PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI METODE *AUTOMATIC CLUSTERING, AVERAGE BASED,* DAN *MARKOV CHAIN FUZZY TIME SERIES* PADA NILAI TUKAR (KURS) RUPIAH

Skripsi

disusun sebagai salah satu syarat

untuk memperoleh gelar Sarjana Sains

Program Studi Matematika

oleh

Hengky Tri Ikhsanto

4111412025

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2016

PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi ini bebas plagiat dan apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam skripsi ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan peraturan perundang-undangan.

Semarang, September 2016

METERAI TEMPEL 6000

Hengky Tri Ikhsanto
NIM 4111412025

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

Perbandingan tingkat akurasi metode *Automatic Clustering*, *Average Based*, dan *Markov Chain Fuzzy Time Series* pada nilai tukar (KURS) Rupiah

Disusun oleh

Hengky Tri Ikhsanto

NIM 4111412025

Telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal September 2016.

Panitia :

Ketua

Prof. Dr. Zaenuri, S. E., M. Si., Akt.
NIP 196412231988031001

Sekretaris

Drs. Arief Agoestanto, M. Si.
NIP 196807221993031005

Ketua Penguji

Dra. Sunarmi, M.Si.
NIP 195506241988032001

Anggota Penguji/Pembimbing I

Drs. Sugiman, M.Si.
NIP 196401111989011001

Anggota Penguji/Pembimbing II

Putriaji Hendikawati, S.Si, M.Pd, M.Sc.
NIP 198208182006042001

MOTTO

- Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan (Al-Insyiroh.6).
- Dengan tersenyum akan membawa keberkahan.
- Kegagalan harusnya menjadi batu locatan bagi kita, karena bola yang jatuh dengan keras akan memantul lebih tinggi.
- Berani hidup di dunia ini harus berani bertanggung jawab.

PERSEMBAHAN

- Untuk kedua orang tua tercinta Ibu Asrowiyah dan Bapak Sugeng.
- Untuk Kakak-kakakku tersayang Nunuk dan Nofi.
- Teman-teman Kontrakan, Dhani, Tiko, Azam, Zaidin, Irfan, Syahrudin, Deni, Taufik, Umar, Isro.
- Untuk teman-teman Matematika Angkatan 2012.
- Untuk Universitas Negeri Semarang (Unnes).

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

KATA PENGANTAR

Bismillahirrohmanirrohim

Assalamu'alaikum Wr Wb

Alhamdulillahirabbil 'aalamiin washolatu wasalaamu'ala asyrofil ambiyaai walmursaliin wa'ala alihi washohbihi ajmaiin ammaaba'du. Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan nikmat dan karunia-Nya serta kemudahan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Perbandingan Tingkat Akurasi Metode *Automatic Clustering*, *Average Based*, dan *Markov Chain Fuzzy Time Series* Pada Nilai Tukar (KURS) Rupiah".

Penyusunan skripsi ini dapat diselesaikan berkat kerjasama, bantuan, dorongan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum., Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Prof. Dr. Zaenuri, S.E., M.Si., Akt., Dekan FMIPA Universitas Negeri Semarang.
3. Drs. Arief Agoestanto, M.Si., Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat, saran, dan dorongan selama penyusunan skripsi ini.
4. Drs. Mashuri, M.Si., Ketua Prodi Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
5. Drs. Sugiman, M.Si., selaku Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat, saran, dan dorongan selama penyusunan skripsi ini.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

6. Putriaji Hendikawati, S.Si, M.Pd, M.Sc., selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat, saran, dan dorongan selama penyusunan skripsi ini.
7. Dra. Sunarmi, M.Si., selaku Dosen Penguji yang telah memberikan penilaian dan saran dalam perbaikan skripsi ini serta telah memberikan bimbingan dan arahan.
8. Staf Dosen Matematika dan Staf Tata Usaha Universitas Negeri Semarang yang telah membekali dengan berbagai ilmu selama mengikuti perkuliahan sampai akhir penulisan skripsi ini.
9. Ibu dan Bapak tercinta, Ibu Asrowiyah dan Bapak Sugeng yang senantiasa memberikan dukungan dan doa yang tiada putusnya.
10. Teman-Teman Matematika angkatan 2012 yang berjuang bersama untuk mewujudkan cita-cita.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah memberikan bantuan.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun dari pembaca.

Wassalamu'alaikum Wr Wb

Semarang, September 2016

Penulis

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

ABSTRAK

Ikhsanto, Hengky Tri. 2016. *Perbandingan Tingkat Akurasi Metode Automatic Clustering, Average Based, dan Markov Chain Fuzzy Time Series Pada Nilai Tukar (KURS) Rupiah*. Skripsi. Jurusan Matematika FMIPA UNNES. Pembimbing Utama Drs. Sugiman, M.Si. dan Pembimbing Pendamping Putriaji Hendikawati, S.Si, M.Pd, M.Sc.

Kata Kunci: Peramalan, *Automatic Clustering*, *Average Based*, *Fuzzy Time Series*, *Markov Chain*, Nilai Tukar.

Adanya informasi data masa lalu yang didokumentasikan dapat dimanfaatkan sebagai acuan untuk memperoleh informasi yang akan datang. Kumpulan data masa lalu yang digunakan untuk melakukan ramalan biasanya berupa data *time series*. Untuk peramalan dalam jangka waktu yang tidak harus panjang, terdapat metode peramalan yang tepat, yaitu *fuzzy time series*.

Penelitian ini membahas perbandingan keakurasian model peramalan *fuzzy time series* dengan *automatic clustering* dan *average based* untuk membentuk interval dan proses defuzzifikasi menggunakan konsep *markov chain*. Model tersebut digunakan untuk meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar dan Euro. Fluktuasi data nilai tukar dapat dikurangi dengan memanfaatkan kelebihan dari relasi logika *fuzzy* yaitu mengelompokkan data yang dikumpulkan berdasarkan waktu. Pemilihan metode terbaik dalam menentukan interval berpengaruh terhadap hasil peramalan, serta menggabungkan kelebihan dari *markov chain* dapat meningkatkan keakurasian dari hasil ramalan. Tujuan dari penelitian ini adalah pemilihan metode terbaik dalam menentukan interval serta mengetahui pengaruh adanya penggabungan dengan *markov chain*.

Berdasarkan penerapan metode *fuzzy time series* pada data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan Euro periode Januari-Maret 2016 diperoleh kesimpulan *Automatic Clustering* lebih baik daripada *Average Based* dalam pembentukan interval, dengan nilai MSE 1.065 dan MAPE 0,15% pada data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan pada nilai tukar Rupiah terhadap Euro dengan nilai MSE 694 dan MAPE 0,09%. Adanya penggabungan *markov chain* pada metode *Automatic clustering* memberikan peningkatan akurasi sebesar 60,65% pada data nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan pada nilai tukar Rupiah terhadap Euro meningkat sebesar 14,99%.

Berdasarkan penelitian maka dapat disimpulkan bahwa metode *Automatic Clustering* adalah metode terbaik dalam pembentukan interval metode *fuzzy time series* dan metode *markov chain* meningkatkan keakursaian ramalan dan dapat digabungan dalam proses defuzzifikasi metode *fuzzy time series*. Sehingga metode tersebut dapat digunakan untuk meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah dengan hasil yang lebih baik.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN ii

PENGESAHAN iii

MOTTO DAN PERSEMBAHAN iv

KATA PENGANTAR v

ABSTRAK vii

DAFTAR ISI viii

DAFTAR TABEL xii

DAFTAR GAMBAR xv

DAFTAR LAMPIRAN xvi

DAFTAR SIMBOL xix

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang 1

1.2 Rumusan Masalah 7

1.3 Batasan Masalah 8

1.4 Tujuan Penelitian 8

1.5 Manfaat Penelitian 9

BAB 2 LANDASAN TEORI

2.1 Penelitian Sebelumnya 11

2.2 Tinjauan Pustaka 13

2.2.1 Nilai Tukar Mata Uang 13

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2.2.2 Peramalan (*Forecasting*) 14

2.2.3 Data Runtun Waktu 16

2.2.4 Logika *Fuzzy*.....16

2.2.4.1 Himpunan *Fuzzy* 17

2.2.4.2 Fungsi Keanggotaan *Fuzzy*.....19

2.2.5 *Fuzzy Time Series* 23

2.2.6 Metode Penentuan Panjang Interval 26

2.2.6.1 *Automatic Clustering*.....27

2.2.6.2 *Average Based* 32

2.2.7 Analisis *Markov Chain* (Rantai *Markov*) 33

2.2.8 Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*.....35

2.2.9 MSE (*mean square error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).....41

2.3 Kerangka Berpikir 42

BAB 3 METODE PENELITIAN

3.1 Studi Pustaka 46

3.2 Perumusan Masalah.....47

3.3 Pemecahan Masalah 48

3.3.1 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* 49

3.3.2 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series* 50

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

3.3.3 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* 51
3.3.4 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* 52
3.4 Penarikan Kesimpulan.....52
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN
4.1 Hasil Penelitian 54
4.1.1 Tahapan Pengambilan Data Nilai Tukar (KURS) Rupiah.....54
4.1.2 Peramalan Data Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap US Dolar (USD).....59
4.1.2.1 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* 59
4.1.2.2 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series* 83
4.1.2.3 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain*.....98
4.1.2.4 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* 107
4.1.3 Peramalan Data Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap Euro (EUR).....117
4.1.3.1 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* 117

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

4.1.3.2 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series* 141
4.1.3.3 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* 156
4.1.3.4 Perhitungan Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* 166
4.2 Pembahasan 175
BAB 5 SIMPULAN DAN SARAN
5.1 Simpulan.....184
5.2 Saran.....185
DAFTAR PUSTAKA 187
LAMPIRAN 189

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel Pemetaan Basis 32

Tabel 4.1 Data Aktual Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap US Dolar (USD) Periode 04 Januari s.d. 31 Maret 2016 55

Tabel 4.2 Data Aktual Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap Euro (EUR) Periode 04 Januari s.d. 31 Maret 2016 57

Tabel 4.3 Data Historis dengan Urutan Menaik Dari Data Terkecil ke Data Terbesar dengan Nilai yang Berbeda.....60

Tabel 4.4 Interval dan Himpunan *Fuzzy* 73

Tabel 4.5 Hasil Fuzzifikasi Data Historis (tabel 4.1).....75

Tabel 4.6 *Fuzzy Logical Relationships* (FLR) 76

Tabel 4.7 *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG).....77

Tabel 4.8 Defuzzifikasi Hasil Peramalan Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap US Dolar (USD) 81

Tabel 4.9 Selisih Nilai Mutlak Data pada Periode $(t-1)$ dengan Data pada Periode t 84

Tabel 4.10 Interval dan Himpunan *Fuzzy* 89

Tabel 4.11 Hasil Fuzzifikasi Data Historis (tabel 4.1).....90

Tabel 4.12 *Fuzzy Logical Relationships* (FLR) 92

Tabel 4.13 *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG).....93

Tabel 4.14 Defuzzifikasi Hasil Peramalan Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap US Dolar (USD) 96

Tabel 4.15 Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* 104

Tabel 4.16 Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* 113

Tabel 4.17 Data Historis dengan Urutan Menaik Dari Data Terkecil ke Data Terbesar dengan Nilai yang Berbeda 118

Tabel 4.18 Interval dan Himpunan *Fuzzy* 131

Tabel 4.19 Hasil Fuzzifikasi Data Historis (tabel 4.2) 133

Tabel 4.20 *Fuzzy Logical Relationships* (FLR) 134

Tabel 4.21 *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG) 136

Tabel 4.22 Defuzzifikasi Hasil Peramalan Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap Euro (EUR) 139

Tabel 4.23 Selisih Nilai Mutlak Data pada Periode $(t-1)$ dengan Data pada Periode t 142

Tabel 4.24 Interval dan Himpunan *Fuzzy* 146

Tabel 4.25 Hasil Fuzzifikasi Data Historis (tabel 4.2) 149

Tabel 4.26 *Fuzzy Logical Relationships* (FLR) 150

Tabel 4.27 *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG) 151

Tabel 4.28 Defuzzifikasi Hasil Peramalan Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap Euro (EUR) 154

Tabel 4.29 Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* 163

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Tabel 4.30 Hasil Peramalan Menggunakan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* 172

Tabel 4.31 Keakurasian Data Nilai Tukar (KURS) Mata Uang Rupiah Terhadap Euro (EUR).....181

Tabel 4.32 Keakurasian Data Nilai Tukar (KURS) Mata Uang Rupiah Terhadap Euro (EUR).....182

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Representasi Linier Naik 20

Gambar 2.2 Representasi Linier Turun 20

Gambar 2.3 Representasi Kurva Segitiga 21

Gambar 2.4 Representasi Kurva Trapesium 21

Gambar 2.5 Representasi Kurva Bentuk Bahu pada Variabel Temperatur 22

Gambar 2.6 Representasi Kurva-S 23

Gambar 2.7 Diagram Alir Kerangka Berpikir.....45

Gambar 4.1 Plot Data Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap US Dolar (USD) ..56

Gambar 4.2 Plot Data Nilai Tukar (KURS) Rupiah Terhadap Euro (EUR).....58

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Menentukan nilai $average_dif$ pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 190
Lampiran 2 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 191
Lampiran 3 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 192
Lampiran 4 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 193
Lampiran 5 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 194
Lampiran 6 Matriks probabilitas transisi pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 195
Lampiran 7 Nilai penyesuaian pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD).....196
Lampiran 8 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 197
Lampiran 9 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 198

Lampiran 10 Matriks probabilitas transisi pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 199
Lampiran 11 Nilai penyesuaian pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 200
Lampiran 12 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) 201
Lampiran 13 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD).....202
Lampiran 14 Menentukan nilai $average_dif$ pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 203
Lampiran 15 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).....204
Lampiran 16 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 205
Lampiran 17 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).....206
Lampiran 18 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 207
Lampiran 19 Matriks probabilitas transisi pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 208

Lampiran 20 Nilai penyesuaian pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).....209
Lampiran 21 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 210
Lampiran 22 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 211
Lampiran 23 Matriks probabilitas transisi pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).....212
Lampiran 24 Nilai penyesuaian pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).....213
Lampiran 25 *Mean Square Error* (MSE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).....214
Lampiran 26 *Mean Absolute Presentage Error* (MAPE) pada metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* pada kasus data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR) 215

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR SIMBOL

$\mathbb{R}$	:	himpunan bilangan real
U	:	semesta pembicaraan
t	:	data pada waktu t
$(t-1)$	:	data pada waktu $(t-1)$
$F_{(t)}$	:	*fuzzy time series* pada waktu t
$F_{(t-1)}$	:	*fuzzy time series* pada waktu $(t-1)$
A_i	:	himpunan *fuzzy* ke-i
f_i	:	nilai linguistik yang mungkin dari $F_{(t)}$
f_{A_i}	:	fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* A_i
u_i	:	interval dari himpunan *fuzzy* A_i
m_i	:	nilai tengah interval i
l	:	panjang interval
$f_{A_i}(u_i)$	:	derajat keanggotaan dari u_i pada A_i
D_{min}	:	data terkecil dalam semesta pembicaraan
D_{max}	:	data terbesar dalam semesta pembicaraan
D_1, D_2	:	bilangan acak positif
d_i	:	data urutan menaik pada saat i
c_i	:	data dalam cluster saat i
p	:	sub-interval
$Y_{(t)}$	:	data historis pada waktu t
$Y_{(t-1)}$	:	data historis pada waktu $(t-1)$
$\hat{Y}_{(t)}$	:	peramalan data pada waktu t (peramalan tahap 1)
$D_{(t)}$	:	kecenderungan nilai peramalan atau *adjusted value* pada waktu t
$D_{(t1)}$	:	kecenderungan nilai peramalan atau *adjusted value* pada waktu t jika *state* A_i berhubungan dengan A_i
$D_{(t2)}$	:	kecenderungan nilai peramalan atau *adjusted value* pada waktu t jika terdapat lompatan pada *state*

$\widehat{Y_{adj}}_{(t)}$	:	peramalan data setelah disesuaikan dengan $D_{(t)}$ pada waktu t
P_{ij}	:	probabilitas transisi dari stste A_i ke state A_j
r_{ij}	:	jumlah transisi dari state A_i ke state A_j
r_i	:	jumlah transisi yang termasuk pada state A_i
$\boldsymbol{P}$	:	matriks probabilitas transisi

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Nilai tukar mata uang terhadap mata uang negara lain sering disoroti sebagai masalah yang terjadi dalam perekonomian saat ini. Nilai tukar juga mempunyai peranan yang luas, baik dalam hal ekonomi domestik maupun internasional, karena hampir semua negara melakukan transaksi internasional. Aktifitas perekonomian yang dilakukan antar dua negara yang berbeda tidak semudah seperti transaksi yang terjadi dalam satu negara, dikarenakan adanya perbedaan mata uang antara dua negara tersebut.

Nilai tukar mata uang atau yang disebut kurs yang diartikan sebagai harga mata uang sebuah negara. Kurs digunakan sebagai salah satu harga yang terpenting dalam perekonomian terbuka karena ditentukan oleh adanya keseimbangan antara peminat dan penawar yang terjadi di pasar. Mengingat pengaruhnya yang besar bagi neraca perdagangan, transaksi berjalan maupun bagi variabel-variabel makro ekonomi lainya (Muchlas *et al*., 2015).

Nilai tukar menjadi sangat penting karena mempunyai dampak yang berpengaruh terhadap perekonomian nasional secara keseluruhan, karena hal tersebut selalu mengalami fluktuasi setiap saat. Indonesia juga menerima dampak akibat fluktuasi yang terjadi sehingga mengakibatkan kondisi nilai tukar Rupiah terhadap mata uang negara lain mengalami penguatan dan pelemahan. Nilai tukar mata uang Rupiah pernah mengalami pelemahan pada saat krisis moneter pada

tahun 1997. Hal serupa juga hampir terjadi sekitar tahun 2012 lalu, pelemahan nilai tukar Rupiah mengakibatkan dampak yang besar di Indonesia baik di sektor ekonomi maupun sektor-sektor lainya.

Penguatan dan pelemahan nilai tukar mata uang Rupiah dapat diukur dari nilai tukar terhadap mata uang negara lain yang ada dalam pasar valuta asing, misalkan nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR). Alasan dipilihnya mata uang USD dan EUR dikarenakan mata uang tersebut adalah salah satu mata uang yang dominan terutama untuk negara berkembang seperti Indonesia. Selain itu, Amerika Serikat dan Eropa merupakan salah satu negara yang banyak melakukan hubungan perekonomian dengan Indonesia sehingga jika terjadi perubahan terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR) maka terjadi perubahan pula terhadap nilai tukar dari Rupiah.

Perubahan nilai tukar Rupiah terhadap US Dolar dan Euro juga mengalami fluktuasi secara cepat, terkadang nilai tukar dari Rupiah terhadap US Dolar dan Euro mengalami penguatan atau pelemahan. Perubahan nilai tukar yang tidak menentu secara cepat harus diketahui oleh berbagai pihak, seperti oleh pemerintah, perusahaan yang banyak melakukan impor ekspor, investor saham dan kalangan lainya agar dapat mengambil keputusan secara cepat pula. Kebutuhan informasi secara cepat ini menjadikan peramalan *(forecasting)* sebagai salah satu cara yang dapat membantu pihak terkait dalam mengambil keputusan yang lebih tepat.

Adanya informasi data masa lalu yang didokumentasikan dapat dimanfaatkan sebagai acuan untuk memperoleh informasi yang akan datang. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk memperkirakan kejadian yang akan

datang adalah dengan metode peramalan. *Forecasting* merupakan peramalan nilai-nilai sebuah variabel berdasarkan nilai-nilai yang sudah diketahui dari variabel tersebut. Peramalan dapat digunakan untuk memperkirakan suatu kejadian atau peristiwa pada waktu yang akan datang berdasarkan data lampau yang dianalisis secara ilmiah (Makridarkis *et al*., 1999). Kumpulan data masa lalu yang digunakan untuk melakukan ramalan biasanya berupa data *time series*.

Dalam peramalan banyak didasarkan pada data yang relevan di masa lalu. Ada dua metode yang biasanya digunakan untuk meramalkan suatu data yaitu analisis regresi dan metode runtun waktu (*time series*). Analisis regresi selain digunakan untuk peramalan dapat pula digunakan untuk menentukan hubungan sebab akibat. Sedangkan metode *time series* digunakan untuk meramalkan data, berdasarkan data masa lalu dalam jangka waktu yang panjang. Dari kedua metode tersebut yang sering di gunakan adalah metode *time series*. Beberapa teknik dalam pemodelan *time series* adalah metode Box-jenkins seperti *Autoregresive* (AR), *Moving Average* (MA), ARIMA, ARMA dan sebagainya. Metode ini desebut dengan metode *time series* klasik. Metode tersebut dapat memprediksi masalah musiman, sehingga membutuhkan data dalam waktu yang panjang. Untuk peramalan dalam jangka waktu yang tidak harus panjang, terdapat metode peramalan yang tepat, yaitu *fuzzy time series*. Hal ini dikarenakan data harus diubah terlebih dahulu menjadi bentuk linguistik yang dikenal dengan himpunan *fuzzy*, sehingga dalam metode *fuzzy time series* teknik peramalan tidak membutuhkan tren yang menyeluruh, melainkan hanya cukup melihat bentuk linguistik dari data.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Metode peramalan data *time series* semakin mengalami perkembangan, salah satunya adalah metode *fuzzy time series* yang dikenalkan oleh Song dan Chissom (1993). Dalam penelitian tersebut metode peramalan *fuzzy time series* didasarkan pada konsep logika *fuzzy* dan digunakan untuk melakukan ramalan penerimaan mahasiswa baru Universitas Alabama. Dengan data yang sama, Chen (1996) menggembangkan model tersebut dengan operasi aritmatik yang lebih sederhana yang tidak digunakan dalam penelitian Song dan Chissom sehingga waktu yang dibutuhkan dalam perhitungan lebih singkat.

Dalam upaya meningkatkan akurasi dari hasil ramalan, penggunaan metode ramalan seiring berjalanya waktu mengalami perkembangan tak terkecuali pada metode *fuzzy time series*. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan cara penggabungan beberapa metode yang sesuai dengan kaidah matematis, serta diketahui dan diteliti terlebih dahulu pada hal apa metode dapat digabungkan.

Beberapa penelitian sudah melakukan hal tersebut seperti Tsaur (2012) menggunakan metode *markov chain* yang digabungkan dengan *fuzzy time series* dan digunakan untuk meramalkan nilai tukar mata uang negara Taiwan terhadap Dolar Amerika. Model tersebut memanfaatkan kelebihan dari relasi logika *fuzzy* untuk mengurangi fluktuasi nilai tukar dengan mengelompokkan data yang dikumpulkan berdasarkan waktu dan menggabungkan kelebihan dari proses stokastik rantai *markov* sehingga menghasilkan ramalan yang lebih baik. Dalam penelitian tersebut menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan model ARIMA-GARCH dan model *gery*. Namun dalam penelitian tersebut penentuan panjang interval dari semesta pembicaraan masih bergantung pada

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

subjektif peneliti dengan kata lain penentuan interval belum menggunakan metode khusus.

Rantai *markov* dapat diinduksikan kedalam tahapan defuzifikasi dalam metode *fuzzy time series*. Defuzifikasi merupakan tahapan perhitungan peramalan *fuzzy time series* berdasarkan pada *fuzzy logical relationship groups* (FLRG). Pada FLRG dari *fuzzy time series*, terdapat hubungan antara dua *state* yang disebut dengan *current state* dan *next state*. *Current state* merupakan nilai yang akan dihitung sebagai nilai peramalan. Sedangkan *next state* merupakan data yang digunakan sebagai syarat untuk memperoleh nilai pada *current state*. Karena itu hubungan antara *current state* dan *next state* dalam FLRG tersebut, dapat dianggap sebagai proses bersyarat yang sejalan dengan prinsip dasar dari metode rantai *markov* (Noh *et al*., 2015). Rantai *markov* merupakan sebuah proses stokastik, dimana kejadian pada masa mendatang hanya bergantung pada kejadian hari ini dan tidak bergantung pada keadaan masa lampau. Rantai *markov* juga terdefinisi oleh matriks peluang transisi yang memuat informasi yang mengatur perpindahan sistem dari *suatu* state ke *state* lainya (Langi, 2011).

Pada metode *fuzzy time series* penentuan panjang interval tidak memiliki rumus dalam perhitunganya, interval terbentuk tergantung dari pilihan peneliti. Hal tersebut memungkinkan terjadinya perbedaan interval dari masing-masing peneliti meskipun data yang digunakan sama. Penentuan panjang interval dalam metode *fuzzy time series* berpengaruh dalam proses berikutnya yaitu pada pembentukan Himpunan *Fuzzy*, sehingga akan berpengaruh pula pada hasil ramalan yang diperoleh.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Pada penelitian sebelumya, penggunaan metode dalam mencari panjang interval juga dapat meningkatkan akurasi dari hasil ramalan seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Xihao dan Yimin (2008) yang menggunakan metode berbasis rata-rata untuk menentukan panjang interval. Dalam penelitianya terbukti bahwa penggunaan metode tersebut menghasilkan ramalan yang lebih baik dibandingan dengan metode *fuzzy time series* yang digunakan oleh Chen (1996). Selain menggunakan metode tersebut, menentukan panjang interval juga dapat menggunakan metode *automatic clustering* seperti yang dilakukan oleh Chen, Wang, dan Pan (2009). Penggunaan metode tersebut juga dapat diterapkan pada pencarian penjang interval dengan metode *fuzzy time series* dan diterapkan pada data pendaftaran mahasiswa di Alabama dengan hasil ramalan lebih baik dari metode Chen (1996).

Oleh karena itu, penulis melakukan kajian perbandingan tingkat akurasi metode *average based* yang diterapkan oleh Xihao dan Yimin (2008) dan *automatic clustering* yang diterapkan oleh Chen, Wang, dan Pan (2009) dalam pencarian interval yang diterapkan pada *fuzzy time series* dengan melihat tingkat keakurasian dari kedua metode tersebut. Tingkat akurasi akan diukur dengan *mean square error* (MSE) dan *mean absolute precentage error* (MAPE). Kemudian kedua metode tersebut akan diterapkan pada metode *fuzzy time series markov chain* yang digunakan oleh Tsaur (2012) yang akan dibandingkan lagi tingkat keakurasian dari kedua metode tersebut dengan melihat MSE dan MAPE. Dengan harapan adanya penggabungan metode *markov chain* yang dilakukan oleh Tsaur (2012) ditambah pada metode untuk menentukan panjang interval menggunakan metoed *average*

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

based dan metode *automatic clustering* akan memberikan perubahan pada tingkat akurasi dari ramalan yang lebih baik lagi sehingga dalam melakukan ramalan nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US dolar (USD) dan Euro (EUR) menghasilkan ramalan yang lebih baik pula.

1.2 Rumusan Masalah

Beberapa permasalah yang dikaji dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Manakah metode yang memiliki tingkat akurasi ramalan lebih baik antara *average based fuzzy time series* dengan *automatic clustering fuzzy time series* jika dilihat dari MSE dan MAPE dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD)?
2. Bagaimana pengaruh penambahan metode rantai *markov* pada *automatic clustering fuzzy time series* dan *average based fuzzy time series* dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD)?
3. Manakah metode yang memiliki tingkat akurasi ramalan lebih baik antara *average based fuzzy time series* dengan *automatic clustering fuzzy time series* jika dilihat dari MSE dan MAPE dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR)?
4. Bagaimana pengaruh penambahan metode rantai *markov* pada *automatic clustering fuzzy time series* dan *average based fuzzy time series* dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR)?

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan untuk meramalkan nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan Euro (EUR) adalah data kurs jual IDR yang di ambil dari website Bank Indonesia (www.bi.go.id) pada bulan Januari, Februari dan Maret tahun 2016 yang berupa data *time series*.
2. Pengaruh yang ditimbulkan oleh situasi politik, sosial dan ekonomi dianggap konstan. Dalam melakukan peramalan hanya berdasarkan dari data yang diperoleh pada masa lampau.
3. Metode yang digunakan untuk peramalan hanyalah metode *average based* dan *automatic clustering - fuzzy time series* dan metode *fuzzy time series markov chain*.
4. Hasil dari ramalan hanyalah data satu periode setelahnya.
5. Tingkat akurasi metode diukur menggunakan MSE dan MAPE yang kemudian akan dibandingkan tingkat keakurasianya.
6. Dalam penelitian ini, alat bantu untuk proses penghitungan menggunakan program *excel*.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang timbul, penelitian ini mempunyai tujuan sebagai berikut.

1. Mengetahui metode yang memiliki tingkat akurasi ramalan lebih baik antara *average based fuzzy time series* dengan *automatic clustering fuzzy time series*

jika dilihat dari MSE dan MAPE dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD).

2. Menjelaskan pengaruh penambahan metode rantai *markov* pada *automatic clustering fuzzy time series* dan *average based fuzzy time series* dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD).
3. Mengetahui metode yang memiliki tingkat akurasi ramalan lebih baik antara *average based fuzzy time series* dengan *automatic clustering fuzzy time series* jika dilihat dari MSE dan MAPE dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR).
4. Menjelaskan pengaruh penambahan metode rantai *markov* pada *automatic clustering fuzzy time series* dan *average based fuzzy time series* dalam meramalkan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini diantaranya.

1. Mempermudah seseorang yang membutuhkan informasi secara cepat terkait dengan nilai tukar mata uang Rupiah terhadap mata uang US Dolar dan Euro.
2. Menjadi bahan pertimbangan bagi para pengamat valuta asing dalam mengambil keputusan.
3. Menambah wawasan kepada pembaca tentang penambahan beberapa metode untuk meramalkan, dalam hal ini adalah peramalan menggunakan metode *fuzzy time series*.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

4. Menambah pengetahuan tentang penggunaan interval pada metode *fuzzy time series*.
5. Menambah pengetahuan tentang penambahan metode rantai *markov* dalam proses peramalan *fuzzy time series*.
6. Menambah referensi bagi pembaca dalam penggunaan metode-metode peramalan.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

BAB 2

LANDASAN TEORI

Bab ini terdiri dari tiga bagian yaitu penelitian sebelunya, tinjauan pustaka yang berisi teori pendukung untuk mencapai tujuan penulisan skripsi, dan kerangka berpikir yang menjelaskan alur berpikir penulisan skripsi.

2.1 Penelitian Sebelumya

Pada tahun 1993, Song dan Chissom memperkenalkan metode peramalan *fuzzy time series* yang didasarkan pada konsep logika *fuzzy*. Dalam penelitianya model *fuzzy time series* digunakan untuk meramalkan penerimaan mahasiswa baru di Universitas Alabama. Metode yang digunakan adalah metode *time-invariant*. Dengan menggunakan data yang sama, Chen (1996) mengembangkan model *fuzzy time series* dengan operasi aritmatik yang lebih sederhana karena pada penelitian Song dan Chissom dimana penghitunganya menggunakan operasi matriks yang kompleks walaupun pada akhirnya defuzzifikasinya sama. Hal yang dilakukan Chen dapat mempersingkat waktu yang digunakan dalam perhitungan.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Dalam peramalan, ketepatan akurasi hasil ramalan sangat penting. Dalam upaya meningkatkan akurasi peramalan, Xihao dan Yimin (2008) melakukan penelitian untuk menentukan jumlah himpunan *fuzzy* yang efektif, yaitu mengunakan metode berbasis rata-rata yang sebelumya diperkenalkan oleh Huarng (2000). Proses penentuan interval inilah yang diterapkan dalam *fuzzy time series* dan meliliki akurasi yang lebih baik dibanding dengan *fuzzy time series* biasa.

Berikutnya, Chen, Wang, dan Pan (2009) mengembangkan metode penentuan interval yaitu *automatic clustering*. Dalam penelitianya digunakan untuk meramalkan pendaftaran di Universitas Alabama dan menghasilkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan penelitian Chen sebelumnya yang diterapkan pada kasus yang sama menggunakan teknik yang berbeda.

Pengembangan suatu metode peramalan dapat dilakukan dengan mengabungkan beberapa metode dalam satu peramalan seperti, Tsaur (2012) menggabungkan metode *fuzzy time series* dengan *markov chain*. Dalam penelitianya digunakan untuk meramalkan nilai tukar mata uang Negara Taiwan terhadap dolar Amerika. Model tersebut memanfaatkan relasi logika *fuzzy* untuk mengurangi fluktuasi dari data nilai tukar dan menggabungan kelebiahan dari proses stokastik rantai *markov* sehingga terbukti dapat meningkatkan hasil akurasi ramalan sehingga menjadi alat peramalan yang efektif dalam meramalkan nilai tukar mata uang. Akan tetapi dalam penelitian Tsaur, penentuan panjang interval dari semesta pembicaraan masih bergantung pada peneliti dan tidak ada metode khusus yang digunakan dalam pencarian interval.

Penelitian-penelitian tersebut akan dijadikan sebagai acuan penulis untuk melakukan penelitian tentang peramalan nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar dan Euro (EUR) dengan menggunakan *fuzzy time series*. Dalam *fuzzy time series* terdapat langkah pembentukan interval setelah menentukan semesta pembicaraan yang dapat menggunakan metode *average based* dan metode *automatic clustering*. Dalam penelitian ini akan diuji keakurasian dari kedua metode tersebut manakah metode yang memberikan tingkat akurasi lebih baik

dengan dua data yang berbeda. Kedua metode yaitu *average based* dan metode *automatic clustering* akan digabungkan dengan *fuzzy time series markov chain*, dengan harapan akan meningkatkan keakurasian dari hasil ramalan. Untuk itu, peneliti akan malekukan pengujian kembali dengan membandingkan keakurasian kedua metode tersebut setelah ditambahkan metode *markov chain* pada proses defuzifikasinya apakah kedua metode yang dibandingkan sebelumnya akan mengalami perubahan atau tidak.

2.2 Tinjauan Pustaka

2.2.1 Nilai Tukar Mata Uang

Nilai tukar suatu mata uang atau kurs adalah nilai tukar mata uang negara terhadap negara asing lainya. Definisi yang lebih lengkap mengenai kurs (*Exchange Rate*) adalah pertukaran antara dua mata uang yang berbeda, yaitu merupakan perbandingan nilai atau harga antara kedua mata uang tersebut. Perbandingan nilai inilah yang sering disebut dengan kurs (*exchange rate*). Nilai tukar biasanya berubah-ubah, perubahan kurs dapat berupa depresiasi dan apresiasi. Depresiasi mata uang Rupiah terhadap Dolar AS artinya suatu penurunan harga Dolar AS terhadap Rupiah. Sedangkan apresiasi Rupiah terhadap Dolar AS adalah kenaikan Rupiah terhadap Dolar AS, begitu pula yang terjadi pada mata uang Euro.

Pada saat ini, Indonesia menganut sistem kurs mengambang secara penuh sejak 14 Agustus 1997. Sejak sistem mengembang penuh diberlakukan, kurs mengalami depresiasi terhadap Dolar Amerika dan Euro yang sangat tajam.

Naik turunya nilai tukar mata uang atau kurs valuta asing biasanya terjadi dengan berbagai cara, yakni bisa dengan cara dilakukan secara resmi oleh pemerintah suatu negara yang menganut sistem *managed floating exchange rate*, atau bisa juga karena tarik menariknya kekuatan-kekuatan penawaran dan permintaan di dalam pasar (*market mechanism*) (Muchlas *et al.*, 2015).

2.2.2 Peramalan (*forecasting*)

Forecasting merupakan peramalan nilai-nilai sebuah variabel berdasarkan nilai-nilai yang sudah diketahui dari variabel tersebut (Makridarkis *et al.*, 1999). Peramalan dapat digunakan untuk memperkirakan suatu kejadian atau peristiwa pada waktu yang akan datang berdasarkan data lampau yang dianalisis secara ilmiah. Peramalan dapat bersifat kualitatif dan kuantitatif. Peramalan yang berupa kualitatif artinya tidak berbentuk angka. Sedangkan peramalan bersifat kuantitatif berbentuk angka dan biasanya dinyatakan dalam bentuk bilangan.

Dalam peramalan ada beberapa metode sebagai berikut.

1. Metode Kualitatif

Metode kualitatif berupa memasukkan faktor-faktor subjektif dalam model peramalan, misalnya hasil pemikiran intuitif, perkiraan, dan pengetahuan yang telah didapat. Metode kualitatif dibagi menjadi dua bagian sebagai berikut (Makridakis *et al.*, 1999).

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

a. Metode Eksploratoris

Dimulai dengan masa lalu dan masa kini sebagai titik awal dan bergerak ke arah masa depan secara heirustik, seringkali dengan melihat semua kemungkinan yang ada (Makridakis *et al*., 1999).

b. Metode Normatif

Dimulai dengan menetapkan sasaran dan tujuan yang akan datang, kemudian berkerja mundur untuk melihat apakah hal ini dapat dicapai berdasarkan kendala, sumber daya dan teknologi yang tersedia (Makridakis *et al*., 1999).

2. Metode Kuantitatif

Metode kuntitatif dapat diterapkan bila terdapat tiga kondisi yaitu sebagai berikut (Makridakis *et al*., 1999).

1. Tersedia informasi tentang masa lalu.
2. Informasi tersebut dapat dikuantitatifkan dalam bentuk data numerik.
3. Dapat diasumsikan bahwa beberapa aspek pola masa lalu akan terus berlanjut di masa mendatang.

Kondisi yang terakhir ini dikenal sebagai asumsi berkesinambungan (*assumption of continuity*). Asumsi ini yang mendasari semua metode peramalan kuantitatif. Metode kuantitatif dibagi menjadi dua bagian sebagai berikut.

a. Metode Kausal

Mengasumsikan bahwa faktor yang diramalkan menunjukkan suatu hubungan sebab akibat dengan satu atau lebih variabel bebas (Makridakis *et al*., 1999).

b. Metode Deret Berkala (*time series*)

Dalam metode ini, pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan nilai masa lalu dari satu variabel atau kesalahan masa lalu (Makridakis *et al*., 1999).

2.2.3 Data Runtun Waktu *(time series)*

Data runtun waktu (*time series*) adalah hasil pengamatan atas sebuah variabel yang terjadi dalam kurun waktu tertentu berdasarkan indeks waktu secara berurutan dengan interval waktu tetap (konstan). Analisis runtun waktu merupakan salah satu prosedur statistika yang diterapkan unntuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka keputusan pengambilan keputusan untuk sebuah perencanaan tertentu (Hendikawati, 2014).

2.2.4 Logika *Fuzzy*

Logika *fuzzy* merupakan salah satu komponen pembentuk *soft computing*. Logika *fuzzy* pertama kali diperkenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965 (Sri Kusumadewi, 2003). Dasar logika *fuzzy* adalah teori himpunan *fuzzy*. Pada teori himpunan *fuzzy*, peranan derajat keanggotaan sebagai penentu keadaan elemen dalam suatu himpunan sangatlah penting. Nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan menjadi ciri utama dari penalaran dengan logika *fuzzy* tersebut.

Menurut Setiadji (2009), *fuzzy* merupakan suatu nilai yang dapat bernilai benar atau salah secara bersamaan. Namun seberapa besar nilai kebenaran dan kesalahan tergantung pada derajat keanggotaan yang dimilikinya. Derajat keanggotaan dalam *fuzzy* memiliki rentang nilai 0 (nol) hingga 1 (satu). Hal ini berbeda dengan himpunan tegas yang memiliki nilai 1 atau 0 (ya atau tidak).

2.2.4.1 Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* adalah himpunan yang anggotanya memiliki derajat keanggotaan. Misalkan U semesta pembicaraan, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, dan andaikan A adalah himpunan *fuzzy* dalam semesta pembicaraan U didefinisikan sebagai berikut.

$$A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \cdots + \frac{f_A(u_n)}{u_n}, \tag{2.1}$$

dimana f_A adalah fungsi keanggotaan A, $f_A: U \to [0,1]$, $f_A(u_i)$ menunjukkan kelas keanggotaan u_i dalam himpunan *fuzzy* A, $f_A(u_i) \in [0,1]$, dan $1 \leq i \leq n$. (Saxena *et al*., 2012)

Menurut Kusumadewi dan Purnomo (2004), himpunan *fuzzy* memiliki 2 atribut, yaitu sebagai berikut.

1. Linguistik, yaitu penamaan suatu grup yang mewakili suatu keadaan atau kondisi tertentu dengan menggunakan bahasa alami, seperti: MUDA, PAROBAYA, TUA.
2. Numeris, yaitu suatu nilai (angka) yang menunjukkan ukuran dari suatu variabel seperti: 40, 25, 50, dan sebagainya.

Ada beberapa hal yang perlu diketahui dalam memahami sisyem *fuzzy*, yaitu yaitu sebagai berikut.

1. Variabel *Fuzzy*

Variabel *fuzzy* merupakan variabel yang hendak dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*. Contoh: umur, temperatur, penjualan, permintaan dan sebagainya.

2. Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* merupakan suatu grup yang mewakili suatu kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel *fuzzy*. Contoh: variabel umur terbagi menjadi 3 himpunan *fuzzy* yaitu MUDA, PAROBAYA, dan TUA. Variabel temperatur terbagi menjadi 5 yaitu DINGIN, SEJUK, NORMAL, HANGAT, dan PANAS.

3. Semesta Pembicaraan

Semesta pembicaraan merupakan keseluruhan nilai yang diperbolehkan untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*. Semesta pembicaraan merupakan himpunan real yang senantiasa naik secara monoton dari kiri ke kanan. Nilai semesta pembicaraan dapat berupa bilangan positif dan negatif.

4. Domain

Domain dalam himpunan *fuzzy* adalah keseluruhan nilai yang diizinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan dalam suatu himpunan *fuzzy*. Seperti halnya semesta pembicaraan, domain merupakan himpunan real yang senantiasa naik secara monoton dari kiri ke kanan. Nilai domain dapat berupa bilangan positif atau negatif.

2.2.4.2 Fungsi Keanggotaan Fuzzy

Fungsi keanggotaan *fuzzy* (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data kedalam nilai keanggotaanya (derajat keanggotaan) yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan cara melalui pendekatan fungsi (Kusumadewi, 2003).

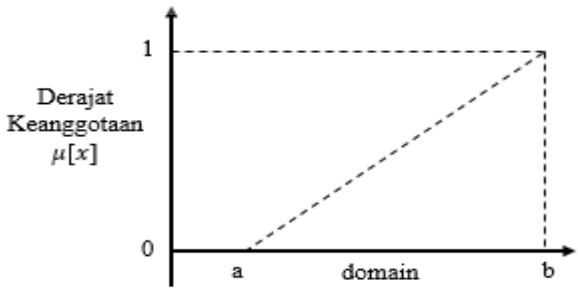
Menurut Kusumadewi (2003). Ada beberapa fungsi yang bisa digunakan, yaitu sebagai berikut.

1. Representasi Linier

Pada representasi linier, pemetaan input ke derajat keanggotaanya digambarkan sebagai garis lurus. Ada 2 keadaan himpunan *fuzzy* yang linier.

a. Representasi Linier Naik

Kenaikan himpunan dimulai pada domain yang memiliki derajat keanggotaan nol (0) bergerak kekanan menuju nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih tinggi. Gambar 2.1 menunjukkan karakteristik representasi linier naik dalam bentuk skema.



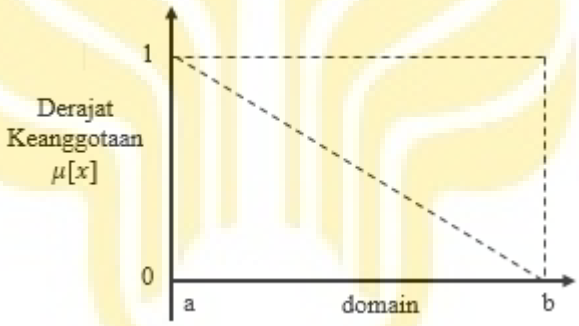
Gambar 2.1 Representasi Linier Naik

Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}; a \leq x \leq b \\ 1; x \geq b \end{cases} \tag{2.2}$$

b. Representasi Linier Turun

Garis lurus mulai dari nilai domain dengan derajat keanggotaan tertinggi pada posisi kiri, kemudian bergerak menurun ke nilai domain yang memiliki derajat keanggotaan lebih rendah. Gambar 2.2 menunjukkan karakteristik representasi linier turun dalam bentuk skema.



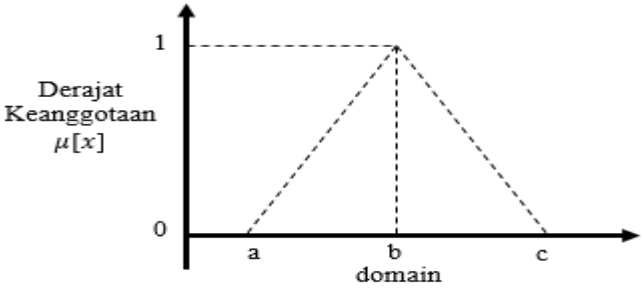
Gambar 2.2 Representasi Linier Turun

Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} \frac{b-x}{b-a}; a \leq x \leq b \\ 0; x \geq b \end{cases} \tag{2.3}$$

2. Representasi Kurva Segitiga

Kurva segitiga pada dasarnya merupakan gabungan antara 2 garis (linier). Gambar 2.3 menunjukkan karakteristik representasi kurva segitiga dalam bentuk skema.



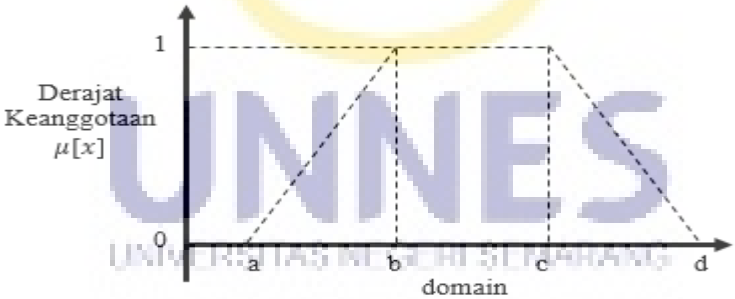
Gambar 2.3 Representasi Kurva Segitiga.

Fungsi keanggotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; x \leq a, x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a}; a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}; b \leq x \leq c \end{cases} \tag{2.4}$$

3. Representasi Kurva Trapesium

Kurva trapesium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, hanya saja ada beberapa titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Gambar 2.4 menunjukkan karakteristik representasi kurva trapesium dalam bentuk skema.



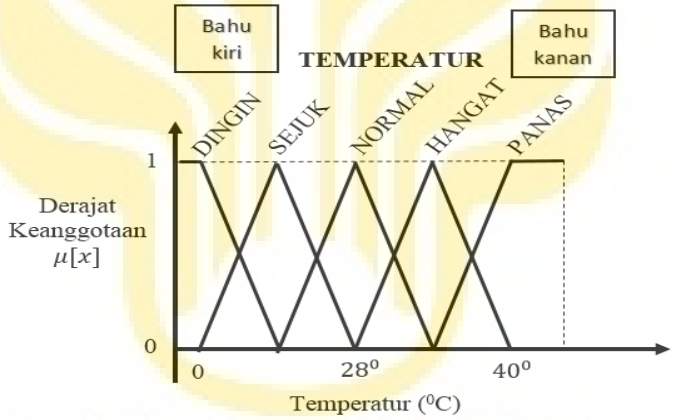
Gambar 2.4 Representasi Kurva Trapesium.

Fungsi keangotaan:

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; x \leq a \; atau \; x \geq d \\ \frac{(x-a)}{(b-a)}; a \leq x \leq b \\ 1; b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}; x \geq d \end{cases} \tag{2.5}$$

4. Representasi Kurva Bentuk Bahu

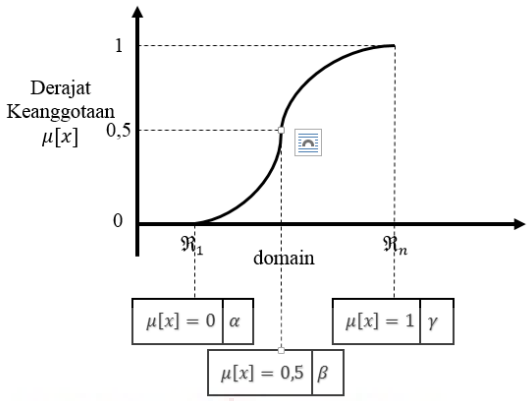
Daerah yang terletak di tengah-tengah suatu variabel yang direpresentasikan dalam bentuk segitiga, pada sisi kanan kirinya akan naik dan turun. Tetapi terkadang salah satu dari variabel tersebut tidak mengalami perubahan. Himpunan *fuzzy* "bahu" bukan segitiga, dugunakan untuk mengakhiri variabel suatu daerah *fuzzy*. Bahu kiri bergerak dari benar ke salah, demikian juga bahu kanan bergerak dari salah ke benar. Gambar 2.5 menunjukkan representasi kurva bentuk bahu pada variabel temperatur.



Gambar 2.5 Representasi Kurva Bentuk Bahu pada Variabel Temperatur.

5. Representasi Kurva-S

Kurva-S didefinisikan dengan menggunakan 3 parameter, yaitu: nilai keanggotaan nol (α), nilai keanggotaan lengkap (γ), dan titik infleksi atau *crossover* (β) yaitu titik yang memiliki domain 50% benar. Gambar 2.6 menunjukkan karakteristik kurva-S dalam bentuk skema.



Gambar 2.6 Representasi Kurva-S.

Fungsi keanggotaan.

$$s[x;\alpha,\beta,\gamma] = \begin{cases} 0; x \leq \alpha \\ 2\left(\frac{x-\alpha}{\gamma-\alpha}\right)^2; \alpha \leq x \leq \beta \\ 1 - \left(\frac{\gamma-x}{\gamma-\alpha}\right)^2; \beta \leq x \leq \gamma \\ 1; x \geq \gamma \end{cases} \tag{2.6}$$

2.2.5 *Fuzzy Time Series* (FTS)

Fuzzy time series (FTS) pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom pada tahun 1993 yang digunakan untuk meramalkan jumlah pendaftaran di Universitas Alabama. FTS adalah metode peramalan *time series* yang menggunakan konsep logika *fuzzy* sebagai dasarnya. Beberapa definisi dasar mengenai *fuzzy time series*.

Definisi 1.

Misalkan U adalah semesta pembicaraan, dengan $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$. Suatu himpunan *fuzzy* A_i dari U didefinisikan sebagai berikut:

$$A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \cdots + \frac{f_A(u_n)}{u_n} \tag{2.7}$$

dengan f_{A_i} merupakan fungsi keanggotaan dari A_i sehingga $f_{A_i} : U \to [0,1]$ dan $f_{A_i}(u_i)$ adalah derajat keanggotaan dari u_i dalam A_i, $f_{A_i}(u_i) \in [0,1]$ dan $i = 1, 2, \dots, n$.

Definisi 2.

Misalkan $Y_{(t)}, t = \cdots, 0, 1, \dots$ adalah himpunan bagian dari $\boldsymbol{R}$ yang didefinisikan oleh himpunan *fuzzy* $f_i(t), i = 1, 2, \dots$. Jika $F_{(t)}$ kumpulan dari $f_1(t), f_2(t), \dots$, maka $F_{(t)}$ disebut sebagai *fuzzy time series* pada $Y_{(t)}$.

Definisi 3.

Misalkan $F_{(t)} = A_j$ dipengaruhi oleh $F_{(t-1)} = A_i$, maka relasi logika *fuzzy* antara $F_{(t)}$ dengan $F_{(t-1)}$ adalah $A_i \to A_j$.

Penelitian tentang *fuzzy time series* yang di perkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) dikembangken oleh Chen (1996) dengan cara menghilangkan operasi matriks menjadi model *fuzzy time series* dengan operasi aritmatik yang lebih sederhana. Langkah-langkah dalam penelitian Chen (1996) adalah sebagai berikut (Chen, 1996).

1. Menentukan semesta pembicaraan U. Dapat didefinisikan sebagai berikut,

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \tag{2.8}$$

dengan D_{min} dan D_{max} berturut-turut adalah data terkecil dan data terbesar dari semesta pembicaraan U, sedangkan D_1 dan D_2 adalah bilangan acak yang bernilai positif dari semesta pembicaraan U.

2. Membagi semesta pembicaraan U menjadi beberapa interval dengan panjang yang sama.
3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* A dari semesta pembicaraan U berdasarkan interval partisi yang telah ditentukan. Sebuah himpunan *fuzzy* A dalam semesta pembicaraan U dapat dinyatakan dengan persamaan

$$A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \cdots + \frac{f_A(u_n)}{u_n} \tag{2.9}$$

dimana f_A adalah fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy* A, dan $f_A : U \rightarrow [0,1]$; $f_A(u_1)$ merupakan derajat keanggotaan dari u_i dalam himpunan *fuzzy* A, dan $1 \leq i \leq n$.

4. Fuzzifikasi data dengan menemukan derajat keangotaan di setiap himpunan *fuzzy* A_i $(1 \leq i \leq n)$. Setiap data difuzzifikasi berdasarkan derajat keanggotaan yang tertinggi.
5. Menentukan *fuzzy logical relationship* (FLR) dari hasil fuzzifikasi data yang selanjutnya dikelompokan menjadi *fuzzy logical relationship groups* (FLRG).
6. Menentukan peramalan dalam bentuk himpunan *fuzzy* $F(t)$ dan defuzzifikasikan hasil peramalan, dengan prinsip sebagai berikut.

   Prinsip 1. Jika himpunan *fuzzy* sekarang A_i dan FLR dalam FLRG adalah $A_i \rightarrow A_j$, dengan kata lain hanya terdapat satu FLR, maka hasil peramalanya adalah m_j atau titik tengah interval u_j.

   Prinsip 2. Jika himpunan *fuzzy* sekarang A_i dan FLR dalam FLRG adalah kosong, misalkan $(A_i \rightarrow \neq)$, maka hasil peramalan adalah m_i atau titik tengah interval u_i.

Prinsip 3. Jika himpunan *fuzzy* sekarang A_i dan FLR dalam FLRG adalah $A_i \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_k$, maka nilai peramalanya adalah $\frac{m_1+m_2+\cdots+m_k}{k}$ dengan $m_1, m_2, \dots, m_k$ secara berturut-turut adalah titik tengah dari interval $u_1, u_2, \dots, u_k$, dengan kata lain nilai ramalanya adalah rata-rata dari titik tengah intervalnya.

2.2.6 Metode Penentuan Panjang Interval

Dalam metode *fuzzy time series*, penentuan panjang interval dapat dilakukan pada saat mendefinisikan semesta pembicaraan dan interval (langkah pertama dalam metode Chen) dari proses peramalan menggunakan *fuzzy time series*. Panjang interval mempengaruhi perumusan dalam *fuzzy logical relationship* (FLR), dan FLR itu sendiri mempengaruhi hasil peramalan. Selain memilih FLR yang tepat, penentuan panjang interval yang tepat juga penting dalam peramalan *fuzzy time series*. Kunci dalam memilih panjang interval yang efektif adalah interval tidak boleh terlalu besar atau kecil. Panjang interval terlalu besar menyebabkan tidak adanya fluktuasi dalam *fuzzy time series*. Di sisi lain, ketika panjang interval terlalu kecil maka arti dari *fuzzy time series* akan berkurng. Dengan demikian, panjang interval harus mencerminkan setidaknya setengah fluktuasi dalam runtun waktu. Oleh karena itu mengunakan metode dalam mencari interval penting digunakan dalam langkah peramalan menggunakan metode *fuzzy time series* (Xihao dan Yimin, 2008).

2.2.6.1 Automatic Clustering

Automatic clustering adalah algoritma yang digunakan untuk mengelompokkan data numerik kedalam bentuk interval. Menurut Chen, Wang, dan Pan (Chen *et al*., 2009) langkah-langkah dalam algoritma *automatic clustering* adalah sebagai berikut.

Langkah 1 : Mengurutkan data dengan urutan menaik dan menentukan nilai $average_dif$.

Mengurutkan data numerik dalam urutan menaik memiliki n data numerik yang berbeda. Diasumsikan data dengan urutan menaik tidak ada data yang ganda (bernilai sama) yang ditampilkan seperti berikut :

$$d_1, d_2, d_3, \ldots, d_i, \ldots, d_n.$$

Berdasarkan urutan data tersebut, kemudian dihitung nilai dari "$Average_dif$" dengan rumus sebagai berikut :

$$average_dif = \frac{\sum_{i=1}^{n-1}(d_{i+1} - d_i)}{n-1} \tag{2.10}$$

dengan

d_{i+1} = data berikutnya

d_i = data saat ini

n = jumlah data

Dimana "$average_dif$" menunjukkan rata-rata perbedaan antara setiap pasangan urutan data menaik.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Langkah 2 : Mengubah data ke dalam bentuk *cluster* (kelompok).

Mengambil data pertama (data terkecil dalam barisan urutan data menaik) ke dalam *cluster* saat ini. Berdasarkan nilai dari "$average_dif$", ditentukan apakah angka pada barisan urutan data menaik termasuk dalam *cluster* saat ini atau diletakkan pada *cluster* baru berdasarkan prinsip berikut:

Prinsip 1 : Diasumsikan bahwa *cluster* saat ini adalah *cluster* pertama dan hanya ada satu data d_1 di dalamnya dan diasumsikan bahwa d_2 adalah data yang berdekatan dengan data d_1, ditampilkan sebagai berikut :

$$\{d_1\}, d_2, d_3, \dots, d_n.$$

Jika $d_2 - d_1 \leq average_dif$, maka letakkan d_2 ke dalam *cluster* saat ini di mana d_1 termasuk di dalamnya. Sebaliknya, bentuk *cluster* baru untuk d_2 dan biarkan cluster baru yang terbentuk di mana d_2 termasuk di dalamnya sebagai *cluster* saat ini.

Prinsip 2 : Diasumsikan bahwa *cluster* saat ini bukan *cluster* yang pertama dan hanya ada satu data d_j di dalam *cluster* saat ini. Asumsikan bahwa d_k adalah data yang berdekatan setelah data d_j dan asumsikan bahwa d_i adalah data dengan nilai terbesar dalam *cluster* yang ada sebelum *cluster* saat ini, ditampilkan sebagai berikut :

$$\{d_1, \dots\}, \dots, \{\dots d_i\}, \{d_j\}, d_k, \dots, d_n.$$

Jika $d_k - d_j \leq average_dif$ dan $d_k - d_j < d_j - d_i$, maka letakkan d_k ke dalam *cluster* saat ini dimana d_j di dalamnya. Sebaliknya, bentuk

cluster baru untuk d_k dan biarkan *cluster* baru yang terbentuk dimana d_k termasuk di dalamnya sebagai *cluster* saat ini.

Prinsip 3 : Diasumsikan bahwa *cluster* saat ini bukan *cluster* yang pertama dan ada lebih dari satu data di *cluster* saat ini. Asumsikan bahwa d_i adalah data terbesar *cluster* saat ini dan asumsikan bahwa d_j adalah data terdekat setelah d_i, ditampilkan sebagai berikut :

$$\{d_1, \dots\}, \dots, \{\dots\}, \{\dots, d_i\}, d_j, \dots, d_n.$$

Jika $d_j - d_i \leq average_dif$ dan $d_j - d_i \leq cluster_dif$, maka letakkan d_j ke dalam *cluster* saat ini dimana d_i di dalamnya. Sebaliknya, bentuk *cluster* baru untuk d_j dan biarkan *cluster* baru yang terbentuk dimana d_j termasuk di dalamnya sebagai *cluster* saat ini, dimana "*cluster_dif*" menunjukkan perbedaan rata-rata jarak antara setiap pasangan data yang berdekatan dalam *cluster*. Diasumsikan data pada *cluster* saat ini adalah $\{c_1, c_2, c_3, \dots, c_i, \dots, c_n\}$ dan nilai dari *cluster_dif* dirumuskan sebagai berikut :

$$cluster_dif = \frac{\sum_{i=1}^{n-1}(c_{i+1} - c_i)}{n-1} \tag{2.11}$$

dengan

$c_{i+1} =$ *cluster* berikutnya

$c_i =$ *cluster* saat ini

$n =$ jumlah data.

Langkah 3 : Menyempurnakan isi *cluster* (kelompok).

Berdasarkan dari hasil pengelompokan yang diperoleh di langkah 2, sesuaikan isi dari *cluster* ini berdasarkan prinsip sebagai berikut.

Prinsip 1 : Jika sebuah *cluster* memiliki lebih dari dua data, maka kita ambil data terkecil, ambil data terbesar dan hilangkan data yang lainya.

Prinsip 2 : Jika sebuah *cluster* hanya memiliki tepat dua data, maka kita abaikan (tidak ada perubahan).

Prinsip 3 : Jika sebuah *cluster* hanya memiliki satu data d_q, maka kita letakkan nilai-nilai dari "$d_q - average_dif$" dan "$d_q + average_dif$" ke dalam *cluster* dan hilangkan d_q dari *cluster* ini. Terlebih lagi, jika situasi ini terjadi, *cluster* perlu disesuaikan kembali :

Situasi 1 : Jika situasi terjadi pada *cluster* pertama, maka kita hilangkan nilai dari "$d_q - average_dif$" sebagai ganti dari d_q untuk *cluster* ini.

Situasi 2 : Jika situasi ini terjadi di *cluster* terakhir, maka kita hilangkan nilai dari "$d_q + average_dif$" sebagai ganti dari d_q untuk *cluster* ini.

Situasi 3 : Jika nilai dari "$d_q - average_dif$" lebih kecil dari pada nilai terkecil dalam *cluster* sebelumnya, maka semua tindakan pada prinsip 3 dibatalkan.

Langkah 4 : Mengubah *cluster* menjadi interval.

Diasumsikan bahwa hasil dari *clustering* (pengelompokan) yang diperoleh dari langkah 3 ditampilkan sebagai berikut :

$$\{d_1, d_2\}, \{d_3, d_4\}, \dots, \{d_i, d_j\}, \{d_k, d_l\}, \dots, \{d_r\}, \{d_s, d_t\}, \dots, \{d_{n-1}, d_n\}.$$

Ubah *cluster-cluster* tersebut ke dalam interval-interval yang berdekatan dengan mengikuti sub-langkah:

Langkah 4.1 : Menggubah *cluster* pertama $\{d_1, d_2\}$ ke dalam interval $[d_1, d_2)$.

Langkah 4.2 : Jika interval saat ini adalah $[d_i, d_j)$ dan jika *cluster* saat ini adalah $\{d_k, d_l\}$, maka:

a) Jika $d_j \geq d_k$, maka ubah *cluster* saat ini $\{d_k, d_l\}$ ke dalam interval $[d_k, d_l)$. Biarkan $[d_k, d_l)$ menjadi interval saat ini dan biarkan *cluster* selanjutnya $\{d_m, d_n\}$ menjadi *cluster* saat ini.

b) Jika $d_j < d_k$, maka ubah $\{d_k, d_l\}$ ke dalam interval $[d_k, d_l)$ dan buat interval baru $[d_j, d_k)$ antara $[d_i, d_j)$ dan $[d_k, d_l)$. Biarkan $[d_k, d_l)$ menjadi interval saat ini dan biarkan *cluster* selanjutnya $\{d_m, d_n\}$ menjadi *cluster* saat ini. Jika interval saat ini adalah $[d_i, d_j)$ dan *cluster* saat ini adalah $\{d_k\}$, maka ubah interval saat ini $[d_i, d_j)$ ke dalam $[d_i, d_k)$. Biarkan $[d_i, d_k)$ menjadi interval saat ini dan biarkan *cluster* selanjutnya menjadi *cluster* saat ini.

Langkah 4.3 : Periksa secara berulang-ulang interval saat ini dan *cluster* saat ini sampai semua *cluster-cluster* telah berubah menjadi bentuk interval.

Langkah 5 : Mempartisi interval.

Untuk setiap interval yang diperoleh dari langkah 4, kemudian dibagi setiap interval tersebut dalam p sub-interval, dimana $p \geq 1$.

2.2.6.2 Average Based

Average based adalah algoritma yang dapat digunakan untuk mengatur panjang interval yang ditentukan pada tahapan awal peramalan ketika menggunakan metode *fuzzy time series*. Menurut Xihao dan Yimin (Xihao dan Yimin, 2008) langkah-langkah dalam algoritma *average based* adalah sebagai berikut.

(1) Hitung semua selisih nilai mutlak antara data d_{i+1} dan d_i $(i = 1,2, \dots, n-1)$, sehingga diperoleh rata-rata selisih nilai mutlak.

(2) Tentukan setengah dari rata-rata yang diperoleh dari langkah pertama sebagai panjang interval.

(3) Berdasarkan dari panjang interval yang diperoleh dari langkah kedua, tentukan nilai basis dari panjang interval sesuai dengan tabel 2.1.

Tabel 2.1 Tabel Pemetaan Basis

Range	*Basis*
$0{,}1 - 1{,}0$	$0{,}1$
$1{,}1 - 10$	1
$11 - 100$	10
$101 - 1000$	100

(4) Panjang interval kemudian dibulatkan sesuai dengan nilai basis interval sebagaimana dalam tabel 2.1 sebagai panjang interval.

Dalam rangka menunjukkan bagaimana perhitungan panjang interval berbasis rata-rata diberikan contoh. Misalkan kita mempunyai data *time series* sebagai berikut : 30, 50, 80, 120, 110, dan 70. Algoritma untuk menentukan panjang interval berbasis rata-rata diimplementasikan sebagai berikut:

(1) Perbedaan pertama adalah 20, 30, 40, 10, dan 40. Rata-rata dari perbedaan pertama adalah 28.

(2) Mengambil setengah dari rata-rata sebagai panjang interval, yakni 14.

(3) Menurut panjang interval (pada langkah kedua), dasar sebagai panjang interval ditentukan oleh 10 pada tabel 2.1.

(4) Pembulatan panjang interval 14 dengan basis 10, itu adalah 10. Jadi 10 dipilih sebagai panjang interval.

2.2.7 Analisis *Markov Chain* (Rantai *Markov*)

Rantai *markov* pertama kali dikenalkan oleh ahli Rusia yang bernama A. A. Markov pada tahun 1906. Analisis rantai *markov* adalah suatu metode yang mempelajari sifat-sifat suatu variabel pada masa sekarang yang didasarkan pada sifat-sifat masa lalu dalam usaha menaksir sifat-sifat variabel tersebut dimasa yang akan datang. Dalam analisis *markov* yang dihasilkan adalah suatu informasi probabilistik yang dapat digunakan untuk membantu membuat keputusan, jadi analisis ini bukan suatu teknik optimasi melainkan suatu teknik deskriptif. Analisis *markov* merupakan bentuk khusus dari model probablistik yang lebih utama untuk dikenal dengan proses stokastik (Sugiartawan dan Arta, 2015).

Secara konseptual rantai *markov* dapat diilustrasikan dengan menganggap $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots\}$ sebagai suatu proses stokastik berhingga atau nilai peluangnya

yang dapat dihitung. Himpunan nilai peluang dari proses ini dinotasikan dengan himpunan integer positif $\{0, 1, 2, \dots\}$.

Jika $X_n = i$, maka proses ini terjadi di i pada saat n. Dengan menganggap bahwa kapanpun proses ini terjadi di *state* i, terhadap sebuah titik peluang P_{ij} yang akan berpindah ke *state* j. Dengan demikian bisa dituliskan dengan,

$$P\{X_{n+1} = j | X_n = i, X_{n-1} = i_{n-1}, \dots, X_1 = I_1, X_0 = i_0\} = P_{ij} \qquad (2.12)$$

Untuk semua *state* $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, I, j, n \geq 0$. Proses yang seperti itu disebut rantai *markov*.

Persamaan tersebut diinterpresentasikan dalam rantai *markov* sebagai distribusi bersyarat dari *state* yang akan datang X_{n+1} yang diperoleh dari *state* sebelumnya $X_0, X_1, \dots, X_{n-1}$ dan *state* yang sekarang X_n, dan tidak bergantung pada *state* sebelunya tetapi bergantung pada *state* yang sekarang.

Nilai P_{ij} mewakili peluang proses transisi dari i ke j. Karena nilai peluang selalu positif dan proses transisi berpindah, maka: $P_{ij} \geq 0$ dan $i, j \geq 0$, jumlah $P_{ij} = 1, j = 1, \dots, \infty$, dan $i = 0, 1, \dots$ misal P merupakan matrik peluang transisi P_{ij}, maka dapat dinotasikan sebagaimana dalam persamaan berikut

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} & \cdots \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} & \cdots \\ P_{20} & P_{21} & P_{22} & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \end{bmatrix}. \qquad (2.13)$$

(Noh *et al*., 2015).

2.2.8 Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*

Fuzzy time series markov chain pertama kali di perkenalkan oleh Tsaur (2012) yang digunakan untuk menghitung nilai tukar mata uang Taiwan dengan dolar Amerika. *Fuzzy time series markov chain* merupakan model hibrida *fuzzy time series* dengan proses stokastik rantai *markov*. Dalam model tersebut, matriks probabilitas transisi digunakan sebagai dasar perhitungan peramalan. Probabilitas dari *state* menuju *state* berikutnya diperoleh dari *fuzzy logical relationship groups* (FLRG). Probabilitas transisi *state* ditulisakan sebagai berikut.

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1, 2, \dots, n, \tag{2.14}$$

Dengan P_{ij} adalah probabilitas transisi satu langkah dari *state* A_i ke A_j, M_{ij} adalah jumlah transisi satu langkah dari *state* A_i ke A_j dan M_i adalah jumlah transisi yang termasuk dalam *state* A_i. Sehingga matriks probabilitas transisi dari seluruh *state* berdimensi $n \times n$, dengan n merupakan banyaknya himpunan *fuzzy*. Matriks probabilitas $\boldsymbol{P}$ dapat dituliskan sebagai berikut

$$\boldsymbol{P} = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{pmatrix}. \tag{2.15}$$

(Tsaur, 2012: 4934).

Menurut Tsaur (2012), langkah-langkah peramalan menggunakan metode *fuzzy time serie markov chain* adalah sebagai berikut (Nurkhasanah *et al*., 2015).

1. Menentukan semesta pembicaraan seperti pada persamaan

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \tag{2.16}$$

dengan:

D_{min} = data minimum

D_{max} = data maksimum

D_1 = bilangan positif sembarang pertama

D_2 = bilangan positif sembarang kedua.

2. Semesta pembicaraan U tersebut kemudian dibagi menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama seperti pada persamaan

$$l = \frac{[D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]}{k} \tag{2.17}$$

dengan:

l = panjang interval

k = banyak interval

D_{min} = data minimum

D_{max} = data maksimum

D_1 = bilangan positif sembarang pertama

D_2 = bilangan positif sembarang kedua.

3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada U dan lakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati.

4. Menentukan relasi logika *fuzzy* berdasarkan data historis.

5. Menentukan kelompok-kelompok dari relasi logika *fuzzy* agar menjadi kelompok relasi logika *fuzzy*.

6. Menentukan matriks probabilitas transisi $\boldsymbol{P}$ berdasarkan kelompok relasi logika *fuzzy* yang telah ditentukan pada langkah sebelumnya. Matriks probabilitas transisi *markov* ini berdimensi $n \times n$, dengan n merupakan banyaknya himpunan *fuzzy*. Probabilitas transisi *state* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$P_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_i} \tag{2.18}$$

dengan:

P_{ij} = ptobabilitas transisi dari *state* A_i ke A_j

r_{ij} = banyak transisi dari *state* A_i ke A_j

r_i = banyak data yang termasuk dalam *state* A_i.

Matriks probabilitas transisi $\boldsymbol{P}$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix} \tag{2.19}$$

7. Menghitung nilai peramalan dengan menggunakan matriks probabilitas.

Matriks $\boldsymbol{P}$ merefleksikan transisi dari seluruh sistem tersebut. Jika $F_{(t-1)} = A_i$, maka proses didefinikan pada *state* A_i pada saat $(t-1)$, maka hasil peramalan $\hat{Y}_{(t)}$ akan dihitung menggunakan baris $[P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in}]$ pada matriks $\boldsymbol{P}$. Hasil peramalan $\hat{Y}_{(t)}$ adalah nilai rata-rata terbobot dari $m_1, m_2, \dots, m_n$ (titik tengah dari $u_1, u_2, \dots, u_n$). Nilai hasil peramalan pada $\hat{Y}_{(t)}$ dapat ditentukan dengan menggunakan beberapa aturan sebagai berikut.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Aturan 1.

Jika terdapat himpunan *fuzzy* yang tidak mempunyai relasi logika *fuzzy*, misal jika $A_i \rightarrow \emptyset$, dan kemudian terdapat data pada periode ke $(t-1)$ masuk dalam A_i, maka nilai peramalan $\hat{Y}_{(t)}$ adalah m_i, dengan m_i adalah nilai tengah interval u_i pada kelompok relasi logika *fuzzy* yang terbentuk pada data ke $(t-1)$.

Aturan 2.

Jika kelompok relasi logika *fuzzy* A_i adalah relasi *one to one* (misalnya $A_i \rightarrow A_p$ dimana $P_{ip} = 1$ dan $P_{ij} = 0, j \neq p$), maka nilai peramalan $\hat{Y}_{(t)}$ adalah m_p, dengan m_p adalah nilai tengah dari u_p, $\hat{Y}_{(t)} = m_p \times P_{ip} = m_k$.

Aturan 3.

Jika kelompok relasi logika *fuzzy* A_j adalah relasi *one to many* (misalnya $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_q, j = 1, 2, \dots, q$), dimana data yang diambil $Y_{(t-1)}$ pada waktu $(t-1)$ masuk dalam *state* A_j, maka peramalan $\hat{Y}_{(t)}$ adalah

$$\hat{Y}_{(t)} = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \cdots + m_{j-1} P_{j-1} + Y_{(t-1)} P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \cdots + m_{q(t-1)} P_{jq} \tag{2.20}$$

dimana:

$m_1, m_2, \dots, m_{j-1}, m_{j+1}, \dots, m_q$ adalah nilai tengah $u_1, u_2, \dots, u_{j-1}, u_{j+1}, \dots, u_q$, dan $Y_{(t-1)}$ adalah nilai state A_j pada waktu $(t-1)$.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

8. Mengatur penyesuaian kecenderungan nilai peramalan.

Nilai penyesuaian (D_t) bernilai tidak nol $(D_t \neq 0)$ ketika terjadi transisi dimana *state* pada waktu $(t-1)$ tidak sama dengan *state* pada waktu t, dan *fuzzy logical relationship group* dari *state* pada waktu $(t-1)$ adalah *one to many*.

Aturan 1.

Jika *state* A_i berhubungan dengan A_i, dimulai dari *state* A_i pada waktu $t-1$ sebagai $F_{t-1} = A_i$ dan membuat transisi menaik ke *state* A_j pada waktu t dimana $i < j$, maka nilai penyesuaian kecenderungan D_t didefinisikan sebagai

$$D_{t1} = \frac{l}{2} \tag{2.21}$$

dengan l adalah panjang interval.

Aturan 2.

Jika *state* A_i berhubungan dengan A_i, dimulai dari *state* A_i pada waktu $t-1$ sebagai $F_{t-1} = A_i$ dan membuat transisi menurun ke *state* A_j pada waktu t dimana $(i > j)$ maka nilai penyesuaian kecenderungan D_t didefinisikan sebagai

$$D_{t1} = -\frac{l}{2} \tag{2.22}$$

Aturan 3.

Jika transisi dimulai dari *state* A_i pada waktu $t-1$ sebagai $F_{t-1} = A_i$ dan membuat transisi melompat maju ke *state* A_{i+s} pada waktu t dimana $(1 \leq$

$s \leq n - i$), maka nilai penyesuaian kecenderungan D_t didefinisikan sebagai berikut:

$$D_{t2} = \left(\frac{l}{2}\right) s \tag{2.23}$$

dengan s adalah banyaknya lompatan ke depan dan n adalah banyak interval.

Aturan 4.

Jika proses didefinisikan ke *state* A_i pada waktu $t - 1$ sebagai $F_{t-1} = A_i$ dan membuat transisi melompat ke belakang *state* A_{i-v} pada waktu t dimana ($1 \leq v \leq i$), maka nilai penyesuaian kecenderungan D_t didefinisikan sebagai

$$D_{t2} = -\left(\frac{l}{2}\right) v \tag{2.24}$$

dengan v adalah banyaknya lompatan ke belakang.

9. Menentukan hasil peramalan dengan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan.

Jika kelompok relasi logika *fuzzy* A_i adalah *one to many* dan *state* A_{i+1} dapat diakses dari A_i dimana *state* A_i berhubungan dengan A_i maka hasil peramalan menjadi

$$\widehat{Y_{adj}}_{(t)} = \hat{Y}_{(t)} + D_{t1} + D_{t2} = \hat{Y}_{(t)} + \frac{l}{2} + \frac{l}{2} \tag{2.25}$$

Jika kelompok relasi logika *fuzzy* A_i adalah *one to many* dan *state* A_{i-1} dapat diakses dari A_i dimana *state* A_i tidak berhubungan dengan A_i maka hasil peramalan menjadi

$$\widehat{Y_{adj}}_{(t)} = \hat{Y}_{(t)} + D_{t2} = \hat{Y}_{(t)} + \frac{l}{2} \tag{2.26}$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Jika kelompok relasi logika *fuzzy* A_i adalah *one to many* dan *state* A_{i-2} dapat diakses dari A_i dimana *state* A_i tidak berhubungan dengan A_i maka hasil peramalan menjadi

$$\widehat{Y_{adJ}}_{(t)} = \hat{Y}_{(t)} - D_{t2} = \hat{Y}_{(t)} - \frac{l}{2} \times 2 = \hat{Y}_{(t)} - l \qquad (2.27)$$

Ketika b adalah langkah melompat, maka rumus umum dari $\widehat{Y_{adJ}}_{(t)}$ adalah

$$\widehat{Y_{adJ}}_{(t)} = \hat{Y}_{(t)} \pm D_{t1} \pm D_{t2} = \hat{Y}_{(t)} \pm \frac{l}{2} \pm \frac{l}{2} b. \qquad (2.28)$$

2.2.9 MSE (*mean square error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

Pada Nurkhasanah (2015), Menurut Makridakis (1999), rumus MSE adalah sebagai berikut

$$MSE = \frac{\sum_{t-1}^{n} \left(Y_t - \hat{Y}_{(t)}\right)^2}{n} \qquad (2.29)$$

dengan

Y_t = data aktual periode ke-t

$\hat{Y}_{(t)}$ = nilai peramalan periode ke-t

n = banyaknya data yang diprediksi.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Menurut Zainun dan Majid (2003), suatu model mempunyai kinerja yang sangat bagus jika nilai MAPE berada dibawah 10%, dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada diantara 10% dan 20%. Menurut Makridakis (1999), rumus untuk menghitung MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{n} |PE_t|}{n} \tag{2.30}$$

$$PE_t = \left(\frac{y_t - \hat{Y}_t}{Y_t}\right) x100\% \tag{2.31}$$

dengan

PE_t = presentase kesalahan periode ke-t

Y_t = data aktual periode ke-t

$\hat{Y}_{(t)}$ = nilai peramalan periode ke-t

n = banyaknya data yang diprediksi.

2.3 Kerangka Berpikir

Data nilai tukar (KURS) Rupiah adalah data *time series* sehingga diperlukan metode analisis yang bertujuan untuk menemukan pola yang dapat digunakan dalam meramalkan data yang akan datang. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *fuzzy time series*. Relasi logika *fuzzy* digunakan untuk mengurangi fluktuasi data nilai tukar (KURS) Rupiah dengan mengelompokkan data yang dikumpulkan berdasarkan waktu.

Pada metode *fuzzy time series* pada umumnya terbagi menjadi beberapa tahapan sebagai berikut.

1. Menentukan semesta pembicaraan,
2. Membagi semesta pembicaraan menjadi interval,
3. Memfuzzifikasi data,
4. Menentukan FLR,
5. Menentukan FLRG, dan
6. Defuzzifikasi.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Pengembangan metode *fuzzy time series* seperti pada penelitian terdahulu dilakukan pada penentuan interval dengan menggunakan metode *automatic clustering* dan *average based.*

Pada metode *fuzzy time series* pengembangan juga dapat dilakukan pada tahapan defuzzifikasi, salah satunya adalah dengan cara penambahan metode rantai *markov*. Sehingga langkah dalam *fuzzy time series* akan berubah menjadi berikut.

1. Menentukan semesta pembicaraan,
2. Membagi semesta pembicaraan menjadi interval,
3. Memfuzzifikasi data,
4. Menentukan FLR,
5. Menentukan FLRG,
6. Menentukan matriks probabilitas transisi berdasarkan FLRG,
7. Menghitung nilai peramalan dengan menggunakan matriks probabilitas,
8. Mengatur penyesuaian kecenderungan nilai peramalan, dan
9. Menentukan hasil peramalan dengan penyesuaian kecenderungan nilai peramalan.

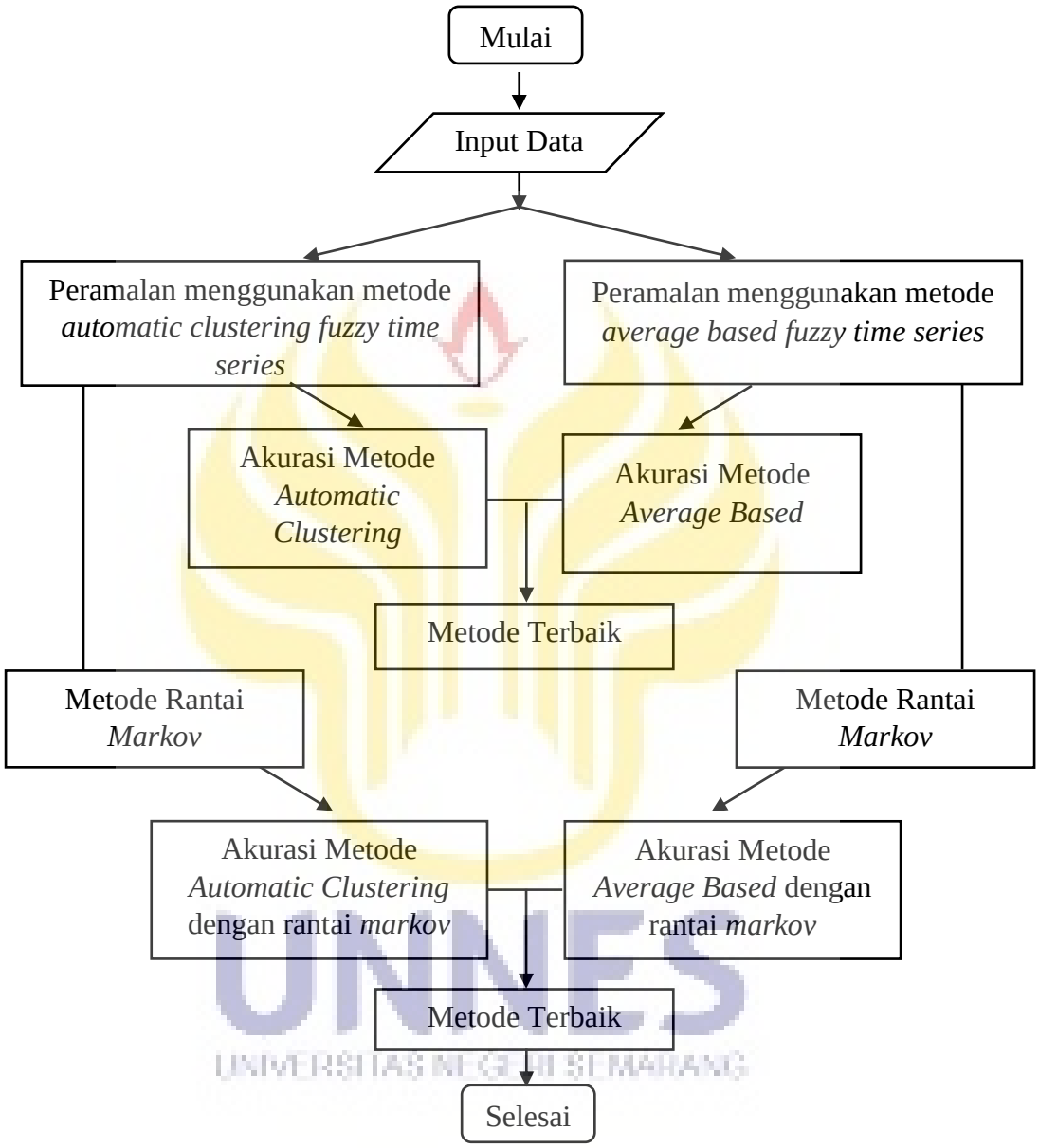
Pengembangan pada metode *fuzzy time series*, diharapkan akan menghasilkan hasil ramalan yang lebih baik agar dalam melakukan ramalan data *time series*, tingkat akurasi data hasil ramalan semakin mendekati data aktual.

Penelitian kali ini berawal dari pengambilan data nilai tukar (KURS) Rupiah. Dari data tersebut akan dilakukan proses peramalan menggunakan metode *automatic clustering fuzzy time series* dan *average based fuzzy time series*. Dari

kedua metode tersebut akan dibandingkan, manakah yang memiliki tingkat akurasi terbaik berdasarkan MSE dan MAPE. Proses tersebut dilakukan dua kali menggunakan dua data yang berbeda yaitu data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).

Setelah diketahui metode yang memiliki akurasi terbaik baik maka proses ramalan akan dilanjutkan dengan penambahan proses rantai *markov* pada defuzzifikasinya. Dari kedua metode yang telah ditambahkan proses rantai *markov* akan dikukur tingkat keakurasianya dengan melihat MSE dan MAPE. Kemudian akan dibandingkan lagi antara kedua metode tersebut, apakah metode yang terbaik di awal sebelum penambahan rantai *markov* akan tetap terbaik lagi setelah penambahan rantai *markov* atau sebaliknya. Selain itu juga dilihat berapa pengaruh keakurasian dari kedua metode setelah adanya penambahan proses rantai *markov* dilihat dari perubahan tingkat keakurasiannya. Proses tersebut dilakukan dua kali menggunakan dua data yang berbeda yaitu data nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan nilai tukar (KURS) Rupiah terhadap Euro (EUR).

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG



Gambar 2.7 Diagram Alir Kerangka Berpikir.

BAB 5

PENUTUP

5.1 Simpulan

Dari hasil penelitian dan pembahasan tentang peramalan nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah menggunakan metode *Automatic Clustering, Average Based* dan *Markov Chain-Fuzzy Time Series* dengan dua data yaitu nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD) dan nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR) yang diambil dari website Bank Indonesia (www.bi.go.id) pada Bulan Januari, Februari dan Maret tahun 2016 dapat ditarik simpulan sebagai berikut.

1. Berdasarkan perbandingan kedua nilai MSE tersebut, peramalan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD) menggunakan metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* memiliki tingkat akurasi peramalan lebih baik jika dibandingkan dengan metode *Average Based Fuzzy Time Series*.
2. Berdasarkan nilai MSE pada data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap US Dolar (USD), tingkat akurasi peramalan dengan adanya metode *Markov Chain* meningkatkan keakurasian pada metode *Automatic Clustering* dan *Average Based-Fuzzy Time Series*, dengan peningkatan akurasi nilai MSE sebesar 60,65% pada metode *Automatic Clustering* dan sebesar 70,26% pada metode *Average Based*.

3. Berdasarkan perbandingan kedua nilai MSE tersebut, peramalan data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR) menggunakan metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series* memiliki tingkat akurasi peramalan lebih baik jika dibandingkan dengan metode *Average Based Fuzzy Time Series*.
4. Berdasarkan nilai MSE pada data nilai tukar (KURS) mata uang Rupiah terhadap Euro (EUR), tingkat akurasi peramalan dengan adanya metode *Markov Chain* meningkatkan keakurasian pada metode *Automatic Clustering* dan *Average Based-Fuzzy Time Series*, dengan peningkatan akurasi nilai MSE sebesar 14,99% pada metode *Automatic Clustering* dan sebesar 49,24% pada metode *Average Based*.

5.2 Saran

1. Pada penelitian ini hanya menggunakan metode *Automatic Clustering* dan *Average Based* pada penentuan interval dalam *Fuzzy Time Series* dan menggunakan *Markov Chain* pada proses defuzzifikasinya untuk meramalkan data nilai tukar (KURS). Diharapkan untuk penelitian metode *Fuzzy Time Series* yang akan datang dilakukan penambahan metode baru pada tahapan defuzzifikasinya misalkan metode *Markov Chain* dengan orde lebih tinggi.
2. Metode yang digunakan untuk menentukan interval pada *Fuzzy Time Series* akan lebih baik menggunakan metode *Automatic Clustering* dengan sub-interval yang lebih besar.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

3. Untuk penelitian selanjutnya dapat dibuat program komputasi dari metode *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain* dalam bentuk *software*.
4. Dalam penelitian ini proses perhitunganya membutuhkan waktu yang cukup lama, sehingga untuk penelitian selanjutnya dapat dibuat aplikasi yang dapat mempermudah dan mempercepat perhitungan ramalan menggunakan metode *fuzzy time series*, misalkan menggunakan software *mathlab*.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR PUSTAKA

Abdulloh, M. F. 2015. *Penggunaan Metode Automatic Clustering dan Fuzzy Logical Relationships Untuk Prediksi Jumlah Mahasiswa Baru IPB*. Skripsi. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Chen, S. M. 1996. *Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series*. *Fuzzy Sets and System* 81: 311-319.

Chen, S. M., Wang, N. Y., & Pan, J. S. 2009. *Forecasting Enrollments Using Automatic Clustering Thechniques and Fuffy Logical Relationship*. *Expert System with Applications* 36: 11070-11076.

Hendikawati, P. 2014. *Bahan Ajar Analisis Runtun Waktu. Semarang*. FMIPA Universitas Negeri Semarang.

Huarng, K. 2001. *Effective Lengths of Intervals To Improve Forecasting in Fuzzy Time Series. Fuzzy Sets and Systems* 123: 387-394.

Kusumadewi, S., & Purnomo. 2003. *Artifical Inteligence* (*Teknik dan Aplikasinya*). Yogyakarta: Graha Ilmu.

Kusumadewi, S., & Purnomo. 2004. *Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Langi, Y. 2011. *Penentuan Klasifikasi State Pada Rantai Markov Dengan Menggunakan Nilai Eigen Dari Matriks Peluang Transisi*. Jurnal Ilmiah Sains, Vol. 11 No. 1: 124-130.

Makridakis, S., Wheelwright, S., & McGee, V. E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan edisi ke-2*. Jakarta : Erlangga.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Muchlas, Z., & Alamsyah, A. R. 2015. *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kurs Rupiah Terhadap Dolar Amerika Pasca Krisis (2000-2010)*. Jurnal *JIBEKA*, Vol. 6: 76-86.

Noh, J., Wijono, & Yudaningtyas, E. 2015. *Model Average Based FTS Markov Chain untuk Peramalan Penggunaan Bandwidth Jaringan Komputer*. Jurnal *EECCIS*, Vol. 9. No. 1: 31-36.

Nurkhasanah, L. A., Suparti, & Sudarno. 2015. *Perbandingan Metode Runtun Waktu Fuzzy-Chen dan Fuzzy-Markov Chain Untuk Meramalkan Data Inflasi di Indonesia*. Jurnal Gaussian, Vol. 4, No. 4: 917-926.

Saxena, P., Sharma, K., & Easo, S. 2012. *Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series with Higher Forecast Accuracy Rate*. IJCTA, Vol. 3 (3): 957-961.

Setiaji. 2009. *Himpunan Dalam Logika Samar Serta Aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

Song, Q., & Chissom, B. S. 1993. *Fuzzy Time Series and its Models*. *Fuzzy Sets and System* 54: 269-277.

Sugiartawan, P., & Arta, G. S. 2015. *Peramalan Kunjungan Wisatawan dengan Metode Average Based Fuzzy Time Series dan Markov Chain Model di Sriphala Resort & Hotel*. SEMINASKIT: 159-164.

Tsaur, R. C. 2012. *A Fuzzy Time Series-Markov Chain Model With an Application To Forecast The Exchange Rate Between The Taiwan and US Dollar*. *ICIC International*. Vol. 8, No. 7(B): 4931-4942.

Xihao, S., & Yimin, L. 2008. *Average-based Fuzzy Time Series Models For Forecasting Shanghai Compound Index*. World Journal of Modelling and Simulation* Vol. 4 No. 2, pp: 104-111.