GCM menggunakan PCR sehingga dapat dijadikan sebagai suatu referensi untuk melakukan pendugaan curah hujan dengan lebih baik dan menjadi bahan pertimbangan pada perencanaan pola tanam pertanian di Kabupaten Jember.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Global Circular Model (GCM)*

Global Circular Model merupakan suatu penggambaran matematis dari sejumlah besar interaksi fisika, kimia, dan dinamika atmosfer bumi (Storch, 1999). Luaran GCM diketahui mampu mensimulasikan kondisi iklim global. GCM hanya merepresentasikan iklim global namun tidak dalam skala lokal. Karena itu, diperlukan suatu teknik untuk menduga peubah iklim skala lokal dengan tingkat akurasi tinggi. (Zorita dan Storch, 1999). Data GCM merupakan data simulasi komputer yang sangat rumit mengenai iklim dan berbagai macam komponennya seperti suhu udara dan penguapan air. Hingga saat ini, GCM telah diakui banyak pihak sebagai alat terpenting dalam upaya memahami sistem iklim dan dipandang sbagai metode yang paling berpotensi dalam hal mensimulasi iklim masa lampau, sekarang dan memprediksi perubahan-perubahan iklim yang mungkin terjadi pada masa mendatang. Model GCM memberikan beberapa keuntungan yang diebutkan pada Sutikno 2008, yaitu :

1. Dapat digunakan untuk mengestimasi perubahan iklim global dalam merespon peningkatan konsentrasi GRK.
2. Estimasi peubah iklim (curah hujan, suhu, kelembaban) secara fisik sesuai dengan model-model fisika.
3. Estimasi peubah cuaca (angin, radiasi, penutupan awan, kelembaban tanah) yang berikutnya menjadi masukan bagi analisis mengenai dampak.
4. Mampu mensimulasi keragaman iklim siklus harian.

2.2 *Statistical Downscaling (SD)*

Statistical Downscaling didefinisikan sebagai upaya menghubungkan antara peubah skala global (peubah penjelas) dan peubah skala lokal (Sutikno, 2008). Pendekatan SD menggunakan data regional (*statistic dynamical downscaling*) atau global (*statistical downscaling*) untuk memperoleh hubungan fungsional antara peubah skala lokal dengan peubah skala global GCM, seperti model regresi. Pendekatan SD disusun berdasarkan adanya hubungan antara *grid* skala global (prediktor) dengan *grid* skala lokal (respon) yang dinyatakan dengan model statistik

dan dapat digunakan untuk menerjemahkan anomali-anomali skala global yang menjadi anomali dari beberapa peubah iklim lokal. Pada umumnya pendekatan SD melibatkan data deret waktu (t) dan data spasial GCM (g). Banyaknya peubah Y , peubah X , lapisan atmosfer dalam model dan autokorelasi serta kolinearitas pada peubah Y maupun X menunjukkan kompleksitas model. Hubungan fungsional sirkulasi atmosfer global dengan unsur-unsur iklim lokal memiliki bentuk umum seperti berikut :

$$Y_{t,p} = f(X_{t,q,g}) \quad (2.1)$$

dengan :

Y = Peubah-peubah iklim lokal

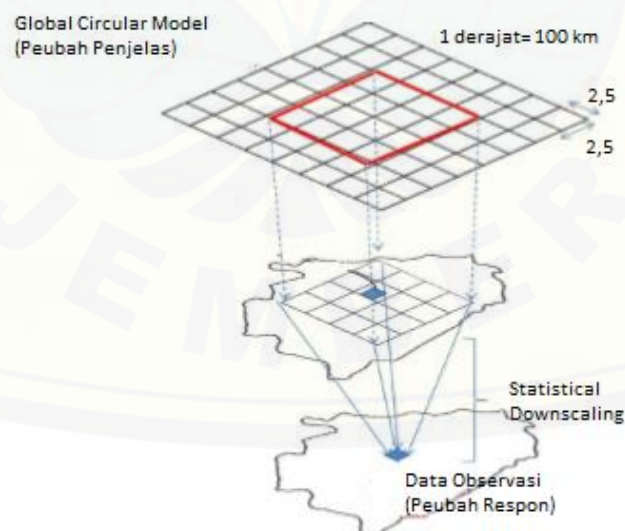
X = Peubah-peubah luaran GCM

t = Periode waktu

p = Banyaknya peubah Y

q = Banyaknya peubah X

g = Banyaknya grid domain GCM



Gambar 2.1 Ilustrasi proses *downscaling*, (Sumber : Sutikno 2008)

Perbedaan mendasar dari peramalan curah hujan dengan teknik *statistical downscaling* dan peramalan berbasis *series* terletak pada ukuran data yang digunakan. Jika pada peramalan berbasis *series* menggunakan data univariate, maka pada teknik *statistical downscaling* menggunakan *multivariate*. Hal ini dikarenakan peramalan berbasis *series* yang memiliki sifat rekursif. Sementara itu peramalan dengan teknik *statistical downscaling* bersifat fungsional non rekursif (berbasis regresi). Oleh sebab itu digunakan dua jenis data pada penelitian ini yaitu data lokal (data curah hujan oleh BMKG) sebagai variabel respon serta data GCM sebagai variabel prediktor.

2.3 *Grid Search*

Metode *Grid search* merupakan salah satu metode yang sederhana untuk mengatasi masalah optimasi. Metode ini melibatkan penyusunan *grid* yang cocok dalam suatu ruang dimensi, melakukan evaluasi fungsi objektif dari seluruh titik *grid*, dan menemukan titik *grid* yang sesuai dengan fungsi objektif yang memiliki nilai optimum. Metode *grid search* memiliki cara kerja yang hampir serupa dengan percobaan secara manual menggunakan teknik trial dan *error*. Dilakukan percobaan kombinasi parameter satu persatu dan membandingkan nilai terbaik yang diberikan oleh parameter tersebut. Menurut Wilby dan Wigley (2000), pemilihan ukuran domain merupakan faktor kritis dalam pemodelan *Statistical downscaling*. Pengamatan dengan *grid* domain yang terlalu kecil akan mengurangi informasi pengaruh global, sebaliknya ukuran *grid* domain yang terlalu besar berakibat pada informasi lokal yang akan berkurang.

Pada teknik *statistical downscaling*, metode *grid search* menentukan ukuran domain yang akan menjadi prediktor bagi data skala lokal. Menurut Wigena (2006), belum ada metode khusus untuk menentukan *grid* yang akan digunakan. Akan tetapi langkah yang paling sering dilakukan adalah dengan melihat korelasi antara data lokal dengan *grid* yang telah ditentukan.

2.4 *Principal Component Analysis (PCA)*

Analisis peubah ganda seringkali memerlukan adanya reduksi dimensi dikarenakan himpunan data yang besar, sehingga diperlukan adanya PCA. PCA adalah suatu teknik statistik yang secara linear mengubah bentuk sekumpulan variabel asli menjadi kumpulan variabel lebih kecil yang tidak berkorelasi sehingga dapat mewakili informasi dari kumpulan variabel asli (Dunteman, 1989). PC dapat digunakan untuk menjelaskan struktur variansi-kovariansi dari sekumpulan variabel melalui beberapa variabel baru dimana variabel baru ini saling bebas, dan merupakan kombinasi linier dari variabel asal. Selanjutnya variabel baru ini dinamakan komponen utama. Morrison(1978) menyarankan agar memilih jumlah komponen utama sampai komponen-komponen utama tersebut mempunyai keragaman kumulatif 75%. Secara umum tujuan dari analisis komponen utama adalah mereduksi dimensi data dan untuk kebutuhan interpretasi. Tujuan khusus PCA yaitu:

1. Untuk meringkas pola korelasi antar variabel yang diobservasi.
2. Mereduksi sejumlah besar variabel menjadi sejumlah kecil komponen,
3. Memberikan sebuah definisi operasional (sebuah persamaan regresi) dimensi pokok penggunaan variabel yang diobservasi. (Tabachnick ,2001)

Hasil PCA dapat digunakan untuk regresi komponen utama

Misal Σ merupakan matriks kovariansi dari vector acak $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ dengan pasangan nilai eigen dan vector eigen yang saling ortonormal adalah $(\lambda_1, \mathbf{e}_1), (\lambda_2, \mathbf{e}_2), \dots, (\lambda_p, \mathbf{e}_p)$ dimana $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, maka komponen utama ke- i didefinisikan pada persamaan

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{e}_i' \mathbf{X} = e_{i1}X_1 + e_{i2}X_2 + \dots + e_{ip}X_p \quad (2.2)$$

dimana \mathbf{W}_1 adalah komponen pertama yang memenuhi maksimum nilai $\mathbf{e}_1' \Sigma \mathbf{e}_1 = \lambda_1$. \mathbf{W}_2 adalah komponen kedua yang memenuhi sisa keragaman selain komponen pertama dengan memaksimumkan nilai $\mathbf{e}_2' \Sigma \mathbf{e}_2 = \lambda_2$. \mathbf{W}_p adalah komponen ke- p yang memenuhi sisa keragaman selain $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_{p-1}$ dengan memaksimumkan nilai $\mathbf{e}_p' \Sigma \mathbf{e}_p = \lambda_p$. Urutan $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_p$ harus memenuhi persyaratan $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$. Sementara itu, proporsi total variansi yang dijelaskan komponen utama ke- k adalah:

$$\rho = \frac{\lambda_k}{\text{tr}(\Sigma)} = \frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad (2.3)$$

dengan $k = 1, 2, \dots, p$. (Prasetyo, 2008)

2.5 *Principal Component Regression (PCR)*

PCR adalah sebuah teknik statistika yang dapat digunakan untuk menjelaskan pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon. Salah satu asumsi yang harus dipenuhi untuk uji hipotesis pada parameter analisis linier berganda adalah kebebasan multikolinieritas. Jika antarvariabel berkorelasi tinggi, uji hipotesis parameter berdasarkan metode kuadrat terkecil memberikan hasil yang tidak valid, diantaranya variabel-variabel prediktor yang seharusnya berpengaruh signifikan terhadap variabel respon akan dinyatakan sebaliknya (tidak nyata secara statistik), tandanya adalah penduga koefisien regresi bersifat tidak stabil sehingga mengakibatkan sulitnya menduga nilai-nilai variabel respon yang tentunya akan mengakibatkan tidak akuratnya pada peramalan (Myers, 1991).

Situasi ini menuntut untuk dikembangkannya suatu cara atau teknik yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah multikolinieritas pada analisis regresi linier berganda. Salah satu yang dapat digunakan adalah dengan menggunakan analisis komponen utama. Penggunaan analisis komponen utama ini akan menghasilkan variabel-variabel baru yang merupakan kombinasi linier dari variabel-variabel prediktor asal dan antarvariabel baru ini bersifat saling bebas. Adapun persamaan umum PCR adalah :

$$Y_{R(t)} = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i C_i \quad (2.4)$$

dengan :

$Y_{R(t)}$ = Data variable respon

β_0 = nilai intersep

β_i = koefisien bagi komponen ke-i

C_i = komponen utama ke-i

m = banyaknya komponen utama

2.6 Model ARIMA

Model ARIMA merupakan gabungan antara model regresi diri (*Autoregressive*) dan model rata-rata bergerak (*Moving Average*) dengan data yang telah mengalami proses *differencing* sebanyak d kali. Model ARIMA adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel respon untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. Menurut Montgomery (2008) secara umum model ARIMA (p,d,q) dinyatakan dalam bentuk persamaan :

$$\Phi(B)(1 - B)^d Y_t = \Theta(B)a_t \quad (2.5)$$

dengan:

Y_t = data deret waktu yang mengalami *differencing*

$\Phi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots - \varphi_p B^p$

$\Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$

$(1 - B)^d =$ *differencing* non-musiman pada orde ke- d

B = *backshift operator*

a_t = nilai galat waktu

Generalisasi dari model ARIMA untuk data yang memiliki pola musiman, yaitu model ARIMA musiman. Dimana model ARIMA musiman ini merupakan model ARIMA yang digunakan untuk menyelesaikan *time series* musiman yang terdiri dari dua bagian yaitu bagian non musiman dan bagian musiman. Bagian non musiman dari model ini adalah model ARIMA.

Pemodelan *time series* mensyaratkan kestasioneran data yang digunakan. Data yang stasioner memiliki pola yang tidak berubah secara signifikan sehingga tidak akan terlalu berpengaruh pada model peramalan yang terbentuk. Data *time series* dikatakan stasioner jika *mean* dan variannya konstan. Uji formal kestasioneran dalam *mean* dapat dilakukan dengan uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) (Cryer, 2008). Uji ADF pertama kali diperkenalkan oleh David Dickey dan Wayne Fuller. Model sederhana yang digunakan pada uji ADF adalah $\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + e_t$. Hipotesis yang diuji dari persamaan ini adalah :

$H_0: \delta = 1$ (Y_t tidak stasioner)

$H_1: \delta < 1$ (Y_t stasioner)

Uji signifikansi untuk hipotesis tersebut menggunakan uji τ (tau), karena α berdistribusi τ . Statistik ujinya adalah $\tau = \frac{\rho}{SSE(\rho)}$ (Harris: 2003). Kaidah keputusan yang digunakan adalah tolak H_0 jika τ lebih kecil dari nilai τ pada ADF dengan taraf nyata tertentu atau $p - value < 5\%$. Apabila suatu tidak stasioner dalam *mean*, maka diperlukan proses pembedaan (*differencing*). Sementara itu kestasioneran dalam varian dapat diuji dengan melihat parameter λ . Data series dikatakan stasioner dalam varian apabila memiliki parameter $\lambda=1$. Sementara itu jika data tidak stasioner dalam varians, maka diperlukan proses transformasi *Box-Cox* seperti pada tabel 2.1

Tabel 2.1 Nilai λ dan Transformasinya

No	λ	Transformasi
1	2	$Y^2(t)$
2	0.5	$\sqrt{Y(t)}$
3	0	$\log Y(t)$
		$\ln Y(t)$
4	-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Y(t)}}$
5	-1	$\frac{1}{Y(t)}$
6	-2	$\frac{1}{Y^2(t)}$

2.7 Korelasi dan *Root Mean Square Error* (RMSE)

Salah satu teknik statistik yang kerap kali digunakan untuk mencari hubungan antara dua variabel atau lebih adalah teknik korelasi. Pada umumnya besar kecilnya hubungan dinyatakan dengan bilangan. Bilangan yang menyatakan besar kecilnya hubungan tersebut disebut koefisien hubungan atau koefisien korelasi. Koefisien korelasi itu berkisar antara 0,00 dan +1,00 (korelasi positif) dan atau diantara 0,00 sampai -1,00 (korelasi negatif), tergantung pada arah hubungan positif atau negatif. Koefisien yang bertanda positif menunjukkan bahwa arah korelasi tersebut positif, dan koefisien yang bertanda negatif menunjukkan arah korelasi yang negatif. Sedangkan koefisien yang bernilai 0,00 menunjukkan tidak adanya korelasi antara kedua variabel. Bila mana dua variabel mempunyai koefisien korelasi sebesar +1,00 maka berarti

bahwa dua variabel tersebut mempunyai korelasi positif yang sempurna. Sebaliknya bilamana dua variabel mempunyai koefisien korelasi -1,00, maka berarti dua variabel tersebut memiliki korelasi negatif yang sempurna. Korelasi yang sempurna semacam itu sangat jarang sekali dijumpai dalam praktik penyelidikan/penelitian. Korelasi antara dua variabel pada umumnya akan berkisar antara +1,00 sampai dengan -1,00. Rumus yang digunakan Korelasi dituliskan pada persamaan (2.4)

$$\text{corr}(X, Y) = \frac{n \sum XY - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{(n \sum X^2 - (\sum X)^2)(n \sum Y^2 - (\sum Y)^2)}} \quad (2.6)$$

RMSE merupakan suatu ukuran kesalahan yang didasarkan pada selisih antara dua buah nilai yang bersesuaian. RMSE umumnya digunakan untuk menentukan model terbaik dari beberapa model yang ada. Semakin kecil nilai RMSE maka semakin bagus model tersebut, begitu pula sebaliknya. Perhitungan RMSE diformulasikan dengan persamaan berikut ini.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (2.7)$$

dengan N adalah banyaknya data yang akan diramalkan (Wei, 2006).

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Deskripsi Data

Pada penelitian ini digunakan dua data yaitu data GCM dan data curah hujan bulanan di Kabupaten Jember periode Januari 2005 sampai dengan Desember 2016. Data curah hujan bulanan di Kabupaten Jember diperoleh dari 77 titik stasiun pengamatan yang masing-masing memiliki koordinat bujur dan lintang. Adapun data GCM yang digunakan mengikuti periode pada data curah hujan bulanan yaitu Januari 2005 sampai dengan Desember 2016. Data GCM dapat diunduh pada laman: http://climexp.knmi.nl/selectfield_cmip5.cgi. Adapun batasan area yang digunakan pada penelitian ini yaitu rentang *latitude* -26,25 sampai dengan 6,25 serta rentang *longitude* 98,75 sampai dengan 126,25. Rentang tersebut merupakan domain dari variabel prediktor yaitu daerah grid berukuran 12×12 dengan masing-masing grid berukuran $2,5 \times 2,5$ dan memuat suatu vektor presipitasi. Data ini kemudian dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dengan periode Januari 2005 sampai dengan Desember 2015 (11 tahun) serta data *testing* dengan periode Januari 2016 sampai dengan Desember 2016 (1 tahun). Data curah hujan lokal dapat dilihat pada lampiran A, sementara itu contoh data GCM ada pada lampiran B. Data dari 77 stasiun hujan tersebut dikelompokkan oleh Yudistira kedalam 4 kluster pada tahun 2017. Hasil pengelompokan 77 stasiun dapat dilihat pada lampiran C.

3.2 Langkah-langkah Penelitian

Pemilihan domain merupakan langkah awal dalam menentukan area *grid* yang akan digunakan. Pemilihan domain dilakukan dengan cara melihat nilai korelasi. Korelasi ini diperoleh dengan cara membangun model pra-estimasi pada masing-masing ukuran domain. Ukuran domain yang akan digunakan pada penelitian ini adalah ukuran persegi dimulai dari ukuran 3×3 sampai dengan ukuran 12×12 . Oleh sebab itu terdapat 10 model pra-estimasi yang dapat digunakan untuk melihat korelasi antara estimasi data *training* dengan data *training* itu sendiri. Sebagai contoh adalah domain dengan ukuran 5×5 pada ukuran

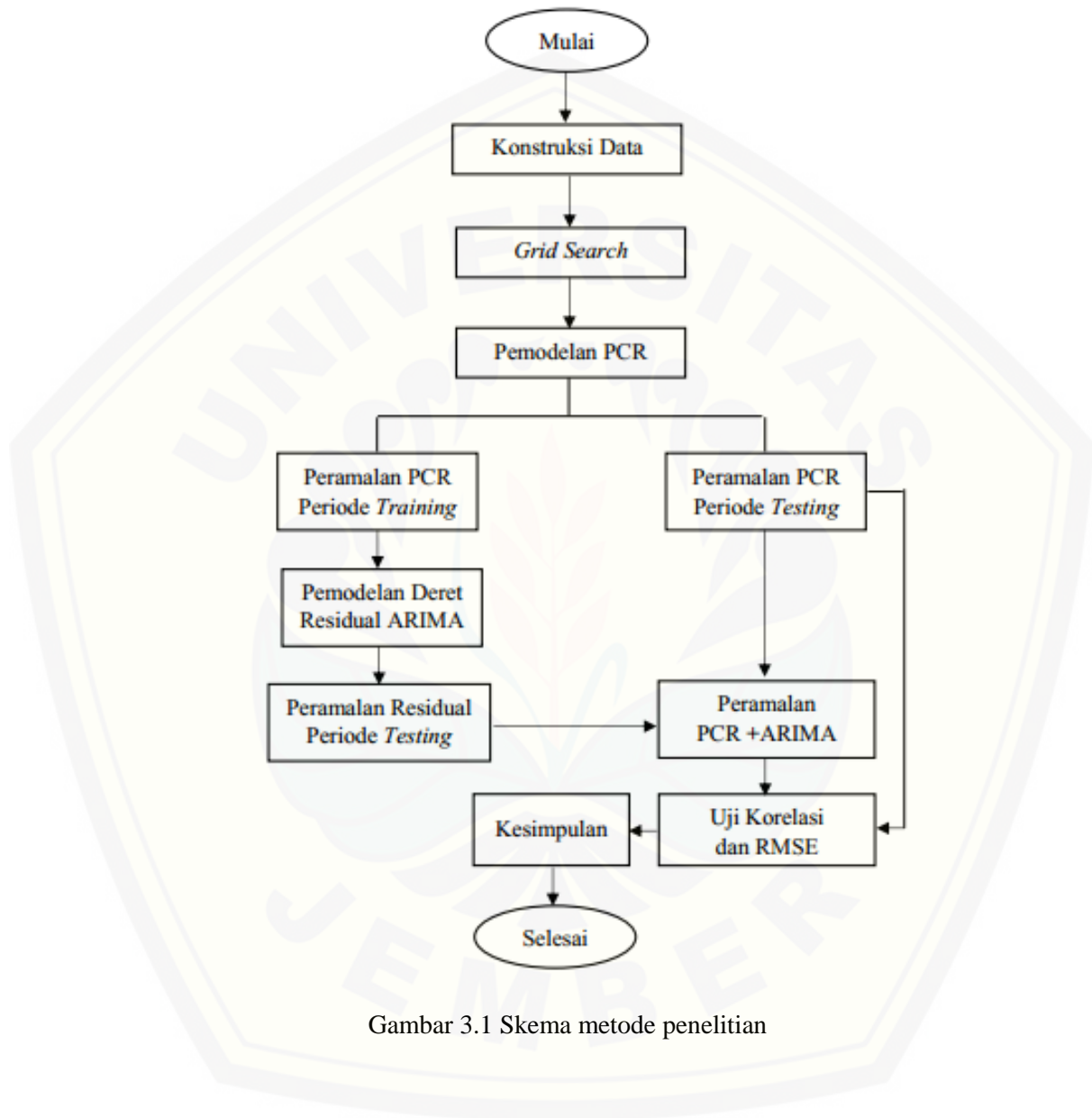
domain ini terdapat 25 variabel prediktor dan 1 variabel respon yang nantinya akan membangun suatu model pra-estimasi. Model yang digunakan adalah model PCR yaitu model regresi yang melibatkan Analisis Komponen Utama. Model PCR akan mereduksi jumlah variabel prediktor yang semula sebanyak 25 variabel menjadi ukuran yang lebih kecil. hal ini berguna dalam menangani masalah multikolinieritas maupun permasalahan ukuran data. Setelah mendapatkan model pra-estimasi, selanjutnya dilakukan estimasi data *training*. Dengan memperhatikan korelasi antara hasil estimasi dengan data *training*, maka dapat dipilih satu ukuran domain yang optimum yaitu domain dengan nilai korelasi tertinggi. Untuk selanjutnya ukuran domain yang optimum akan digunakan pada pemodelan curah hujan.

Teknik *statistical downscaling* pada penelitian ini memunculkan kendala yaitu banyaknya variabel prediktor yang lebih besar daripada panjang data *training* yang tersedia sebagai contoh adalah pada domain ukuran 12×12 yang menggunakan 144 variabel prediktor. Sementara itu panjang data *training* yang tersedia adalah 132 bulan. Hal ini tentu bertentangan dengan asumsi pada pemodelan regresi yang mensyaratkan panjang data harus lebih besar daripada banyaknya variabel prediktor yang digunakan. Untuk mengatasi permasalahan ini maka model regresi yang akan digunakan adalah model PCR. Namun sebelum melakukan pemodelan dengan PCR, perlu ditentukan jumlah komponen utama yang akan digunakan. Untuk melakukan hal ini maka digunakan PCA.

Pada tahap berikutnya akan dilakukan peramalan curah hujan untuk tahun 2016. Model yang digunakan pada bagian ini adalah model PCR serta model kombinasi antara PCR dan ARIMA. Adapun tujuan dari tahap ini adalah untuk melihat pengaruh kombinasi ARIMA terhadap hasil peramalan menggunakan PCR.

Terdapat dua tolak ukur pada akurasi hasil peramalan. Tolak ukur yang pertama adalah bagaimana pola hasil peramalan dapat mengikuti pola pada data riil. Sementara itu tolak ukur yang kedua adalah bagaimana nilai dari hasil peramalan mampu mendekati nilai dari data riilnya. Oleh sebab itu pada bagian ini akan digunakan nilai korelasi serta nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk melihat kebaikan hasil peramalan. Semakin besar nilai korelasi maka semakin baik pula model peramalan tersebut dalam hal kesamaan pola. Sementara itu jika semakin

kecil nilai RMSE yang dihasilkan, maka semakin baik pula model peramalan tersebut dalam hal akurasi hasil ramal. Secara umum, langkah-langkah pada penelitian ini terangkum pada gambar 3.1 berikut ini :



Gambar 3.1 Skema metode penelitian

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- a. Penggunaan teknik *statistical downscaling* dengan model *Principal Component Regression* (PCR) untuk peramalan curah hujan bulanan di wilayah Kabupaten Jember memiliki korelasi di atas 70%, serta nilai RMSE pada masing-masing 4 kluster yaitu: 80,41; 101,35; 87,41, dan 83,16.
- b. *Series* residual pada model PCR dimodelkan menggunakan model ARIMA dan diperoleh model terbaik yaitu ARIMA(1,0,0). Adapun manfaat penambahan model ini ke dalam model PCR yaitu dapat mengecilkan nilai RMSE. Nilai RMSE pada masing-masing 4 kluster ialah: 77,60; 97,49; 83,08; 79,65. Sementara itu tidak terdapat perubahan signifikan pada nilai korelasi.

5.2 Saran

Penelitian ini menggunakan teknik *Statistical Downscaling* dengan memanfaatkan model fungsional berbasis regresi yaitu PCR. Untuk selanjutnya dapat dilakukan penelitian yang sama menggunakan model fungsional berbasis model regresi yang lainnya maupun model berbasis jaringan saraf tiruan. Selain itu, pada penelitian ini, menggunakan model ARIMA untuk pemodelan pada *series* residual. Adapun kelemahan model ARIMA yang diperoleh pada penelitian ini bersifat monoton naik. Hal ini menyebabkan hasil ramalan residual semakin lama semakin menghasilkan bias yang besar. Oleh sebab itu untuk penelitian berikutnya dapat dilakukan pemodelan residual menggunakan model univariat yang lainnya (STAR, GSTAR, dll).

DAFTAR PUSTAKA

- Cryer, J.D., dan Kung-Sik, C. 2008. *Time Series Analysis with Applications in R Second Edition*. New York: Springer Science+Business Media, LLC.
- Dunteman, G.H. 1989. *Principal Component Analysis*. New Delhi: Sage Publications.
- Montgomery, D. C., Cheryl, L. J., dan Murat, K. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- Morrison, D. F. 1978. *Multivariate Statistical Methods*. Edisi Kedua. New York: McGraw-Hill.
- Myers, R.H. dan Milton, J.S. 1991. *A First Course In The Theory Of Linier Statistical Models*. Boston: PWS-KENT Publishing Company.
- Prasetyo, H. B.. 2008. Analisis Regresi Komponen Utama untuk Mengatasi Masalah Multikolinieritas dalam Analisis Regresi Linier Berganda. Skripsi Jakarta : FMIPA Universitas Negeri Jakarta.
- Pemerintahan Kabupaten Jember. 2013. *Potensi Produk Unggulan Jawa Timur*. Jember: Pemerintah Kabupaten Jember.
- Rao, S. S. 2009. *Engineering Optimization: Theory and Practice*. New York: John Wiley and Sons.
- Storch, H.V. 1999. "On the use of "inflation" in Statistical Downscaling". Journal of Climate.
- Storch, H.V., dan Zwiers, F.W. 1999. *Statistical Analysis in Climate Research*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Sutikno. 2008. "Statistical Downscaling Luaran GCM dan Pemanfaatannya untuk Peramalan Produksi Padi." Disertasi. Bogor: Program Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor.
- Swarinoto, Y.S., Koesmaryono, Y., Aldrian, E., Wigena, A.H. 2011. "Model sistem prediksi ensemble total hujan bulanan dengan nilai pembobot (Kasus wilayah

Kabupaten Indramayu)". Buletin Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika

Tabachnick, B. 2001. *Using Multivariate Statistics*, Edisi Keempat. Boston :Allyn & Bacon.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Canada: Addison Welsey Publishing Company.

Wigena, A. H. 2006. "Permodelan Statistical Downscaling dengan Regresi Projection Pursuit untuk Peramalan Curah Hujan Bulanan" Disertasi. Bogor: Program Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor.

Wigena, A. H. 2011. "Regresi Kuadrat Terkecil Parsial Multi Respon untuk Statistical Downscaling (*Multi Response Partial Least Square for Statistical Downscaling*)". Bogor. *Forum Statistika dan Komputasi* Vol. 16 (2).

Wilby, R.L. dan Wigley, T.M.L. 2000. "Precipitation Predictors for Downscaling: Observed and General Circulation Model Relationships". *Journal of Climate*.

Yudistira, I. 2017. "Pengelompokan Stasiun Hujan Melalui Variabel Geografis pada Pemodelan GSTAR Musiman untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember". Skripsi. Jember: Matematika FMIPA Universitas Jember.

Zorita, E., dan Storch, H.V. 1999. "The Analog Method as a Simple Statistical Downscaling Tehcnique." *Journal of Climate and Applied Meteorology*.

Zulfi, M. 2018. "Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Jember Menggunakan ARIMA dan Kalman Filter". Tesis. Jember: Matematika FMIPA Universitas Jember.

LAMPIRAN

A. Data Curah Hujan di Kabupaten Jember

No	Tahun	Bulan	Curah Hujan (mm)			
			Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3	Kluster 4
1	2005	Januari	150,333	166,400	172,643	138,839
2	2005	Februari	195,917	272,750	234,429	190,129
3	2005	Maret	213,500	280,850	306,500	209,161
4	2005	April	204,000	160,150	135,929	225,452
5	2005	Mei	2,167	16,550	9,500	6,290
6	2005	Juni	19,833	87,500	72,500	35,742
7	2005	Juli	34,750	58,950	52,357	45,774
8	2005	Agustus	5,833	16,350	39,571	2,452
9	2005	September	15,167	17,850	16,643	3,677
10	2005	Oktober	97,167	137,600	159,429	79,226
11	2005	November	126,417	184,550	149,929	116,903
12	2005	Desember	486,167	611,400	620,571	460,774
13	2006	Januari	242,917	513,700	586,357	227,097
14	2006	Februari	246,500	368,400	412,500	239,839
15	2006	Maret	271,250	369,700	404,714	265,548
16	2006	April	222,917	316,500	265,929	235,032
17	2006	Mei	90,667	228,450	226,214	101,710
18	2006	Juni	7,583	10,100	9,071	8,516
19	2006	Juli	1,250	0,800	0,143	1,839
20	2006	Agustus	0,000	0,000	1,071	0,000
21	2006	September	0,000	1,900	6,071	0,258
22	2006	Oktober	0,000	7,950	8,429	0,258
23	2006	November	54,583	146,300	109,000	55,903
24	2006	Desember	199,167	324,500	270,214	197,516
25	2007	Januari	127,583	118,700	95,429	114,355
26	2007	Februari	288,167	308,550	295,857	233,742
27	2007	Maret	216,167	227,550	224,643	197,548
28	2007	April	202,333	225,100	273,214	186,968
29	2007	Mei	98,083	147,750	87,071	80,452
30	2007	Juni	56,417	83,300	56,643	51,806
31	2007	Juli	12,083	29,050	21,786	7,419
32	2007	Agustus	2,583	9,600	11,500	5,000
33	2007	September	0,000	0,000	0,786	0,000
34	2007	Oktober	32,250	78,850	70,429	44,516
35	2007	November	119,000	267,200	293,214	127,161
36	2007	Desember	383,917	566,350	475,214	438,903

No	Tahun	Bulan	Curah Hujan (mm)			
			Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3	Kluster 4
37	2008	Januari	214,417	286,850	380,429	203,355
38	2008	Februari	282,833	309,850	297,214	300,839
39	2008	Maret	345,417	536,800	438,500	353,806
40	2008	April	109,750	152,500	128,286	96,387
41	2008	Mei	52,750	98,700	78,429	56,419
42	2008	Juni	10,417	11,250	9,357	3,161
43	2008	Juli	0,000	0,000	0,000	0,000
44	2008	Agustus	1,500	26,650	50,643	2,097
45	2008	September	0,750	0,150	0,571	0,065
46	2008	Oktober	143,667	228,400	238,786	136,968
47	2008	November	244,250	422,950	337,571	287,484
48	2008	Desember	405,750	423,950	432,071	445,129
49	2009	Januari	202,833	365,100	495,786	188,161
50	2009	Februari	230,500	326,200	325,071	223,645
51	2009	Maret	103,750	221,650	223,857	123,032
52	2009	April	65,583	127,350	87,000	95,903
53	2009	Mei	94,167	192,950	171,214	111,645
54	2009	Juni	14,833	71,050	87,571	19,290
55	2009	Juli	21,833	19,050	31,429	30,871
56	2009	Agustus	0,250	0,550	3,429	0,000
57	2009	September	11,583	18,250	15,000	4,290
58	2009	Oktober	29,000	62,600	55,786	18,484
59	2009	November	154,000	146,650	182,500	133,839
60	2009	Desember	128,500	186,850	193,143	134,161
61	2010	Januari	301,583	416,350	488,786	326,871
62	2010	Februari	201,667	306,850	394,500	260,032
63	2010	Maret	197,000	355,400	231,214	293,903
64	2010	April	254,500	360,900	352,000	308,161
65	2010	Mei	220,000	284,650	242,643	230,355
66	2010	Juni	74,917	118,300	105,000	75,097
67	2010	Juli	86,833	159,450	80,429	76,516
68	2010	Agustus	26,333	106,850	21,643	32,710
69	2010	September	152,750	300,500	212,143	179,323
70	2010	Oktober	153,250	265,600	193,714	189,129
71	2010	November	218,000	330,950	251,357	228,806
72	2010	Desember	160,250	335,350	357,786	219,387
73	2011	Januari	224,833	343,750	357,500	292,065
74	2011	Februari	156,583	321,900	282,429	161,581
75	2011	Maret	125,167	358,250	421,429	129,548
76	2011	April	232,250	328,950	267,786	257,452

No	Tahun	Bulan	Curah Hujan (mm)			
			Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3	Kluster 4
77	2011	Mei	118,417	140,100	136,143	130,484
78	2011	Juni	3,500	8,300	18,429	2,774
79	2011	Juli	3,333	9,950	3,214	0,161
80	2011	Agustus	0,000	0,000	0,000	0,000
81	2011	September	0,167	6,600	11,857	0,000
82	2011	Oktober	51,500	111,250	103,071	30,032
83	2011	November	261,000	306,300	320,857	202,355
84	2011	Desember	338,583	426,850	391,500	371,742
85	2012	Januari	376,250	434,050	439,786	355,355
86	2012	Februari	278,083	384,950	301,714	249,323
87	2012	Maret	282,250	312,150	275,000	280,452
88	2012	April	175,333	202,600	138,929	155,548
89	2012	Mei	92,583	129,000	80,071	97,129
90	2012	Juni	4,167	21,400	21,000	9,968
91	2012	Juli	76,250	40,550	40,857	76,419
92	2012	Agustus	0,000	0,000	0,000	0,000
93	2012	September	3,500	0,350	0,000	0,161
94	2012	Oktober	55,000	91,050	55,643	39,129
95	2012	November	135,833	228,800	149,286	113,742
96	2012	Desember	244,417	498,050	372,000	260,452
97	2013	Januari	399,750	625,150	491,786	482,581
98	2013	Februari	172,750	320,900	261,357	202,323
99	2013	Maret	105,500	257,500	255,643	154,677
100	2013	April	187,000	280,650	167,643	188,516
101	2013	Mei	135,917	251,900	202,857	160,968
102	2013	Juni	110,417	193,400	158,786	123,710
103	2013	Juli	32,667	116,000	89,857	64,484
104	2013	Agustus	0,167	6,100	0,786	1,613
105	2013	September	0,167	0,700	0,286	0,226
106	2013	Oktober	30,750	57,300	85,071	37,548
107	2013	November	173,333	373,700	288,429	263,000
108	2013	Desember	354,417	552,150	513,714	441,452
109	2014	Januari	306,167	490,800	421,500	407,968
110	2014	Februari	116,167	271,250	214,857	141,871
111	2014	Maret	98,333	154,300	140,143	127,452
112	2014	April	103,000	304,700	201,214	175,290
113	2014	Mei	24,167	72,850	47,714	43,290
114	2014	Juni	5,500	41,900	48,500	8,419
115	2014	Juli	1,500	11,300	4,500	1,742
116	2014	Agustus	1,167	16,900	13,714	0,613

No	Tahun	Bulan	Curah Hujan (mm)			
			Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3	Kluster 4
117	2014	September	0,000	0,000	0,000	0,000
118	2014	Oktober	2,333	5,200	18,643	5,258
119	2014	November	97,167	286,750	204,000	184,645
120	2014	Desember	346,583	696,250	564,286	497,968
121	2015	Januari	104,583	335,600	309,500	202,968
122	2015	Februari	207,083	426,300	254,429	287,194
123	2015	Maret	99,333	448,300	281,643	183,355
124	2015	April	120,417	357,250	238,714	261,935
125	2015	Mei	50,917	109,550	36,357	65,097
126	2015	Juni	6,833	40,300	27,000	9,419
127	2015	Juli	1,500	11,300	4,500	1,742
128	2015	Agustus	0,000	0,000	0,000	0,000
129	2015	September	0,000	0,000	0,000	0,000
130	2015	Oktober	0,000	0,800	0,000	0,000
131	2015	November	53,583	156,450	166,643	65,290
132	2015	Desember	174,250	323,350	256,357	219,452
133	2016	Januari	131,917	286,900	277,357	173,290
134	2016	Februari	369,417	561,500	365,571	437,581
135	2016	Maret	138,500	281,000	202,429	153,000
136	2016	April	143,167	284,450	181,500	201,290
137	2016	Mei	176,167	267,750	163,786	216,129
138	2016	Juni	121,833	259,650	127,500	155,516
139	2016	Juli	57,167	148,100	64,857	85,065
140	2016	Agustus	35,667	107,400	43,357	69,387
141	2016	September	98,667	201,100	122,214	115,645
142	2016	Oktober	256,667	330,750	216,429	282,000
143	2016	November	244,083	520,150	387,643	280,806
144	2016	Desember	304,583	417,950	291,143	385,419

B. Variabel Presipitasi GCM pada Domain Ukuran 3x3

No	Tahun	Bulan	Variabel Presipitasi GCM								
			pr56	pr57	pr58	pr66	pr67	pr68	pr76	pr77	pr78
1	2005	Januari	6,965	8,069	11,568	7,396	9,241	12,401	8,071	9,998	11,512
2	2005	Februari	7,680	8,995	9,510	8,250	9,942	10,491	8,879	10,099	9,711
3	2005	Maret	7,289	8,230	8,906	7,310	8,530	9,471	7,331	8,404	8,121
4	2005	April	6,008	6,405	7,918	6,126	7,093	8,300	6,173	7,243	7,244
5	2005	Mei	6,684	6,330	7,193	6,553	6,741	7,857	5,529	6,752	7,431
6	2005	Juni	4,267	4,165	5,703	3,850	4,357	6,575	3,122	4,409	6,167
7	2005	Juli	1,918	2,362	3,934	1,688	2,609	4,688	1,318	2,260	4,269
8	2005	Agustus	1,526	1,941	3,246	1,276	1,905	3,450	0,958	1,524	2,995
9	2005	September	1,212	1,884	3,238	1,012	1,745	3,166	0,807	1,462	2,815
10	2005	Oktober	1,439	2,324	4,124	1,302	2,359	3,749	1,114	1,993	2,935
11	2005	November	2,394	3,447	5,646	2,409	3,411	4,763	2,389	3,338	4,036
12	2005	Desember	4,210	5,803	9,162	4,510	6,349	9,110	4,873	6,838	8,601
13	2006	Januari	6,618	8,128	11,427	7,399	8,933	11,590	7,974	9,853	11,108
14	2006	Februari	6,931	8,613	9,917	7,163	9,788	10,762	8,228	10,151	10,019
15	2006	Maret	6,094	7,178	8,432	6,072	7,865	8,825	6,347	7,799	7,936
16	2006	April	6,016	6,569	8,111	5,740	7,389	8,687	5,700	7,195	7,101
17	2006	Mei	5,054	5,299	7,756	4,572	5,569	8,019	4,004	5,602	7,222
18	2006	Juni	3,810	4,054	5,926	3,689	4,917	7,055	3,451	4,603	6,807
19	2006	Juli	2,083	2,520	4,850	1,734	2,761	4,999	1,417	2,399	4,395
20	2006	Agustus	1,403	1,923	3,915	1,139	2,245	4,132	0,906	1,958	3,563
21	2006	September	1,197	1,732	3,145	1,035	1,841	3,168	0,814	1,408	2,635
22	2006	Oktober	1,509	2,508	4,235	1,308	2,418	3,788	1,080	2,068	3,226
23	2006	November	2,045	3,391	5,627	1,934	3,497	4,767	2,002	3,119	3,765
24	2006	Desember	4,169	5,655	8,939	4,626	6,228	9,200	5,238	6,630	8,557

No	Tahun	Bulan	Variabel Presipitasi GCM								
			pr56	pr57	pr58	pr66	pr67	pr68	pr76	pr77	pr78
25	2007	Januari	6,623	7,640	11,133	7,115	8,750	11,491	8,028	9,354	10,837
26	2007	Februari	7,723	9,554	11,249	7,817	10,261	11,826	8,341	10,292	11,361
27	2007	Maret	7,198	8,044	9,019	6,975	8,380	9,329	6,935	8,762	8,831
28	2007	April	6,247	6,523	8,208	6,114	7,267	8,892	6,099	7,062	7,769
29	2007	Mei	6,406	6,732	8,325	5,840	7,644	9,225	5,069	7,491	8,524
30	2007	Juni	3,266	3,950	6,176	3,182	4,421	6,864	2,984	4,418	6,973
31	2007	Juli	1,868	2,811	4,895	1,662	3,087	5,238	1,414	2,614	4,817
32	2007	Agustus	1,794	2,217	4,091	1,573	2,371	4,260	1,130	2,065	3,862
33	2007	September	1,320	2,317	3,937	1,279	2,490	3,980	1,158	2,154	3,534
34	2007	Oktober	1,948	3,075	4,367	1,649	2,809	3,929	1,354	2,377	3,364
35	2007	November	2,619	3,906	5,565	2,634	4,330	5,197	2,491	4,388	4,595
36	2007	Desember	4,171	5,949	9,189	4,167	6,264	9,315	4,552	6,450	8,463
37	2008	Januari	6,149	7,746	11,044	6,937	8,744	11,309	8,055	9,831	11,466
38	2008	Februari	7,365	9,598	10,601	8,123	9,614	10,025	8,935	10,495	9,840
39	2008	Maret	7,536	8,574	9,569	7,448	9,420	9,961	7,798	9,513	9,258
40	2008	April	7,200	7,417	8,385	6,803	8,596	8,972	6,479	8,047	8,024
41	2008	Mei	5,016	5,816	7,813	4,615	6,529	8,314	4,585	6,227	7,731
42	2008	Juni	3,494	4,205	5,831	3,361	4,722	6,556	2,788	4,213	6,440
43	2008	Juli	2,027	2,450	3,962	1,939	2,869	4,409	1,728	2,423	3,923
44	2008	Agustus	1,578	1,899	3,549	1,331	1,976	3,632	0,944	1,513	3,180
45	2008	September	1,374	2,077	3,738	1,332	2,107	3,607	1,069	1,628	2,961
46	2008	Oktober	1,477	2,092	3,793	1,125	2,024	3,411	0,904	1,819	2,885
47	2008	November	2,538	3,676	5,725	2,170	3,527	5,025	2,118	3,250	4,102
48	2008	Desember	4,145	4,907	7,897	4,365	5,945	8,289	4,677	6,446	8,223
49	2009	Januari	5,906	7,605	10,944	6,570	8,679	11,792	7,134	9,013	11,142
50	2009	Februari	7,833	9,476	10,762	8,245	9,900	11,295	8,416	10,422	10,736
51	2009	Maret	6,078	6,569	7,647	5,782	7,644	8,714	5,809	7,961	8,076

No	Tahun	Bulan	Variabel Presipitasi GCM								
			pr56	pr57	pr58	pr66	pr67	pr68	pr76	pr77	pr78
52	2009	April	5,812	6,456	7,975	5,997	7,313	8,448	6,193	8,089	7,882
53	2009	Mei	5,050	5,755	7,576	5,000	6,784	8,114	4,682	6,692	7,885
54	2009	Juni	3,498	3,787	5,937	3,182	4,104	6,339	2,729	3,582	5,889
55	2009	Juli	2,336	2,562	4,013	2,092	2,823	4,550	1,679	2,713	3,962
56	2009	Agustus	1,414	1,839	3,282	1,105	1,979	3,430	0,817	1,583	3,055
57	2009	September	1,331	1,800	3,241	1,235	1,949	3,062	1,044	1,827	2,823
58	2009	Oktober	1,905	2,674	4,242	1,586	2,652	3,772	1,270	2,349	3,136
59	2009	November	2,500	3,613	5,613	2,429	3,823	4,999	2,386	3,889	4,603
60	2009	Desember	4,196	5,450	8,912	4,572	6,077	8,849	4,926	6,444	8,117
61	2010	Januari	6,635	8,215	11,095	7,362	9,283	11,887	7,979	9,642	11,299
62	2010	Februari	8,012	9,989	10,393	8,698	11,036	11,559	9,024	12,104	10,991
63	2010	Maret	7,290	8,022	9,069	7,524	8,893	9,282	7,570	8,830	8,201
64	2010	April	5,570	6,048	7,608	5,529	7,030	8,049	5,992	7,262	6,958
65	2010	Mei	5,571	6,382	7,962	5,168	6,671	8,304	4,664	6,330	7,570
66	2010	Juni	3,666	4,031	6,093	3,338	4,415	6,652	2,900	3,850	5,923
67	2010	Juli	1,895	2,693	4,530	1,769	2,888	5,246	1,425	2,675	4,885
68	2010	Agustus	1,423	2,175	3,536	1,274	2,157	3,847	1,011	1,684	3,243
69	2010	September	1,478	2,147	3,513	1,120	2,007	3,580	0,819	1,638	2,972
70	2010	Oktober	1,570	2,578	4,151	1,403	2,527	4,017	1,170	2,225	3,352
71	2010	November	2,613	4,026	6,106	2,808	4,289	5,442	2,647	3,936	4,394
72	2010	Desember	4,500	6,185	9,433	4,857	7,186	9,867	5,300	7,184	9,141
73	2011	Januari	7,044	8,891	11,910	7,558	9,869	12,460	7,652	10,294	11,809
74	2011	Februari	7,479	9,350	10,121	8,331	9,619	10,199	9,514	10,722	9,886
75	2011	Maret	7,237	8,249	9,205	7,674	8,628	9,496	8,040	9,119	9,093
76	2011	April	6,225	6,765	8,138	5,812	7,427	8,992	5,490	7,436	7,924
77	2011	Mei	5,809	6,469	7,821	5,435	6,739	8,394	4,509	6,501	7,951
78	2011	Juni	4,356	4,606	6,332	4,105	5,607	7,732	3,373	4,798	6,997

No	Tahun	Bulan	Variabel Presipitasi GCM								
			pr56	pr57	pr58	pr66	pr67	pr68	pr76	pr77	pr78
79	2011	Juli	2,007	2,668	4,725	1,821	2,931	5,428	1,633	2,457	4,851
80	2011	Agustus	1,374	1,777	3,150	1,177	1,829	3,172	0,915	1,439	2,886
81	2011	September	1,398	1,767	2,975	1,158	1,799	3,007	0,852	1,627	2,765
82	2011	Oktober	1,307	2,384	3,921	1,077	2,135	3,498	0,841	1,759	2,971
83	2011	November	2,973	3,775	5,777	2,388	3,810	5,145	2,181	3,407	4,437
84	2011	Desember	4,711	5,732	9,258	4,985	6,751	9,449	5,075	7,139	8,697
85	2012	Januari	5,406	6,992	10,982	5,735	7,675	11,486	6,550	8,887	11,010
86	2012	Februari	8,139	9,699	10,402	8,031	9,838	10,873	8,956	10,368	10,461
87	2012	Maret	6,708	7,512	8,670	6,892	8,836	9,287	7,251	8,966	8,269
88	2012	April	6,474	6,555	8,035	6,111	7,722	8,986	6,507	7,822	8,518
89	2012	Mei	5,441	6,116	7,748	5,174	6,910	9,255	4,507	6,551	8,842
90	2012	Juni	3,745	4,410	6,456	3,453	4,754	6,900	2,778	4,080	6,802
91	2012	Juli	1,986	2,168	3,719	1,688	2,344	3,974	1,428	2,183	3,506
92	2012	Agustus	1,340	1,878	3,293	1,274	1,942	3,534	1,063	1,597	3,087
93	2012	September	0,906	1,385	2,573	0,750	1,411	2,663	0,639	1,284	2,402
94	2012	Oktober	1,140	1,894	3,456	0,937	1,795	3,005	0,739	1,549	2,423
95	2012	November	1,916	2,833	4,757	1,963	2,977	4,141	1,943	2,899	3,564
96	2012	Desember	4,533	6,190	9,813	4,459	7,100	9,580	4,482	7,003	8,951
97	2013	Januari	6,731	8,509	11,199	7,158	9,199	11,386	7,856	9,883	11,132
98	2013	Februari	7,558	9,035	10,071	7,891	9,890	10,904	8,724	10,389	10,127
99	2013	Maret	7,134	7,802	8,869	7,387	8,944	9,239	7,587	9,291	8,836
100	2013	April	6,671	6,772	8,034	6,544	7,523	8,789	6,646	7,680	7,389
101	2013	Mei	4,869	6,363	8,404	4,640	6,854	9,310	4,151	6,600	8,820
102	2013	Juni	2,988	3,695	5,923	3,021	4,327	6,475	2,777	3,834	5,731
103	2013	Juli	2,279	2,641	4,286	1,866	2,971	4,682	1,523	2,524	4,235
104	2013	Agustus	1,421	1,936	3,370	1,291	2,187	3,690	0,945	1,839	3,088
105	2013	September	1,367	1,956	3,128	1,227	1,991	2,965	0,957	1,665	2,493

No	Tahun	Bulan	Variabel Presipitasi GCM								
			pr56	pr57	pr58	pr66	pr67	pr68	pr76	pr77	pr78
106	2013	Oktober	1,255	2,084	3,620	1,072	1,960	3,164	0,876	1,677	2,570
107	2013	November	1,900	3,127	5,035	1,748	3,024	4,331	1,648	2,885	3,517
108	2013	Desember	3,921	5,436	8,632	4,476	6,347	8,724	4,922	6,750	8,637
109	2014	Januari	6,724	7,532	10,413	7,241	8,138	10,815	8,039	9,308	10,878
110	2014	Februari	7,567	9,233	10,415	7,840	10,374	11,182	8,081	10,636	10,520
111	2014	Maret	6,961	7,535	8,761	7,174	8,233	8,982	7,404	8,484	8,299
112	2014	April	5,611	6,125	7,825	5,261	6,980	8,418	5,039	6,706	7,540
113	2014	Mei	5,577	5,845	7,742	5,342	6,874	8,771	4,801	6,941	8,979
114	2014	Juni	3,070	3,680	5,762	2,917	3,988	6,069	2,539	3,714	5,425
115	2014	Juli	2,316	2,517	4,108	2,174	2,933	4,617	1,860	2,505	4,175
116	2014	Agustus	1,453	1,824	3,058	1,160	1,829	3,148	0,882	1,409	2,674
117	2014	September	1,452	1,953	3,015	1,211	1,933	3,114	0,873	1,558	2,737
118	2014	Oktober	1,699	2,582	3,964	1,540	2,685	4,049	1,272	2,304	3,460
119	2014	November	2,424	3,915	5,460	2,422	4,180	5,073	2,351	3,743	4,233
120	2014	Desember	4,131	5,312	8,269	4,228	5,934	8,097	4,446	6,047	7,416
121	2015	Januari	6,662	7,871	10,645	7,194	8,679	11,364	7,783	9,232	11,165
122	2015	Februari	7,342	8,140	9,753	7,597	8,931	10,302	8,103	9,671	10,003
123	2015	Maret	6,646	7,774	8,586	6,983	8,478	8,747	7,398	8,621	8,337
124	2015	April	6,884	6,869	8,144	6,709	7,806	8,473	6,177	7,419	7,592
125	2015	Mei	5,912	6,927	7,846	5,429	7,515	8,747	5,052	7,067	8,152
126	2015	Juni	3,221	4,237	6,787	3,197	5,110	7,187	2,906	4,422	6,897
127	2015	Juli	2,410	2,985	4,768	2,193	3,082	4,848	1,833	2,599	4,513
128	2015	Agustus	1,422	1,946	3,809	1,241	2,109	3,865	0,951	1,616	3,335
129	2015	September	1,503	2,128	3,959	1,265	2,221	3,873	0,918	1,917	3,500
130	2015	Oktober	1,906	2,891	4,280	1,626	2,821	3,845	1,295	2,323	3,282
131	2015	November	2,667	4,213	6,234	2,482	4,110	5,551	2,280	3,779	4,724
132	2015	Desember	4,634	5,738	8,442	4,780	6,643	8,359	5,506	7,275	7,911

No	Tahun	Bulan	Variabel Presipitasi GCM								
			pr56	pr57	pr58	pr66	pr67	pr68	pr76	pr77	pr78
133	2016	Januari	7,287	8,740	11,066	7,649	9,331	11,180	8,169	9,710	10,668
134	2016	Februari	8,163	9,757	10,718	8,583	10,501	11,246	8,959	10,936	10,639
135	2016	Maret	7,148	8,167	9,159	7,478	8,972	9,424	7,667	9,252	8,734
136	2016	April	6,344	6,474	7,548	6,532	7,578	8,380	6,400	7,408	7,380
137	2016	Mei	5,308	5,509	6,918	5,483	7,102	8,373	4,754	7,207	8,057
138	2016	Juni	4,704	4,568	5,937	4,233	5,191	6,550	3,583	4,882	6,102
139	2016	Juli	2,197	2,413	4,440	2,105	3,004	5,160	1,828	2,737	4,680
140	2016	Agustus	1,601	2,158	3,592	1,450	2,415	3,931	1,209	2,095	3,529
141	2016	September	1,445	2,114	3,552	1,120	1,982	3,223	0,815	1,647	2,686
142	2016	Oktober	1,667	2,651	4,045	1,440	2,695	3,789	1,156	2,374	3,065
143	2016	November	2,898	3,756	5,814	2,579	3,936	5,160	2,260	3,371	4,112
144	2016	Desember	4,490	6,291	9,180	4,446	7,024	9,916	4,793	7,079	9,057

C. Pengelompokan Stasiun Hujan dengan Algoritma K-Means

No	Kluster 1	Kluster 2	Kluster 3	Kluster 4
1	Wringin Agung	Darungan	Dam Talang	Watu urip
2	Kencong 2	Kijingan	Rawatamtu	Tanggul
3	Bagorejo	Tugusari	Bintoro	Sukorejo 1
4	Menampu	Kr Kedawung	Dam Sembah	Langkap
5	Pondokjoyo 1	Dam Makam	Kopang	Pladingan
6	Pondokjoyo 2	Pecoro	Tegal Batu	Pondokwaluh
7	Puger	Rambipuji	Sukorejo 2	Kencong 1
8	Grenden	Klatakan	Sumber Kalong	Wonorejo
9	Lojejer	Karanganom	Ajung	Gumukmas BT
10	Ampel	Pono	Ledokombo	Bedodo
11	Jenggawah	Manggis	Suren	Gumukmas KT
12	Wirolegi	Semangir	Sumberjati	Semboro
13		Jember	Jatian	Paleran
14		Sukowono	Dam Arjasa	Jambearum
15		Sumber Jambe		Balung
16		Cumedak		Karanduren
17		Silo		Gunelar Timur
18		Seputih		Tamansari
19		Kotok		Glundengan
20		Pakusari		Tanjungrejo
21				Kesilir
22				Kemuningsari
23				Jatisari
24				Karang Anyar
25				Sabrang DM 4
26				Sabrang SB 1
27				Sumberejo
28				Tempurejo
29				Sanenrejo
30				Renes Ajung
31				Curahmalang

D. . Model ARIMA series residual

No	Kluster	Model	AIC
1	Kluster 1	ARIMA (0,0,1)	1316,82
2		ARIMA (0,0,3)	1317,09
3		ARIMA (0,0,4)	1318,08
4		ARIMA (1,0,0)	1316,75
5		ARIMA (1,0,1)	1318,61
6		ARIMA (1,0,3)	1318,74
7		ARIMA (1,0,4)	1320,73
8		ARIMA (2,0,0)	1318,07
9		ARIMA (2,0,1)	1318,30
10		ARIMA (2,0,3)	1320,27
11		ARIMA (2,0,4)	1321,69
1	Kluster 2	ARIMA (0,0,1)	1421,24
2		ARIMA (1,0,0)	1421,18
3		ARIMA (1,0,1)	1422,87
4		ARIMA (2,0,0)	1422,58
5		ARIMA (2,0,1)	1424,58
1	Kluster 3	ARIMA (0,0,1)	1386,76
2		ARIMA (1,0,0)	1384,49
3		ARIMA (1,0,1)	1386,14
1	Kluster 4	ARIMA (0,0,1)	1439,99
2		ARIMA (1,0,0)	1438,93
3		ARIMA (1,0,1)	1441,53
4		ARIMA (2,0,0)	1439,87
5		ARIMA (2,0,1)	1441,62

E. Hasil Perhitungan Root Mean Square Error (RMSE)

E1. Hasil Perhitungan Root Mean Square Error (RMSE) pada Kluster 1

testing (A)	PCR (B)	PCR+ARIMA (C)	se PCR (D) = (A - B) ²	se PCR+ARIMA (E) = (A - C) ²
131,92	175,14	254,83	1868,26	15107,69
369,42	219,40	301,47	22505,00	4616,75
138,50	188,88	271,10	2538,14	17582,76
143,17	120,58	202,81	510,16	3557,33
176,17	78,66	160,89	9507,55	233,38
121,83	43,11	125,34	6197,36	12,30
57,17	57,04	139,27	0,02	6740,96
35,67	6,86	89,09	829,82	2854,05
98,67	47,94	130,17	2573,19	992,46
256,67	96,01	178,24	25810,56	6150,74
244,08	181,28	263,51	3944,26	377,40
304,58	340,86	423,09	1316,00	14043,83
JUMLAH			77600,33	72269,63
MSE			6466,69	6022,47
RMSE			80,42	77,60

E2. Hasil Perhitungan Root Mean Square Error (RMSE) pada Kluster 2

testing (A)	PCR (B)	PCR+ARIMA (C)	se PCR (D) = (A - B) ²	se PCR+ARIMA (E) = (A - C) ²
286,90	305,90	428,13	361,00	19945,91
561,50	480,69	603,28	6530,26	1745,57
281,00	255,31	377,92	659,98	9393,49
284,45	280,04	402,65	19,45	13971,24
267,75	177,99	300,60	8056,86	1079,12
259,65	106,85	229,46	23347,84	911,44
148,10	42,46	165,07	11159,81	287,98
107,40	43,37	165,98	4099,84	3431,62
201,10	101,06	223,67	10008,00	509,40
330,75	230,68	353,29	10014,00	508,05
520,15	333,12	455,73	34980,22	4149,94
417,95	536,41	659,02	14032,77	58114,74
JUMLAH			123270,03	114048,50
MSE			10272,50	9504,04
RMSE			101,35	97,49

E3. Hasil Perhitungan Root Mean Square Error (RMSE) pada Kluster 3

testing (A)	PCR (B)	PCR+ARIMA (C)	se PCR (D) = (A - B) ²	se PCR+ARIMA (E) = (A - C) ²
277,36	301,63	359,76	589,17	6790,23
365,57	328,55	385,03	1370,59	378,64
202,43	203,74	259,75	1,72	3285,75
181,50	226,17	282,05	1995,41	10110,30
163,79	136,15	191,99	763,73	795,48
127,50	40,94	96,77	7492,63	944,33
64,86	7,95	63,78	3238,42	1,16
43,36	11,62	67,45	1007,25	580,47
122,21	31,15	86,98	8292,70	1241,45
216,43	113,48	169,31	10598,41	2220,16
387,64	194,75	250,58	37207,65	18786,23
291,14	429,50	485,33	19142,70	37708,65
JUMLAH			91700,39	82842,84
MSE			7641,70	6903,57
RMSE			87,42	83,09

E4. Hasil Perhitungan Root Mean Square Error (RMSE) pada Kluster 4

testing (A)	PCR (B)	PCR+ARIMA (C)	se PCR (D) = (A - B) ²	se PCR+ARIMA (E) = (A - C) ²
173,29	239,38	332,75	4367,85	25427,39
437,58	302,02	398,92	18376,69	1494,65
153,00	171,56	269,07	344,47	13472,24
201,29	159,70	257,31	1729,75	3138,20
216,13	138,92	236,56	5961,23	417,42
155,52	60,54	158,18	9020,47	7,10
85,06	91,44	189,08	40,65	10819,22
69,39	11,63	109,27	3335,88	1590,65
115,65	63,14	160,78	2756,79	2037,15
282,00	101,88	199,52	32443,21	6802,95
280,81	212,91	310,55	4609,93	884,68
385,42	387,98	485,62	6,56	10040,17
JUMLAH			82993,48	76131,82
MSE			6916,12	6344,32
RMSE			83,16	79,65

F. Skrip Program R:

```

> require(RNetCDF);library(readxl);library(pls);library(lmtest);library(t
series);library(forecast);library(xlsx);library(MASS);library(neuralnet)
> dt <- open.nc("E:/SD/pr_Amon_modmean_rcp26_000_98.75-123.75E_-18.75-6.2
5N_su.nc")
> print.nc(dt)
dimensions:
  time = 2880 ;
  lon = 11 ;
  lat = 11 ;
variables:
  float time(time) ;
    time:units = "months since 1861-01-01" ;
    time:standard_name = "time" ;
    time:long_name = "time" ;
    time:axis = "T" ;
    time:calendar = "gregorian" ;
  float lon(lon) ;
    lon:units = "degrees_east" ;
    lon:long_name = "Longitude" ;
    lon:standard_name = "longitude" ;
    lon:axis = "X" ;
  float lat(lat) ;
    lat:units = "degrees_north" ;
    lat:long_name = "Latitude" ;
    lat:standard_name = "latitude" ;
    lat:axis = "Y" ;
  float pr(lon, lat, time) ;
    pr:long_name = "Precipitation" ;
    pr:standard_name = "precipitation_flux" ;
    pr:units = "mm/day" ;
    pr:cell_methods = "time mean (interval 20 mintues)" ;
    pr:_FillValue = 3e+33 ;

> lok<-read_excel("E:/SD/KLUSTER2.xlsx")
>
> #var.get.nc(dt,"namavar yg bisa dilihat di print.nc") -> nama variabeln
ya
> var.get.nc(dt,"lat") -> lat
> var.get.nc(dt,"lon") -> lon
> var.get.nc(dt,"pr") -> pr
> var.get.nc(dt,"time") -> time
>
> #gabungan data 3x3
> pr[6,4,] -> pr11
> pr[6,5,] -> pr12
> pr[6,6,] -> pr13
> pr[7,4,] -> pr21
> pr[7,5,] -> pr22
> pr[7,6,] -> pr23
> pr[8,4,] -> pr31
> pr[8,5,] -> pr32
> pr[8,6,] -> pr33
> prgabA <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr21,pr22,pr23,pr31,pr32,pr33)
> # pilih data: Jan 2005-Des 2016
> prgabA <- prgabA[1741:1884,]
> wA<-cbind(lok,prgabA)
> datmodA<-wA[1:132,]

```

```
> datujiA<-wA[133:144,]
> x_testA<-datujiA[,2:10]
> y_test<-datujiA[,1]
> model_a=pcr(lok1~.,ncomp=5,data=datmodA,validation="CV",scale=TRUE,jac
knife=TRUE)
> prediksi=predict(model_a,datmodA[2:10],5)
> prediksi=as.vector(prediksi)
> kor_a=cor(prediksi,datmodA[,1])
> rmse_a=sqrt((1/length(datmodA[,1]))*(t(prediksi-datmodA[,1])%*(prediks
i-datmodA[,1])))
>
> # gabung data 4x4
> pr[5,4, ] -> pr11
> pr[5,5, ] -> pr12
> pr[5,6, ] -> pr13
> pr[5,7, ] -> pr14
> pr[6,4, ] -> pr21
> pr[6,5, ] -> pr22
> pr[6,6, ] -> pr23
> pr[6,7, ] -> pr24
> pr[7,4, ] -> pr31
> pr[7,5, ] -> pr32
> pr[7,6, ] -> pr33
> pr[7,7, ] -> pr34
> pr[8,4, ] -> pr41
> pr[8,5, ] -> pr42
> pr[8,6, ] -> pr43
> pr[8,7, ] -> pr44
> prgabB <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr21,pr22,pr23,pr24,pr31,pr32,pr33,
pr34,pr41,pr42,pr43,pr44)
> # pilih data: Jan 2005-Des 2016
> prgabtB <- prgabB[1741:1884,]
> wB<-cbind(lok,prgabtB)
> datmodB<-wB[1:132,]
> datujiB<-wB[133:144,]
> x_testB<-datujiB[,2:17]
> y_test<-datujiB[,1]
> model_b=pcr(lok1~.,ncomp=8,data=datmodB,validation="CV",scale=TRUE,jac
knife=TRUE)
> prediksi_b=predict(model_b,datmodB[2:17],8)
> prediksi_b=as.vector(prediksi_b)
> kor_b=cor(prediksi_b,datmodB[,1])
> rmse_b=sqrt((1/length(datmodB[,1]))*(t(prediksi_b-datmodB[,1])%*(predi
ksi_b-datmodB[,1])))
>
> #Gabungan data 5x5
> pr[5,3, ]-> pr11
> pr[5,4, ]-> pr12
> pr[5,5, ]-> pr13
> pr[5,6, ]-> pr14
> pr[5,7, ]-> pr15
> pr[6,3, ]-> pr21
> pr[6,4, ]-> pr22
> pr[6,5, ]-> pr23
> pr[6,6, ]-> pr24
> pr[6,7, ]-> pr25
> pr[7,3, ]-> pr31
> pr[7,4, ]-> pr32
```

```
> pr[7,5, ]-> pr33
> pr[7,6, ]-> pr34
> pr[7,7, ]-> pr35
> pr[8,3, ]-> pr41
> pr[8,4, ]-> pr42
> pr[8,5, ]-> pr43
> pr[8,6, ]-> pr44
> pr[8,7, ]-> pr45
> pr[9,3, ]-> pr51
> pr[9,4, ]-> pr52
> pr[9,5, ]-> pr53
> pr[9,6, ]-> pr54
> pr[9,7, ]-> pr55
> prgabC <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr15,pr21,pr22,pr23,pr24,pr25,pr31,
pr32,pr33,pr34,pr35,pr41,pr42,pr43,pr44,pr45,pr51,pr52,pr53,pr54,pr55)
> # pilih data: Jan 2005-Des 2016
> prgabtc <- prgabC[1741:1884,]
> wC<-cbind(lok,prgabtc)
> datmodC<-wC[1:132,]
> datujiC<-wC[133:144,]
> x_testC<-datujiC[,2:26]
> y_test<-datujiC[,1]
> model_c<-pca(lok~.,ncomp=16,data=datmodC,validation="CV",scale=TRUE,jackknife=TRUE)
> prediksi_c<-predict(model_c,datmodC[2:26],16)
> prediksi_c<-as.vector(prediksi_c)
> kor_c<-cor(prediksi_c,datmodB[,1])
> rmse_c<-sqrt((1/length(datmodC[,1]))*(t(prediksi_c-datmodC[,1])%*(prediksi_c-datmodC[,1])))
> #gabungan data 6x6
> pr[4,3, ]-> pr11
> pr[4,4, ]-> pr12
> pr[4,5, ]-> pr13
> pr[4,6, ]-> pr14
> pr[4,7, ]-> pr15
> pr[4,8, ]-> pr16
> pr[5,3, ]-> pr21
> pr[5,4, ]-> pr22
> pr[5,5, ]-> pr23
> pr[5,6, ]-> pr24
> pr[5,7, ]-> pr25
> pr[5,8, ]-> pr26
> pr[6,3, ]-> pr31
> pr[6,4, ]-> pr32
> pr[6,5, ]-> pr33
> pr[6,6, ]-> pr34
> pr[6,7, ]-> pr35
> pr[6,8, ]-> pr36
> pr[7,3, ]-> pr41
> pr[7,4, ]-> pr42
> pr[7,5, ]-> pr43
> pr[7,6, ]-> pr44
> pr[7,7, ]-> pr45
> pr[7,8, ]-> pr46
> pr[8,3, ]-> pr51
> pr[8,4, ]-> pr52
> pr[8,5, ]-> pr53
> pr[8,6, ]-> pr54
```

```
> pr[8,7,] -> pr55
> pr[8,8,] -> pr56
> pr[9,3,] -> pr61
> pr[9,4,] -> pr62
> pr[9,5,] -> pr63
> pr[9,6,] -> pr64
> pr[9,7,] -> pr65
> pr[9,8,] -> pr66
> prgabD <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr15,pr16,pr21,pr22,pr23,pr24,pr25,
pr26,pr31,pr32,pr33,pr34,pr35,pr36,pr41,pr42,pr43,pr44,pr45,pr46,pr51,pr5
2,pr53,pr54,pr55,pr56,pr61,pr62,pr63,pr64,pr65,pr66)
> # pilih data: Jan 2005–Des 2016
> prgabtd <- prgabD[1741:1884,]
> wd<-cbind(lok,prgabtd)
> datmodD<-wd[1:132,]
> datujiD<-wd[133:144,]
> x_testD<-datujiD[,2:37]
> y_test<-datujiD[,1]
> model_d=pcr(lok~.,ncomp=21,data=datmodD,validation="CV",scale=TRUE,ja
ckknife=TRUE)
> prediksi_d=predict(model_d,datmodD[2:37],21)
> prediksi_d=as.vector(prediksi_d)
> kor_d=cor(prediksi_d,datmodD[,1])
> rmse_d=sqrt((1/length(datmodD[,1]))*(t(prediksi_d-datmodD[,1])%*(predi
ksi_d-datmodD[,1])))

> #Gabungan Data 7x7
> pr[4,2, ]-> pr11
> pr[4,3, ]-> pr12
> pr[4,4, ]-> pr13
> pr[4,5, ]-> pr14
> pr[4,6, ]-> pr15
> pr[4,7, ]-> pr16
> pr[4,8, ]-> pr17
> pr[5,2, ]-> pr21
> pr[5,3, ]-> pr22
> pr[5,4, ]-> pr23
> pr[5,5, ]-> pr24
> pr[5,6, ]-> pr25
> pr[5,7, ]-> pr26
> pr[5,8, ]-> pr27
> pr[6,2, ]-> pr31
> pr[6,3, ]-> pr32
> pr[6,4, ]-> pr33
> pr[6,5, ]-> pr34
> pr[6,6, ]-> pr35
> pr[6,7, ]-> pr36
> pr[6,8, ]-> pr37
> pr[7,2, ]-> pr41
> pr[7,3, ]-> pr42
> pr[7,4, ]-> pr43
> pr[7,5, ]-> pr44
> pr[7,6, ]-> pr45
> pr[7,7, ]-> pr46
> pr[7,8, ]-> pr47
> pr[8,2, ]-> pr51
> pr[8,3, ]-> pr52
> pr[8,4, ]-> pr53
```



```
> pr[8,5, ] -> pr54
> pr[8,6, ] -> pr55
> pr[8,7, ] -> pr56
> pr[8,8, ] -> pr57
> pr[9,2, ] -> pr61
> pr[9,3, ] -> pr62
> pr[9,4, ] -> pr63
> pr[9,5, ] -> pr64
> pr[9,6, ] -> pr65
> pr[9,7, ] -> pr66
> pr[9,8, ] -> pr67
> pr[10,2, ] -> pr71
> pr[10,3, ] -> pr72
> pr[10,4, ] -> pr73
> pr[10,5, ] -> pr74
> pr[10,6, ] -> pr75
> pr[10,7, ] -> pr76
> pr[10,8, ] -> pr77
> prgabE <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr15,pr16,pr17,pr21,pr22,pr23,pr24,
pr25,pr26,pr27,pr31,pr32,pr33,pr34,pr35,pr36,pr37,pr41,pr42,pr43,pr44,pr4
5,pr46,pr47,pr51,pr52,pr53,pr54,pr55,pr56,pr57,pr61,pr62,pr63,pr64,pr65,p
r66,pr67,pr71,pr72,pr73,pr74,pr75,pr76,pr77)
> # pilih data: Jan 2005–Des 2016
> prgabTE <- prgabE[1741:1884,]
> wE<-cbind(lok,prgabTE)
> datmodE<-wE[1:132,]
> datujiE<-wE[133:144,]
> x_testE<-datujiE[,2:50]
> y_testE<-datujiE[,1]
> model_e=pcr(lok1~.,ncomp=24,data=datmodE,validation="CV",scale=TRUE,ja
ckknife=TRUE)
> prediksi_e=predict(model_e,datmodE[2:50],24)
> prediksi_e=as.vector(prediksi_e)
> kor_e=cor(prediksi_e,datmodE[,1])
> rmse_e=sqrt((1/length(datmodE[,1]))*(t(prediksi_e-datmodE[,1])%*(predi
ksi_e-datmodE[,1])))

> #gabungan data 8x8
> pr[3,2,] -> pr11
> pr[3,3,] -> pr12
> pr[3,4,] -> pr13
> pr[3,5,] -> pr14
> pr[3,6,] -> pr15
> pr[3,7,] -> pr16
> pr[3,8,] -> pr17
> pr[3,9,] -> pr18
> pr[4,2,] -> pr21
> pr[4,3,] -> pr22
> pr[4,4,] -> pr23
> pr[4,5,] -> pr24
> pr[4,6,] -> pr25
> pr[4,7,] -> pr26
> pr[4,8,] -> pr27
> pr[4,9,] -> pr28
> pr[5,2,] -> pr31
> pr[5,3,] -> pr32
> pr[5,4,] -> pr33
> pr[5,5,] -> pr34
```

```
> pr[5,6,] -> pr35
> pr[5,7,] -> pr36
> pr[5,8,] -> pr37
> pr[5,9,] -> pr38
> pr[6,2,] -> pr41
> pr[6,3,] -> pr42
> pr[6,4,] -> pr43
> pr[6,5,] -> pr44
> pr[6,6,] -> pr45
> pr[6,7,] -> pr46
> pr[6,8,] -> pr47
> pr[6,9,] -> pr48
> pr[7,2,] -> pr51
> pr[7,3,] -> pr52
> pr[7,4,] -> pr53
> pr[7,5,] -> pr54
> pr[7,6,] -> pr55
> pr[7,7,] -> pr56
> pr[7,8,] -> pr57
> pr[7,9,] -> pr58
> pr[8,2,] -> pr61
> pr[8,3,] -> pr62
> pr[8,4,] -> pr63
> pr[8,5,] -> pr64
> pr[8,6,] -> pr65
> pr[8,7,] -> pr66
> pr[8,8,] -> pr67
> pr[8,9,] -> pr68
> pr[9,2,] -> pr71
> pr[9,3,] -> pr72
> pr[9,4,] -> pr73
> pr[9,5,] -> pr74
> pr[9,6,] -> pr75
> pr[9,7,] -> pr76
> pr[9,8,] -> pr77
> pr[9,9,] -> pr78
> pr[10,2,] -> pr81
> pr[10,3,] -> pr82
> pr[10,4,] -> pr83
> pr[10,5,] -> pr84
> pr[10,6,] -> pr85
> pr[10,7,] -> pr86
> pr[10,8,] -> pr87
> pr[10,9,] -> pr88
> prgabF <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr15,pr16,pr17,pr18,pr21,pr22,pr23,
pr24,pr25,pr26,pr27,pr28,pr31,pr32,pr33,pr34,pr35,pr36,pr37,pr38,pr41,pr4
2,pr43,pr44,pr45,pr46,pr47,pr48,pr51,pr52,pr53,pr54,pr55,pr56,pr57,pr58,p
r61,pr62,pr63,pr64,pr65,pr66,pr67,pr68,pr71,pr72,pr73,pr74,pr75,pr76,pr77
,pr78,pr81,pr82,pr83,pr84,pr85,pr86,pr87,pr88)
> # pilih data: Jan 2005–Des 2016
> prgabtF <- prgabF[1741:1884,]
> wF<-cbind(lok,prgabtF)
> datmodF<-wF[1:132,]
> datujiF<-wF[133:144,]
> x_testF<-datujiF[,2:65]
> y_testf<-datujiF[,1]
> model_f=pcr(lok~.,ncomp=30,data=datmodF,validation="CV",scale=TRUE,ja
ckknife=TRUE)
```

```
> prediksi_f=predict(model_f,datmodF[2:65],30)
> prediksi_f=as.vector(prediksi_f)
> kor_f=cor(prediksi_f,datmodF[,1])
> rmse_f=sqrt((1/length(datmodF[,1]))*(t(prediksi_f-datmodF[,1])%*(prediksi_f-datmodF[,1])))

> #GABUNGAN 9 X 9
> pr[3,1,] -> pr11
> pr[3,2,] -> pr12
> pr[3,3,] -> pr13
> pr[3,4,] -> pr14
> pr[3,5,] -> pr15
> pr[3,6,] -> pr16
> pr[3,7,] -> pr17
> pr[3,8,] -> pr18
> pr[3,9,] -> pr19
> pr[4,1,] -> pr21
> pr[4,2,] -> pr22
> pr[4,3,] -> pr23
> pr[4,4,] -> pr24
> pr[4,5,] -> pr25
> pr[4,6,] -> pr26
> pr[4,7,] -> pr27
> pr[4,8,] -> pr28
> pr[4,9,] -> pr29
> pr[5,1,] -> pr31
> pr[5,2,] -> pr32
> pr[5,3,] -> pr33
> pr[5,4,] -> pr34
> pr[5,5,] -> pr35
> pr[5,6,] -> pr36
> pr[5,7,] -> pr37
> pr[5,8,] -> pr38
> pr[5,9,] -> pr39
> pr[6,1,] -> pr41
> pr[6,2,] -> pr42
> pr[6,3,] -> pr43
> pr[6,4,] -> pr44
> pr[6,5,] -> pr45
> pr[6,6,] -> pr46
> pr[6,7,] -> pr47
> pr[6,8,] -> pr48
> pr[6,9,] -> pr49
> pr[7,1,] -> pr51
> pr[7,2,] -> pr52
> pr[7,3,] -> pr53
> pr[7,4,] -> pr54
> pr[7,5,] -> pr55
> pr[7,6,] -> pr56
> pr[7,7,] -> pr57
> pr[7,8,] -> pr58
> pr[7,9,] -> pr59
> pr[8,1,] -> pr61
> pr[8,2,] -> pr62
> pr[8,3,] -> pr63
> pr[8,4,] -> pr64
> pr[8,5,] -> pr65
> pr[8,6,] -> pr66
```

```
> pr[8,7,] -> pr67
> pr[8,8,] -> pr68
> pr[8,9,] -> pr69
> pr[9,1,] -> pr71
> pr[9,2,] -> pr72
> pr[9,3,] -> pr73
> pr[9,4,] -> pr74
> pr[9,5,] -> pr75
> pr[9,6,] -> pr76
> pr[9,7,] -> pr77
> pr[9,8,] -> pr78
> pr[9,9,] -> pr79
> pr[10,1,] -> pr81
> pr[10,2,] -> pr82
> pr[10,3,] -> pr83
> pr[10,4,] -> pr84
> pr[10,5,] -> pr85
> pr[10,6,] -> pr86
> pr[10,7,] -> pr87
> pr[10,8,] -> pr88
> pr[10,9,] -> pr89
> pr[11,1,] -> pr91
> pr[11,2,] -> pr92
> pr[11,3,] -> pr93
> pr[11,4,] -> pr94
> pr[11,5,] -> pr95
> pr[11,6,] -> pr96
> pr[11,7,] -> pr97
> pr[11,8,] -> pr98
> pr[11,9,] -> pr99
> prgabG <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr15,pr16,pr17,pr18,pr19,pr21,pr22,
pr23,pr24,pr25,pr26,pr27,pr28,pr29,pr31,pr32,pr33,pr34,pr35,pr36,pr37,pr3
8,pr39,pr41,pr42,pr43,pr44,pr45,pr46,pr47,pr48,pr49,pr51,pr52,pr53,pr54,p
r55,pr56,pr57,pr58,pr59,pr61,pr62,pr63,pr64,pr65,pr66,pr67,pr68,pr69,pr71
,pr72,pr73,pr74,pr75,pr76,pr77,pr78,pr79,pr81,pr82,pr83,pr84,pr85,pr86,pr
87,pr88,pr89,pr91,pr92,pr93,pr94,pr95,pr96,pr97,pr98,pr99)
> # pilih data: Jan 2005-Des 2016
> prgabtG <- prgabG[1741:1884,]
> wG<-cbind(lok,prgabtG)
> datmodG<-wG[1:132,]
> datujiG<-wG[133:144,]
> x_testG<-datujiG[,2:82]
> y_test<-datujiG[,1]
> model_g=pcr(lok~.,ncomp=37,data=datmodG,validation="CV",scale=TRUE,ja
ckknife=TRUE)
> prediksi_g=predict(model_g,datmodG[2:82],37)
> prediksi_g=as.vector(prediksi_g)
> kor_g=cor(prediksi_g,datmodG[,1])
> rmse_g=sqrt((1/length(datmodG[,1]))*(t(prediksi_g-datmodG[,1])%*(predi
ksi_g-datmodG[,1])))

> #Gabungan Data 10x10
> pr[2,1, ]->pr11
> pr[2,2, ]->pr12
> pr[2,3, ]->pr13
> pr[2,4, ]->pr14
> pr[2,5, ]->pr15
> pr[2,6, ]->pr16
```

```
> pr[2,7, ]->pr17
> pr[2,8, ]->pr18
> pr[2,9, ]->pr19
> pr[2,10, ]->pr110
> pr[3,1, ]->pr21
> pr[3,2, ]->pr22
> pr[3,3, ]->pr23
> pr[3,4, ]->pr24
> pr[3,5, ]->pr25
> pr[3,6, ]->pr26
> pr[3,7, ]->pr27
> pr[3,8, ]->pr28
> pr[3,9, ]->pr29
> pr[3,10, ]->pr210
> pr[4,1, ]->pr31
> pr[4,2, ]->pr32
> pr[4,3, ]->pr33
> pr[4,4, ]->pr34
> pr[4,5, ]->pr35
> pr[4,6, ]->pr36
> pr[4,7, ]->pr37
> pr[4,8, ]->pr38
> pr[4,9, ]->pr39
> pr[4,10, ]->pr310
> pr[5,1, ]->pr41
> pr[5,2, ]->pr42
> pr[5,3, ]->pr43
> pr[5,4, ]->pr44
> pr[5,5, ]->pr45
> pr[5,6, ]->pr46
> pr[5,7, ]->pr47
> pr[5,8, ]->pr48
> pr[5,9, ]->pr49
> pr[5,10, ]->pr410
> pr[6,1, ]->pr51
> pr[6,2, ]->pr52
> pr[6,3, ]->pr53
> pr[6,4, ]->pr54
> pr[6,5, ]->pr55
> pr[6,6, ]->pr56
> pr[6,7, ]->pr57
> pr[6,8, ]->pr58
> pr[6,9, ]->pr59
> pr[6,10, ]->pr510
> pr[7,1, ]->pr61
> pr[7,2, ]->pr62
> pr[7,3, ]->pr63
> pr[7,4, ]->pr64
> pr[7,5, ]->pr65
> pr[7,6, ]->pr66
> pr[7,7, ]->pr67
> pr[7,8, ]->pr68
> pr[7,9, ]->pr69
> pr[7,10, ]->pr610
> pr[8,1, ]->pr71
> pr[8,2, ]->pr72
> pr[8,3, ]->pr73
> pr[8,4, ]->pr74
```



```
> pr[8,5, ]->pr75
> pr[8,6, ]->pr76
> pr[8,7, ]->pr77
> pr[8,8, ]->pr78
> pr[8,9, ]->pr79
> pr[8,10, ]->pr710
> pr[9,1, ]->pr81
> pr[9,2, ]->pr82
> pr[9,3, ]->pr83
> pr[9,4, ]->pr84
> pr[9,5, ]->pr85
> pr[9,6, ]->pr86
> pr[9,7, ]->pr87
> pr[9,8, ]->pr88
> pr[9,9, ]->pr89
> pr[9,10, ]->pr810
> pr[10,1, ]->pr91
> pr[10,2, ]->pr92
> pr[10,3, ]->pr93
> pr[10,4, ]->pr94
> pr[10,5, ]->pr95
> pr[10,6, ]->pr96
> pr[10,7, ]->pr97
> pr[10,8, ]->pr98
> pr[10,9, ]->pr99
> pr[10,10, ]->pr910
> pr[11,1, ]->pr101
> pr[11,2, ]->pr102
> pr[11,3, ]->pr103
> pr[11,4, ]->pr104
> pr[11,5, ]->pr105
> pr[11,6, ]->pr106
> pr[11,7, ]->pr107
> pr[11,8, ]->pr108
> pr[11,9, ]->pr109
> pr[11,10, ]->pr1010
> prgabH <- cbind(pr11,pr12,pr13,pr14,pr15,pr16,pr17,pr18,pr19,pr110,pr21
,pr22,pr23,pr24,pr25,pr26,pr27,pr28,pr29,pr210,pr31,pr32,pr33,pr34,pr35,p
r36,pr37,pr38,pr39,pr310,pr41,pr42,pr43,pr44,pr45,pr46,pr47,pr48,pr49,pr4
10,pr51,pr52,pr53,pr54,pr55,pr56,pr57,pr58,pr59,pr510,pr61,pr62,pr63,pr64
,pr65,pr66,pr67,pr68,pr69,pr610,pr71,pr72,pr73,pr74,pr75,pr76,pr77,pr78,p
r79,pr710,pr81,pr82,pr83,pr84,pr85,pr86,pr87,pr88,pr89,pr810,pr91,pr92,pr
93,pr94,pr95,pr96,pr97,pr98,pr99,pr910,pr101,pr102,pr103,pr104,pr105,pr10
6,pr107,pr108,pr109,pr1010)
> # pilih data: Jan 2005-Des 2016
> prgabth <- prgabH[1741:1884,]
> wh<-cbind(lok,prgabth)
> datmodH<-wh[1:132,]
> datujiH<-wh[133:144,]
> x_testH<-datujiH[,2:101]
> y_testH<-datujiH[,1]
> model_h=pcr(lok~.,ncomp=41,data=datmodH,validation="CV",scale=TRUE,ja
ckknife=TRUE)
> prediksi_h=predict(model_h,datmodH[2:101],41)
> prediksi_h=as.vector(prediksi_h)
> kor_h=cor(prediksi_h,datmodH[,1])
> rmse_h=sqrt((1/length(datmodH[,1]))*(t(prediksi_h-datmodH[,1])%*(predi
ksi_h-datmodH[,1])))
```

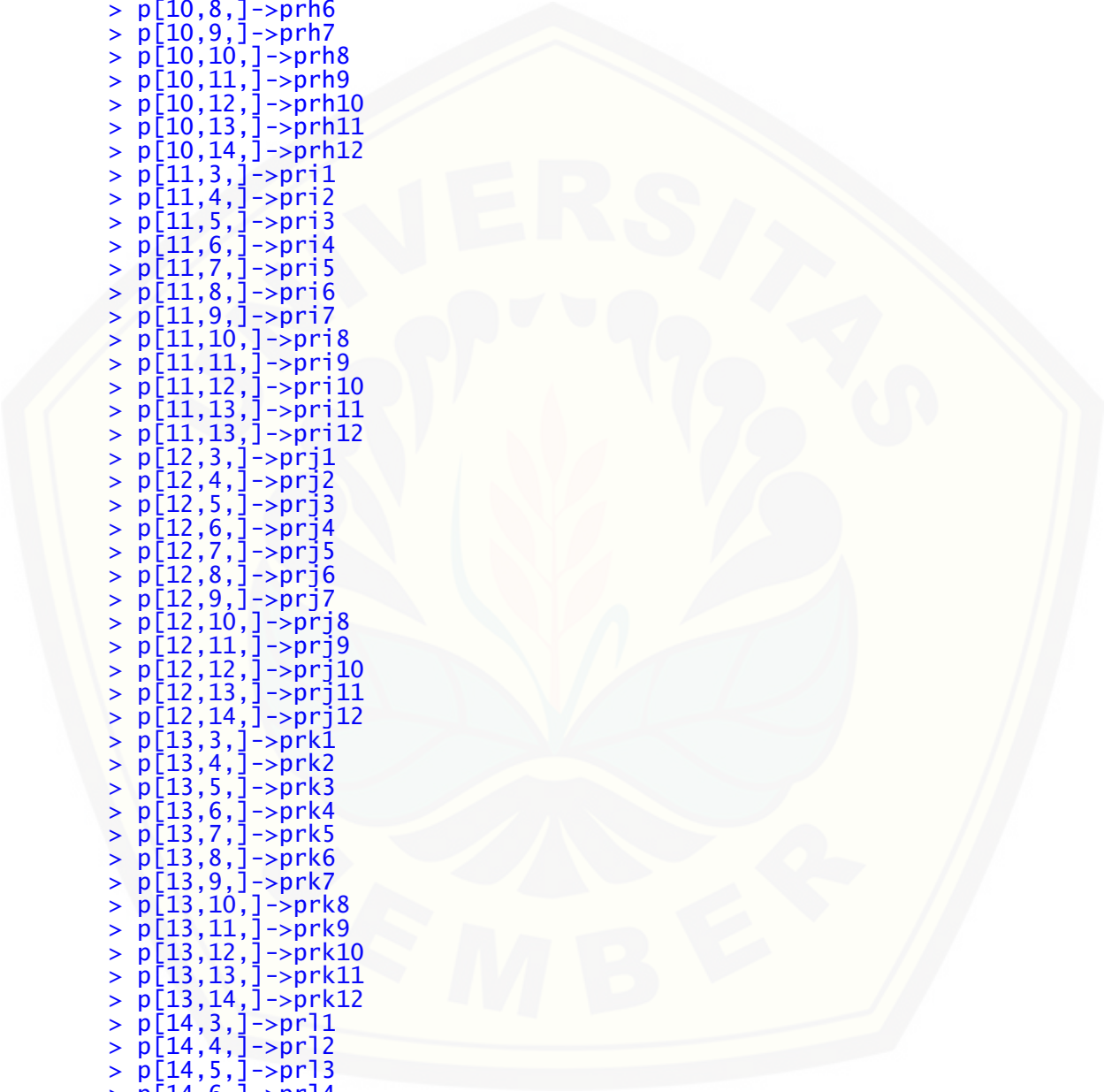
```
> #data ukuran 11x11
> p[4,3,] -> pra1
> p[4,4,] -> pra2
> p[4,5,] -> pra3
> p[4,6,] -> pra4
> p[4,7,] -> pra5
> p[4,8,] -> pra6
> p[4,9,] -> pra7
> p[4,10,] -> pra8
> p[4,11,] -> pra9
> p[4,12,] -> pra10
> p[4,13,] -> pra11
> p[5,3,] -> prb1
> p[5,4,] -> prb2
> p[5,5,] -> prb3
> p[5,6,] -> prb4
> p[5,7,] -> prb5
> p[5,8,] -> prb6
> p[5,9,] -> prb7
> p[5,10,] -> prb8
> p[5,11,] -> prb9
> p[5,12,] -> prb10
> p[5,13,] -> prb11
> p[6,3,] -> prc1
> p[6,4,] -> prc2
> p[6,5,] -> prc3
> p[6,6,] -> prc4
> p[6,7,] -> prc5
> p[6,8,] -> prc6
> p[6,9,] -> prc7
> p[6,10,] -> prc8
> p[6,11,] -> prc9
> p[6,12,] -> prc10
> p[6,13,] -> prc11
> p[7,3,] -> prd1
> p[7,4,] -> prd2
> p[7,5,] -> prd3
> p[7,6,] -> prd4
> p[7,7,] -> prd5
> p[7,8,] -> prd6
> p[7,9,] -> prd7
> p[7,10,] -> prd8
> p[7,11,] -> prd9
> p[7,12,] -> prd10
> p[7,13,] -> prd11
> p[8,3,] -> pre1
> p[8,4,] -> pre2
> p[8,5,] -> pre3
> p[8,6,] -> pre4
> p[8,7,] -> pre5
> p[8,8,] -> pre6
> p[8,9,] -> pre7
> p[8,10,] -> pre8
> p[8,11,] -> pre9
> p[8,12,] -> pre10
> p[8,13,] -> pre11
> p[9,3,] -> prf1
```

```
> p[9,4,]->prf2
> p[9,5,]->prf3
> p[9,6,]->prf4
> p[9,7,]->prf5
> p[9,8,]->prf6
> p[9,9,]->prf7
> p[9,10,]->prf8
> p[9,11,]->prf9
> p[9,12,]->prf10
> p[9,13,]->prf11
> p[10,3,]->prg1
> p[10,4,]->prg2
> p[10,5,]->prg3
> p[10,6,]->prg4
> p[10,7,]->prg5
> p[10,8,]->prg6
> p[10,9,]->prg7
> p[10,10,]->prg8
> p[10,11,]->prg9
> p[10,12,]->prg10
> p[10,13,]->prg11
> p[11,3,]->prh1
> p[11,4,]->prh2
> p[11,5,]->prh3
> p[11,6,]->prh4
> p[11,7,]->prh5
> p[11,8,]->prh6
> p[11,9,]->prh7
> p[11,10,]->prh8
> p[11,11,]->prh9
> p[11,12,]->prh10
> p[11,13,]->prh11
> p[12,3,]->pri1
> p[12,4,]->pri2
> p[12,5,]->pri3
> p[12,6,]->pri4
> p[12,7,]->pri5
> p[12,8,]->pri6
> p[12,9,]->pri7
> p[12,10,]->pri8
> p[12,11,]->pri9
> p[12,12,]->pri10
> p[12,13,]->pri11
> p[13,3,]->prj1
> p[13,4,]->prj2
> p[13,5,]->prj3
> p[13,6,]->prj4
> p[13,7,]->prj5
> p[13,8,]->prj6
> p[13,9,]->prj7
> p[13,10,]->prj8
> p[13,11,]->prj9
> p[13,12,]->prj10
> p[13,13,]->prj11
> p[14,3,]->prk1
> p[14,4,]->prk2
> p[14,5,]->prk3
> p[14,6,]->prk4
```

```
> p[14,7,]->prk5
> p[14,8,]->prk6
> p[14,9,]->prk7
> p[14,10,]->prk8
> p[14,11,]->prk9
> p[14,12,]->prk10
> p[14,13,]->prk11
> prgabi <- cbind(pra1,pra2,pra3,pra4,pra5,pra6,pra7,pra8,pra9,pra10,pra11,prb1,prb2,prb3,prb4,prb5,prb6,prb7,prb8,prb9,prb10,prb11,prc1,prc2,prc3,prc4,prc5,prc6,prc7,prc8,prc9,prc10,prc11,prd1,prd2,prd3,prd4,prd5,prd6,prd7,prd8,prd9,prd10,prd11,pre1,pre2,pre3,pre4,pre5,pre6,pre7,pre8,pre9,pre10,pre11,prf1,prf2,prf3,prf4,prf5,prf6,prf7,prf8,prf9,prf10,prf11,prg1,prg2,prg3,prg4,prg5,prg6,prg7,prg8,prg9,prg10,prg11,prh1,prh2,prh3,prh4,prh5,prh6,prh7,prh8,prh9,prh10,prh11,pri1,pri2,pri3,pri4,pri5,pri6,pri7,pri8,pri9,pri10,pri11,prj1,prj2,prj3,prj4,prj5,prj6,prj7,prj8,prj9,prj10,prj11,prk1,prk2,prk3,prk4,prk5,prk6,prk7,prk8,prk9,prk10,prk11)
> # pilih data: Jan 2005-Des 2016
> prgabtI <- prgabi[1741:1884,]
> wI<-cbind(lok,prgabtI)
> datmodI<-wI[1:132,]
> datujiI<-wI[133:144,]
> x_testI<-datujiI[,2:122]
> y_testI<-datujiI[,1]
> model_i=pcr(lokI~.,ncomp=52,data=datmodI,validation="CV",scale=TRUE,jackknife=TRUE)
> prediksi_i=predict(model_i,datmodI[2:122],52)
> prediksi_i=as.vector(prediksi_i)
> kor_i=cor(prediksi_i,datmodI[,1])
> rmse_i=sqrt((1/length(datmodI[,1]))*(t(prediksi_i-datmodI[,1])%*(prediksi_i-datmodI[,1])))

> #ukuran 12x12
> p[3,3,]->pra1
> p[3,4,]->pra2
> p[3,5,]->pra3
> p[3,6,]->pra4
> p[3,7,]->pra5
> p[3,8,]->pra6
> p[3,9,]->pra7
> p[3,10,]->pra8
> p[3,11,]->pra9
> p[3,12,]->pra10
> p[3,13,]->pra11
> p[3,14,]->pra12
> p[4,3,]->prb1
> p[4,4,]->prb2
> p[4,5,]->prb3
> p[4,6,]->prb4
> p[4,7,]->prb5
> p[4,8,]->prb6
> p[4,9,]->prb7
> p[4,10,]->prb8
> p[4,11,]->prb9
> p[4,12,]->prb10
> p[4,13,]->prb11
> p[4,14,]->prb12
> p[5,3,]->prc1
> p[5,4,]->prc2
```

```
> p[5,5,]->prc3
> p[5,6,]->prc4
> p[5,7,]->prc5
> p[5,8,]->prc6
> p[5,9,]->prc7
> p[5,10,]->prc8
> p[5,11,]->prc9
> p[5,12,]->prc10
> p[5,13,]->prc11
> p[5,14,]->prc12
> p[6,3,]->prd1
> p[6,4,]->prd2
> p[6,5,]->prd3
> p[6,6,]->prd4
> p[6,7,]->prd5
> p[6,8,]->prd6
> p[6,9,]->prd7
> p[6,10,]->prd8
> p[6,11,]->prd9
> p[6,12,]->prd10
> p[6,13,]->prd11
> p[6,14,]->prd12
> p[7,3,]->pre1
> p[7,4,]->pre2
> p[7,5,]->pre3
> p[7,6,]->pre4
> p[7,7,]->pre5
> p[7,8,]->pre6
> p[7,9,]->pre7
> p[7,10,]->pre8
> p[7,11,]->pre9
> p[7,12,]->pre10
> p[7,13,]->pre11
> p[7,14,]->pre12
> p[8,3,]->prf1
> p[8,4,]->prf2
> p[8,5,]->prf3
> p[8,6,]->prf4
> p[8,7,]->prf5
> p[8,8,]->prf6
> p[8,9,]->prf7
> p[8,10,]->prf8
> p[8,11,]->prf9
> p[8,12,]->prf10
> p[8,13,]->prf11
> p[8,14,]->prf12
> p[9,3,]->prg1
> p[9,4,]->prg2
> p[9,5,]->prg3
> p[9,6,]->prg4
> p[9,7,]->prg5
> p[9,8,]->prg6
> p[9,9,]->prg7
> p[9,10,]->prg8
> p[9,11,]->prg9
> p[9,12,]->prg10
> p[9,13,]->prg11
> p[9,14,]->prg12
```

```
> p[10,3,]->prh1
> p[10,4,]->prh2
> p[10,5,]->prh3
> p[10,6,]->prh4
> p[10,7,]->prh5
> p[10,8,]->prh6
> p[10,9,]->prh7
> p[10,10,]->prh8
> p[10,11,]->prh9
> p[10,12,]->prh10
> p[10,13,]->prh11
> p[10,14,]->prh12
> p[11,3,]->pri1
> p[11,4,]->pri2
> p[11,5,]->pri3
> p[11,6,]->pri4
> p[11,7,]->pri5
> p[11,8,]->pri6
> p[11,9,]->pri7
> p[11,10,]->pri8
> p[11,11,]->pri9
> p[11,12,]->pri10
> p[11,13,]->pri11
> p[11,13,]->pri12
> p[12,3,]->prj1
> p[12,4,]->prj2
> p[12,5,]->prj3
> p[12,6,]->prj4
> p[12,7,]->prj5
> p[12,8,]->prj6
> p[12,9,]->prj7
> p[12,10,]->prj8
> p[12,11,]->prj9
> p[12,12,]->prj10
> p[12,13,]->prj11
> p[12,14,]->prj12
> p[13,3,]->prk1
> p[13,4,]->prk2
> p[13,5,]->prk3
> p[13,6,]->prk4
> p[13,7,]->prk5
> p[13,8,]->prk6
> p[13,9,]->prk7
> p[13,10,]->prk8
> p[13,11,]->prk9
> p[13,12,]->prk10
> p[13,13,]->prk11
> p[13,14,]->prk12
> p[14,3,]->prl1
> p[14,4,]->prl2
> p[14,5,]->prl3
> p[14,6,]->prl4
> p[14,7,]->prl5
> p[14,8,]->prl6
> p[14,9,]->prl7
> p[14,10,]->prl8
> p[14,11,]->prl9
> p[14,12,]->prl10
```

```

> p[14,13,]->pr11
> p[14,14,]->pr12
> prgabJ <- cbind(pra1,pra2,pra3,pra4,pra5,pra6,pra7,pra8,pra9,pra10,pra11,pra12,prb1,prb2,prb3,prb4,prb5,prb6,prb7,prb8,prb9,prb10,prb11,prb12,prc1,prc2,prc3,prc4,prc5,prc6,prc7,prc8,prc9,prc10,prc11,prc12,prd1,prd2,prd3,prd4,prd5,prd6,prd7,prd8,prd9,prd10,prd11,prd12,pre1,pre2,pre3,pre4,pre5,pre6,pre7,pre8,pre9,pre10,pre11,pre12,prf1,prf2,prf3,prf4,prf5,prf6,prf7,prf8,prf9,prf10,prf11,prf12,prg1,prg2,prg3,prg4,prg5,prg6,prg7,prg8,prg9,prg10,prg11,prg12,prh1,prh2,prh3,prh4,prh5,prh6,prh7,prh8,prh9,prh10,prh11,prh12,pri1,pri2,pri3,pri4,pri5,pri6,pri7,pri8,pri9,pri10,pri11,pri12,prj1,prj2,prj3,prj4,prj5,prj6,prj7,prj8,prj9,prj10,prj11,prj12,prk1,prk2,prk3,prk4,prk5,prk6,prk7,prk8,prk9,prk10,prk11,prk12,prl1,prl2,prl3,prl4,prl5,prl6,prl7,prl8,prl9,prl10,prl11,prl12)
> # pilih data: Jan 2005–Des 2016
> prgabtJ <- prgabJ[1741:1884,]
> wJ<-cbind(lok,prgabtJ)
> datmodJ<-wJ[1:132,]
> datujiJ<-wJ[133:144,]
> x_testJ<-datujiJ[,2:145]
> y_test<-datujiJ[,1]
> model_j=pcr(lok~.,ncomp=64,data=datmodJ,validation="CV",scale=TRUE,jackknife=TRUE)
> prediksi_j=predict(model_j,datmodJ[2:145],64)
> prediksi_j=as.vector(prediksi_j)
> kor_j=cor(prediksi_j,datmodJ[,1])
> rmse_j=sqrt((1/length(datmodJ[,1]))*(t(prediksi_j-datmodJ[,1])%*(prediksi_j-datmodJ[,1])))
> ##GRID SEARCH
> korel=c(kor_a,kor_b,kor_c,kor_d,kor_e,kor_f,kor_g,kor_h,kor_i,kor_j)
> rmse=c(rmse_a,rmse_b,rmse_c,rmse_d,rmse_e,rmse_f,rmse_g,rmse_h,rmse_i,rmse_j)
> ukuran=c("grid 3x3","grid 4x4","grid 5x5","grid 6x6","grid 7x7","grid 8x8","grid 9x9","grid 10x10","grid 11x11","grid 12x12")
> no=c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10)
> hasilgrid=data.frame(NO=no,UKURAN=ukuran,KORELASI=korel)
> hasilgrid
  NO   UKURAN  KORELASI
1  1   grid 3x3 0.8571047
2  2   grid 4x4 0.8145392
3  3   grid 5x5 0.8145444
4  4   grid 6x6 0.8721979
5  5   grid 7x7 0.8134233
6  6   grid 8x8 0.8603409
7  7   grid 9x9 0.8075726
8  8  grid 10x10 0.8850927
9  9   grid 11x11 0.8100794
10 10 'grid 12x12 0.8132733

> #ramalan 2016
> ramal=predict(model_h,datujiH,41)
> ramal=as.vector(ramal)
> korelasi_ramal=cor(y_testh,ramal)
> rmse_ramal=sqrt((1/length(y_testh))*(t(ramal-y_testh)%*(ramal-y_testh)))
> ramalan17=data.frame(No=as.vector(c(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12)),nilai=y_testh,Hasil=ramal,residual=y_testh-ramal)
> korelasi_ramal;rmse_ramal

```

```

[1] 0.8583884
      [,1]
[1,] 101.3533

> #mseries error
> yhat=predict(model_h,datmodH[1:132,-1],41)
> eps=datmodH[1:132,1]-yhat
> adf.test(eps)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: eps
Dickey-Fuller = -7.7158, Lag order = 5, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(eps) : p-value smaller than printed p-value
> BoxCox.lambda(eps)
[1] 0.99813

> fit1=arima(eps,c(1,0,10))
> fit1

Call:
arima(x = epsilon, order = c(1, 0, 0))

Coefficients:
      ar1  intercept
    0.0608  115.15759
s.e.  0.0867   0.06082

sigma^2 estimated as 2652:  log likelihood = -707.59,  aic = 1421.18

> eps_hat=predict(fit1,12)
> eps_hat=eps_hat$pred
> eps_hat=as.vector(eps_hat)
> ramal_baru=ramal+eps_hat
> korelasi_baru=cor(y_testf,ramal_baru)
> rmse_baru=sqrt((1/length(y_testf))*(t(ramal_baru-y_testf)%*(ramal_baru-
y_testf)))
> korelasi_ramal;korelasi_baru
[1] 0.8583884
[1] 0.8584871
> rmse_ramal;rmse_baru
      [,1]
[1,] 101.3533
      [,1]
[1,] 97.49017

> #data yang dibutuhkan
> #1.ramalan error
> eps_hat
[1] 122.2306 122.5914 122.6134 122.6147 122.6148 122.6148 122.6148 122.61
48 122.6148 122.6148
[11] 122.6148 122.6148
> #2. ramalan PCR
> ramal
Time Series:

```

```
Start = 1
End = 12
Frequency = 1
[1] 305.89965 480.69158 255.31157 280.03736 177.98814 106.84880 42.45914
43.36847 101.06120
[10] 230.68462 333.11740 536.40691
> #3.ramalan PCR+ARIMA
> ramal_baru
Time Series:
Start = 1
End = 12
Frequency = 1
[1] 428.1302 603.2830 377.9250 402.6521 300.6029 229.4636 165.0739 165.98
33 223.6760 353.2994
[11] 455.7322 659.0217
> #4.korelasi&rmse ramalan PCR
> korelasi_ramal;rmse_ramal
[1] 0.8583884
[ ,1]
[1,] 101.3533
> #5.korelasi&rmse ramalan PCR+ARIMA
> korelasi_baru;rmse_baru
[1] 0.8584871
[ ,1]
[1,] 97.49017
```