FUZZY TIME SERIES SAXENA EASO PADA PERAMALAN LAJU INFLASI DI INDONESIA

SKRIPSI

Oleh:

Lutvia Citra Ramadhani
NIM 131810101024

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2018

FUZZY TIME SERIES SAXENA EASO PADA PERAMALAN LAJU INFLASI DI INDONESIA

SKRIPSI

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

Oleh:

Lutvia Citra Ramadhani
NIM 131810101024

JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2018

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Ibunda Mawarwati dan ayahanda Torik yang tercinta;
2. Adik-adikku Devi Putri Anggraeni dan Rizqy Fauzi yang tercinta;
3. Sahabat-sahabatku tersayang Cecelia Sheina Eliendhani, Ellysa Rahmat, Nursary Nurul Samsi, Azizah, Nifta Rahmawardani, Niken Oktaviani, Siti Ardhiana, Rosi Pratiwi, Waqi’ah dan D. Tiara Andani;
4. Guru-guru sejak taman kanak-kanak sampai perguruan tinggi;
5. Almamater tercinta Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember.

MOTTO

Allah akan meninggikan orang-orang yang beriman di antara kamu dan orang-orang yang diberi ilmu pengetahuan beberapa derajat.
(terjemahan Surat *Al-Mujadalah* ayat 11)[1]

[1] Departemen Agama Republik Indonesia. 1998. *Al Qur'an dan Terjemahannya.* Semarang: PT Kumudasmoro Grafindo

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

nama : Lutvia Citra Ramadhani

Nim : 131810101024

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul "*Fuzzy Time Series* Saxena Easo Pada Peramalan Laju Inflasi Di Indonesia" adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan pada instansi mana pun, dan 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 mana pun serta bersedia menerima sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Januari 2018
Yang menyatakan,

Lutvia Citra Ramadhani
NIM 131810101024

SKRIPSI

FUZZY TIME SERIES **SAXENA EASO PADA PERAMALAN LAJU INFLASI DI INDONESIA**

Oleh

Lutvia Citra Ramadhani
NIM 131810101024

Pembimbing

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

Dosen Pembimbing Anggota : Ahmad Kamsyakawuni, S.Si., M.Kom

PENGESAHAN

Skripsi berjudul "*Fuzzy Time Series* Saxena Easo Pada Peramalan Laju Inflasi Di Indonesia" karya Lutvia Citra Ramadhani telah diuji dan disahkan pada:

hari, tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember

Tim Penguji:

Ketua,	Anggota I,
Dian Anggraeni, S.Si., M.Si NIP. 198202162006042002	Ahmad Kamsyakawuni, S.Si., M.Kom NIP. 197211291998021001
Anggota II,	Anggota III,
Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si NIP. 197407192000121001	Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc.,Ph.D NIP. 195912201985031002

Mengesahkan

Dekan,

Drs. Sujito, Ph.D
NIP. 196102041987111001

RINGKASAN

***Fuzzy Time Series* Saxena Easo Pada Peramalan Laju Inflasi Indonesia**; Lutvia Citra Ramadhani, 131810101024; 2018; 47 halaman; jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Laju inflasi merupakan perubahan kenaikan harga sejumlah barang dan jasa secara umum dan terus menerus pada suatu periode waktu ke waktu yang dinyatakan dalam bentuk persentase. Dalam sejarah kasus inflasi Indonesia dari tahun 1970-2016, tercatat angka inflasi tertinggi terjadi pada tahun 1998 akibat krisis moneter yang melanda Indonesia. Dampaknya tidak hanya pada sektor ekonomi namun meluas ke sektor lainnya. Oleh karena itu diperlukan kegiatan peramalan untuk mengantisipasi angka laju inflasi di periode waktu berikutnya.

Dalam tugas akhir ini diterapkan dua metode peramalan, yaitu ARIMA dan *Fuzzy Time Series* (FTS) Saxena Easo. Kedua metode ini diterapkan pada data laju inflasi di Indonesia tahun 1970-2016 untuk peramalan data laju inflasi di Indonesia tahun 2017.

Proses ARIMA dimulai dari pemeriksaan kestasioneran data terhadap varian dan *mean*. Kemudian dilanjutkan dengan identifikasi model sementara, estimasi parameter, uji diagnostik dan peramalan.

Data pelatihan tahun 1970-2015 stasioner terhadap varian setelah dilakukan dua kali operasi transformasi dan satu kali *differencing* agar stasioner terhadap mean. Pada tahap identifikasi model sementara menghasilkan empat model ARIMA yaitu ARI (1,1), ARI (2,1), ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (2,1,1). Setelah melalui tahap estimasi parameter dan uji diagnostik, terpilih dua model yang parameternya signifikan dan memenuhi asumsi *white noise*, yaitu ARI (1,1) dan ARI (2,1). Pemilihan model yang paling sesuai menggunakan kriteria *AIC* dan terpilih model ARI (2,1) untuk meramalkan laju inflasi Indonesia tahun 2017 sebesar 6,04218.

Pada tahap peramalan FTS Saxena Easo dimulai dengan mengubah data aktual dari tahun 1970-2016 dan data hasil peramalan ARIMA tahun 2017 ke bentuk

persentase perubahan untuk menentukan himpunan semesta, menentukan interval awal, menentukan interval *fuzzy*, menghitung nilai prediksi persentase perubahan dan melakukan peramalan. Pada tahap awal ditentukan U = [-98 ; 886] yang dipartisi menjadi tujuh interval awal beserta frekuensi masing-masing interval. Lalu masing-masing interval dipartisi sejumlah frekuensinya. Hasil partisi tersebut menghasilkan *subinterval* yang kemudian diberi nilai linguistik $(A_1, A_2, \ldots, A_{47})$ dan dihitung nilai tengah masing-masing *subinterval*. Selanjutnya dihitung prediksi persentase perubahan yang akan digunakan untuk peramalan. Hasil peramalan laju inflasi tahun 2017 sebesar 5,9182.

Tingkat akurasi metode peramalan ARIMA dan FTS Saxena Easo diketahui dari besar RMSE masing-masing metode. Pada proses ARIMA, data pelatihan diambil dari tahun 1970-2005 untuk mendapatkan model ARI (2,1) yang akan diuji coba pada data tahun 2006-2016.

Pada proses FTS Saxena Easo, data yang dihitung dari tahun 2005-2016 untuk mendapatkan hasil peramalan periode 2006-2016. Hasilnya FTS Saxena Easo memberikan RMSE = 0,9743 sementara ARIMA memberikan RMSE = 6,3046. RMSE FTS Saxena Easo yang kecil menunjukkan metode tersebut lebih akurat dan dapat memberikan pengaruh yang baik untuk perbaikan hasil peramalan ARIMA.

PRAKATA

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala rahmat serta karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul "*Fuzzy Time Series* Saxena Easo Pada Peramalan Laju Inflasi Di Indonesia". Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember. Sebagian isi dari skripsi ini juga telah dipublikasikan dalam seminar internasional ICCGANT 2017 dan menjadi bagian dalam riset yang didanai DIPA nomor 0715/UN25.3.1/LT.1/2017.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Dian Anggraeni, S.Si., M.Si selaku Dosen Pembimbing Utama, Ahmad Kamsyakawuni, S.Si., MKom selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu, pikiran, dan perhatian dalam penulisan skripsi ini;
2. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si selaku Dosen Penguji Utama, Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D selaku Dosen Penguji Anggota yang telah meluangkan waktu untuk menguji dan memberikan banyak masukan dalam penulisan skripsi ini;
3. M. Ziaul Arif, S.Si., M.Sc selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah membimbing penulis selama menjadi mahasiswa;
4. Keluarga penulis yang telah memberikan dorongan semangat dan doa demi terselesaikannya skripsi ini;
5. Sahabat-sahabat serta semua pihak yang tidak dapat disebut satu per satu.

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

Jember, Januari 2018
Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

Halaman

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Laju inflasi merupakan perubahan kenaikan harga sejumlah barang dan jasa secara umum dan terus menerus pada suatu periode waktu ke waktu yang dinyatakan dalam bentuk persentase. Suseno dan Astiyah (2009) menjelaskan bahwa tidak ada standar umum untuk menetapkan tingkat laju inflasi di suatu negara tergolong ringan, sedang, berat, dan hiperinflasi. Namun fenomena yang terjadi di Indonesia apabila angka laju inflasi berada antara kisaran angka 30% - 100% per tahun maka laju inflasi tersebut tergolong berat. Seperti yang terjadi tahun 1998 dimana tercatat angka laju inflasi di Indonesia mencapai 77,63%. Hal ini menunjukkan kondisi Indonesia yang sedang mengalami krisis ekonomi parah. Permasalahan yang timbul pun meluas hingga permasalahan sosial dan politik yang tidak hanya ditanggung oleh pemerintah tapi juga masyarakat.

Meskipun beberapa tahun setelahnya kondisi laju inflasi di Indonesia menunjukkan perkembangan ke arah positif, kontrol terhadap laju inflasi tetap harus diperhatikan. Tujuannya agar perkembangan perekonomian Indonesia tidak terhambat dan mencegah dampak yang ditimbulkan menyebar ke segala bidang. Di sinilah peran peramalan diperlukan. Menurut Taylor (2003), peramalan adalah sebuah prediksi mengenai kejadian-kejadian yang akan terjadi di masa depan. Berbagai metode peramalan dikembangkan untuk melakukan analisis terhadap data deret waktu laju inflasi di Indonesia. Salah satu metodenya menggunakan sistem *fuzzy* yang dikenal dengan *Fuzzy Time Series* (FTS).

FTS merupakan metode peramalan yang diperkenalkan pertama kali oleh Song dan Chissom (1993) berdasarkan penerapan konsep *fuzzy* hasil penelitian Zadeh (1965). FTS dikembangkan untuk menyelesaikan permasalahan peramalan menggunakan data deret waktu yang mengandung nilai linguistik maupun numerik. Data linguistik adalah data berbentuk kata. Sementara data numerik adalah data berbentuk angka. Menurut Hasbiollah dan Hakim (2015) kelebihan peramalan menggunakan FTS yaitu tidak perlu memakai asumsi-asumsi seperti metode peramalan konvensional. Prosesnya pun tidak mengggunakan *learning system* yang rumit seperti pada *genetic algorithm* dan *artificial neural network* (Haris, 2010). Oleh karena itu, penelitian terhadap FTS untuk peramalan data deret waktu semakin sering dilakukan.

Penelitian yang dilakukan Stevenson dan Porter (2009) memodifikasi metode yang telah diajukan oleh Jilani dkk (2007) mengenai penerapan FTS menggunakan partisi kepadatan frekuensi dan relasi logika *fuzzy* untuk peramalan data penerimaan mahasiswa baru di Universitas Alabama. Modifikasi terletak pada penentuan himpunan semesta yang diubah menjadi bentuk persentase perubahan data historis. Selanjutnya penelitian oleh Saxena dan Easo (2012) yang memodifikasi FTS dari Stevenson dan Porter (2009) dalam menentukan interval *fuzzy* berdasarkan pembagian jumlah frekuensi dari masing-masing interval awal sehingga menjadi beberapa *subinterval*.

Berdasarkan uraian di atas, dalam penelitian ini dilakukan peramalan pada laju inflasi di Indonesia untuk tahun 2017. Selanjutnya dilakukan perbandingan antara metode peramalan *time series* konvensional dan FTS Saxena Easo dari menggunakan data dari tahun 2006 hingga 2016. Metode *time series* konvensional yang dipilih adalah ARIMA karena dianggap efektif dan akurat meramalkan data deret waktu untuk jangka pendek (Pimpi, 2013). Data aktual laju inflasi diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) mulai tahun 1970 hingga 2016. Selanjutnya ketepatan peramalan kedua metode akan ditentukan dengan menghitung *Root Mean Square Error* (RMSE).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diperoleh rumusan masalah sebagai berikut ini.

a. Bagaimana hasil peramalan laju inflasi Indonesia menggunakan FTS Saxena Easo?
b. Bagaimana hasil peramalan laju inflasi Indonesia menggunakan dugaan model ARIMA yang sesuai?
c. Bagaimana hasil peramalan laju inflasi Indonesia tahun 2017 menggunakan FTS Saxena Easo dengan *input* dari ARIMA?

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

a. Mengetahui hasil peramalan laju inflasi Indonesia menggunakan FTS Saxena Easo.
b. Mengetahui hasil peramalan laju inflasi Indonesia menggunakan dugaan model ARIMA yang sesuai.
c. Mengetahui hasil peramalan laju inflasi Indonesia tahun 2017 menggunakan FTS Saxena Easo dengan *input* dari ARIMA.

1.4 Manfaat

Manfaat yang ingin dicapai dari penelitian ini diharapkan selain sebagai sumber referensi untuk penelitian selanjutnya, dapat membantu pemerintah melakukan penyusunan kebijkan terkait laju inflasi Indonesia dengan melakukan peramalan terhadap angka laju inflasi Indonesia di tahun 2017 menggunakan FTS Saxena Easo.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Data Deret Waktu

Wooldridge (2013) menjelaskan bahwa 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. Contoh data ini meliputi harga saham, jumlah uang beredar, indeks harga konsumen, produk domestik bruto, tingkat pembunuhan tahunan, dan angka penjualan mobil. Sementara analisis deret waktu menurut Wei (2006) adalah metodologi untuk menganalisa data deret waktu.

Menurut Makridakis dkk (1992) data deret waktu dibagi menjadi empat macam pola seperti dalam Gambar 2.1. Berikut ini penjelasan mengenai keempat pola tersebut.

a. Horizontal

   Pola data horizontal ialah data observasi yang berubah-ubah di sekitar nilai rata-rata konstan. Contohnya penjualan tiap bulan suatu produk tidak meningkat atau menurun secara konsisten pada suatu waktu.

b. Musiman

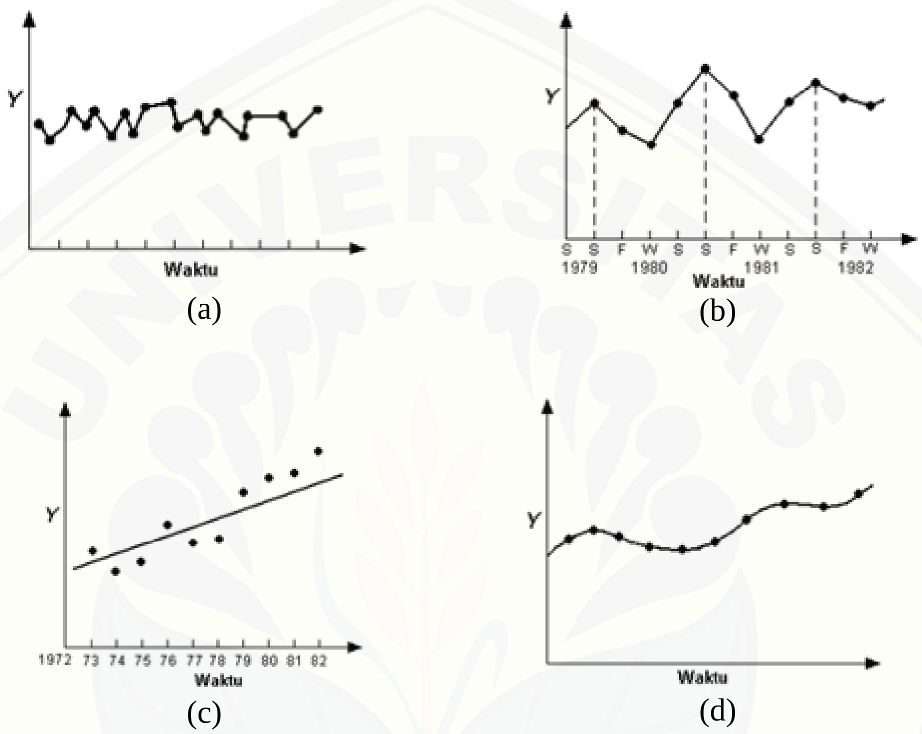
   Pola data musiman ialah data observasi yang dipengaruhi oleh musiman, ditandai adanya pola perubahan berulang dari tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu. Contohnya pola data pembelian produk minuman ringan.

c. *Trend*

   Pola data *trend* ialah data observasi naik atau turun pada jangka panjang. Contohnya data penjulan banyak perusahaan, GNP dan indikator-indikator bisnis atau ekonomi lain.

d. Siklus

Pola data siklus ialah data observasi yang mengalami fluktuasi bergelombang di sekitar garis *trend* pada periode waktu yang panjang. Contohnya data penjualan mobil.



(a) Pola Horizontal; (b) Pola Musiman; (c) Pola *Trend*; (d) Pola Siklus

Gambar 2.1 Plot pola data deret waktu (Sumber: Makridakis dkk., 1992)

2.2 *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) adalah salah satu metode peramalan untuk data deret waktu dengan menggunakan model matematis dan akurat untuk peramalan jangka pendek. Metode ini dikembangkan tanpa mensyaratkan pola data tertentu dan akan berjalan baik pada data deret watu yang berhubungan satu sama lain secara statistik (Tampubolon dkk., 2014).

Model ARIMA untuk data *nonseasonal* dinotasikan dengan $ARIMA\,(p, d, q)$, dimana p adalah derajat *autoregressive* (AR), d adalah derajat *differencing* (pembedaan), dan q adalah derajat *moving average* (MA). Wei (2006) menjelaskan bahwa ARIMA terdiri dari beberapa model yaitu:

a. Model *Autoregressive* (AR)

Model AR (p) dirumuskan dengan persamaan (2.1).

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \tag{2.1}$$

Keterangan :

ϕ_p : parameter komponen AR orde *p*

Z_t : nilai pengamatan saat *t*

a_t : nilai eror saat *t*

b. Model *Moving Average* (MA)

Model MA (q) dirumuskan dengan persamaan (2.2).

$$Z_t = (1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q) a_t \tag{2.2}$$

Keterangan :

θ_q : parameter komponen MA orde *q*

Z_t : nilai pengamatan saat *t*

B : operator *backshift*

a_t : nilai eror saat *t*

c. Model Campuran *Autoregressive- Moving Average* (ARMA)

Model ARMA (p,q) dirumuskan dengan persamaan (2.3).

$$\phi_p(B) Z_t = \theta_q(B) a_t \tag{2.3}$$

Keterangan :

ϕ_p : parameter komponen AR orde *p*

Z_t : nilai pengamatan saat *t*

a_t : nilai eror saat *t*

θ_q : parameter komponen AR orde *q*

B : operator *backshift*

d. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Bentuk umum model ARIMA (p,d,q) dirumuskan dengan persamaan (2.4)

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B) a_t \tag{2.4}$$

Keterangan :

ϕ_p	: parameter komponen AR orde *p*
$(1-B)^d$	: pembedaan orde *d*
Z_t	: nilai pengamatan saat *t*
θ_q	: parameter komponen MA orde *q*
a_t	: nilai eror *t*
B	: operator *backshift*

Perbedaan keempat model di atas dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Model – model analisis data deret waktu

Model	Asumsi
Autoregressive (AR)	Data periode waktu saat ini dipengaruhi data pada periode waktu sebelumnya
Moving Average (MA)	Data periode waktu saat ini dipengaruhi nilai residual periode waktu sebelumnya
Autoregressive Moving Average (ARMA)	Data periode waktu saat ini dipengaruhi data pada periode waktu sebelumnya dan nilai residual periode waktu sebelumnya
Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)	Mirip ARMA tapi data terlebih dahulu dilakukan pembedaan atau transformasi

(Sumber: Enders, 1995)

2.2.1 Kestasioneritas Data

Stasioneritas data berarti fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan dan variansi yang relatif konstan pada setiap periode waktu. Kestasioneran data penting karena model ARIMA hanya dapat digunakan untuk data yang stasioner.

Pendekatan untuk memeriksa kestasioneran data dapat secara informal dan formal. Secara informal dilakukan dengan eksplorasi plot data deret waktu yang dapat digambarkan secara sederhana sebagai berikut (Retnaningrum, 2015).

a. Apabila suatu deret waktu diplot kemudian tidak terbukti adanya perubahan nilai tengah dari waktu ke waktu maka dapat dikatakan bahwa data deret waktu tersebut stasioner pada nilai tengahnya.
b. Apabila plot data deret waktu tidak memperlihatkan perubahan variansi yang jelas dari waktu ke waktu maka dapat dikataan data deret waktu tersebut adalah stasioner pada variansinya.
c. Apabila plot data deret waktu memperlihatkan nilai tengah yang menyimpang dari waktu ke waktu maka dapat dikatakan data deret waktu tersebut tidak stasioner terhadap nilai tengahnya.
d. Apabila data deret waktu memeperlihatkan nilai tengah yang menyimpang (berubah setiap waktu) dan variansinya tidak konstan setiap waktu maka dapat dikatakan deret waktu tersebut tidak stasioner pada nilai tengah dan variansinya.

Secara formal dilakukan pemeriksaan kestasioneran data terhadap *mean* dengan menggunakan uji akar unit yaitu *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Model sederhana seperti pada persamaan (2.5):

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \delta Y_{t-1} + a_t \qquad (2.5)$$

Keterangan :

ΔYt : pembedaan pertama dari Y saat t dengan Y saat t-1

β_1 : nilai konstan atau *intercept*

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

a : nilai *error*

Hipotesis :

H_0 : $\delta = 1$ (Y_t tidak stasioner, mengandung akar-akar unit)

H_1 : $\delta < 1$ (Y_t stasioner, tidak mengandung akar-akar unit)

Statistik Uji :

$$\tau_{hitung} = \frac{\rho}{SE(\rho)} \qquad (2.6)$$

Keterangan :

ρ : nilai koefisien suatu parameter

$SE(\rho)$: standar eror suatu parameter

Keputusan :

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

Data yang tidak stasioner terhadap *mean* harus dilakukan pembedaan (*differencing*). *Differencing* adalah suatu proses untuk menstasionerkan data terhadap *mean* dengan mencari dari satu periode data terhadap data berikutnya menggunakan persamaan (2.7) (Pankratz, 1983).

$$w_t = Y_t - Y_{t-1} \tag{2.7}$$

Keterangan :

w_t : nilai *differencing*

Y_t : nilai data saat *t*

Y_{t-1} : nilai data saat *t*-1

Sedangkan pemeriksaan kestasioneran data terhadap varian dilakukan dan diatasi dengan transformasi Box-Cox. Tabel 2.2 menunjukkan hubungan antara nilai *Rounded Value* (λ) dan operasi transformasinya.

Tabel 2.2 Aturan transformasi Box-Cox

Rounded Value (λ)	Transformasi
-1,0	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0,0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{\ln Z_t}$
1,0	Z_t (tanpa transformasi)

Sumber : Wei (2006)

2.2.2 *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Penentuan nilai komponen AR dan MA dilakukan dengan mengamati plot ACF dan PACF. Aturan penentuan modelnya dapat dilihat dalam Tabel 2.3.

Tabel 2.3 Aturan penentuan komponen AR dan MA *nonseasonal*

Model	ACF	PACF
MA (q)	Plot ACF signifikan pada *lag* ke-1,2,...,q kemudian *cuts off* setelah *lag* q	Plot PACF mengalami *dies down* pada *lag* 1,2,...
AR (p)	Plot ACF mengalami *dies down* pada *lag* 1,2,...	Plot PACF signifikan pada *lag* ke-1,2,...,p kemudian *cuts off* setelah *lag* p
ARMA (p,q)	Plot ACF mengalami *dies down* dengan cepat pada *lag* 1,2,...	Plot ACF mengalami *dies down* dengan cepat pada *lag* 1,2,...
Tidak ada operator non-musiman	Plot ACF tidak ada yang signifikan karena nilai ACF kecil	Plot PACF tidak ada yang signifikan karena nilai PACF kecil
MA (q) atau AR (p)	Plot ACF signifikan pada *lag* ke-1,2,...,q kemudian *cuts off* setelah *lag* q	Plot PACF signifikan pada *lag* ke-1,2,...,p kemudian *cuts off* setelah *lag* p

Sumber : Ayu (2016)

2.2.3 Estimasi Parameter

Estimasi parameter meliputi estimasi terhadap parameter komponen AR (ϕ) dan parameter komponen MA (θ). Jika hanya terdiri dari komponen AR maka estimasi parameter dilakukan dengan metode kuadrat terkecil (*Least Square Method*). Jika model ARIMA juga mengandung MA maka estimasi parameter dilakukan dengan metode maksimum *likelihood* karena komponen MA dapat mengakibatkan ketidaklinieran pada model ARIMA.

a. Metode Estimasi Kuadrat Terkecil (*Least Square Method*)

Metode estimasi kuadrat terkecil untuk mengestimasi parameter dengan meminimalkan jumlah kuadrat galatnya (*sum square error*).

Misal persamaan (2.8) adalah persamaan untuk model AR(1) :

$$Z_t - \mu = \phi(Z_{t-1} - \mu) + a_t \tag{2.8}$$

yang merupakan model regresi dengan prediktor Z_{t-1}dan respon Z_t.

Jumlah kuadrat galat dinyatakan dengan persamaan (2.9) :

$$S_*(\phi, \mu) = \sum_{t=2}^{n}[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)]^2 \tag{2.9}$$

Penaksiran ϕ dan μ diperoleh dari meminimumkan persamaan (2.9) dengan membuat turunan pertamanya terhadap ϕ dan μ dibuat sama dengan nol.

$$\frac{\partial S_*(\phi,\mu)}{\partial \mu} = \sum_{t=2}^{n} 2[(Z_t - \mu) - \phi(Z_{t-1} - \mu)](-1 + \phi) = 0 \qquad (2.10)$$

Sehingga diperoleh penyelesaian μ berdasarkan persamaan (2.10) seperti pada persamaan (2.11) :

$$\hat{\mu} = \frac{[\sum_{t=2}^{n} Z_t - \phi \sum_{t=2}^{n} Z_{t-1}]}{(n-1)(1-\phi)} \qquad (2.11)$$

Untuk *n* yang besar ,

$$\frac{1}{(n-1)} \sum_{t=2}^{n} Z_t \approx \frac{1}{(n-1)} \sum_{t=2}^{n} Z_{t-1} \approx \bar{Z} \qquad (2.12)$$

Sehingga penyelesaian $\hat{\mu}$ dirumuskan seperti pada persamaan (2.13) :

$$\hat{\mu} \approx \frac{(\bar{Z} - \phi\bar{Z})}{(1-\phi)} = \bar{Z} \qquad (2.13)$$

menggunakan cara yang sama seperti pada persamaan turunan terhadap ϕ dirumuskan seperti pada persamaan (2.14) :

$$\frac{\partial S_*(\phi,\mu)}{\partial \phi} = \sum_{t=2}^{n} 2[(Z_t - \bar{Z}) - \phi(Z_{t-1} - \bar{Z})](Z_{t-1} - \bar{Z}) = 0 \qquad (2.14)$$

Sehingga penyelesaian $\hat{\phi}$ dirumuskan seperti pada persamaan (2.15) :

$$\hat{\phi} = \frac{\sum_{t=2}^{n} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum_{t=2}^{n} (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \qquad (2.15)$$

Nilai-nilai $\hat{\mu}$ dan $\hat{\phi}$ merupakan taksiran untuk parameter μ dan ϕ (Crayer dan Chan, 2008).

b. Metode Maksimum *Likelihood*

Misalkan bentuk ARMA (*p*,*q*) seperti pada persamaan (2.16).

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \cdots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q} \qquad (2.16)$$

dengan $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$ saling independen, probabilitas kepadatan bersama pada $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)'$ diberikan persamaan (2.17) :

$$f(a|\phi,\mu,\sigma_a^2) = (2\pi\sigma_a^2)^{-\frac{n}{2}} exp\left[-\frac{1}{2\sigma_a^2} \sum_{t=1}^{n} a_t^2\right] \qquad (2.17)$$

Sehingga dapat ditulis fungsi *likelihood* untuk parameter (ϕ, μ, σ_a^2).

Misal $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n)'$ dan diasumsikan nilai inisialisasi awal $Z_* = (Z_{1-p}, \dots, Z_{-1}, Z_0)'$ dan $a_* = (a_{1-p}, \dots, a_{-1}, a_0)'$. Fungsi log-*likelihood* diberikan pada persamaan (2.18) :

$$\ln L_*(\phi,\mu,\theta,\sigma_a^2) = -\frac{n}{2}\ln(2\pi\sigma_a^2) - \frac{S(\phi,\mu,\theta)}{2\sigma_a^2} \quad (2.18)$$

dimana fungsi jumlah kuadrat diberikan pada persamaan (2.19).

$$S_*(\phi,\mu,\theta) = \sum_{t=1}^{n} a_t^2(\phi,\mu,\theta|Z_*,a_*,Z) \quad (2.19)$$

Jumlah pada $\hat{\phi},\hat{\mu},\hat{\theta}$ yang memaksimumkan fungsi persamaan (2.18) disebut sebagai estimator maksimum *likelihood.* Setelah memperoleh estimasi parameter $\hat{\phi},\hat{\mu},\hat{\theta}$, selanjutnya estimasi $\hat{\sigma}_a^2$ bagi σ_a^2 diberikan pada persamaan (2.20).

$$\hat{\sigma}_a^2 = S(\hat{\phi},\hat{\mu},\hat{\theta})/db \quad (2.20)$$

dimana $db = n - (2p + q + 1)$.

(Wei, 2006)

2.2.4 Uji Signifikan Parameter

Hipotesis :

H_0 : $\varphi = 0$ (Parameter model tidak signifikan)

H_1 : $\varphi \neq 0$ (Parameter model signifikan)

Statistik uji :

$$|t_{hitung}| = \frac{\hat{\varphi}}{S_{\hat{\varphi}}} \quad (2.21)$$

Keputusan :

Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\alpha/2:db}$ atau *p-value* $< \alpha$ berarti estimasi parameter dari suatu model dianggap memiliki pengaruh yang signifikan.

Keterangan :

φ : suatu parameter (θ dan ϕ) model *time series*

$\hat{\varphi}$: nilai estimasi parameter φ

$S_{\hat{\varphi}}$: standar *error* estimasi $\hat{\varphi}$

n_p : jumlah parameter

α : tingkat signifikan kesalahan sebesar 0,05

db : tingkat kepercayaan yang diperoleh dari operasi pengurangan jumlah data dengan jumlah perkiraan parameter.

(Bowerman dan O'Connell, 1993)

2.2.5 Pemeriksaan Diagnostik

Menurut Wei (2006) pemeriksaan diagnostik bertujuan untuk menentukan kelayakan suatu model berdasarkan asumsi residual *white noise* dengan statistik Ljung-Box.

Hipotesis :

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_k = 0$

H_1 : minimal ada satu $\rho_i \neq 0, i = 1,2, \ldots, K$

Statistik uji :

$$Q = n(n+2)\sum_{i=n}^{K} \frac{\widehat{\rho_i}^2}{n-i} \qquad (2.22)$$

Keputusan :

Tolak H_0 jika $Q > X^2{}_{1-\alpha;db}$ atau *p-value* $< \alpha$ yang berarti residual tidak *white noise.*

Keterangan :

n : banyak pengamatan

$\widehat{\rho_i}$: autokorelasi residual pada lag ke-*i*

α : tingkat signifikan kesalahan sebesar 0,05

db : tingkat kepercayaan yang diperoleh dari operasi pengurangan jumlah data dengan jumlah perkiraan parameter

2.3 Konsep Dasar *Fuzzy Time Series* (FTS)

2.3.1 Logika *Fuzzy*

Logika *fuzzy* merupakan suatu logika yang memiliki nilai kekaburan atau kesamaran (*fuzzy*ness) antara benar atau salah. Secara bahasa *fuzzy* diartikan sebagai kabur atau samar-samar. Secara teori nilai benar dan salah dapat terjadi secara bersamaan dalam logika *fuzzy*. Sementara besar nilai kebenaran dan kesalahan tergantung bobot keanggotaan yang dimiliki. Jika derajat pada logika umumnya hanya memiliki nilai 0 atau 1, maka logika *fuzzy* berada antara nilai 0 hingga 1. Logika *fuzzy* digunakan untuk mengartikan suatu besaran yang diekspresikan menggunakan bahasa (*linguistic*), misalkan besaran kecepatan laju kendaraan yang diekspresikan dengan pelan, agak cepat, cepat, dan sangat cepat (Setiadji, 2009).

Berikut beberapa alasan penggunaan logika *fuzzy* menurut Kusumadewi (2002).

a. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti, artinya logika *fuzzy* menggunakan dasar teori himpunan sehingga konsep matematis yang mendasari penalaran *fuzzy* sangat sederhana.
b. Logika *fuzzy* sangat fleksibel, artinya dapat beradaptasi dengan ketidakpastian yang menyertai suatu permasalahan.
c. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data-data yang tidak tepat, artinya jika diberikan sekelompok data homogen dan beberapa data eksklusif, maka logika *fuzzy* dapat menangani data eksklusif tersebut.
d. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami, artinya bahasa yang digunakan dalam logika *fuzzy* adalah bahasa sehari-hari yang mudah dimengerti.

2.3.2 Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* merupakan suatu himpunan yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel. Derajat keanggotaan atau nilai keanggotaan yang dimiliki himpunan *fuzzy* dinotasikan $\mu_A(x)$ dengan rentang nilai [0,1]. Himpunan ini biasanya digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang mengandung ketidakpastian (Kusumadewi dan Purnomo, 2010).

Berikut ini dua elemen dalam himpunan *fuzzy*.

a. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili keadaan atau kondisi tertentu.
b. Numerik, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel. Misalnya pada kepadatan penduduk, secara linguistik dapat dikelompokkan menjadi sangat jarang penduduk, jarang penduduk, cukup, padat penduduk, dan sangat padat penduduk. Dimana nilai numerik yang mewakili keadaan tersebut adalah 0; 0,25; 0,5; 0,75; 1.

Berikut ini beberapa hal yang ada dalam himpunan *fuzzy*.

a. Variabel *fuzzy* adalah variabel yang dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*.

b. Himpunan *fuzzy* adalah suatu grup yang mewakili suatu kondisi tertentu dalam variabel *fuzzy*.

c. Semesta pembicara adalah keseluruhan nilai yang diijinkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*.

d. Domain adalah keseluruhan nilai yang diijinkan dalam semesta pembicara dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*.

2.3.3 Definisi *Fuzzy Time Series*

Fuzzy time series (FTS) adalah sebuah konsep yang diperkenalkan pertama kali oleh Song dan Chissom (1993) berdasarkan teori himpunan *fuzzy* dan konsep variabel linguistik serta aplikasinya oleh Zadeh (1965). FTS digunakan untuk menyelesaikan peramalan data historis dengan nilai – nilai linguistik. Perbedaan utama antara *time series* konvensional dan *fuzzy time series* yaitu pada nilai yang digunakan untuk peramalan.

Jika U adalah himpunan semesta, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ maka suatu himpunan *fuzzy* A dari U didefinisikan sebagai $A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \cdots + \frac{f_A(u_n)}{u_n}$ dimana f_A adalah fungsi keanggotaan dari A, $f_A\colon U \to [0,1]$dan $1 \le i \le n$.

Sedangan definisi FTS adalah sebagai berikut (Song & Chissom,1993).

Misalkan $Y(t)(t = \cdots,0,1,2,\dots)$, adalah himpunan bagian dari R, yang menjadi himpunan semesta dimana himpunan *fuzzy* $f_i(t)(i = 1,2,\dots)$ telah didefinisikan sebelumnya dan $F(t)$ menjadi kumpulan dari $f_i(t)(i = 1,2,\dots)$. Sehingga $F(t)$ dinyatakan sebagai FTS terhadap $Y(t)(t = \cdots,0,1,2,\dots)$.

Berdasarkan definisi di atas, dapat dipahami bahwa F(t) dapat dianggap sebagai variabel linguistik dan $f_i(t)(i = 1,2,\dots)$ dianggap sebagai kemungkinan nilai linguistik dari F(t), dimana $f_i(t)(i = 1,2,\dots)$ direpresentasikan oleh suatu himpunan *fuzzy*. Selain itu $F(t)$ juga merupakan suatu fungsi waktu dari t sehingga nilainya bisa berbeda setiap waktu bergantung pada kenyataan himpunan semesta bisa berbeda pada setiap waktu. Perlu diperhatikan bahwa konsep FTS berbeda dengan konsep *fuzzy* pada fungsi keanggotaanya.

2.4 Persentase Perubahan Data Historis

Persentase perubahan data historis merupakan langkah awal metode FTS Stevenson dan Porter (2009) sebelum menentukan U yang secara umum dirumuskan dengan persamaan (2.23):

$$percChange = \left(\frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}}\right) \times 100 \tag{2.23}$$

Keterangan :

x_t : data aktual ke *t* dimana *t*=1,2, ..., *n*

x_{t-1} : data aktual ke *t*-1 dimana *t*=1,2, ..., *n*

2.5 Prediksi Persentase Perubahan

Prediksi persentase perubahan merupakan nilai peramalan yang diperoleh menggunakan rumus fungsi keanggotaan triangular dan secara umum dirumuskan dengan persamaan (2.24) (Jilani dkk., 2007) :

$$t_j = \begin{cases} \dfrac{1 + 0{,}5}{\frac{1}{a_1} + \frac{0{,}5}{a_2}} & \text{, jika } j = 1 \\ \dfrac{0{,}5 + 1 + 0{,}5}{\frac{0{,}5}{a_{j-1}} + \frac{1}{a_j} + \frac{0{,}5}{a_{j+1}}} & \text{, jika } 2 \leq j \leq n-1 \\ \dfrac{0{,}5 + 1}{\frac{0{,}5}{a_{n-1}} + \frac{1}{a_n}} & \text{, jika } j = n \end{cases} \tag{2.24}$$

Keterangan :

t_j : prediksi persentase perubahan waktu ke *t* dimana *t* = 1,2, ..., *n* dan *j* = 1,2,... ,*n*

a_{j-1}, a_j, a_{j+1} : titik tengah *subinterval* A_{j-1}, A_j, A_{j+1}

2.6 Nilai Peramalan Data

Nilai peramalan data adalah nilai berdasarkan hasil peramalan persentase perubahan dan secara umum dirumuskan dengan persamaan (2.25) (Fitra dan Hakim, 2015) :

$$F(t) = \left(\frac{t_j}{100} \times x_{t-1}\right) + x_{t-1} \tag{2.25}$$

Keterangan :

F(t) : nilai peramalan data.

x_{t-1} : data aktual waktu ke *t*-1 dimana *t* = 1,2, ..., *n*

t_j : nilai prediksi persentase waktu ke *t* dimana *t* = 1,2, ..., *n*

2.7 Nilai Ketepatan Metode Peramalan

Ketepatan metode peramalan dilihat dari hasil perhitungan menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*) untuk mengetahui besarnya penyimpangan yang terjadi pada data hasil peramalan. Peramalan terbaik ditentukan dengan nilai RMSE terkecil. Secara umum dirumuskan dengan persamaan (2.26) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(x_t - F(t))^2}{n}} \quad (2.26)$$

Keterangan :

x_t : data aktual waktu ke *t*.

n : banyak data peramalan.

F(t) : data peramalan pada waktu ke *t*.

Penentuan model ARIMA terbaik dari beberapa model dilakukan melalui pendekatan nilai AIC. Jika semakin kecil nilai AIC maka semakin baik model tersebut. Secara umum dirumuskan dengan persamaan (2.27) (Akaike, 1973) :

$$AIC(M) = -2 \log L_i + 2K \quad (2.27)$$

Keterangan :

L_i : maksimum *likelihood* untuk model *i*

K : banyak parameter bebas

2.8 Tabel Distribusi Frekuensi

Tabel distribusi frekuensi menurut Supardi (2016) adalah data yang disusun dalam bentuk kelompok baris berdasaran kelas-kelas interval dan menurut kategri tertentu disebut distribusi frekuensi. Berguna untuk memudahkan penyajian data dan menyederhanakannya.

Adapun langkah-langkah penentuan tabel distribusi frekuensi adalah sebagai berikut ini.

a. Urutkan data terkecil hingga terbesar.

b. Hitung rentang (R) dengan persamaan (2.28).

$$R = D_{max} - D_{min} \tag{2.28}$$

Keterangan :

D_{max} : data besar

D_{min} : data terkecil

c. Hitung jumlah kelas (K) dengan persamaan (2.29).

$$K = 1 + 3{,}3 \log n \tag{2.29}$$

Keterangan :

n : jumlah data

d. Hitung panjang interval (P) dengan persamaan (2.30).

$$P = \frac{R}{K} \tag{2.30}$$

e. Tentukan batas terendah atau ujung data pertama selanjutnya menghitung kelas interval, caranya menjumlahkan ujung bawah kelas sampai pada data akhir ujung data kelas pertama nilainya harus sama dengan data terkecil.

f. Buat tabel sementara dengan menghitung satu demi satu berdasarkan interval kelas.

BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder laju inflasi tahunan di Indonesia mulai tahun 1970 hingga 2016 yang didapatkan dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Pada proses ARIMA data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data percobaan. Sementara pada proses FTS Saxena Easo tidak dilakukan pembagian data. Proses pengolahan data dikerjakan dengan bantuan *software* R, minitab 18 dan MATLAB R2015b.

3.2 Langkah – langkah Penelitian

Langkah – langkah penelitian yang dilakukan oleh peneliti untuk melakukan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1. Berikut ini uraian langkah-langkahnya.

a. Studi Literatur

   Studi literature dilakukan peneliti dengan mengumpulkan jurnal-jurnal internasional maupun nasional, buku-buku, skripsi dan tesis terkait topik penelitian. Hal ini bertujuan untuk memperdalam pemahaman peneliti mengenai metode FTS Saxena Easo dan ARIMA yang digunakan untuk melakukan peramalan pada laju inflasi Indonesia.

b. Pengumpulan Data

   Pengumpulan data dilakukan dengan mengunjungi situs resmi BPS dan membaca dari sumber literatur lain. Data yang dikumpulkan berupa data sekunder laju inflasi tahunan di Indonesia mulai tahun 1970 hingga 2016.

c. Penerapan ARIMA

   Penerapan ARIMA memiliki langkah-langkah peramalan seperti pada Gambar 3.2. Berikut ini adalah uraian langkah-langkahnya.

   1. Periksa kestasioneran data pelatihan secara formal terhadap varian menggunakan transformasi Box-Cox pada *software* minitab 18 dengan ketentuan operasi transformasinya seperti dalam Tabel 2.2. Selanjutnya

periksa kestasioneran data terhadap *mean* menggunakan uji ADF pada *software* R. Persamaan matematis uji ADF ditunjukkan oleh persamaan (2.5). Data yang sudah stasioner dapat dilanjutkan pada tahap berikutnya. Namun data yang belum stasioner terhadap *mean* harus dilakukan proses *differencing* dengan persamaan (2.7). Proses *differencing* dibantu dengan *software* minitab 18.

2. Mengidentifikasi model sementara dengan melakukan plot ACF dan PACF dari data yang telah stasioner terhadap varian dan *mean* menggunakan bantuan dari *software* minitab 18. Aturan penentuan komponen ARIMA (p,d,q) dapat dilihat pada Tabel 2.3.
3. Mengestimasi parameter ARIMA (p,d,q) hasil identifikasi model sementara dengan metode kuadrat terkecil atau maksismum *likelihood*. Hal ini bertujuan menguji kelayakan parameter-parameter yang ada. Uji statistik yang digunakan adalah uji t seperti pada persamaan (2.21) dengan dibantu *software* minitab 18.
4. Melakukan pemeriksaan diagnostik untuk melihat kemungkinan perbaikan model berdasarkan uji asumsi *white noise* pada persamaan (2.22). Model yang memenuhi asumsi dianggap layak untuk digunakan pada langkah selanjutnya dengan dibantu *software* minitab 18.
5. Pemilihan model ARIMA yang sesuai untuk peramalan dilakukan berdasarkan hasil perbandingan nilai *AIC* dari model-model yang ada menggunakan persamaan (2.27) dibantu *software* R.

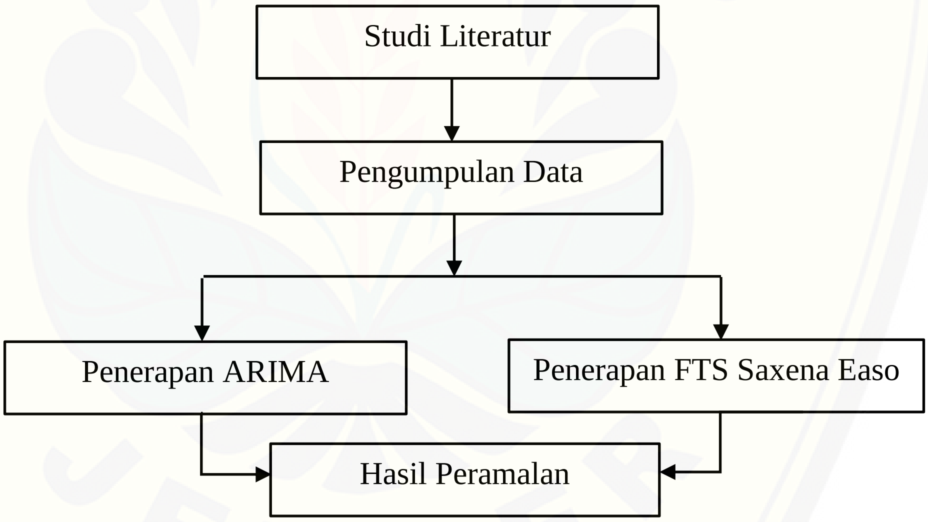
d. Penerapan FTS Saxena Easo

FTS Saxena Easo memiliki langkah-langkah seperti pada Gambar 3.3. Berikut ini adalah uraian langkah-langkahnya.

1. Mengubah data aktual laju inflasi Indonesia yang telah diperoleh dalam bentuk persentase perubahan data historis dengan persamaan (2.23).
2. Mendefinisikan himpunan semesta U dalam $U = (D_{min}, D_{max})$. D_{min} diperoleh dari nilai terdekat lebih kecil dari persentase perubahan terkecil. D_{max} diperoleh dari nilai terdekat lebih besar dari persentase perubahan terbesar.

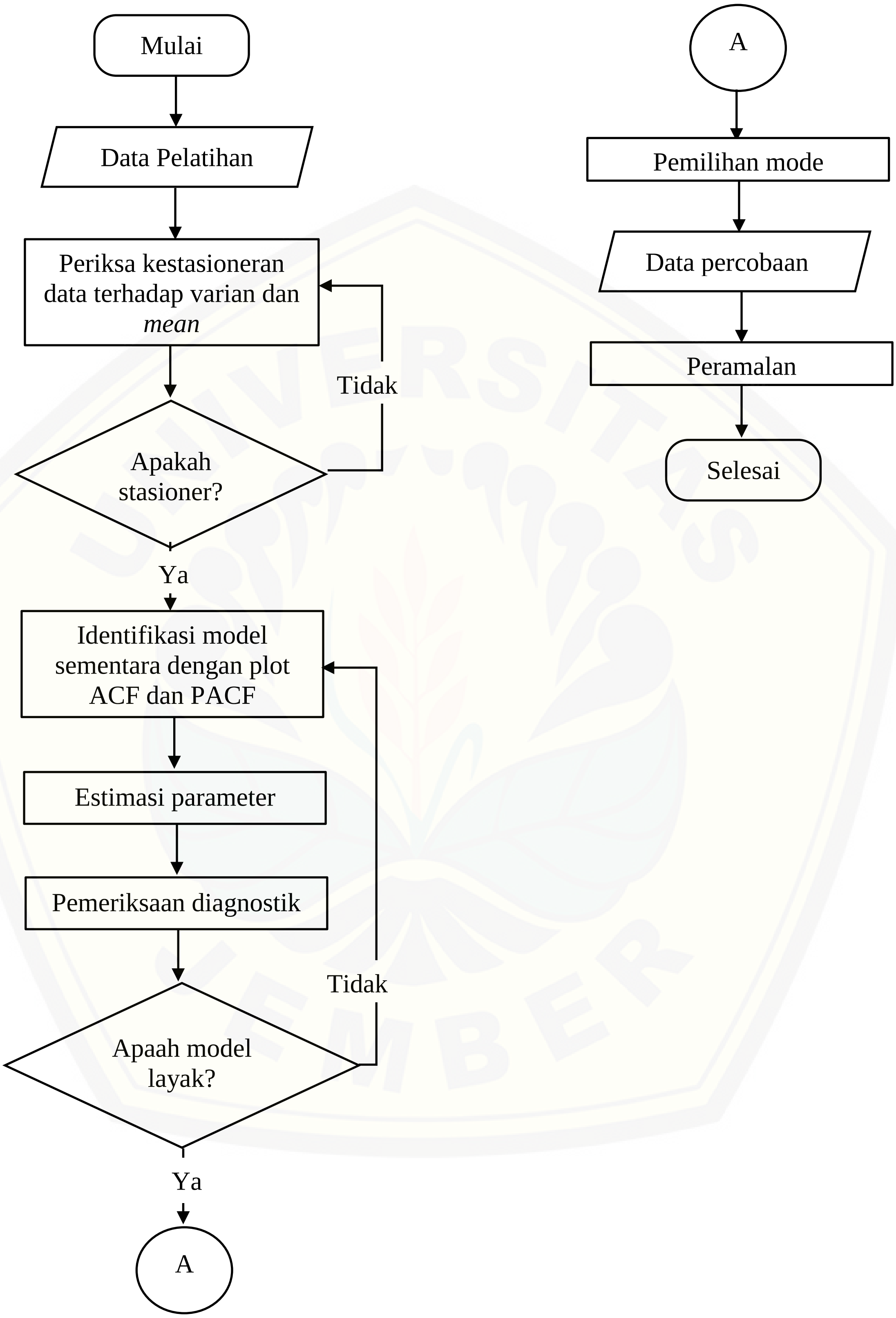
3. Membagi himpunan semesta U dalam beberapa interval sama panjang sebagai interval awal dengan persamaan (2.28), (2.29) dan (2.30). Selanjutnya menentukan frekuensi dari masing-masing interval.
4. Membagi interval-interval awal menjadi beberapa *subinterval* yang sama panjang berdasarkan jumlah frekuensinya. Selanjutnya mendefinisikan masing-masing himpunan *fuzzy* X_i dari *subinterval* yang telah terbentuk. Himpunan *fuzzy* dinyatakan dalam bentuk linguistik. Ini yang disebut interval *fuzzy*.
5. Menghitung nilai prediksi persentase perubahan dengan persamaan (2.24).
6. Menghitung nilai hasil peramalan dengan persamaan (2.25).

e. Menghitung nilai RMSE untuk menemukan besar penyimpangan hasil peramalan ARIMA dan FTS Saxena Easo terhadap data aktual.

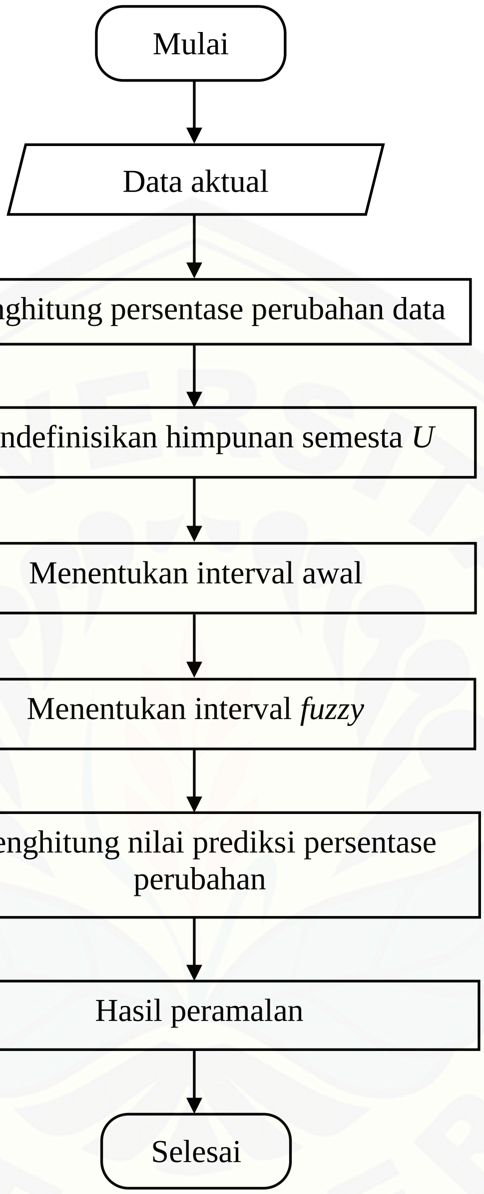


Gambar 3.1 Skema Penelitian

Selanjutnya akan ditunjukkan skema penerapan ARIMA dan FTS Saxena Easo pada Gambar 3.2 dan Gambar 3.3 sebagai berikut.



Gambar 3.2 Skema penerapan ARIMA



Gambar 3.3 Skema penerapan FTS Saxena Easo

BAB 5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah diuraikan pada bab sebelumnya, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

a. Peramalan yang dilakukan metode FTS Saxena Easo untuk data laju inflasi Indonesia tahun 2006-2016 memberikan hasil yang hampir mendekati data aktual dengan RMSE = 0,9743. Hal ini terjadi karena dalam proses peramalan metode ini ada proses penentua interval dan penentuan prediksi persentase perubahan yang dipengaruhi tidak hanya oleh data sebelum namun juga oleh data setelahnya.

b. Peramalan yang dilakukan dengan metode ARIMA terlebih dahulu membagi data menjadi data pelatihan menggunakan data tahun 1970-2005 untuk mendapatkan model ARI (2,1). Data tahun 2006-2016 sebagai data percobaan untuk menguji model ARI (2,1) menunjukkan hasil yang mendekati data aktual hanya pada tiga tahun pertama, yaitu 2006,2007 dan 2008. Sementara periode waktu setelahnya menunjukkan hasil dengan rentang yang cukup jauh dari data aktual. Nilai RMSE yang dihasilkan sebesar 6,3046 menunjukkan bahwa keakuratan metode FTS Saxena Easo lebih baik dari pada metode peramalan ARIMA.

c. Hasil peramalan laju inflasi Indonesia tahun 2017 menggunakan ARIMA memberikan nilai data peramalan sebesar 6,04218. Hasil ini selanjutnya dijadikan sebagai input untuk peramalan laju inflasi Indonesia tahun 2017 menggunakan metode FTS Saxena Easo karena berdasarkan perbandingan nilai RMSE, penggunaan metode FTS Saxena Easo mempunyai pengaruh baik terhadap perbaikan hasil peramalan ARIMA. Hasil peramalan setelah penerapan algoritma FTS Saxena Easo memberikan nilai sebesar 5,9182.

5.2 Saran

Bagi pembaca yang berminat melanjutkan tugas akhir ini, penulis menyarankan untuk menerapkan ARIMA dengan deteksi outlier dan melakukan peramalan menggunakan metode Fuzzy Time Series yang berbeda seperti Fuzzy Time Series Cheng atau Fuzzy Time Series Markov Chain.

DAFTAR PUSTAKA

Akaike, H. 1973. Information theory as an extension of the maximum likelihood principle. *Second Int. Symposium on Information Theory*.267-281.

Ayu, P. 2016. Analisis Pola Prilaku Inflasi IHK Sebelum Dan Setelah Hari Raya Idul Fitri (Pendekatan ARIMA). *Skripsi*. Bandar Lampung: Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Lampung.

Bowerman, B. L dan O'Connell, R. T. 1993. *Forecasting and Time Series: An Applied Approach*. Belmont, California: Duxbury Press.

Crayer, J. D., dan K. Chan. 2008. *Tme Series Analysis With Application in R.* 2nd ed. New York : Springer.

Departemen Agama Republik Indonesia. 1998. *Al Qur'an dan Terjemahannya.* Semarang : PT Kumudasmoro Grafindo.

Enders, W. 1995. *Applied Economic Time Series.* New York: John Wiley & Sons.

Fitra, M., dan Hakim, R.B.F. 2015. Metode Fuzzy Time Series Stevenson Porter Dalam Meramalkan Konsumsi Batubara Di Indonesia. *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan UMS.* 873-882.

Haris, M. S. 2010. Implementasi Metode Fuzzy Time Series Dengan Penentuan Interval Berbasis Rata-Rata Untuk Peramalan Penjualan Bulanan. *Skripsi*. Malang: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya.

Hasbiollah, M., dan Hakim, R.B.F. 2015. Peramalan Konsumsi Gas Indonesia Menggunakan Algoritma *Fuzzy Time Series* Stevenson Porter. *Prosiding Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan UMS.* 508 - 518.

Hendranata, A. 2003. ARIMA (*Autoregressive Moving Average*). Manajemen Keuangan Sektor Publik FEUI.

Jilani, T.A, Burney, S.M.A, dan Ardil, C. 2007. Fuzzy Metric Approach for Fuzzy Time Series Forecasting based on Frequency Density Based Partitioning. *International Journal of Computer, Automation, Control and Information Engineering*. 4.

Kusumadewi, S. 2002. *Analisis & Desain Sistem Fuzzy Menggunakan Toolbox Matlab.* Yogyakarta : Graha Ilmu.

Kusumadewi, S., dan Purnomo, H. 2010. *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan.* Edisi kedua. Yogyakarta : Graha Ilmu.

Makridakis, S., Wheelwriht, S.C., dan McGee, V.E. 1992. *Metode dan Aplikasi Peramalan.* Terjemahan oleh U.S. Andriyanto., dan A. Basith. Jakarta: Erlangga.

Pankratz, A. 1983. *Forecasting With Univariate Box-Jenkins.* Canada: John Wiley & Sons, Inc.

Pimpi, L. 2013. Penerapan metode ARIMA dalam meramalkan Indeks Harga Konsumen (IHK) Indonesia tahun 2013. *Jurnal Paradigma.* 17(2) : 35-46.

Retnaningrum. 2015. Penerapan Model STAR (*Space Time Autoregressive*) dan ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) Untuk Peramalan Data Curah Hujan di Kabupaten Jember. *Skripsi.* Jember : Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Saxena, P., dan S. Easo. 2012. A New Method for Forecasting Enrollments based on Fuzzy Time Series with Higher Forecast Accuracy Rate. *International Journal of Computer Technology & Applications*. 3(6) : 2033-2037.

Setiadji. 2009. *Himpunan & Logika Samar serta Aplikasinya.* Yogyakarta : Graha Ilmu.

Song, Q. dan Chissom, B.S. 1993. Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*. 54 : 269-277.

Stevenson, M. dan Porter, J.E. 2009. Fuzzy Time Series Forecasting Using Percentage Change as the Universe of Discourse. *World Academy of Science, Engineering and technology*. 55: 154-157.

Supardi, U.S. 2016. Aplikasi Statistika Dalam Penelitian Edisi Revisi. Jakarta Selatan: Change Publication.

Suseno, dan S. Astiyah. 2009. *Inflasi*. Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) BI.

Tampubolon, J.P.S., N. Napitupulu, dan A. Manurung. 2014. Peramalan pemakaian energi listrik di Medan dengan metode ARIMA. *Saintia Matematika*. 2(1): 55-69.

Taylor, J. W. 2003 Short-Term Electricity Demand Forecasting Using Double Seasonal Exponential Smoothing. *Journal of Operational Research Society*. 54: 799-805.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis*. California : Addison-Wesley Publishing Company Inc.

Wooldridge, J.M. 2013. *Introductory Econometrics A Modern Approach 5th Edition.* USA : South-Western College Pub.

Zadeh, L.A . 1965. Fuzzy Sets. *Inform & Control*. 8 :338-353. 37

Lampiran-Lampiran

Lampiran 1. Data Laju Inflasi Indonesia Tahun 1970-2017

Tahun	Data Aktual	Tahun	Data Aktual	Tahun	Data Aktual
1970	8,94	1990	9,53	2010	6,96
1971	2,62	1991	9,52	2011	3,79
1972	25,81	1992	4,94	2012	4,3
1973	27,17	1993	9,77	2013	8,38
1974	33,41	1994	9,24	2014	8,36
1975	19,76	1995	8,64	2015	3,35
1976	14,08	1996	6,47	2016	3,02
1977	11,85	1997	11,05	2017*	5,92
1978	6,69	1998	77,63		
1979	21,77	1999	2,01		
1980	15,97	2000	9,35		
1981	7,09	2001	12,55		
1982	9,69	2002	10,03		
1983	11,46	2003	5,06		
1984	8,76	2004	6,40		
1985	4,31	2005	17,11		
1986	8,83	2006	6,6		
1987	8,9	2007	6,59		
1988	5,47	2008	11,06		
1989	5,97	2009	2,78		

* Data hasil peramalan ARIMA

Lampiran 2. Persentase Perubahan Laju Inflasi Indonesia Tahun 1970-2017

Tahun	Data Aktual	Persentase Perubahan	Tahun	Data Aktual	Persentase Perubahan	Tahun	Data Aktual	Persentase Perubahan
1970	8,94	-	1990	9,53	59,63	2010	6,96	150,36
1971	2,62	-70,69	1991	9,52	-0,10	2011	3,79	-45,55
1972	25,81	885,11	1992	4,94	-48,11	2012	4,3	13,46
1973	27,17	5,27	1993	9,77	97,77	2013	8,38	94,88
1974	33,41	22,97	1994	9,24	-5,42	2014	8,36	-0,24
1975	19,76	-40,86	1995	8,64	-6,49	2015	3,35	-59,93
1976	14,08	-28,74	1996	6,47	-25,11	2016	3,02	-9,85
1977	11,85	-15,84	1997	11,05	70,79	2017*	5,92	100,07
1978	6,69	-43,54	1998	77,63	602,53			
1979	21,77	225,41	1999	2,01	-97,41			
1980	15,97	-26,64	2000	9,35	365,17			
1981	7,09	-55,60	2001	12,55	34,22			
1982	9,69	36,67	2002	10,03	-20,08			
1983	11,46	18,27	2003	5,06	-49,55			
1984	8,76	-23,56	2004	6,40	26,48			
1985	4,31	-50,80	2005	17,11	167,34			
1986	8,83	104,87	2006	6,6	-61,43			
1987	8,9	0,79	2007	6,59	-0,15			
1988	5,47	-38,54	2008	11,06	67,83			
1989	5,97	9,14	2009	2,78	-74,86			

* Data hasil peramalan ARIMA

Lampiran 3. Interval Awal

Interval	Frekuensi
[-98 ; 42,57]	34
[42,57 ; 183,14]	9
[183,14 ; 323,71]	1
[323,71;464,29]	1
[464,29 ; 604,86]	1
[604,86 ; 745,43]	0
[745,43 ; 886]	1

Lampiran 4. Interval *Fuzzy*

Ai	Interval	Nilai Tengah	Ai	Interval	Nilai Tengah	Ai	Interval	Nilai Tengah
A1	[-98 ; -93,87]	-95,93	A21	[-15,31 ; -11,18]	-13,24	A41	[136,29 ; 151,90]	144,09
A2	[-93,87 ; -89,73]	-91,79	A22	[-11,18 ; -7,04]	-9,11	A42	[151,90 ; 167,52]	159,71
A3	[-89,73 ; -85,60]	-87,66	A23	[-7,04 ; -2,91]	-4,97	A43	[167,52 ; 183,14]	175,33
A4	[-85,60 ; -81,46]	-83,53	A24	[-2,91 ; 1,23]	-0,84	A44	[183,14 ; 323,71]	253,43
A5	[-81,46 ; -77,33]	-79,40	A25	[1,23 ; 5,36]	3,29	A45	[323,71 ; 464,29]	394
A6	[-77,33 ; -73,19]	-75,26	A26	[5,36 ; 9,49]	7,43	A46	[464,29 ; 604,86]	534,57
A7	[-73,19 ; -69,06]	-71,13	A27	[9,49 ; 13,63]	11,56	A47	[745,43 ; 886]	815,71
A8	[-69,06 ; -64,92]	-66,99	A28	[13,63 ; 17,76]	15,69			
A9	[-64,92 ; -60,79]	-62,86	A29	[17,76 ; 21,89]	19,83			
A10	[-60,79 ; -56,66]	-58,72	A30	[21,89 ; 26,03]	23,96			
A11	[-56,66 ; -52,52]	-54,59	A31	[26,03 ; 30,17]	28,10			
A12	[-52,52 ; -48,39]	-50,45	A32	[30,17 ; 34,30]	32,24			
A13	[-48,39 ; -44,25]	-46,32	A33	[34,30 ; 38,44]	36,37			
A14	[-44,52 ; -40,12]	-42,18	A34	[38,44 ; 42,57]	40,50			
A15	[-40,12 ; -35,98]	-38,05	A35	[42,57 ; 58,19]	50,38			
A16	[-35,98 ; -31,85]	-33,92	A36	[58,19 ; 73,81]	66,00			
A17	[-31,85 ; -27,71]	-29,78	A37	[73,81 ; 89,43]	81,62			
A18	[-27,71 ; -23,58]	-25,65	A38	[89,43 ; 105,05]	97,24			
A19	[-23,58 ; -19,45]	-21,51	A39	[105,05 ; 120,67]	112,86			
A20	[-19,45 ; -15,31]	-17,38	A40	[120,67 ; 136,29]	128,48			

Lampiran 5. Hasil Peramalan FTS Saxena Easo

Tahun	Data Aktual	Persentase Perubahan	Ai	Prediksi Persentase Perubahan	Peramalan
1970	8,94	-	-	-	-
1971	2,62	-70,69	A7	-71,01	2,59
1972	25,81	885,11	A47	694,04	20,80
1973	27,17	5,27	A25	-8,92	23,51
1974	33,41	22,97	A30	23,60	33,58
1975	19,76	-40,86	A14	-41,98	19,38
1976	14,08	-28,74	A17	-29,49	13,93
1977	11,85	-15,84	A20	-16,87	11,70
1978	6,69	-43,54	A14	-41,98	6,88
1979	21,77	225,41	A44	247,94	23,28
1980	15,97	-26,64	A18	-25,31	16,26
1981	7,09	-55,60	A11	-54,43	7,28
1982	9,69	36,67	A33	36,13	9,65
1983	11,46	18,27	A29	19,39	11,57
1984	8,76	-23,56	A19	-21,11	9,04
1985	4,31	-50,80	A12	-50,28	4,36
1986	8,83	104,87	A38	95,97	8,45
1987	8,9	0,79	A24	-1,76	8,67
1988	5,47	-38,54	A15	-37,82	5,53
1989	5,97	9,14	A26	6,07	5,80
1990	9,53	59,63	A36	64,09	9,80
1991	9,52	-0,10	A24	-1,75	9,39
1992	4,94	-48,11	A13	-46,13	5,13
1993	9,77	97,77	A38	95,97	9,68

Tahun	Data Aktual	Persentase Perubahan	Ai	Prediksi Persentase Perubahan	Peramalan
1994	9,24	-5,42	A23	-2,35	9,54
1995	8,64	-6,49	A23	-2,35	9,02
1996	6,47	-25,11	A18	-25,31	6,45
1997	11,05	70,79	A36	64,09	10,62
1998	77,63	602,53	A46	532,96	69,94
1999	2,01	-97,41	A1	-94,51	4,26
2000	9,35	365,17	A45	367,22	9,39
2001	12,55	34,22	A32	31,97	12,34
2002	10,03	-20,08	A19	-21,11	9,90
2003	5,06	-49,55	A12	-50,28	4,99
2004	6,40	26,48	A31	27,79	6,47
2005	17,11	167,34	A42	158,95	16,57
2006	6,6	-61,43	A9	-62,72	6,38
2007	6,59	-0,15	A24	-1,75	6,48
2008	11,06	67,83	A36	64,09	10,81
2009	2,78	-74,86	A6	-75,15	2,75
2010	6,96	150,36	A41	143,24	6,76
2011	3,79	-45,55	A13	-46,13	3,75
2012	4,3	13,46	A27	10,77	4,20
2013	8,38	94,88	A38	95,97	8,43
2014	8,36	-0,24	A24	-1,75	8,23
2015	3,35	-59,93	A10	-58,57	3,46
2016	3,02	-9,85	A22	-8,06	3,08
2017*	5,92	100,07	A38	95,96	5,92

* Data hasil peramalan ARIMA

LAMPIRAN 6. Skrip Program MATLAB R2015b

```
clear all;
clc;
data=importdata('data inflasi.txt');
n=size(data,1);
for i=1:n-1
    PC(i)=(data(i+1,2)-data(i,2))/data(i,2)*100;
end
LB=floor(min(PC));
UB=ceil(max(PC));
R=UB-LB;
K=ceil(1+3.3*log10(n-1));
P=R/K;
for i=1:K
    Interval(i,:)=[LB+(i-1)*P LB+i*P];
    a=0;
    for j=1:n-1
        if PC(j)>=Interval(i,1) && PC(j)<Interval(i,2)
            a=a+1;
        end
    end
    Freq(i)=a;
end
a=1;
for i=1:K
    P2=P/Freq(i);
    for j=1:Freq(i)
        Interval2(a,:)=[Interval(i,1)+(j-1)*P2 Interval(i,1)+j*P2];
        a=a+1;
    end
end
for i=1:n-1
    for j=1:n-1
        if PC(i)>=Interval2(j,1) && PC(i)<Interval2(j,2)
            FZ(i)=j;
            break;
        end
    end
    A(i)=(Interval2(i,2)-Interval2(i,1))/2+Interval2(i,1);
end
for i=1:n-1
    if FZ(i)==1
        tj(i)=1.5/(1/A(1)+0.5/A(2));
    elseif FZ(i)==n-1
        tj(i)=1.5/(0.5/A(n-2)+1/A(n-1));
    else
        tj(i)=2/(0.5/A(FZ(i)-1)+1/A(FZ(i))+0.5/A(FZ(i)+1));
    end
    F(i)=tj(i)/100*data(i,2)+data(i,2);
    SE(i)=(F(i)-data(i+1,2))^2;
```

```
end
RMSE=sqrt(sum(SE)/(n-1));

fprintf('%5s %15s %20s \n','Kelas','Interval','Frekuensi');
for i=1:K
    fprintf('%5d %10.4f %10.4f %10d
\n',i,Interval(i,1),Interval(i,2),Freq(i));
end
fprintf('\n');
fprintf('%7s %15s %20s \n','Linguistik','Interval','Nilai Tengah');
for i=1:n-1
    fprintf('%5s %15.4f %10.4f %12.4f \n',['X'
num2str(i)],Interval2(i,1),Interval2(i,2),A(i));
end
fprintf('\n');
fprintf('%5s %10s %10s %8s %8s %10s %10s \n',...
    'Tahun','X(i)','PC(i)','FZ(i)','tj(i)','F(i)','SE');
fprintf('%5d %10.4f \n',data(1,1),data(1,2));
for i=1:n-1
    fprintf('%5d %10.4f %10.4f %5d %10.4f %10.4f %10.4f\n',...
        data(i+1,1),data(i+1,2),PC(i),FZ(i),tj(i),F(i),SE(i));
end
disp(['RMSE = ' num2str(RMSE)]);
plot(0:n-1,data(:,2),'-rs',...
    'LineWidth',1,...
    'MarkerSize',5,...
    'MarkerFaceColor',[0.0,0.0,0.0]);
hold on
plot(1:n-1,F,'-bo',...
    'LineWidth',1,...
    'MarkerSize',5,...
    'MarkerFaceColor',[0.0,0.0,0.0]);
hold off
```