

USULAN PENELITIAN S1
PERBANDINGAN PENGGUNAAN METODE PENENTUAN PANJANG
INTERVAL PADA PERAMALAN YANG MENGGUNAKAN *FUZZY TIME*
SERIES MARKOV CHAIN



Ahmad Alwarid
17/409424/PA/17731

PROGRAM STUDI S1 ILMU KOMPUTER
DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER DAN ELEKTRONIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS GADJAH MADA
YOGYAKARTA
2020

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	
DAFTAR ISI.....	
DAFTAR TABEL.....	
DAFTAR GAMBAR	
DAFTAR PERSAMAAN	
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	
1.2 Rumusan Masalah	
1.3 Batasan Masalah	
1.4 Tujuan	
1.5 Manfaat	
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
BAB III LANDASAN TEORI.....	
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN.....	
BAB V JADWAL PENELITIAN.....	
DAFTAR PUSTAKA	

HALAMAN PERSETUJUAN

USULAN PENELITIAN S1

JUDUL

Diusulkan oleh

AHMAD ALWARID

17/409424/PA/17731

Telah disetujui

Pada tanggal

Pembimbing

Penguji 1

Penguji 2

Dr. Agus Sihabuddin, S.Si., M.Kom

Dosen Pembimbing

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peramalan merupakan sebuah proses dan ilmu untuk memprediksi sesuatu/apa yang akan terjadi di masa yang akan datang. Peramalan digunakan pada banyak kasus nyata untuk mendapatkan nilai prediksi yang akurat. Nilai tukar mata uang, permintaan barang, dan saham merupakan beberapa kasus dimana peramalan bisa diimplementasikan. Dengan adanya metode peramalan ini, seseorang akan lebih siap menghadapi kemungkinan kejadian di masa yang akan datang.

Nilai tukar mata uang memiliki beberapa karakteristik yaitu tidak mudah ditebak nilainya di masa depan dan fluktuatif terhadap mata uang lainnya (Halim, 2018). Perubahan nilai tukar mata uang akan berdampak pada perekonomian suatu negara, salah satunya pada harga barang. Banyak metode analisis di bidang Statistika, seperti *linear regression*, *moving average*, *autoregressive integrated moving average* yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan tetapi memiliki kelemahan dalam menganalisis ketidakpastian dari data (Bisht dan Kumar, 2016). Salah satu upaya dalam mengatasi ketidakpastian dalam data deret waktu adalah menggunakan metode fuzzy time series.

Fuzzy time series pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) untuk melakukan peramalan pada data penerimaan mahasiswa Universitas Alabama. Chen (1996) kemudian mengembangkan model yang diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) dengan melakukan pengelompokan pada relasi-relasi fuzzy yang memiliki state yang sebelumnya sama sehingga menghasilkan akurasi yang lebih baik. Model milik Chen (1996) memiliki kelemahan, yaitu tidak memperhatikan bobot dari setiap relasi. Cheng dkk. (2008) mengembangkan metode fuzzy time series sehingga memiliki pembobotan pada tiap relasi dan mengelompokkannya secara kronologis.

Tsaur (2012) mengatakan bahwa tren perkembangan nilai tukar mata uang dipengaruhi beragam faktor yang tidak diketahui dan tidak mungkin untuk membentuk suatu model peramalan yang dapat mempertimbangkan semua faktor yang tidak diketahui. Salah satu faktor yang tidak diketahui adalah spekulasi dari investor nilai tukar mata uang. Menurut Tsaur (2012), proses Markov memiliki performa yang baik dalam meramalkan nilai tukar mata uang sehingga Tsaur (2012) mencoba

menggabungkan metode fuzzy time series dengan metode markov chain. Tujuan dari penggabungan tersebut adalah untuk memperoleh probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi. Model fuzzy time series yang dihasilkan dari penggabungan dua metode tersebut memiliki tingkat akurasi peramalan yang lebih tinggi daripada model-model fuzzy time series sebelumnya.

Pada penelitian ini, untuk meramalkan nilai tukar mata uang rupiah terhadap mata uang asing, digunakan model fuzzy time series markov chain yang digunakan oleh Tsaur (2012) dengan tambahan beberapa metode penentuan interval semesta yang berbeda. Fuzzy time series yang menggunakan panjang interval berbeda akan menyebabkan hasil peramalan dan error yang berbeda pula (Huarng, 2001). Oleh karena itu, perlu untuk menentukan panjang interval yang efektif untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah masih perlu ditingkatkannya akurasi dari hasil peramalan *fuzzy time series markov chain* pada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *average-based length* untuk menentukan panjang interval.

1.3 Batasan Masalah

Agar cakupan masalah tidak terlalu luas dan dapat dimengerti dengan lebih mudah, penulis menetapkan batasan-batasan masalah sebagai berikut:

1. Peramalan yang dilakukan adalah peramalan nilai tukar mata uang.
2. Periode data yang diambil sebagai data pelatihan adalah selama 1 Januari 2021 hingga 31 Maret 2021.
3. Periode data yang digunakan sebagai data uji adalah selama 1 April hingga 30 April 2021.
4. Penelitian berfokus pada metode penentuan panjang interval.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini yaitu untuk menentukan metode penentuan interval mana yang lebih baik pada peramalan yang menggunakan algoritma fuzzy time series markov chain.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat pada penelitian ini yaitu membantu membuat sistem yang lebih baik akurasinya dalam mendapatkan hasil peramalan yang kemudian dapat membantu dalam kehidupan dan masyarakat.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai peramalan sudah banyak dilakukan menggunakan berbagai metode. Salah satu metode peramalan yang sering dilakukan adalah metode *fuzzy time serie*. Metode *fuzzy time series* pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) yang digunakan untuk meramalkan data jumlah mahasiswa yang masuk ke Universitas Alabama. Chen (1996) kemudian memodifikasi metode tersebut dengan menghilangkan komputasi tinggi yang tidak penting karena adanya operasi matriks yang kompleks kemudian mengusulkan untuk menggunakan model yang hanya menggunakan operasi aritmetika sederhana.

Sejak saat itu, sudah banyak dikembangkan berbagai model *fuzzy time series* yang dapat melakukan peramalan dengan akurasi yang lebih baik. Salah satunya adalah penelitian Chen dan Phuong (2017) yang mengembangkan model *fuzzy time series* pada bagian penentuan *interval* dan penentuan bobot vektor menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Usulan model tersebut digunakan untuk meramalkan TAIEX (*Taiwan Capitalization Weighted Stock Index*) dan nilai tukar mata uang dolar baru Taiwan terhadap dolar Amerika. Berdasarkan pengujian, usulan model Chen dan Phuong (2017) menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik daripada model-model *fuzzy time series* yang telah ada pada kedua data pengujian.

Tsaur (2012) pada penelitiannya memperkenalkan model *fuzzy time series-markov chain* untuk menganalisis data linguistik dan data sampel deret waktu berukuran kecil. Pada model ini dari setelah data dari *fuzzy time series* ditransfer ke *fuzzy logic group* dan menghasilkan matriks transisi *markov chain*. Lalu dari proses tersebut akan didapatkan sekumpulan nilai ramalan yang disesuaikan lalu diambil nilai ramalan dengan *error* terkecil. Penelitian ini menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil yaitu sebesar 1.40% pada peramalan terkait pendaftaran di Universitas Alabama.

Rukhansah dkk. (2016) menggunakan metode *fuzzy time series-markov chain model* untuk meramal harga emas harian selama periode 9 Januari 2015 sampai 4 Maret 2015. Metode *fuzzy time series-markov chain model* menghasilkan nilai *average forecasting error rate* (AFER) dan *mean absolute error* (MAE) sebesar 0.33426% dan 1.679 secara berturut-turut.

Rubio dkk. (2017) pada penelitiannya menggunakan metode *fuzzy-trend time series* yang menggunakan operator berbobot. Semesta pembicaraan dibagi berdasarkan cara pada metode milik Huang (2001) namun menggunakan standar deviasi untuk menentukan interval dari setiap partisi. Pada metode ini, fungsi keanggotaan dari setiap nilai linguistik didefinisikan sebagai bilangan fuzzy trapezoid. Metode peramalan ini menggunakan data set IBEX35 2015 mendapatkan nilai *mean absolute deviation* (MAD) sebesar 110.40 dan *root of mean squared error* (RMSE) sebesar 134.27.

Penelitian lain yang dilakukan Egrioglu dkk. (2011) menggunakan sebuah fungsi dari MATLAB bernama “fminbnd” untuk menentukan interval dari partisi fuzzy time series untuk meramal pendaftaran pada Universitas Alabama. Fungsi ini digunakan untuk menemukan nilai minimum dari fungsi variabel tunggal pada interval tetap dimana fungsi variabel tunggal yang digunakan adalah fungsi *mean squared error* (MSE). Nilai error akhir yaitu MSE yang didapatkan dari hasil peramalan ini lebih baik daripada model yang digunakan oleh Huarng (2001). Dari penelitian ini didapatkan bahwa optimisasi interval dapat menurunkan nilai MSE dan meningkatkan performa peramalan. Perbandingan penelitian ini dengan penelitian-penelitian lain dapat dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 : Perbandingan penelitian

Peneliti	Metode	Perbedaan
Egrioglu dkk. (2011)	<i>Fuzzy time series</i>	Menggunakan fungsi MATLAB untuk menghitung panjang interval partisi.
Tsaur (2012)	<i>Fuzzy time series-markov chain</i>	Menambahkan <i>markov chain</i> pada perhitungan nilai peramalan.
Rukhansah dkk. (2016)	<i>Fuzzy time series</i>	Fuzzy time series model Tsaur menggunakan data harga emas dan perhitungan nilai <i>error</i> menggunakan AFER dan MAE.
Rubio dkk. (2017)	<i>Fuzzy-trend time series</i>	Menggunakan operator berbobot dan penentuan panjang interval

		menggunakan nilai standar deviasi.
Chen dan Phuong (2017)	<i>Fuzzy time series</i>	Menentukan bobot vektor dan panjang interval menggunakan <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO).

BAB III

LANDASAN TEORI

3.1 Peramalan

Peramalan adalah tentang menggunakan semua data yang ada, termasuk pengetahuan tentang kejadian di masa depan yang memiliki dampak pada prediksi kita dan data di masa lalu, untuk memprediksi masa depan. Peramalan seringkali disamakan dengan tujuan dan perencanaan, padahal ketiga hal tersebut merupakan hal yang berbeda. Tujuan adalah sesuatu yang ingin dicapai, sedangkan perencanaan berisi tentang penyusunan tindakan-tindakan yang perlu dilakukan agar peramalan menjadi sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai. (Hyndman dan Athanasopoulos, 2018).

Peramalan yang dibutuhkan oleh perusahaan modern untuk mencapai suatu tujuan yang spesifik dibedakan berdasarkan jangka waktunya. Peramalan jangka pendek diperlukan perusahaan untuk penjadwalan produksi, karyawan dan transportasi. Peramalan permintaan juga diperlukan pada jangka waktu ini karena berkaitan dengan proses penjadwalan. Peramalan jangka menengah diperlukan untuk menentukan kebutuhan sumber daya di masa depan, seperti membeli peralatan mesin, membeli bahan mentah dan mempekerjakan karyawan. Peramalan jangka panjang dibutuhkan untuk membuat keputusan strategis yang dapat menentukan masa depan perusahaan. (Hyndman dan Athanasopoulos, 2018).

Terdapat beberapa kondisi yang menentukan sesuatu di masa depan dapat diprediksi atau tidak. Kondisi-kondisi tersebut antara lain, pengertian terhadap faktor yang menentukan peramalan, jumlah data yang tersedia untuk meramal, dan pengaruh peramalan terhadap peramalan itu sendiri. Sebagai contoh, ketiga kondisi tersebut terpenuhi pada peramalan permintaan listrik sehingga membuat peramalan tersebut memiliki akurasi yang tinggi. Peramalan permintaan listrik memiliki faktor yang mudah untuk dimengerti, seperti permintaan listrik bergantung terhadap suhu. Faktor yang memiliki efek kecil seperti hari libur dan kondisi ekonomi juga mudah dimengerti. Data mengenai kebutuhan permintaan listrik dan kondisi cuaca di masa lalu tersedia secara lengkap dan terdapat model yang dapat memprediksi permintaan listrik secara akurat berdasarkan suhu (Hyndman dan Athanasopoulos, 2018).

Di sisi lain, hanya satu kondisi yang terpenuhi ketika melakukan peramalan nilai tukar mata uang, yaitu banyaknya data yang tersedia. Terdapat banyak faktor yang

menentukan peramalan nilai tukar mata uang dan pengetahuan mengenai faktor-faktor tersebut masih minim sehingga tidak memenuhi kondisi pertama. Peramalan nilai tukar mata uang memiliki pengaruh langsung terhadap nilai tukar mata uang itu sendiri. Ketika terdapat sebuah peramalan yang terpublikasi dengan baik, yang mengatakan bahwa nilai tukar tersebut akan bergerak naik, maka trader akan melakukan hal yang sama sehingga peramalan tersebut akan terpenuhi dengan sendirinya (Hyndman dan Athanasopoulos, 2018).

3.2 Logika Fuzzy

Menurut Zadeh (1965), sebuah himpunan fuzzy adalah suatu kelas dari banyak objek yang memiliki ukuran derajat keanggotaan. Setiap objek yang ada dalam himpunan tersebut akan ditempatkan ke dalam ukuran derajat keanggotaan berdasarkan syarat keanggotaan yang bernilai mulai dari 0 sampai 1.

Secara umum, sebuah himpunan fuzzy A dalam semesta pembicaraan $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ dapat didefinisikan dengan model matematika sebagai berikut.

$$A = f_A(u_1)/u_1 + f_A(u_2)/u_2 + \dots + f_A(u_n)/u_n \quad (3.1)$$

dengan f_A menunjukkan fungsi keanggotaan himpunan fuzzy A , $f_A : U \rightarrow [0, 1]$, $f_A(u_i)$ menunjukkan derajat keanggotaan dari elemen u_i dalam himpunan fuzzy A , dan $1 \leq i \leq n$.

Dalam sebuah himpunan fuzzy, terdapat fungsi keanggotaan fuzzy (*membership function*) yang berbentuk suatu kurva dan berfungsi menunjukkan pemetaan titik setiap data ke dalam nilai keanggotaannya dengan interval mulai dari 0 sampai 1 (Kusumadewi dan Purnomo, 2010).

3.3 Fuzzy Time Series

Fuzzy Time Series pertama kali diusulkan oleh Song dan Chissom (1993) untuk meramal jumlah mahasiswa yang mendaftar ke Universitas Alabama. Kebutuhan akan sebuah model *time series* yang memiliki data yang didefinisikan sebagai nilai linguistik adalah alasan Song dan Chissom (1993) mengusulkan kerangka peramalan baru berbasis teori himpunan fuzzy (Poulsen, 2009).

Dalam Song dan Chissom (1993), model pertama yang berhasil dibuat bernama *time-invariant* yang berisi langkah-langkah sebagai berikut.

1. Mendefinisikan semesta pembicaraan;

2. Membagi semesta pembicaraan menjadi interval-interval yang memiliki jarak yang sama;
3. Mendefinisikan himpunan fuzzy dari semesta pembicaraan;
5. Melakukan fuzzifikasi pada data masa lalu;
6. Menetapkan relasi fuzzy dari hasil fuzzifikasi;
7. Melakukan peramalan dengan $A_i = A_{i-1} \circ R$ di mana \circ adalah operator *maxmin*;
8. Melakukan defuzzifikasi terhadap hasil peramalan;

Chen (1996) melihat sebuah kelemahan pada model Song dan Chissom (1993) yang disebabkan biaya komputasi tinggi yang tidak diperlukan karena operasi matriks yang kompleks pada langkah 5 dan 6. Chen (1996) mengusulkan model yang lebih simpel dengan menggunakan operasi aritmatika sederhana (Poulsen, 2009). Langkah-langkah dari model yang diusulkan oleh Chen (1996) adalah sebagai berikut.

1. Mendefinisikan semesta pembicaraan dan membaginya menjadi interval-interval yang memiliki jarak yang sama.

Semesta pembicaraan U dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2] \quad (3.6)$$

dengan D_{min} dan D_{max} adalah nilai paling kecil dan nilai paling besar dari data, secara berturut-turut (Poulsen, 2009). Semesta pembicaraan kemudian dibagi-bagi menjadi interval-interval yang sama panjangnya. Terdapat berbagai metode yang dapat digunakan untuk menentukan panjang interval yang diperlukan, tetapi perlu diingat bahwa penentuan panjang interval akan berpengaruh terhadap relasi fuzzy pada langkah berikutnya.

2. Mendefinisikan himpunan fuzzy dari semesta pembicaraan

Nilai linguistik dari variabel linguistik diasumsikan sebagai himpunan fuzzy A_1, A_2, \dots, A_k . Himpunan fuzzy A_1, A_2, \dots, A_k didefinisikan pada semesta pembicaraan sebagai.

$$A_1 = a_{11}/u_1 + a_{12}/u_2 + \dots + a_{1m}/u_m ,$$

$$A_2 = a_{21}/u_1 + a_{22}/u_2 + \dots + a_{2m}/u_m ,$$

...

$$A_k = a_{k1}/u_1 + a_{k2}/u_2 + \cdots + a_{km}/u_m ,$$

dimana $a_{ij} \in [0, 1]$, $1 \leq i \leq k$, dan $1 \leq j \leq m$. Sebuah derajat keanggotaan dari interval crisp u_{ij} direpresentasikan oleh variabel a_{ij} dalam himpunan fuzzy A_i (Poulsen, 2009).

3. Melakukan fuzzifikasi pada data

Dalam langkah ini, diidentifikasi hubungan antara data masa lalu dengan himpunan fuzzy yang telah didefinisikan pada langkah sebelumnya. Setiap nilai pada data masa lalu difuzzifikasi berdasarkan derajat keanggotaan tertinggi. Apabila $F(t - 1)$ terjadi pada himpunan fuzzy A_k maka $F(t - 1)$ difuzzifikasi sebagai A_k (Poulsen, 2009).

4. Mengidentifikasi relasi fuzzy atau *fuzzy logical relationships* (FLR)

Relasi fuzzy dapat diidentifikasi dari data masa lalu yang telah difuzzifikasi pada langkah sebelumnya. Jika sebuah variabel time series $F(t - 1)$ difuzzifikasi sebagai A_k dan $F(t)$ difuzzifikasi sebagai A_m , maka dapat diidentifikasi sebuah relasi fuzzy $A_k \rightarrow A_m$, dengan A_k adalah keadaan sekarang dan A_m adalah keadaan selanjutnya (Poulsen, 2009).

$A_1 \rightarrow A_1$	$A_1 \rightarrow A_2$	$A_2 \rightarrow A_3$	$A_3 \rightarrow A_3$
$A_3 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_4$	$A_4 \rightarrow A_3$	$A_4 \rightarrow A_6$
$A_6 \rightarrow A_6$	$A_6 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_7$	$A_7 \rightarrow A_6$

Gambar 3.1 : Relasi Fuzzy (Poulsen, 2009)

5. Menentukan grup relasi fuzzy atau fuzzy relationship groups (FLRG)

Dalam langkah ini, relasi fuzzy dikelompokkan berdasarkan anteseden atau keadaan sebelumnya. Misalkan terdapat relasi $A_1 \rightarrow A_1$ dan $A_1 \rightarrow A_2$. Kedua relasi tersebut memiliki anteseden yang sama sehingga dapat dikelompokkan sebagai satu grup relasi fuzzy. Grup relasi fuzzy dari relasi fuzzy pada langkah sebelumnya dapat dilihat pada Gambar 3.6 (Poulsen, 2009).

6. Melakukan defuzzifikasi terhadap hasil peramalan

Dalam tahap ini, terdapat tiga prinsip yang menjadi dasar dalam melakukan defuzzifikasi. Prinsip-prinsip tersebut adalah sebagai berikut.

- (a) Jika terdapat relasi one-to-one dalam grup relasi fuzzy A_j , yaitu $A_j \rightarrow A_k$ dan derajat keanggotaan A_k berada pada interval u_k , maka hasil peramalannya adalah titik tengah dari u_k .
- (b) Jika tidak ada relasi sama sekali pada grup relasi fuzzy A_j dan derajat keanggotaan A_j berada pada interval u_j , maka hasil peramalannya sama dengan titik tengah dari u_j .
- (c) Jika terdapat banyak relasi dalam grup relasi fuzzy A_j dengan pendefinisian relasi $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_k$, maka hasil peramalannya adalah rata-rata dari penjumlahan titik tengah setiap intervalnya atau bisa didefinisikan dalam rumus $\frac{m_1+m_2+\dots+m_k}{k}$ dengan m_1, m_2, \dots, m_k secara berturut-turut adalah titik tengah dari u_1, u_2, \dots, u_k .

3.4 Markov Chain

Markov Chain atau Rantai Markov adalah sebuah proses stokastik yang mempelajari keadaan suatu objek dan perpindahan objek tersebut dari suatu keadaan ke keadaan lain. Pertama kali diusulkan oleh ilmuwan dari Rusia bernama A. Markov pada tahun 1906. Ketika suatu objek diberikan nilai probabilitas perpindahan keadaan dari satu keadaan ke keadaan yang lainnya, rantai Markov dapat memprediksi keadaan dari suatu objek tersebut di masa depan (Tong dkk., 2019). Rantai Markov dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$P\{X_{n+1} = j | X_n = i, X_{n-1} = i_{n-1}, \dots, X_1 = i_1, X_0 = i_0\} = P_{ij} \quad (3.7)$$

untuk semua keadaan $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i, j, n \geq 0$. Dari persamaan di atas, dapat dilihat keadaan masa depan dalam sebuah time series hanya berkaitan dengan keadaan sekarang (Tong dkk., 2019).

3.5 Fuzzy Time Series-Markov Chain Model

Fuzzy time series markov chain model adalah sebuah model fuzzy time series yang dikembangkan oleh Tsaur (2012) dari model-model fuzzy time series klasik sebelumnya. Tsaur (2012) merasa bahwa model fuzzy time series klasik tidak dapat melakukan peramalan yang optimal pada data nilai tukar mata uang yang dipengaruhi 18 oleh berbagai faktor yang tidak diketahui. Sementara proses Markov memiliki performa yang baik ketika melakukan peramalan nilai tukar mata uang. Dengan menggabungkan model fuzzy time series dan rantai Markov, Tsaur (2012) dapat

mempertahankan informasi penting dari dinamika pergerakan nilai tukar mata uang sehingga menghasilkan akurasi peramalan yang lebih baik.

Langkah-langkah yang digunakan pada model fuzzy time series markov chain hampir sama dengan langkah-langkah pada model milik Chen (1996) sampai penentuan grup relasi fuzzy, sehingga tidak perlu dijabarkan kembali. Pada bagian ini, hanya akan dijelaskan langkah-langkah setelah penentuan grup relasi fuzzy. Langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

1. Menentukan semesta pembicaraan dan membaginya menjadi interval-interval yang memiliki jarak yang sama.
2. Mendefinisikan himpunan fuzzy dari semesta pembicaraan.
3. Melakukan fuzzifikasi data.
4. Mengidentifikasi relasi fuzzy atau fuzzy logical relationship (FLR).
5. Menentukan grup relasi fuzzy atau fuzzy logical relationship groups (FLRG).
6. Membuat matriks probabilitas

Menggunakan FLRG pada langkah sebelumnya, dapat dibuat sebuah matriks probabilitas R yang ditunjukkan pada Persamaan 3.8.

$$(3.8)$$

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix}$$

Untuk menghitung probabilitas dapat digunakan rumus.

$$P_{ij} = \frac{S_{ij}}{S_i} \quad (3.9)$$

dengan P_{ij} sebagai probabilitas perpindahan keadaan A_i ke A_j , S_{ij} jumlah perpindahan dari keadaan A_i ke A_j , dan S_i jumlah data yang berada dalam keadaan A_i .

7. Penghitungan hasil peramalan dengan melakukan defuzzifikasi

Pada langkah ini, terdapat dua aturan yang untuk melakukan defuzzifikasi.

- Aturan 1: Jika relasi fuzzy dari A_i adalah *one-to-one* $A_i \rightarrow A_j$, maka

$$F(t) = m_k \quad (3.10)$$

dengan $F(t)$ adalah hasil peramalan dan m_k adalah nilai tengah dari interval u_k .

- Aturan 2: Jika relasi fuzzy dari A_i adalah *one-to-many* $A_i \rightarrow A_j, A_k$ maka

$$F(t) = m_1 * P_{i1} + m_2 * P_{i2} + \dots + m_{i-1} * P_{i(i-1)} \\ + Y_{i-1} * P_{ii} + m_{i+1} * P_{i(i+1)} + \dots + m_n * P_{in} \quad (3.11)$$

dengan m_1, m_2, \dots, m_k secara berturut-turut adalah titik tengah dari u_1, u_2, \dots, u_k .

8. Penghitungan nilai penyesuaian

Untuk mengurangi *error*, dihitung sebuah nilai penyesuaian untuk memperbaiki hasil peramalan. Penghitungan nilai penyesuaian memiliki beberapa aturan yaitu sebagai berikut.

- Aturan 1: Jika keadaan A_i berhubungan dengan A_i , dimulai dari keadaan A_i saat $t - 1$ sehingga $F(t - 1) = A_i$ dan membuat perpindahan menaik ke keadaan A_j saat t dimana $(i < j)$, maka nilai penyesuaian dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$D_{t1} = (l/2) \quad (3.12)$$

dengan l adalah nilai basis interval.

- Aturan 2: Jika keadaan A_i berhubungan dengan A_i , dimulai dari keadaan A_i saat $t - 1$ sehingga $F(t - 1) = A_i$ dan membuat perpindahan menurun ke keadaan A_j saat t dimana $(i > j)$, maka nilai penyesuaian dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$D_{t1} = -(l/2) \quad (3.13)$$

dengan l adalah nilai basis interval.

- Aturan 3: Jika keadaan sekarang adalah keadaan A_i , dimulai dari keadaan A_i saat $t - 1$ sehingga $F(t - 1) = A_i$ dan membuat perpindahan melompat maju ke keadaan A_{j+s} saat t dimana $(1 \leq s \leq n - i)$, maka nilai penyesuaian dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$D_{t2} = (l/2)s, \quad 1 \leq s \leq n - i \quad (3.14)$$

dengan l adalah panjang interval berdasarkan pembagian n interval.

- Aturan 4: Jika keadaan sekarang adalah keadaan A_i , dimulai dari keadaan A_i saat $t - 1$ sehingga $F(t - 1) = A_i$ dan membuat perpindahan melompat ke belakang ke keadaan A_{i-v} saat t dimana $(1 \leq v \leq i)$, maka nilai penyesuaian dapat didefinisikan sebagai berikut.

$$D_{t2} = -(l/2)v, \quad 1 \leq v \leq i \quad (3.15)$$

dengan l adalah panjang interval berdasarkan pembagian n interval.

9. Memperbaiki hasil peramalan dengan nilai penyesuaian yang didapatkan pada langkah sebelumnya

Secara umum, perbaikan hasil peramalan menggunakan nilai penyesuaian dapat dirumuskan dengan persamaan berikut.

$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F(t) \pm (l/2) \pm (l/2)v \quad (3.16)$$

di mana $F'(t)$ adalah hasil peramalan yang disesuaikan, $F(t)$ hasil peramalan yang belum disesuaikan, v adalah jumlah *jump step*, sementara nilai D_{t1} dan D_{t2} didapatkan dari langkah sebelumnya.

Beberapa contoh penyelesaian dari perbaikan hasil peramalan menggunakan nilai penyesuaian adalah sebagai berikut.

- (a) Jika FLRG dari A_i adalah *one-to-many* dan keadaan A_{i+1} dapat diakses dari keadaan A_i di mana A_i berhubungan dengan A_i , maka hasil penyesuaian peramalannya akan menjadi

$$F'(t) = F(t) + D_{t1} + D_{t2} = F(t) + (l/2) + (l/2) \quad (3.17)$$

di mana $F'(t)$ adalah hasil peramalan yang disesuaikan, dan $F(t)$ hasil peramalan yang belum disesuaikan, sementara nilai D_{t1} dan D_{t2} didapatkan dari langkah sebelumnya.

- (b) Jika FLRG dari A_i adalah *one-to-many* dan keadaan A_{i+1} dapat diakses dari keadaan A_i tetapi A_i tidak berhubungan dengan A_i , maka hasil penyesuaian peramalannya akan menjadi

$$F'(t) = F(t) + D_{t2} = F(t) + (l/2) \quad (3.18)$$

di mana $F'(t)$ adalah hasil peramalan yang disesuaikan, dan $F(t)$ hasil peramalan yang belum disesuaikan, sementara nilai D_{t2} didapatkan dari langkah sebelumnya.

- (c) Jika FLRG dari A_i adalah *one-to-many* dan keadaan A_{i-2} dapat diakses dari keadaan A_i tetapi A_i tidak berhubungan dengan A_i , maka hasil penyesuaian peramalannya akan menjadi

$$F'(t) = F(t) - D_{t2} = F(t) - (l/2) \quad (3.19)$$

di mana $F'(t)$ adalah hasil peramalan yang disesuaikan, dan $F(t)$ hasil peramalan yang belum disesuaikan, sementara nilai D_{t2} didapatkan dari langkah sebelumnya.

3.6 Average-based Length

Penentuan interval semesta pembicaraan merupakan salah satu langkah yang penting dalam *fuzzy time series* karena berpengaruh terhadap penentuan relasi fuzzy dari semesta pembicaraan itu dan relasi fuzzy berpengaruh terhadap hasil dari peramalan *fuzzy time series* (Ikhsanto et al., 2016). Dibutuhkan metode yang dapat menentukan interval yang paling optimal sehingga model yang dihasilkan dapat melakukan peramalan dengan tingkat akurasi yang baik. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menentukan interval dari semesta pembicaraan adalah *average-based length* yang pertama kali diusulkan oleh Xihao dan Yimin (2008).

Langkah-langkah dari algoritma *average-based length* menurut Xihao dan Yimin (2008) adalah sebagai berikut.

1. Hitung semua selisih mutlak dari $A_k + 1$ dan A_i untuk $i = 1, 2, \dots, n - 1$ sehingga didapat rata-rata selisih mutlak dari data.
2. Tentukan setengah dari nilai rata-rata selisih mutlak sebagai yang didapat pada langkah sebelumnya sebagai panjang.
3. Berdasarkan Tabel 3.1, tentukan basis dari panjang yang telah didapat pada langkah sebelumnya.

Tabel 3.1 : Pemetaan basis (Xihao dan Yimin, 2008)

Jarak	Basis
0,1 - 1	0,1
1,1 - 10	1
11 - 100	10
101 - 1000	100

4. Bulatkan panjang sesuai dengan basis pada langkah sebelumnya dan gunakan sebagai panjang interval.

Sebagai contoh untuk menghitung *average-based length*, diberikan sebuah data *time series*: 20, 60, 90, 110, 130, dan 100. Langkah-langkah perhitungan *average-based length*-nya adalah sebagai berikut.

1. Selisih mutlak pertama dari data adalah 40, 30, 20, 20, 30. Didapatkan rata-rata dari selisih mutlak pertama sebesar 28.
2. Ambil setengah dari rata-rata selisih mutlak pertama sebagai panjang, yaitu 14.
3. Berdasarkan Tabel 3.1, ditentukan basis 10 karena 14 termasuk di antara jarak 11-100.
4. Dibulatkan panjang 14 dengan basis 10, sehingga mendapatkan 10 sebagai panjang interval yang terpilih.

3.7 Standar Deviasi

Standar deviasi atau simpangan baku merupakan ukuran yang digunakan untuk mengukur jumlah variasi atau sebaran sejumlah nilai data. Perhitungan untuk menentukan panjang interval dengan standar deviasi adalah sebagai berikut.

$$Len = SD(data) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (3.20)$$

Dengan x_i merupakan nilai data ke- i , dan \bar{x} adalah nilai rata-rata dari data. Semakin besar variasi jarak antar data, maka standar deviasi akan semakin tinggi.

3.8 Simpangan Rata-Rata

Simpangan rata-rata adalah rata-rata jarak antara nilai-nilai data menuju rata-ratanya. Simpangan rata-rata termasuk ke dalam ukuran penyebaran data seperti halnya standar deviasi. Perhitungan untuk menentukan panjang interval dengan simpangan rata-rata adalah sebagai berikut.

$$Len = \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}| \quad (3.21)$$

Dengan x_i merupakan nilai data ke- i , dan \bar{x} adalah nilai rata-rata dari data.

3.9 Perhitungan Akurasi dan Error

Menurut Stellwagen (2011), pengukuran akurasi memiliki peran yang penting untuk mengukur performa model. Kesulitan dalam pengukuran akurasi ada pada jumlah data yang diolah. Terdapat beberapa metode yang cocok untuk mengukur performa model yang digunakan untuk meramalkan data yang jumlahnya banyak, seperti MAPE, MSE, dan D_{stat} .

3.9.1 Mean Absoulute Percentage Error (MAPE)

Mean absolute percentage error adalah salah satu metode pengukuran akurasi yang sering digunakan dalam penelitian. Menurut Stellwagen (2011), perusahaan lebih sering menggunakan MAPE sebagai pengukuran akurasi karena menggunakan istilah persentase yang lebih mudah diinterpretasi dalam berbagai bidang. Dengan melakukan penghitungan kesalahan, dapat diketahui penyimpangan yang terjadi antara hasil peramalan dengan nilai sebenarnya. Menurut Faroh (2016), *mean absolute percentage error* adalah rata-rata persentase dari penjumlahan selisih antara hasil peramalan dengan data yang sebenarnya. Rumus *mean absolute percentage error* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y(t) - F'(t)|}{Y(t)} \times 100\% \quad (3.22)$$

Dengan $Y(t)$ adalah nilai data sebenarnya, $F'(t)$ adalah nilai hasil peramalan, t sebagai waktu ke-sekian dalam data, dan n sebagai jumlah data. Apabila MAPE memiliki nilai yang kecil, maka peramalan tersebut memiliki tingkat akurasi yang baik. Sebaliknya, apabila nilai MAPE dari peramalan rendah, maka peramalan memiliki tingkat akurasi yang kurang baik.

3.9.2 Mean Squared Error (MSE)

Salah satu metode pengukuran akurasi lain yang sering digunakan adalah mean squared error. Mean squared error adalah metode pengukuran akurasi yang dilakukan dengan menghitung rata-rata kuadrat selisih antara nilai data sebenarnya dengan nilai hasil peramalan. Berdasarkan Wang dkk. (2014), rumus mean squared error adalah sebagai berikut.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y(t) - F'(t))^2 \quad (3.23)$$

Dengan $Y(t)$ adalah nilai data sebenarnya, $F'(t)$ adalah nilai hasil peramalan, t sebagai waktu ke-sekian dalam data, dan n sebagai jumlah data.

3.9.3 Directional Statistics (D_{stat})

Directional statistics atau D_{stat} adalah ukuran akurasi yang umum digunakan di bidang finansial. Dstat melakukan pengukuran tingkat ketepatan arah dari hasil peramalan terhadap hasil sebelumnya sehingga berbeda dengan penghitungan akurasi yang mengukur tingkat kesalahan atau error. Semakin tinggi nilai Dstat yang diraih,

semakin tinggi akurasi peramalan (Maris dkk., 2007). Dstat dapat dirumuskan seperti pada Persamaan 3.21.

$$D_{stat} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n at \times 100\% \quad (3.24)$$

Dimana nilai at adalah 1 apabila $(F'(t) - Y(t - 1)) (Y(t) - Y(t - 1)) \geq 0$ dan 0 apabila $(F'(t) - Y(t - 1)) (Y(t) - Y(t - 1)) < 0$ dengan $F'(t)$ adalah hasil peramalan, $Y(t)$ adalah data sebenarnya, dan $Y(t - 1)$ adalah data sebenarnya pada saat $t - 1$.

BAB IV

METODE PENELITIAN

4.1 Deskripsi Umum Penelitian

Penelitian yang dilakukan berupa peramalan nilai tukar mata uang USD-IDR dan IDR-USD. Pada proses peramalan ini digunakan *fuzzy time series-markov chain* model dengan beberapa metode penentuan panjang interval yaitu *average-based length*, standar deviasi, dan simpangan rata-rata. Dari peramalan tersebut nantinya akan dihitung *error* dengan menggunakan metode *mean absolute percentage error* (MAPE), *mean squared error* (MSE), dan *directional statistics* (D_{stat}).

Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat memberi gambaran dan pengetahuan lebih baik terkait pengaruh panjang interval pada hasil peramalan menggunakan metode *fuzzy time series-markov chain*.

4.2 Tahapan Penelitian

Adapun tahapan-tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

4.2.1 Studi Literatur

Langkah pertama dalam tahapan penelitian ini adalah mencari informasi terkait penelitian yang akan dilakukan yaitu dengan melakukan studi literatur. Referensi teori atau metode yang pernah dilakukan pada penelitian-penelitian sebelumnya yang sifatnya berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan akan dicari dan dijadikan sebagai panduan pada penelitian. Referensi tersebut didapatkan dari jurnal, artikel, paper, tesis, skripsi, website, dan sebagainya. Informasi yang dicari untuk dijadikan referensi berkaitan dengan teori logika fuzzy, *fuzzy time series*, *markov chain*, peramalan, penentuan panjang interval dan ukuran akurasi.

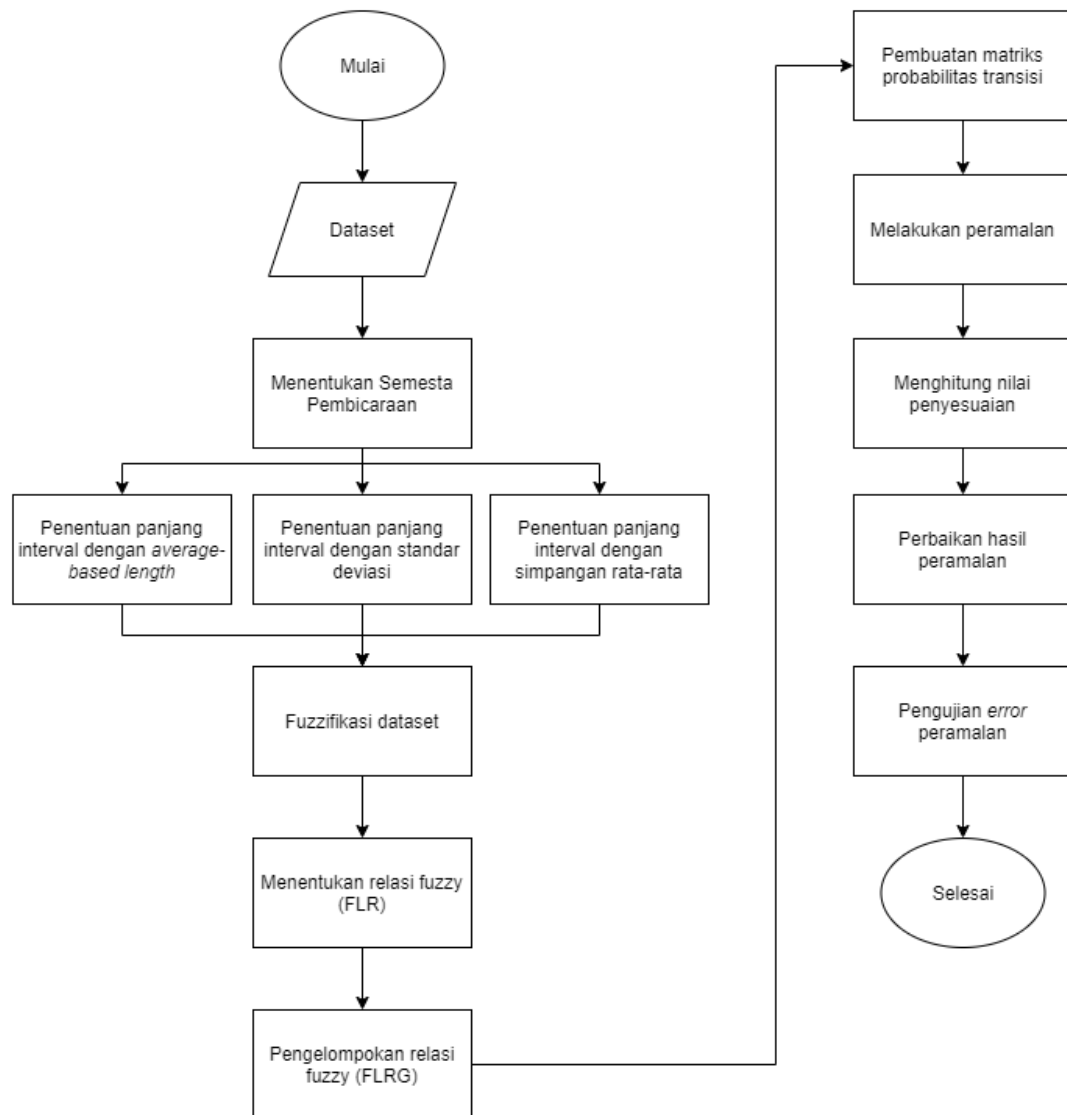
4.2.2 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, akan digunakan data-data terkait nilai tukar mata uang USD-IDR dan IDR-USD yang didapatkan dari situs web yang menyediakan informasi tersebut. Data akan dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi dengan proporsi yang disesuaikan.

4.2.3 Perancangan Sistem

Alur dari rancangan sistem yang akan digunakan pada proses peramalan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.1.

Gambar 4.1 : Alur Rancangan Sistem



4.3 Implementasi

Pada penelitian ini akan digunakan spesifikasi hardware dan software pemrograman sebagai berikut.

1. Prosesor : Intel i7-4700HQ
2. Ram : 8 GB
3. OS : Windows 10
4. Bahasa Pemrograman : Python
5. IDE : Google Colab, Jupyter Notebook
6. Library pendukung : Numpy, Pandas, Matplotlib, Math

BAB V
JADWAL PENELITIAN

Jadwal penelitian yang direncanakan sebagai acuan dalam proses penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 5.1 berikut.

Tabel 5.1 : Jadwal Penelitian

No	Tahapan	Waktu/Periode
1	Studi Literatur	1 November 2020 – 30 November 2020
2	Pengumpulan Data	1 Desember 2020 – 31 Desember 2020
3	Perancangan Sistem	1 Januari 2021 – 31 Januari 2021
4	Implementasi Sistem dan Pengujian	1 Februari 2021 – 28 Februari 2021
5	Penulisan Laporan	1 November 2020 – 31 Maret 2021

DAFTAR PUSTAKA