



**PENERAPAN METODE *ENSEMBLE KALMAN FILTER*  
DALAM PERBAIKAN HASIL PREDIKSI CURAH HUJAN  
DENGAN MODEL *SEASONAL ARIMA***

**SKRIPSI**

Oleh

**Dwi Anugrah Wibisono**  
**NIM 141810101024**

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



**PENERAPAN METODE *ENSEMBLE KALMAN FILTER*  
DALAM PERBAIKAN HASIL PREDIKSI CURAH HUJAN  
DENGAN MODEL *SEASONAL ARIMA***

**SKRIPSI**

diajukan guna memenuhi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat  
untuk menyelesaikan Program Studi Matematika (S1)

Oleh  
**Dwi Anugrah Wibisono**  
**141810101024**

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

## PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk :

1. Ibunda Puji Astutik dan Ayahanda Rida Kukuh Winoto tercinta, yang telah membesarkan, mendidik, mendoakan, memotivasi dengan penuh kasih sayang dan perhatian yang tak pernah putus untuk putranya;
2. Guru-guru sejak taman kanak-kanak sampai dengan perguruan tinggi;
3. Almamater Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

## MOTTO

“Apabila Anda berbuat kebaikan kepada orang lain,  
maka Anda telah berbuat baik terhadap diri sendiri”

(Benyamin Franklin)



## PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

nama : Dwi Anugrah Wibisono

NIM : 141810101024

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi yang berjudul “Penerapan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Perbaikan Hasil Prediksi Curah Hujan dengan Model *Seasonal ARIMA*” adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan 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 dikemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Januari 2019

Yang menyatakan,

Dwi Anugrah Wibisono

141810101024

**SKRIPSI**

**PENERAPAN METODE ENSEMBLE KALMAN FILTER  
DALAM PERBAIKAN HASIL PREDIKSI CURAH HUJAN  
DENGAN MODEL SEASONAL ARIMA**

Oleh  
Dwi Anugrah Wibisono  
NIM 141810101024

Pembimbing :

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

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

## PENGESAHAN

Skripsi berjudul “Penerapan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Perbaikan Hasil Prediksi Curah Hujan dengan Model *Seasonal ARIMA*” telah diuji dan disahkan pada :

hari, tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas  
Jember

Tim Penguji :

Dosen Pembimbing Utama,

Dosen Pembimbing Anggota,

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

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

Penguji I,

Penguji II,

Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D  
NIP. 195912201985031002

Kosala Dwidja Purnomo, S.Si., M.Si  
NIP. 196908281998021001

Mengesahkan  
Dekan,

Drs. Sujito, Ph.D  
NIP196102041987111001

## RINGKASAN

**Penerapan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Perbaikan Hasil Prediksi Curah Hujan dengan Model *Seasonal ARIMA*; Dwi Anugrah Wibisono; 141810101024; 2019; 69 Halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.**

Peramalan (*forecasting*) adalah analisis data *time series* yang menggunakan kejadian di masa lalu untuk mengetahui perkembangan kejadian di masa yang akan datang. Peramalan merupakan suatu teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data masa saat ini. Badan Meteorologi dan Geofisika (BMKG) adalah salah satu instansi yang menerapkan ilmu peramalan dalam meramalkan jumlah curah hujan di suatu daerah. Letak topografi suatu daerah mempengaruhi curah hujan yang akan terjadi. Selain itu, informasi curah hujan sangat bermanfaat, misalnya dalam bidang pertanian.

Informasi yang berkaitan dengan kondisi di masa yang akan datang tidak dapat ditentukan secara pasti, tetapi bisa diprediksi. Dalam memprediksi suatu kejadian, terdapat metode yang mampu memprediksi kejadian di masa mendatang yaitu dengan menggunakan analisis deret waktu. Salah satu dari model peramalan yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan suatu deret waktu adalah dengan algoritma *Kalman Filter*. *Kalman Filter* adalah sebuah model bagian dari *state space* (ruang keadaan) yang dapat diterapkan dalam model peramalan. Penelitian kali ini dilakukan pemodelan dengan penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap model *Seasonal ARIMA*, kemudian hasil peramalan dibandingkan dengan mempertimbangkan nilai MAPE dan RMSE. Perbandingan dari penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap model *Seasonal ARIMA* dan *Seasonal ARIMA* berdasarkan pertimbangan nilai MAPE dan RMSE menunjukkan bahwa penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap

model *Seasonal ARIMA* lebih baik dibandingkan dengan model *Seasonal ARIMA*.



## PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Penerapan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Perbaikan Hasil Prediksi Curah Hujan dengan Model SARIMA”. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari perhatian, bimbingan, motivasi, dan petunjuk dari beberapa pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Ibu Dian Anggraeni, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing Utama dan Bapak Dr.Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing Anggota yang dengan penuh kesabaran membimbing, mengarahkan, memberikan saran dan petunjuk dalam penyusunan skripsi ini;
2. Bapak Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D dan Bapak Kosala Dwidja Purnomo, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pengaji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun dalam penyusunan skripsi;
3. Seluruh staf pengajar Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember yang telah memberikan ilmu serta bimbingannya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini;
4. Bapak Kusbudiono, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing Akademik;
5. Ibu Puji Astutik dan Ayahanda Rida Kukuh Winoto yang telah memberikan doa dan motivasi;
6. Sahabat dan teman-temanku Veniola Forestryani, Anita Aswindya Yulia Dewi, Mohammad Iqbal Maulana dan Rhemayzita Nur Istiqlaliyah yang telah membantu, memberikan saran dan motivasi, mendoakan, memberikan canda tawa dan keceriaan;
7. Teman-teman Matematika 2014 yang telah menemani selama menjadi mahasiswa dan berbagi canda tawa;

8. Serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu.

Akhir kata, penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat dan bisa dikembangkan lagi agar lebih sempurna.

Jember, Januari 2019

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>HALAMAN MOTTO .....</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN.....</b>	<b>iv</b>
<b>HALAMAN PEMBIMBINGAN.....</b>	<b>v</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN.....</b>	<b>vi</b>
<b>RINGKASAN .....</b>	<b>vii</b>
<b>PRAKATA .....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xiv</b>
<b>BAB 1. PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Latar Belakang .....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Rumusan Masalah .....</b>	<b>3</b>
<b>1.3 Tujuan .....</b>	<b>3</b>
<b>1.4 Manfaat .....</b>	<b>3</b>
<b>BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>5</b>
<b>2.1 Analisis Data Deret Waktu .....</b>	<b>5</b>
<b>2.2 Stasioneritas .....</b>	<b>5</b>
<b>2.3 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial.....</b>	<b>7</b>
<b>2.4 Model ARIMA .....</b>	<b>8</b>
<b>2.4.1 Model Autoregressive (AR).....</b>	<b>8</b>
<b>2.4.2 Model Moving Average (MA) .....</b>	<b>9</b>
<b>2.4.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA).....</b>	<b>9</b>
<b>2.4.4 Model Autoregresive Integrated Moving Average (ARIMA) ..</b>	<b>10</b>
<b>2.4.5 Model Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA).</b>	<b>10</b>
<b>2.5 Metode Kalman Filter .....</b>	<b>11</b>
<b>2.6 Metode Ensemble Kalman Filter.....</b>	<b>12</b>

<b>2.7 Mean Absolute Percentage Error .....</b>	15
<b>2.8 Root Mean Square Error.....</b>	15
<b>BAB 3. METODE PENELITIAN.....</b>	16
<b>3.1 Data .....</b>	16
<b>3.2 Langkah-langkah Penelitian.....</b>	16
<b>BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	20
<b>4.1 Model SARIMA ke-empat Zona .....</b>	22
<b>4.2 Nilai MAPE ke-empat Zona .....</b>	30
<b>4.3 Nilai RMSE ke-empat Zona.....</b>	32
<b>4.4 Model Pilihan dari Kandidat Zona .....</b>	33
<b>4.5 Nilai MAPE dan RMSE Model Kandidat Zona .....</b>	33
<b>BAB 5. PENUTUP .....</b>	35
<b>5.1 Kesimpulan.....</b>	35
<b>5.2 Saran .....</b>	35
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	36
<b>LAMPIRAN.....</b>	38

## DAFTAR GAMBAR

Halaman

3.1 Skema Metode Penelitian .....	17
-----------------------------------	----



## DAFTAR TABEL

	Halaman
2.1 Transformasi Box-Cox .....	6
4.1 Pengelompokan stasiun hujan .....	20
4.2 Model Terbaik SARIMA .....	22
4.3 Nilai Rata-rata Norm Kovariansi <i>Error</i> dan Nilai Rata-rata <i>Error</i> Metode EnKF Zona 1.....	24
4.4 Nilai Rata-rata Norm Kovariansi <i>Error</i> dan Nilai Rata-rata <i>Error</i> Metode EnKF Zona 2.....	26
4.5 Nilai Rata-rata Norm Kovariansi <i>Error</i> dan Nilai Rata-rata <i>Error</i> Metode EnKF Zona 3.....	27
4.6 Nilai Rata-rata Norm Kovariansi <i>Error</i> dan Nilai Rata-rata <i>Error</i> Metode EnKF Zona 4.....	29
4.7 Nilai MAPE dari keempat zona.....	30
4.8 Nilai RMSE dari keempat zona.....	32
4.9 Model Kandidat Zona .....	33
4.10 Nilai MAPE dan RMSE dari keempat Model Kandidat Zona .....	33

## BAB 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Peramalan (*forecasting*) adalah analisis data *time series* yang menggunakan kejadian di masa lalu untuk mengetahui perkembangan kejadian di masa yang akan datang. Peramalan merupakan suatu teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data masa saat ini. Peranan peramalan menjelajah ke dalam banyak bidang seperti ekonomi, keuangan, pemasaran, produksi, riset operasional, administrasi negara, meteorologi, geofisika, kependudukan, dan pendidikan.

Badan Meteorologi dan Geofisika (BMKG) adalah salah satu instansi yang menerapkan ilmu peramalan dalam meramalkan jumlah curah hujan di suatu daerah. Curah hujan adalah jumlah air hujan yang turun pada suatu daerah dalam waktu tertentu. Letak topografi suatu daerah mempengaruhi curah hujan yang akan terjadi. Selain itu, informasi curah hujan sangat bermanfaat, misalnya dalam bidang pertanian. Informasi mengenai curah hujan, baik curah hujan tinggi maupun rendah sangat membantu, mengingat curah hujan merupakan unsur iklim yang fluktuasinya tinggi dan pengaruhnya terhadap produksi tanaman cukup signifikan. Jumlah curah hujan secara keseluruhan sangat penting dalam menentukan hasil panen. Peningkatan curah hujan di suatu daerah berpotensi menimbulkan banjir, sebaliknya jika terjadi penurunan dari kondisi normalnya akan berpotensi terjadinya kekeringan. Kedua hal tersebut tentu akan berdampak buruk terhadap metabolisme tubuh tanaman dan berpotensi menurunkan produksi, hingga kegagalan panen.

Informasi yang berkaitan dengan kondisi di masa yang akan datang tidak dapat ditentukan secara pasti, tetapi bisa diprediksi. Dalam memprediksi suatu kejadian, terdapat metode yang mampu memprediksi kejadian di masa mendatang, yaitu dengan menggunakan analisis deret waktu. Analisis deret waktu digunakan untuk melakukan analisis data yang mempertimbangkan pengaruh

waktu. Data yang digunakan secara periodik berdasarkan urutan waktu, bisa dalam jam, hari, minggu, bulan dan tahun.

Salah satu dari model peramalan yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan suatu deret waktu adalah dengan model *Kalman Filter*. *Kalman Filter* adalah sebuah model bagian dari *state space* (ruang keadaan) yang dapat diterapkan dalam model peramalan. Model ini menggunakan teknik rekursif dalam mengintegrasikan data pengamatan terbaru ke model untuk mengoreksi prediksi sebelumnya dan melakukan prediksi selanjutnya secara optimal berdasarkan informasi di masa lalu maupun berdasarkan informasi data saat ini.

Metode estimasi modifikasi dari algoritma *Kalman Filter* yang dapat digunakan untuk mengestimasi model sistem linear maupun nonlinear adalah *Ensemble Kalman Filter* (EnKF). Proses estimasi pada EnKF diawali dengan membangkitkan sejumlah  $N_e$  *ensemble* dengan mean  $x_0$  dan kovariansi konstan. *Ensemble* yang dibangkitkan dilakukan secara random dan berdistribusi normal. Secara umum algoritma EnKF juga terdiri dari dua tahap yaitu tahap prediksi (*time update*) dan tahap koreksi (*measurement update*).

Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan peramalan curah hujan dilakukan oleh Lusiani (2011) pemodelan ARIMA curah hujan di kota Bandung, Ukhra (2014) pemodelan dan peramalan data deret waktu dengan metode SARIMA, Retnaningrum (2015) penerapan model STAR (*Space Time Autoregressive*) dan ARIMA untuk peramalan data curah hujan di Kabupaten Jember dan Nikmatillah (2018) *prediction interval* pada model SARIMA untuk peramalan curah hujan dan kekeringan. Sedangkan untuk penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan *Kalman Filter* dilakukan oleh Hilmi (2016) estimasi paramater model ARIMA menggunakan *Kalman Filter* untuk peramalan permintaan darah dan Tria (2012) perbandingan metode *Kalman Filter* dan metode *Ensemble Kalman Filter* dalam mendeteksi gangguan konduksi panas pada batang logam.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi curah hujan Kabupaten Jember tahun 2018 dengan algoritma *Ensemble Kalman Filter*. Sebelumnya data curah hujan dibentuk ke dalam model SARIMA, untuk mencari model terbaik SARIMA

dengan melihat kriteria pemilihan nilai kesalahannya yaitu nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*). Jika nilai AIC semakin kecil maka hasil peramalan akan semakin baik. Setelah didapat model terbaik SARIMA selanjutnya membentuk model *Kalman Filter*. Setelah model *Kalman Filter* terbentuk, dilakukan peramalan pada data curah hujan perbulan di Kabupaten Jember untuk 1 tahun ke depan yaitu tahun 2017, untuk melihat bagaimana hasil peramalan digunakan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan RMSE (*Root Mean Square Error*). Data penelitian ini menggunakan data curah hujan yang didapat dari 77 stasiun hujan di Kabupaten Jember.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan yang diuraikan pada latar belakang, maka diperoleh permasalahan sebagai berikut :

1. Bagaimana penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap model SARIMA untuk memprediksi hasil curah hujan?
2. Bagaimana hasil prediksi curah hujan menggunakan penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap model SARIMA?

## 1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian adalah :

1. Mengetahui penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap model SARIMA untuk memprediksi hasil curah hujan.
2. Mengetahui hasil prediksi curah hujan menggunakan penerapan algoritma *Ensemble Kalman Filter* terhadap model SARIMA.

## 1.4 Manfaat

Selain menjawab permasalahan yang ada, penulis berharap penelitian ini dapat berguna dikemudian hari. Adapun manfaat penelitian ini adalah mengetahui peranan matematika khususnya statistika dalam menganalisis hasil prediksi curah hujan menggunakan metode EnKF terhadap model SARIMA. Selain itu hasil dari

penelitian ini diharapkan memberikan masukan kepada petani dalam mengatur jadwal proses tanam tumbuhan.



## BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis Data Deret Waktu ( *Time Series* )

Data deret waktu adalah data yang dikumpulkan dari hasil pengamatan sebuah variabel atau beberapa variabel waktu dimana kejadian-kejadian di masa depan dipengaruhi oleh kejadian-kejadian di masa lalu. Oleh karena itu dimensi waktu menjadi faktor penting dalam analisis deret waktu. Dimensi waktu yang dimaksud bisa dalam mingguan, bulanan, atau tahunan. Sementara analisis deret waktu menurut (Wei, 2006) adalah metodologi untuk menganalisa data deret waktu. Analisis deret waktu merupakan metode peramalan kuantitatif untuk menentukan pola data pada masa lampau yang dikumpulkan berdasarkan urutan waktu.

### 2.2 Stasioneritas

Data yang digunakan untuk analisis *time series* adalah data yang stasioner dalam varians maupun dalam rata-rata. Data *time series* dikatakan stasioner apabila tidak terdapat unsur *trend* dan musiman dalam data, atau dapat dikatakan varians dan rata-ratanya tetap. Selain menggunakan plot *time series*, kestasioneran juga dapat dilihat dari plot autokorelasi yang turun mendekati nol secara cepat, pada umumnya setelah lag kedua atau ketiga (Hanke & Winchern, 2005).

Kestasioneran data secara varians dapat dilihat dari Transformasi Box-Cox, dimana data dikatakan stasioner jika *rounded value*-nya bernilai satu. Apabila data tidak stasioner dalam varians, maka dapat dilakukan transformasi agar nilai varians menjadi konstan. Persamaan umum dari Transformasi Box-Cox adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$T(Z_t) = \left( \frac{z_t^{\lambda} - 1}{\lambda} \right), \lambda \neq 0 \quad (2.1)$$

dengan  $\lambda$  disebut sebagai paramater transformasi. Dalam Transformasi Box-Cox akan diperoleh nilai  $\lambda$ , yang nantinya akan menentukan transformasi yang harus dilakukan.

Untuk  $\lambda = 0$  dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} T(Z_t) = \lim_{\lambda \rightarrow 0} Z_t^\lambda = \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{(Z_t^\lambda - 1)}{\lambda} = \ln(Z_t) \quad (2.2)$$

Nilai  $\lambda$  beserta aturan pada Transformasi Box-Cox dapat dilihat pada Tabel 2.1 :

Tabel 2.1 Transformasi Box-Cox

Nilai $\lambda$	Transformasi Box-Cox
-1	$1/Z_t$
-0.5	$1/\sqrt{Z_t}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	$Z_t$

Apabila data sudah stasioner terhadap varian, maka selanjutnya dilihat kestasioneran data terhadap rata-rata. Kestasioneran data terhadap rata-rata dapat diketahui dengan menggunakan uji *Augmented Dicky Fuller* (ADF). Uji ADF digunakan untuk menguji kestasioneran dalam rata-rata dan untuk memastikan apakah data perlu dilakukan *differencing* atau tidak. Model sederhana seperti pada persamaan berikut :

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + \alpha_t \quad (2.3)$$

Keterangan :

$\Delta Y_t$  : pembedaan pertama dari  $Y$  saat  $t$  dengan  $Y$  saat  $t - 1$

$\beta_1$  : nilai konstan atau *intercept*

$\delta$  : koefisien regresi untuk lag  $Y$  dimana  $\delta = p - 1$

$\alpha_t$  : nilai *error* saat  $t$

Hipotesis :

$H_0 : \delta = 0$  ( $Y_t$  tidak stasioner, mengandung akar-akar unit )

$H_1 : \delta \neq 0$  ( $Y_t$  tidak stasioner, mengandung akar-akar unit )

Statistik Uji :

$$\tau_{hitung} = \frac{\rho}{SE(p)}$$

Keterangan :

$\rho$  : nilai koefisien suatu parameter

$SE(p)$  : standar *error* suatu parameter

Keputusan :

Tolak  $H_0$  jika nilai  $\tau_{hitung}$  lebih kecil dari nilai  $\tau$  atau  $p-value < \alpha$  dimana  $\alpha = 0,05$  (Retnaningrum, 2015).

Data yang tidak stasioner terhadap mean dapat diatasi dengan pembedaan (*differencing*). *Differencing* adalah suatu proses untuk menstasionerkan data nonstationer terhadap mean. Operator *shift* mundur *backward shift* sangat tepat untuk mendeskripsikan proses *differencing* (Makridakis, 1999). Berikut adalah penggunaan dari operator *shift* mundur :

$$B^d Z_t = Z_{t-d}, \quad d = 1, 2, \dots \quad (2.4)$$

dengan

$Z_t$  : nilai variabel  $Z$  pada waktu  $t$

$Z_{t-d}$  : nilai variabel  $Z$  pada waktu  $t - d$

$B$  : operator *shift* mundur

Notasi  $B$  yang dipasang pada  $Z_t$  mempunyai pengaruh menggeser data satu waktu ke belakang. Apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata, maka data tersebut dapat dibuat mendekati stasioner dengan melakukan proses *differencing* orde pertama dari data.

### 2.3 Fungsi Autokorelasi dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi autokorelasi (ACF) merupakan suatu hubungan linier pada data *time series* antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t+k}$  yang dipisahkan oleh waktu lag  $k$ . ACF dapat digunakan untuk mengidentifikasi model time series dan melihat kestasioneran data dalam rata-rata. Fungsi autokorelasi yang dihitung berdasarkan sampel data dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.5)$$

dengan

$\rho_k$  : koefisien autokorelasi pada lag ke- $k$

$Z_t$  : koefisien aurokorelasi pada lag ke- $k$

$\bar{Z}$  : koefisien aurokorelasi pada lag ke- $k$

$n$  : koefisien aurokorelasi pada lag ke- $k$

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat keeratan antara  $Z_t$  dan  $Z_{t+k}$ , apabila pengaruh lag  $t+1, t+2, \dots, t+k-1$  dianggap terpisah. Untuk PACF dapat didekati dengan persamaan sebagai berikut :

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

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_k, \quad k+1-j \quad (2.6)$$

dengan  $j = 1, 2, \dots, k$ .

## 2.4 Model ARIMA

Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah dipelajari secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1967. Model dapat diaplikasikan untuk analisis *time series*, peramalan, dan pengendalian. Sedangkan Model *Autoregressive* (AR) diperkenalkan pertama kali oleh Yule pada tahun 1926, kemudian dikembangkan oleh Walker. Model *Moving Average* (MA) digunakan pertama kali oleh Slutsky.

### 2.4.1 Model *Autoregressive* (AR)

Model AR adalah model yang mendeskripsikan bahwa variabel terikat dipengaruhi oleh variabel terikat itu sendiri pada periode sebelumnya. Model AR orde ke- $p$  atau ARIMA ( $p, 0, 0$ ) secara umum dapat dinyatakan pada persamaan berikut :

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

dengan

$X_t$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$

$X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$

$\phi_i$  : koefisien regresi,  $i = 1, 2, 3, \dots, p$

- $\varepsilon_t$  : nilai *error* pada waktu ke-  $t$   
 $p$  : orde *AR*

#### 2.4.2 Model *Moving Average* (MA)

Model *Moving Average* (MA) adalah model yang mendeskripsikan secara eksplisit hubungan ketergantungan antara nilai-nilai kesalahan yang berurutan. Model MA orde ke- $q$  atau model ARIMA  $(0,0,q)$  secara umum dinyatakan sebagai berikut :

$$X_t = \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_2\varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q\varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

dengan

- $X_t$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$   
 $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-p}$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$   
 $\theta_i$  : koefisien regresi,  $i = 1, 2, 3, \dots, q$   
 $\varepsilon_t$  : nilai *error* pada waktu ke-  $t$   
 $q$  : orde *MA*

#### 2.4.3 Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) adalah gabungan dari model AR dan MA. Bentuk fungsi persamaan untuk model ARMA  $(p,q)$  atau ARIMA  $(p,0,q)$  adalah sebagai berikut :

$$X_t = \phi_1X_{t-1} + \phi_2X_{t-2} + \cdots + \phi_pX_{t-p} + \varepsilon_t = \\ \theta_1\varepsilon_{t-1} + \theta_2\varepsilon_{t-2} + \cdots + \theta_q\varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

dengan

- $X_t$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$   
 $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$   
 $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-p}$  : nilai variabel pada waktu ke-  $t$   
 $\phi_i$  : koefisien regresi,  $i = 1, 2, 3, \dots, p$   
 $\theta_i$  : koefisien regresi,  $i = 1, 2, 3, \dots, q$   
 $\varepsilon_t$  : nilai *error* pada waktu ke-  $t$   
 $p$  : orde *AR*

$q$  : orde  $MA$

#### 2.4.4 Model Autoregresive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model ARIMA  $(p, d, q)$  diperkenalkan oleh Box dan Jenkins. Dimana orde  $p$  menyatakan operator AR, orde  $d$  menyatakan hasil *differencing*, dan orde  $q$  menyatakan operator dari MA. Bentuk persamaan umum dari model ARIMA adalah sebagai berikut :

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (2.10)$$

dengan

$\phi_p(B)$  : komponen AR non musiman dengan orde  $(p)$

$(1 - B)$  : *differencing* non musiman dengan orde  $(d)$

$X_t$  : besarnya pengamatan (kejadian) pada waktu ke-  $t$

$\varepsilon_t$  : nilai *error* pada waktu ke-  $t$

$\theta_q(B)\varepsilon_t$  : komponan MA non musiman dengan orde  $(q)$

#### 2.4.5 Model Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA)

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) merupakan metode ARIMA yang digunakan untuk menyelesaikan *time series* musiman. Metode ini terdiri dari dua bagian, yaitu bagian tidak musiman dan bagian musiman. Bagian tidak musiman dari metode ini adalah model ARIMA. Secara umum bentuk model SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^s$  adalah sebagai berikut :

$$\Phi_P(B^s)\phi_p(B)(1 - B)^d(1 - B)^D X_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s) \quad (2.11)$$

dengan

$(p, d, q)$  : orde AR  $(p)$ , orde differencing  $(d)$ , orde MA  $(q)$  untuk data non musiman

$\phi_p(B)$  : komponen AR non musiman dengan orde  $(p)$

$\Phi_P(B)$  : komponen AR musiman dengan orde  $(P)$

$\theta_q(B)$  : komponen MA non musiman dengan orde  $(q)$

$\Theta_Q(B)$  : komponen MA musiman dengan orde  $(Q)$

$(1 - B)^d$	: differencing non musiman dengan orde ( $d$ )
$(1 - B)^D$	: differencing musiman dengan orde ( $D$ )
$X_t$	: besarnya pengamatan (kejadian) pada waktu ke- $t$
$\varepsilon_t$	: nilai <i>error</i> pada waktu ke- $t$
$s$	: jumlah periode musiman

## 2.5 Metode *Kalman Filter*

*Kalman Filter* (KF) merupakan suatu metode estimasi variabel keadaan dari sistem dinamik stokastik linier diskrit yang meminimumkan kovariansi *error* estimasi. KF merupakan suatu pendekatan teknis untuk menaksir fungsi parameter dalam peramalan deret berkala (*time series*). Komponen dasar dari metode *Kalman Filter* adalah persamaan pengukuran dan persamaan transisi. Dengan menggunakan data pengukuran untuk memperbaiki hasil estimasi. Secara umum metode *Kalman Filter* untuk sistem dinamik linear waktu diskrit, dapat dinyatakan sebagai berikut :

Model sistem dan model pengukuran :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= A_k x_k + B_k u_k + G_k w_k \\ z_k &= H_k x_k + v_k \\ x_0 \sim (\bar{x}_0, P_{x_0}), \quad w_k \sim (0, Q_k), \quad v_k \sim (0, R_k) \end{aligned}$$

Inisiasi :

$$P_0 = P_{x_0}, \quad \hat{x}_0 = \bar{x}_0$$

Tahap Prediksi :

$$\begin{aligned} \text{estimasi} \quad : \hat{x}_{\bar{k}+1} &= A_k \bar{x}_k + B_k u_k \\ \text{kovarian } error: P_{\bar{k}+1} &= A_k P_k A_k^T + G_k Q_k G_k^T \end{aligned}$$

Tahap koreksi :

$$\begin{aligned} \text{kalman gain} \quad : K_{k+1} &= P_{k+1}^- H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1}^- H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1} \\ \text{estimasi} \quad : \hat{x}_{k+1} &= \hat{x}_{\bar{k}+1}^- + K_{k+1} (z_{k+1} - H_{k+1} \hat{x}_{\bar{k}+1}^-) \\ \text{kovarian } error: P_{k+1} &= (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1}^- \end{aligned}$$

dengan :

- $x_k$  : variabel keadaan sistem pada waktu  $k$  yang nilai estimasi awalnya adalah  $\hat{x}_0$  dan kovarian awal  $P_{x_0}$
- $u_k$  : variabel input deterministik pada waktu  $k$
- $w_k$  : *noise* pada model sistem
- $z_k$  : variabel pengukuran
- $H$  : matriks pengukuran
- $v_k$  : *noise* pada model pengukuran
- $A_k, B_k, G_k$  : matriks-matriks koefisien di dalam ukuran yang bersesuaian dengan  $A = n \times n$ ,  $B = m \times m$ , dan  $H = p \times 1$

Proses metode *Kalman Filter* terdiri dari dua tahap yaitu *time update* dan *measurement update*. Pada tahap *time update* didefinisikan *estimate state*  $\hat{x}_k^- \in R^n$ , disebut juga *priori state estimate*. Sedangkan untuk tahap *measurement update* didefinisikan dengan *estimate state*  $\hat{x}_k \in R^n$ , disebut juga *posteriori state estimate*.

#### 2.4 Metode *Ensemble Kalman Filter*

Metode *Ensemble Kalman Filter* (EnKF) adalah metode estimasi modifikasi dari algoritma *Kalman Filter* yang dapat digunakan untuk mengestimasi model sistem linear maupun nonlinear. G. Evensen (1994) telah memperkenalkan ide penggunaan sejumlah ensemble untuk mengestimasi kovariansi *error* pada tahap *forecasting* pada masalah yang sama (Purnomo 2008).

Proses estimasi pada EnKF diawali dengan membangkitkan sejumlah  $N_e$  *ensemble* dengan mean  $x_0$  dan kovariansi konstan. *Ensemble* yang dibangkitkan dilakukan secara random dan berdistribusi normal. Berdasarkan eksperimen, pada umumnya jumlah anggota *ensemble* yang mencukupi adalah 100-500 (Purnomo 2008). Secara umum algoritma EnKF juga terdiri dari dua tahap yaitu tahap prediksi (*time update*) dan tahap koreksi (*measurement update*). Pada metode EnKF terlebih dahulu dihitung mean *ensemble*-nya sebelum masuk ke tahap prediksi yaitu :

$$\hat{x}_k^* = \frac{1}{N_\varepsilon} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} x_{k,i} \quad (2.12)$$

Dimana  $N_\varepsilon$  adalah banyaknya *ensemble* yang dibangkitkan dan  $x_{k,i}$  merupakan nilai *ensemble* yang dibangkitkan.

Bentuk umum sistem dinamik nonlinier pada EnKF adalah :

$$x_{k+1} = f(k, x_k) + w_k \quad (2.13)$$

dengan pengukuran linier  $z_k \in \mathbb{R}^P$  yaitu :

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (2.14)$$

$$x_0 \sim N(\bar{x}_0, P_{x_0}), \quad w_k \sim N(0, Q_k), \quad v_k \sim N(0, R_k)$$

Misalkan akan dibangkitkan sejumlah  $N_\varepsilon$  *ensemble* untuk memperoleh nilai rata-rata (mean) :

$$x_{0,i} = [x_{0,1} \quad x_{0,2} \quad x_{0,3} \quad \dots \quad x_{0,N_\varepsilon}]$$

Selanjutnya diperoleh mean *ensemble* yaitu pada persamaan (2.8). Mean *ensemble* ini digunakan untuk menghitung estimasi  $\hat{x}_k^-$  pada tahap prediksi (*time update*) dan  $\hat{x}_k^+$  pada tahap koreksi (*measurement update*). Sedangkan untuk menghitung kovariansi *error*  $P_k^-$  pada tahap prediksi menggunakan

$$P_k = \frac{1}{N_\varepsilon - 1} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} (\hat{x}_{k,i}^- - \hat{x}_k^-)(\hat{x}_{k,i}^- - \hat{x}_k^-)^T \quad (2.15)$$

Pada EnKF, *noise* sistem  $w_k$  pada tahap prediksi dan *noise* pengukuran  $v_k$  pada tahap koreksi dibangkitkan dalam bentuk *ensemble*. Perlu diperhatikan bahwa algoritma EnKF tidak membutuhkan nilai awal kovariansi *error*. Sedangkan nilai awal  $\hat{x}_0$  dihitung dari rata-rata *ensemble*  $\hat{x}_{0,i}^-$  yang dibangkitkan pada tahap inisialisasi. Demikian juga, *noise* sistem  $w_{k,j}$ , pada tahap prediksi dan *noise* pengukuran  $v_{k,j}$ , pada tahap koreksi dibangkitkan dalam bentuk *ensemble* (Purnomo, 2008). Algoritma EnKF selengkapnya dapat dinyatakan sebagai berikut :

Model sistem dan model pengukuran :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k) + w_k \\ z_k &= Hx_k + v_k \\ w_k &\sim N(0, Q_k), \quad v_k \sim N(0, R_k) \end{aligned}$$

Inisiasi :

bangkitkan  $N_\varepsilon$  ensemble sesuai estimasi awal  $\bar{x}_0$

$$x_{0,i} = [x_{0,1} \quad x_{0,2} \quad x_{0,3} \quad \dots \quad x_{0,N_\varepsilon}]$$

tentukan nilai awal :

$$\hat{x}_0 = \frac{1}{N_\varepsilon} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} x_{0,i}$$

Tahap Prediksi :

$$\hat{x}_{k,i}^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \quad \text{dengan } w_{k,i} \sim N(0, Q_k)$$

estimasi :  $\hat{x}_{\bar{k}}^- = \frac{1}{N_\varepsilon} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} \hat{x}_{k,i}^-$

kovarian error :  $P_{\bar{k}} = \frac{1}{N_\varepsilon - 1} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} (\hat{x}_{k,1}^- - \hat{x}_{\bar{k}}^-) (\hat{x}_{k,1}^- - \hat{x}_{\bar{k}}^-)^T$

Tahap koreksi :  $z_{k,i} = z_k + v_{k,i}$  dengan  $v_{k,i} \sim N(0, R_k)$

kalman gain :  $K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R_k)^{-1}$

estimasi :  $\hat{x}_{k,i} = \hat{x}_{k,i}^- + K_k (z_{k,i} - H \hat{x}_{k,i}^-)$

$$\hat{x}_k = \frac{1}{N_\varepsilon} \sum_{i=1}^{N_\varepsilon} \hat{x}_{k,i}$$

kovarian error :  $P_k = (I - K_k H) P_{\bar{k}}^-$

dengan

$x_k$  : variabel keadaan sistem pada waktu  $k$  yang nilai estimasi awalnya adalah  $\hat{x}_0$  dan kovarian awal  $P_{x_0}$

$u_k$  : variabel input deterministik pada waktu  $k$

$w_k$  : noise pada model sistem

$z_k$  : variabel pengukuran

$H$  : matriks pengukuran

$v_k$  : noise pada model pengukuran

$A_k, B_k, G_k$  : matriks-matriks koefisien di dalam ukuran yang bersesuaian dengan  $A = n \times n$ ,  $B = m \times m$ , dan  $H = p \times 1$

### **2.5 Mean Absolute Percentage Error**

Pakaja (2012) menjelaskan bahwa *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Kemudian dihitung rata-rata dari kesalahan persentase absolut tersebut. Sama seperti halnya RMSE, MAPE menghitung kualitas dari data observasi dan prediksi yang dimunculkan dalam nilai persen. Nilai MAPE dapat dihitung dengan persamaan berikut :

$$MAPE = \left( \frac{100\%}{n} \right) \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

dimana

$A_t$  : Nilai data asli

$F_t$  : Nilai data peramalan

### **2.6 Root Mean Square Error (RMSE)**

RMSE digunakan untuk mencari keakuratan hasil peramalan dengan data *history* dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (Z_t - \hat{Z}_t)^2}{N}}$$

dengan  $T$  merupakan banyaknya pengamatan,  $Z_t$  adalah nilai pengamatan pada waktu ke- $t$ , dan  $\hat{Z}_t$  adalah nilai ramalan pada waktu ke- $t$ . Semakin kecil nilai RMSE yang dihasilkan semakin bagus pula hasil peramalan yang dilakukan (Aswi dan Sukarna, 2006).

## BAB 3. METODE PENELITIAN

### 3.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder dan kuantitatif dengan jenis *time series* yang diambil dari penelitian Retnaningrum (2015), penelitian Yudistira (2017), penelitian Nikmatillah (2018) dan Dinas PU Bina Marga dan Sumber Daya Air. Data yang digunakan adalah data curah hujan (mm) di Kabupaten Jember dari bulan Januari 2005 sampai dengan bulan Desember 2017. Data curah hujan ini dibagi menjadi dua kelompok data yaitu : data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membentuk model sedangkan data *testing* digunakan untuk memeriksa daya ramal yang terbentuk dari data *training*. Data *training* meliputi data bulan Januari 2005 sampai dengan data bulan Desember 2016. Data *testing* meliputi data bulan Januari 2017 sampai dengan bulan Desember 2017.

Pada kasus ini variabel-variabel yang digunakan adalah:

- $X_1(t)$  : Rata-rata curah hujan di 12 wilayah Jember zona 1
- $X_2(t)$  : Rata-rata curah hujan di 20 wilayah Jember zona 2
- $X_3(t)$  : Rata-rata curah hujan di 14 wilayah Jember zona 3
- $X_4(t)$  : Rata-rata curah hujan di 31 wilayah Jember zona 4

### 3.2 Langkah-langkah Penelitian

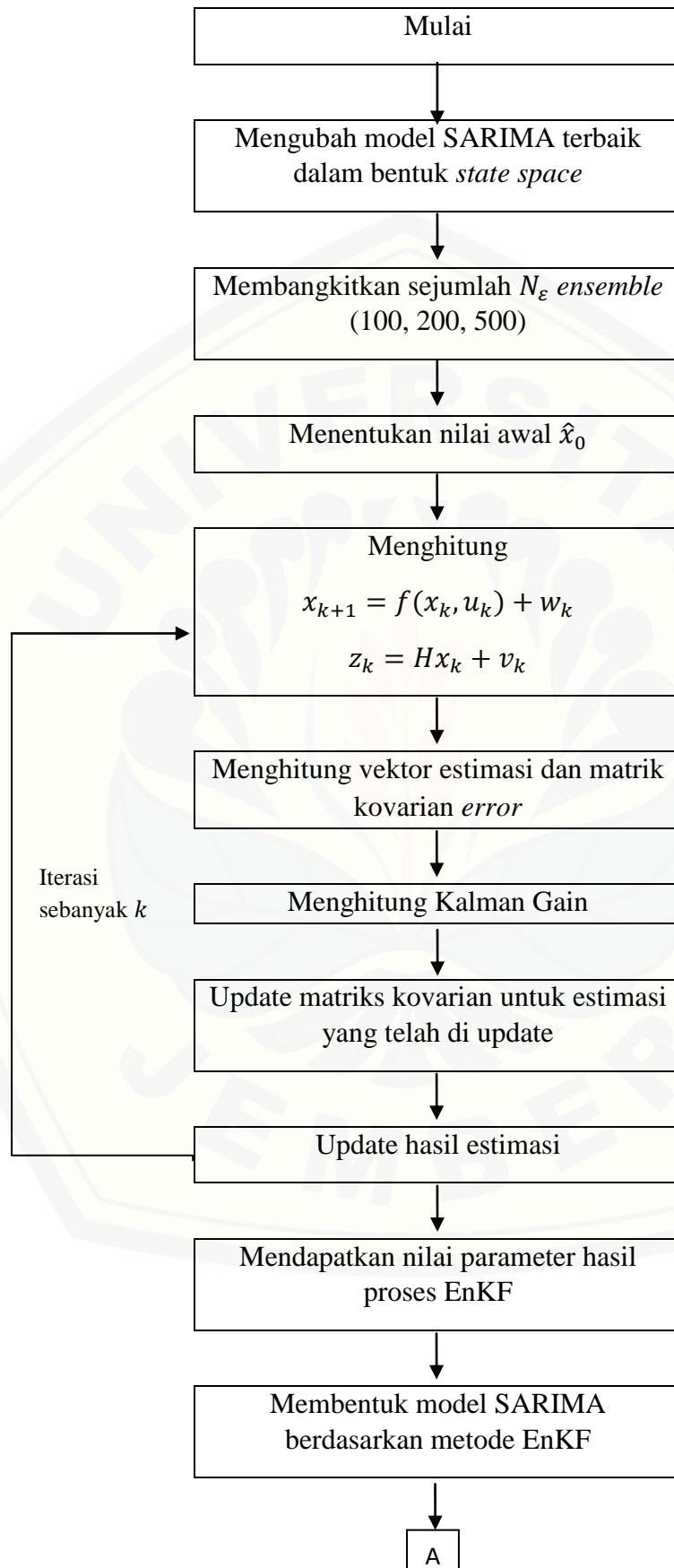
Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian tentang “Penerapan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Perbaikan Hasil Prediksi Curah Hujan dengan Model *Seasonal ARIMA* “, secara skematis dapat dilihat pada Gambar 3.1. Penjelasan skema pada Gambar 3.1 untuk memperoleh hasil yang diinginkan sebagai berikut :

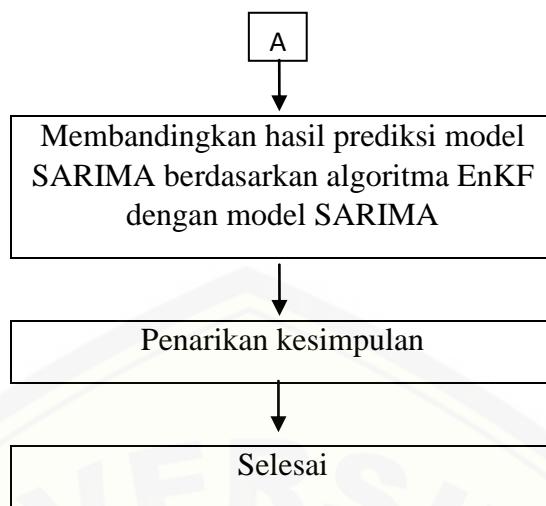
- a. Studi Literatur

Langkah awal yang dilakukan adalah mencari studi literatur. Studi literatur dilakukan untuk mendapatkan informasi dari buku, jurnal dan skripsi yang

terkait tentang materi “Penerapan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Perbaikan Hasil Prediksi Curah Hujan dengan Model *Seasonal ARIMA*”.

- b. Pengumpulan dan pengolahan data curah hujan di Kabupaten Jember  
Data terkait (curah hujan, lokasi) yang akan diteliti dikumpulkan untuk kemudian diolah.
- c. Mengubah model *Seasonal ARIMA* terbaik ke dalam bentuk *state space*
- d. Membangkitkan sejumlah  $N_\varepsilon$  ensemble (100, 200, 500) dengan mean  $\bar{x}_0$  dan kovariansi konstan
- e. Menentukan nilai awal  $\hat{x}_0$
- f. Tahap prediksi menghitung kovarian *error* dan estimasi pada model sistem
- g. Tahap koreksi menghitung Kalman Gain, kovarian *error* pada model pengukuran kemudian diperoleh hasil estimasi
- h. Mendapatkan nilai parameter hasil proses EnKF
- i. Membentuk model *Seasonal ARIMA* berdasarkan metode EnKF
- j. Membandingkan hasil prediksi model *Seasonal ARIMA* EnKF dan SARIMA sebelumnya berdasarkan nilai MAPE dan RMSE
- k. Selesai





Gambar 3.1 Skema Metode Penelitian

## BAB 5. PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

- a. Model SARIMA berdasarkan metode *Ensemble Kalman Filter*

Zona 1 model 4 = SARIMA  $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Zona 2 model 2 = SARIMA  $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Zona 3 model 2 = SARIMA  $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Zona 4 model 1 = SARIMA  $(1,0,0)(2,0,0)^{12}$

- b. Hasil prediksi dengan menggunakan metode EnKF SARIMA lebih baik atau akurat dari pada metode SARIMA, ditandai dengan nilai MAPE dan RMSE pada EnKF SARIMA yang lebih kecil.

### 5.2 Saran

Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, *Ensemble Kalman Filter* dapat diterapkan untuk mengestimasi parameter model peramalan *time series* lainnya, seperti model GSTAR dan lain sebagainya.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Assauri, S. 1984. *Teknik dan Metode Peramalan*. Jakarta: Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia
- Aswi dan Sukarna. 2006. *Analisis Deret Waktu*. Makassar: Andira Publisher.
- Hadi, A.F., I.Yudistira, D. Anggraeni, dan M. Hasan. 2017. The geographical clustering of the rainfall stations on seasonal gstar modeling for rainfall forecasting. 2nd international conference on statistics, mathematics, teaching, and research. IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 1028 (2018) 012238
- Hanke, J.E. dan Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Lusiani, A. 2011. Pemodelan autoregressive integrated moving average (arima) curah hujan di kota Bandung. *Sigma-Mu*. 3(2).
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 1999. *Forecasting: Methods and applications*. Second Edition. New York: Wiley. Terjemahan oleh U.S. Ardiyanto dan A. Basith. *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1*. Edisi Kedua. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Nikmatillah, V. 2018. Prediction Interval pada Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk Peramalan Curah Hujan dan Kekeringan. *Skripsi*. Jember: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember
- Nugrahini, T. 2012. Perbandingan Metode *Kalman Filter* dan Metode *Ensemble Kalman Filter* dalam Mendeteksi Gangguan Konduksi Panas pada Batang Logam. *Skripsi*. Jember: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.
- Pamungkas, H. 2016. Estimasi Parameter Model ARIMA Menggunakan *Kalman Filter* untuk Peramalan Permintaan Darah. *Skripsi*. Surabaya: Institut Sepuluh November.

- Pakaja, F. Naba, dan A., Purwanto. 2012. Peramalan penjualan mobil menggunakan jaringan syaraf tiruan dan *certainty factor*. *Jurnal EECCIS*. 6(1).
- Purnomo, K. D. 2008. Aplikasi Metode Ensemble Kalman Filter pada Model Populasi Plankton. Tidak Diterbitkan. *Tesis*. Surabaya: Program Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh November.
- Retnaningrum. 2015. Penerapan model STAR dan ARIMA untuk peramalan Curah Hujan di kabupaten Jember. *Skripsi*. Jember: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.
- Ukhra, A. 2014. Pemodelan dan peramalan data deret waktu dengan metode seasonal ARIMA. *Jurnal Matematika UNAND*. 3(3):59 – 67
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis : Univariate and Multivariate Methods*. Edisi Kedua. New York :Pearson Education, Inc.

## LAMPIRAN

### LAMPIRAN A. SCRIPT PROGRAM

```

clear all; clc;
close all;
disp('EnKF')
format long;

L = readtable('data.xlsx','ReadVariableNames',false);
C=table2array(L);
% TAHAP INSIASI
N=500; %input ('Banyaknya Ensemble yang dibangkitkan')
%N=200; %input ('Banyaknya Ensemble yang dibangkitkan')
%N=500; %input ('Banyaknya ensemble yang dibangkitkan')
T=144; %input ('Jumlah Iterasi (satuan waktu)')
Q=0.000001; %input ('Nilai kovariansi model')
R=0.01; %input ('Nilai kovariansi model pengukuran')

%Ukuran matrix keadaan
s=6;

%Matriks A = matriks hasil pendiskritan berukuran sxs
A=zeros(s,s);
for i=1:s-1
    A(i,i)=1;
end
A(s,1)=C(T-1,4); A(s,2)=C(T-12,4); A(s,3)=C(T-24,4); A(s,4)=C(T-13,4);
A(s,5)=C(T-25,4);

%Matriks B = matriks koef variabel input berukuran sxs
%B=zeros(s,s);
%B(1,1)=px;

%Matriks E = matriks gangguan berukuran sxs
E=zeros(s,s); %gpp sake aj
E(6,s)=C(T,14);

%Matriks u
u=[0.422931; 0.476276; 0.196576; -0.20143; -0.08313; 142.418]; % u=variabel
input yang diberikan secara deterministik

%matiriks H
H=zeros(1,s); %H=matriks pengukuran bxs
H(1,s)=1;

n=size(H,1); %dimensi matriks H
R1=R*eye(n); %matrik kovarian model error

%inisiasi
x0=u;
xre0=x0;
xreal=x0;
d=ones(s,1);

%membangkitkan ensemble awal
for ens=1:N
    x=x0+normrnd(0,sqrt(Q),s,1);
    Mx(:,ens)=x;
end

%mean ensemble awal
xcor=mean(Mx,2);

for k=26:T
    %model sistem dan model pengukuran
    xreal=A*xre0+E'*d+normrnd(0,sqrt(Q),[s,1]);

```

```

z1=H*xreal+normrnd(0,sqrt(R),[n,1]);

Mxreal(:,k)=xreal;
xre0=xreal;

% -----> Tahap Prediksi
% estimasi
for e=1:N
    x0pre=A*xcor(:,1)+E'*d+normrnd(0,sqrt(Q),[s,1]);
    xpre1(:,e)=x0pre; %liat lg
end

%mean rata2 ensemble
xpre_mean1=mean(xpre1,2);

for en=1:N
    xpre_error1(:,en)=xpre1(:,en)-xpre_mean1;
end

%kovariansi error
Ppre=(xpre_error1*xpre_error1')/(N-1);

%-----> tahap Koreksi
%kalman gain
K=Ppre*H'*inv(H*Ppre*H'+R1);

%data pengukuran ensemble
for a=1:N;
    error1(:,a)=normrnd(0,sqrt(R),[n,1]);
    z4(:,a)=z1+error1(:,a);

    %estimasi
    x0a=xpre1(:,a)+K*(z4(:,a)-H*xpre1(:,a));
    xa(:,a)=x0a;
end

xcor1=mean(xa,2);
xcor=xcor1;

%kovariansi error
P0=(eye(s)-K*H)*Ppre;

nilainorm(k)=norm(P0);
end

xreal(2:s+1)=xreal; xcor(2:s+1)=xcor;
xreal(s+2)=xreal(s+1); xcor(s+2)=xcor(s+1); s=s+1;
xreal(1)=50; xcor(1)=50;

figure(1)
plot((0:s),xreal,'-og',(0:s),xcor,'-*m');
title('estimasi parameter model
SARIMA','fontweight','bold','fontsize',10,'color',[.0 .0 .1]);
hold on;
xlabel('posisi ');
ylabel('Nilai ');
grid on;

figure(2)
plot(nilainorm,'-*b');
xlabel('iterasi ');
ylabel('nilai norm kov error');
title('norm kov error','fontweight','bold','fontsize',10,'color',[.0 .0 .1]);
hold on;

figure(3)
error=abs(xreal-xcor);
plot((0:s),error,'-or');
xlim([0 s]);
xlabel('posisi ');
ylabel('nilai error');

```

```
title(error,'fontweight','bold','fontsize',10,'color',[.0 .0 .1]);
hold on;

disp('rata2 normp'); mean(nilainorm)
disp('rata2 error'); mean(error)
```

Data Testing			
Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4
222.25	391.90	305.29	253.97
184.42	205.65	230.29	202.97
156.67	339.90	250.29	200.94
178.25	309.35	239.71	232.06
58.25	98.25	82.14	81.77
25.83	110.85	68.21	37.19
3.58	13.90	5.43	3.68
4.42	2.70	1.00	2.94
21.42	40.00	28.93	19.35
72.17	222.15	148.79	87.87
330.25	441.75	372.50	311.87
273.92	448.10	347.57	266.32

MAPE

MAPE
------

Prediksi Arima-ENKF	Zona 1	Zona 2
100.00	200.00	500.00
403.47	404.18	403.49
152.63	151.91	152.00
-60.88	-61.17	-60.96
421.90	422.69	42.20
76.84	76.67	76.54
-207.87	-208.51	-208.45
170.51	170.77	170.87
-37.02	-37.02	-37.22
38.60	38.44	38.45
59.96	59.52	59.57
62.22	61.94	61.98
834.65	835.77	834.96
0.82	0.82	0.82
0.17	0.18	0.18
1.39	1.39	1.39
1.37	1.37	0.76
0.32	0.32	0.31
9.05	9.07	9.07
46.58	46.66	46.68
9.38	9.38	9.43
0.80	0.80	0.80
0.17	0.18	0.17
0.81	0.81	0.81
2.05	2.05	2.05
6.075320518	6.084781001	6.039169509
32839.78	33100.31	32847.94
1010.68	1056.43	1050.91
47325.78	47451.22	47359.47
59367.66	59749.98	18510.50
345.66	339.37	334.58

	54617.71	54915.39	54887.27
27863.98	27952.99	27985.23	
1716.62	1716.78	1733.98	
295.24	289.94	290.07	
149.03	159.85	158.62	
71840.42	71990.04	71970.44	
314426.54	315679.80	314770.82	
50983.26	51200.18	47658.32	
RMSE	225.79	226.27	218.31

Zona 2			Zona 3		
100.00	200.00	500.00	100.00	200.00	500.00
259.41	261.94	260.12	207.85	208.49	208.71
428.19	429.46	427.97	262.50	262.48	262.46
151.01	152.79	151.36	162.76	162.79	162.80
260.02	261.87	260.46	179.52	179.71	179.65
193.08	194.51	193.42	123.92	124.25	124.28
97.07	97.34	96.82	60.54	60.42	60.44
60.80	61.22	60.87	32.07	32.04	32.05
18.52	18.52	18.37	6.59	6.53	6.58
61.51	61.18	61.02	38.16	37.98	38.05
115.51	114.14	113.83	73.36	73.05	73.14
293.19	293.28	292.56	222.70	221.99	221.89
342.60	344.27	343.04	265.93	265.70	265.43
0.34	0.33	0.34	0.32	0.32	0.32
1.08	1.09	1.08	0.14	0.14	0.14
0.56	0.55	0.55	0.35	0.35	0.35
0.16	0.15	0.16	0.25	0.25	0.25
0.97	0.98	0.97	0.51	0.51	0.51
0.12	0.12	0.13	0.11	0.11	0.11
3.37	3.40	3.38	4.91	4.90	4.90
5.86	5.86	5.80	5.59	5.53	5.58
0.54	0.53	0.53	0.32	0.31	0.32
0.48	0.49	0.49	0.51	0.51	0.51
0.34	0.34	0.34	0.40	0.40	0.40
0.24	0.23	0.23	0.23	0.24	0.24
1.170574472	1.172574758	1.166035145	1.136601537	1.131559614	1.135842752
17553.26	16889.73	17366.18	9494.12	9370.38	9326.17
49524.45	50091.99	49423.96	1037.46	1036.49	1035.29
35680.57	35010.26	35548.92	7660.40	7654.83	7653.68
2432.98	2254.45	2389.89	3623.55	3600.50	3607.54

8993.32	9266.24	9057.79		1745.68	1773.34	1775.94
189.86	182.58	196.81		58.96	60.80	60.39
2199.60	2238.99	2206.61		709.70	708.22	708.82
250.21	250.12	245.43		31.22	30.59	31.12
462.49	448.80	441.94		85.21	81.94	83.16
11371.11	11667.02	11733.31		5689.30	5736.63	5721.95
22070.31	22044.53	22257.39		22441.18	22653.41	22683.76
11130.74	10780.94	11038.17		6665.50	6703.17	6746.93
13488.24	13427.14	13492.20		4936.86	4950.86	4952.90
116.14	115.88	116.16		70.26	70.36	70.38

Zona 4			zona 4 iterasi baru		
100.00	200.00	500.00	100.0000	200.0000	500.0000
200.53	199.02	200.55	198.1340	198.9810	199.7010
321.29	319.99	321.08	319.2060	320.0250	320.0250
83.79	82.42	83.10	81.7802	82.1068	82.1068
187.04	186.01	186.72	185.4060	185.8100	185.8100
151.95	151.01	151.81	150.4570	151.0980	151.0980
61.89	61.38	61.69	61.1697	61.3722	61.3722
24.72	24.44	24.55	24.3399	24.3777	24.3777
17.45	17.29	17.37	17.2438	17.3055	17.3055
42.44	42.27	42.40	42.2031	42.3568	42.3568
119.34	118.99	119.34	118.8300	119.2410	119.2410
127.48	126.81	127.19	126.5240	126.7550	126.7550
297.45	296.29	297.15	295.6520	296.0480	296.0480
0.21	0.22	0.21	0.2198	0.2165	0.2137
0.58	0.58	0.58	0.5727	0.5767	0.5767
0.58	0.59	0.59	0.5930	0.5914	0.5914
0.19	0.20	0.20	0.2011	0.1993	0.1993
0.86	0.85	0.86	0.8399	0.8477	0.8477
0.66	0.65	0.66	0.6446	0.6501	0.6501
5.72	5.64	5.68	5.6187	5.6290	5.6290
4.94	4.89	4.92	4.8743	4.8953	4.8953
1.19	1.18	1.19	1.1805	1.1884	1.1884
0.36	0.35	0.36	0.3523	0.3570	0.3570
0.59	0.59	0.59	0.5943	0.5936	0.5936
0.12	0.11	0.12	0.1101	0.1116	0.1116
1.334690593	1.321541357	1.32810855	1.316783178	1.321389783	1.321153532
2855.43	3018.96	2853.02	3117.4021	3023.5372	2944.8747
14000.97	13693.35	13950.14	13511.3424	13702.4115	13702.4115
13724.04	14045.42	13884.55	14197.9855	14120.2599	14120.2599
2027.38	2121.19	2056.53	2177.0156	2139.4788	2139.4788

4924.13	4793.02	4905.29		4717.3284	4805.7906	4805.7906
609.88	585.10	599.98		574.8558	584.6071	584.6071
442.59	430.91	435.64		426.9381	428.5016	428.5016
210.65	206.18	208.21		204.7279	206.4974	206.4974
532.75	525.13	531.22		522.0430	529.0902	529.0902
990.14	968.50	990.48		958.4615	984.0788	984.0788
34000.08	34247.72	34106.70		34353.5104	34267.9335	34267.9335
968.72	898.17	950.30		860.2137	883.5994	883.5994
6273.90	6294.47	6289.34		6301.8187	6306.3155	6299.7603
79.21	79.34	79.31		79.3840	79.4123	79.3710

Prediksi ARIMA			
Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 4
211.24	297.96	241.52	228.66
255.67	416.86	264.97	338.07
113.63	299.25	212.17	167.93
78.17	277.07	194.03	200.27
74.12	214.22	135.00	166.02
56.53	194.77	119.01	125.08
51.68	142.08	89.46	89.53
72.91	122.61	80.17	81.52
127.75	160.97	110.16	103.46
212.91	214.34	145.97	182.65
218.16	326.09	254.50	194.90
239.90	320.49	241.24	275.02
0.05	0.24	0.21	0.10
0.39	1.03	0.15	0.67
0.27	0.12	0.15	0.16
0.56	0.10	0.19	0.14
0.27	1.18	0.64	1.03
1.19	0.76	0.74	2.36
13.42	9.22	15.48	23.35
15.51	44.41	79.17	26.77
4.97	3.02	2.81	4.35
1.95	0.04	0.02	1.08
0.34	0.26	0.32	0.38
0.12	0.28	0.31	0.03
3.253346252	5.055579352	8.348976905	5.033971314
121.21	8824.67	4065.69	640.70
5077.09	44609.50	1203.29	18253.67
1851.94	1652.68	1452.76	1089.42
10015.38	1042.05	2086.96	1010.67

Z1 Model 2	Z2 Model 2	Z3 Model 2	Z4 Model 2
84.70	292.26	228.91	226.16
242.16	430.39	274.60	330.37
164.57	96.96	127.76	63.72
60.98	258.81	173.61	171.95
81.43	231.61	164.73	182.01
128.91	111.31	63.68	69.36
52.67	63.15	34.96	23.68
15.18	19.61	6.56	18.26
51.48	73.81	48.42	49.46
160.54	134.53	89.37	141.75
167.71	298.59	214.91	127.00
73.44	315.33	244.93	297.33
0.62	0.25	0.25	0.11
0.31	1.09	0.19	0.63
0.05	0.71	0.49	0.68
0.66	0.16	0.28	0.26
0.40	1.36	1.01	1.23
3.99	0.00	0.07	0.86
13.70	3.54	5.44	5.44
2.44	6.26	5.56	5.22
1.40	0.85	0.67	1.56
1.22	0.39	0.40	0.61
0.49	0.32	0.42	0.59
0.73	0.30	0.30	0.12
2.167899923	1.271019265	1.255578401	1.442107762
18919.12	9928.73	5833.40	773.38
3334.33	50508.97	1963.67	16230.33
62.46	59019.84	15013.53	18827.13
13751.29	2554.70	4369.91	3614.35

251.87	13448.81	2794.13	7097.95
942.49	7042.21	2580.41	7724.43
2312.94	16429.09	7060.61	7371.31
4690.76	14378.72	6267.71	6174.91
11307.77	14633.57	6598.32	7073.35
19807.74	60.96	7.93	8983.12
12563.44	13377.58	13923.49	13682.27
1157.08	16284.72	11305.83	75.67
5841.64	12648.71	4945.59	6598.12
76.43	112.47	70.32	81.23

537.45	17784.62	6820.31	10048.02
10624.39	0.21	20.59	1034.42
2409.07	2425.86	872.09	399.94
115.84	285.86	30.87	234.77
903.60	1143.35	379.90	906.36
7809.23	7677.44	3530.74	2903.38
26420.52	20495.07	24835.55	34176.55
40192.18	17629.20	10535.05	961.33
10423.29	15787.82	6183.80	7509.16
102.09	125.65	78.64	86.66

Z1 model 3	Z2 model 3	Z3 model 3	Z4 model 3
236.194	198.817	211.234	
422.865	239.695	328.243	
134.175	154.496	74.832	
272.627	165.139	195.580	
187.198	111.219	156.933	
85.858	56.479	56.920	
62.973	28.489	21.840	
16.272	6.516	14.912	
61.166	34.103	40.504	
112.512	65.551	116.727	
295.638	201.414	123.719	
343.971	241.162	311.891	
0.397	0.349	0.168	
1.056	0.041	0.617	
0.605	0.383	0.628	
0.119	0.311	0.157	
0.905	0.354	0.919	
0.225	0.172	0.530	
3.530	4.248	4.939	
5.027	5.516	4.080	
0.529	0.179	1.093	
0.494	0.559	0.328	
0.331	0.459	0.603	
0.232	0.306	0.171	
<b>MAPE</b>	<b>1.121</b>	<b>1.073</b>	<b>1.186</b>
24244.453	11335.601	1826.145	
47182.274	88.542	15693.782	
42322.901	9175.729	15902.055	
1348.589	5561.500	1331.131	
7911.772	845.445	5648.822	
624.617	137.723	389.153	

Z1 model 4	Z2 model 4	Z3 model 4	Z4 model 4
177.613	243.555	200.211	-33.426
290.894	367.281	261.258	151.806
64.947	208.669	158.802	257.168
121.861	209.434	179.419	68.607
150.790	161.621	122.526	-32.461
49.553	114.984	57.070	152.240
11.007	58.785	31.828	125.904
6.221	34.018	5.791	71.930
50.469	69.330	37.966	81.665
134.455	121.698	72.699	166.069
105.586	256.419	221.848	193.782
272.602	283.243	265.134	-26.017
0.201	0.379	0.344	1.132
0.577	0.786	0.134	0.252
0.585	0.386	0.366	0.280
0.316	0.323	0.252	0.704
1.589	0.645	0.492	1.397
0.918	0.037	0.163	3.093
2.072	3.229	4.863	33.237
0.408	11.599	4.791	23.503
1.357	0.733	0.312	3.219
0.863	0.452	0.511	0.890
0.680	0.420	0.404	0.379
0.005	0.368	0.237	1.098
<b>0.798</b>	<b>1.613</b>	<b>1.073</b>	<b>5.765</b>
1992.476	22006.150	11040.612	82595.392
11337.488	26124.437	959.294	2617.553
8412.459	17221.543	8369.340	3162.072
3179.761	9983.226	3635.538	26718.297
8563.599	4015.903	1630.820	13049.645
562.608	17.088	124.201	13235.680

	2408.169	531.797	329.882		55.111	2014.639	696.937	14939.392
	184.201	30.421	143.437		3.254	980.839	22.954	4760.177
	448.012	26.770	447.302		844.030	860.277	81.668	3882.551
	12020.444	6928.003	832.680		3879.832	10090.690	5789.185	6114.946
	21348.674	29270.476	35401.157		50474.077	34347.596	22696.057	13945.118
	10842.819	11322.878	2076.435		1.729	27177.714	6795.867	85462.576
	14240.577	6271.241	6668.498		7442.202	12903.342	5153.539	22540.283
RMSE	119.334	79.191	81.661		86.268	113.593	71.788	150.134

	<b>z1 model 2</b>	<b>z1 model 3</b>	<b>z1 model 4</b>		<b>z2 model 2</b>	<b>z2 model 3</b>	<b>z2 model 4</b>
SAR ->	<b>206.35</b>	<b>196.68</b>	<b>204.87</b>		<b>335.65</b>	<b>276.87</b>	<b>268.69</b>
	<b>316.26</b>	<b>238.67</b>	<b>309.59</b>		<b>441.53</b>	<b>399.25</b>	<b>399.41</b>
	<b>157.71</b>	<b>102.22</b>	<b>153.94</b>		<b>275.37</b>	<b>291.33</b>	<b>292.97</b>
	<b>151.3</b>	<b>83.83</b>	<b>147.78</b>		<b>265.2</b>	<b>272.46</b>	<b>273.52</b>
	<b>164.96</b>	<b>75.66</b>	<b>163.03</b>		<b>249.69</b>	<b>210.71</b>	<b>210.03</b>
	<b>129.91</b>	<b>57.29</b>	<b>128.5</b>		<b>241.56</b>	<b>192.1</b>	<b>190.92</b>
	<b>89.65</b>	<b>50.89</b>	<b>88.91</b>		<b>181.51</b>	<b>141.14</b>	<b>139.84</b>
	<b>76.06</b>	<b>63.68</b>	<b>75.58</b>		<b>159.14</b>	<b>122.38</b>	<b>121.04</b>
	<b>113.11</b>	<b>105.18</b>	<b>112.84</b>		<b>206.93</b>	<b>159.78</b>	<b>158.36</b>
	<b>207.06</b>	<b>174.79</b>	<b>206.81</b>		<b>273.67</b>	<b>211.71</b>	<b>210.17</b>
	<b>199.42</b>	<b>187.35</b>	<b>199.26</b>		<b>371.53</b>	<b>321.97</b>	<b>321.33</b>
	<b>235.41</b>	<b>234.14</b>	<b>235.26</b>		<b>318.45</b>	<b>318.35</b>	<b>318.94</b>
	<b>0.0715</b>	<b>0.1151</b>	<b>0.0782</b>		<b>0.1435</b>	<b>0.2935</b>	<b>0.3144</b>
	<b>0.7149</b>	<b>0.2942</b>	<b>0.6788</b>		<b>1.1470</b>	<b>0.9414</b>	<b>0.9422</b>
	<b>0.0067</b>	<b>0.3475</b>	<b>0.0174</b>		<b>0.1898</b>	<b>0.1429</b>	<b>0.1381</b>
	<b>0.1512</b>	<b>0.5297</b>	<b>0.1709</b>		<b>0.1427</b>	<b>0.1193</b>	<b>0.1158</b>
	<b>1.8319</b>	<b>0.2989</b>	<b>1.7988</b>		<b>1.5414</b>	<b>1.1446</b>	<b>1.1377</b>
	<b>4.0288</b>	<b>1.2177</b>	<b>3.9742</b>		<b>1.1792</b>	<b>0.7330</b>	<b>0.7223</b>
	<b>24.0186</b>	<b>13.2019</b>	<b>23.8121</b>		<b>12.0583</b>	<b>9.1540</b>	<b>9.0604</b>
	<b>16.2211</b>	<b>13.4181</b>	<b>16.1125</b>		<b>57.9407</b>	<b>44.3259</b>	<b>43.8296</b>
	<b>4.2814</b>	<b>3.9111</b>	<b>4.2688</b>		<b>4.1733</b>	<b>2.9945</b>	<b>2.9590</b>
	<b>1.8692</b>	<b>1.4220</b>	<b>1.8657</b>		<b>0.2319</b>	<b>0.0470</b>	<b>0.0539</b>
	<b>0.3962</b>	<b>0.4327</b>	<b>0.3966</b>		<b>0.1590</b>	<b>0.2711</b>	<b>0.2726</b>
	<b>0.1406</b>	<b>0.1452</b>	<b>0.1411</b>		<b>0.2893</b>	<b>0.2896</b>	<b>0.2882</b>
	<b>4.4777</b>	<b>2.9445</b>	<b>4.4429</b>		<b>6.5997</b>	<b>5.0381</b>	<b>4.9862</b>
	<b>252.81</b>		<b>302.06</b>		<b>3164.06</b>	<b>13231.90</b>	<b>15180.70</b>
	<b>17382.66</b>		<b>15668.36</b>		<b>55639.37</b>	<b>37480.96</b>	<b>37542.94</b>
	<b>1.09</b>		<b>7.43</b>		<b>4164.12</b>	<b>2359.04</b>	<b>2202.42</b>
	<b>726.30</b>		<b>928.42</b>		<b>1949.22</b>	<b>1360.87</b>	<b>1283.79</b>
	<b>11387.02</b>		<b>10978.85</b>		<b>22934.07</b>	<b>12647.25</b>	<b>12494.77</b>
	<b>10831.95</b>		<b>10540.45</b>		<b>17085.10</b>	<b>6601.56</b>	<b>6411.20</b>

7407.47		7280.64		28093.11	16190.02	15860.88
5132.77		5064.22		24473.47	14323.30	14004.36
8407.67		8358.23		27865.62	14347.25	14009.09
18196.21		18128.83		2654.31	108.99	143.52
17116.49		17158.38		4930.85	14347.25	14500.98
1482.77		1494.34		16809.12	16835.06	16682.31
8193.77		7992.52		17480.20	12486.12	12526.41
90.51942908		89.40087665		132.2127231	111.7413177	111.9214606

<b>z3 model 2</b>	<b>z3 model 3</b>	<b>z3 model 4</b>				
			<b>z4 model 2</b>	<b>z4 model 3</b>	<b>z4 model 4</b>	
268.69	235.4	236.79		257.99	230.72	221.83
399.41	<b>261.61</b>	262.58		364.15	341.19	341.72
292.97	211.73	211.48		173.77	170.25	163.52
273.52	194.5	193.82		190.6	201.82	205.83
210.03	136.29	134.9		193.73	166.8	160.29
190.92	120.69	119.09		155.51	125.43	128.79
139.84	91.71	89.57		112.92	89.67	85.31
121.04	82.6	80.57		103.1	81.53	85.58
158.36	111.95	110.26		129.89	103.41	99.25
210.17	147	145.73		227.22	182.56	183.65
321.33	253.78	253.73		226.45	194.85	189.46
318.94	241.1	240.88		287.72	275.1	275.64
0.1199	0.2289	0.2244		0.0158	0.0915	0.1265
0.7344	<b>0.1360</b>	0.1402		0.7941	0.6810	0.6836
0.1705	0.1540	0.1550		0.1352	0.1527	0.1862
0.1410	0.1886	0.1915		0.1787	0.1303	0.1130
1.5569	0.6592	0.6423		1.3691	1.0398	0.9602
1.7988	0.7693	0.7458		3.1811	2.3724	2.4627
24.7600	15.8939	15.4997		29.7063	23.3839	22.1983
120.0400	<b>81.6000</b>	79.5700		34.1220	26.7740	28.1536
4.4742	2.8699	2.8115		5.7110	4.3428	4.1279
0.4126	<b>0.0120</b>	0.0205		1.5858	1.0776	1.0900
0.1374	0.3187	0.3188		0.2739	0.3752	0.3925
0.0824	0.3063	0.3070		0.0803	0.0330	0.0350
<b>12.8690</b>	<b>8.5947</b>	<b>8.3856</b>		<b>6.4294</b>	<b>5.0379</b>	<b>5.0441</b>
1339.25	<b>4884.01</b>	4691.66		16.18	540.46	1032.83
28603.03	981.21	1042.92		25979.73	19105.40	19252.20
1821.95	1486.54	1505.88		737.96	941.60	1399.92

1142.83	2044.33	2106.29		1719.30	914.73	688.25
16355.12	2931.91	2783.32		12534.10	7229.39	6164.73
15056.69	2753.70	2588.34		13998.78	7785.67	8389.91
18066.43	7444.48	7079.78		11933.94	7394.72	6663.88
14409.60	6658.56	6331.38		10032.93	6177.10	6830.12
16752.50	6892.56	6614.80		12218.02	7065.27	6383.24
3768.03	3.19	9.34		19418.15	8966.01	9173.62
2618.37	14094.44	14106.31		7296.75	13693.91	14984.45
819.76	11336.16	11383.05		457.85	77.04	86.81
10062.80	5125.92	5020.26		9695.31	6657.61	6754.16
100.3134869	71.5955653	70.85376787		98.46476066	81.5941738	82.18371877