

ANALISIS PREDIKSI CURAH HUJAN DI KOTA METRO DENGAN MENGGUNAKAN METODE FUZZY MARKOV CHAIN

Muhammad Ilham¹, Bambang Sri Anggoro², Siska Andriani³
^{1,2,3}Pendidikan Matematika, FTK, UIN Raden Intan Lampung
Alamat e-mail: ¹0422muhammadiilham@gmail.com, Alamat e-mail:
²bambangstrianggoro@radenintan.ac.id, Alamat e-mail:
³siskaandriani@radenintan.ac.id

ABSTRACT

Massive global climate change is happening today, resulting in frequent unexpected weather changes. This condition poses a major challenge to various sectors such as aviation, education, and especially the agricultural sector. Metro City as one of the regions in Indonesia that has great potential in the agricultural sector cannot be spared from being an area affected by this natural phenomenon. Therefore, it is necessary to use an effective and accurate prediction method to handle these uncertainties and fluctuations. This study aims to predict rainfall in Metro City using the average-based Fuzzy Time Series Markov Chain method as a prediction method that is known to be effective in analyzing uncertain and fluctuating time series as a decision-making consideration for agricultural actors and the Metro City government. The data used in this study is secondary data in the form of monthly average rainfall data for Metro City for the period April 2020 to March 2025 obtained from the Lampung Province Meteorology, Climatology, and Geophysics Agency (BMKG). The results of the study showed that the Fuzzy Time Series Markov Chain method had a fairly good level of accuracy in making predictions with MAE and MAPE values of 28.61712 and 43%. So it can be concluded that the Fuzzy Time Series Markov Chain method is suitable for predicting rainfall data in Metro City for the next month period.

Keywords: prediction, fuzzy time series, markov chain, average based, rainfall

ABSTRAK

Perubahan iklim global yang masif terjadi dewasa ini mengakibatkan perubahan cuaca yang tidak terduga sering terjadi. Kondisi ini menimbulkan tantangan besar pada berbagai sektor seperti penerbangan, pendidikan, dan khususnya pada sektor pertanian. Kota Metro sebagai salah satu wilayah di Indonesia yang memiliki potensi besar pada bidang pertanian tak luput menjadi wilayah yang terdampak fenomena alam ini. Oleh sebab itu, diperlukannya penggunaan suatu metode prediksi yang efektif dan akurat untuk menangani ketidakpastian dan fluktuasi tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi curah hujan di Kota Metro dengan menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain berbasis rata-rata sebagai metode prediksi yang dikenal efektif dalam menganalisis deret waktu yang tidak pasti dan fluktuatif sebagai bahan pertimbangan pengambilan keputusan bagi para pelaku pertanian dan pemerintah

Kota Metro. Adapun data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder berupa data curah hujan rata-rata bulanan Kota Metro periode April 2020 hingga Maret 2025 yang diperoleh dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Provinsi Lampung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain memiliki tingkat keakuratan yang cukup baik dalam melakukan prediksi dengan perolehan nilai MAE dan MAPE sebesar 28,61712 dan 43%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain cocok digunakan untuk memprediksi data curah hujan di Kota Metro untuk periode bulan berikutnya.

Kata Kunci: prediksi, fuzzy time series, markov chain, average based, curah hujan

A. Pendahuluan

Sebagai sebuah negara yang wilayahnya dilalui oleh garis khatulistiwa, Indonesia memiliki karakteristik iklim tropis yang sangat mempengaruhi keadaan pola cuaca di seluruh wilayahnya. Iklim tropis di Indonesia terdiri dari dua musim, yaitu musim kemarau dan musim hujan dengan masing-masing musim memiliki karakteristik tersendiri. Musim hujan dengan karakteristik turunnya intensitas curah hujan yang bervariasi pada tiap daerah. Sedangkan musim kemarau ditandai dengan intensitas curah hujan yang lebih rendah dibandingkan pada musim hujan serta suhu udara yang cenderung lebih panas. Meskipun Indonesia memiliki pola musim yang relatif tetap tak jarang perubahan cuaca yang tidak terduga sering terjadi, baik dalam bentuk intensitas hujan yang lebih deras dari keadaan

normalnya maupun kekeringan yang berlangsung lebih lama dari yang diperkirakan (Riza Farikhul Firdaus dan Irving Vitra Paputungan, 2022). Faktor-faktor tersebut mengakibatkan pola curah hujan di Indonesia tidak selalu berjalan sesuai dengan siklus musim yang semestinya. Kondisi ini menimbulkan tantangan besar pada berbagai sektor, seperti penerbangan, kesehatan, pendidikan, dan khususnya pada sektor pertanian dimana sektor ini sangatlah bergantung pada ketersediaan sumber air.

Pada sektor pendidikan curah hujan yang tinggi dapat mengganggu proses kegiatan belajar mengajar siswa dan guru di sekolah dan pada sektor pertanian curah hujan yang rendah dapat mengakibatkan tanaman mengalami stres air yang pada akhirnya dapat mempengaruhi produktivitas hasil pertanian.

Sebagaimana yang telah terjadi dalam rentang waktu 10 tahun terakhir permukaan bumi mengalami perubahan iklim yang sangat drastis yang disebabkan oleh adanya perubahan suhu permukaan laut pada wilayah Samudra Pasifik. Fenomena alam ini menyebabkan hadirnya fenomena iklim El Nino dan La Nina. Indonesia tak luput dari pengaruh perubahan iklim ini. Fenomena El Nino dan La Nina yang terjadi mempengaruhi kuantitas curah hujan di Indonesia. Pada fenomena El Nino mengakibatkan penurunan curah hujan hingga di bawah batas normal. Sedangkan fenomena iklim La Nina dapat mengakibatkan curah hujan meningkat di atas batas normal.

Terjadinya fenomena iklim El Nino di Indonesia mengakibatkan ketersediaan air berkurang drastis sedangkan aktivitas pertanian sangatlah bergantung pada curah hujan. Adanya fenomena alam ini, selain dapat mempengaruhi kuantitas curah hujan juga mempengaruhi pola iklim tahunan seperti lebih lambat nya jadwal awal musim hujan dan musim kemarau. Selain itu periode musim hujan juga diperkirakan akan menjadi

lebih pendek dibandingkan pada periode sebelumnya. Peristiwa El Nino pada tiap daerah di Indonesia berbeda-beda bergantung pada medan lokasi dan topografi wilayah.

Kota Metro sebagai salah satu daerah yang terletak di Provinsi Lampung dengan kepemilikan potensi pada bidang pertanian yang sangat baik turut menjadi salah satu wilayah yang terdampak fenomena El Nino. Banyak lahan pertanian di Kota Metro yang mengalami kekeringan sehingga dampak lebih lanjutnya menyebabkan kenaikan harga produk hasil pertanian. Sebagaimana informasi yang disampaikan oleh DKP3 Kota Metro bahwa pada tahun 2023 Kota Metro mengalami gagal panen lahan persawahan seluas 100 hektare akibat fenomena iklim El Nino (Hendra Kurniawan, 2023).

Secara geografis Kota Metro memiliki luas wilayah sebesar 73,21 km² dengan topografi wilayah yang relatif datar. Walaupun memiliki luas wilayah yang tidak terlalu luas, Kota Metro memiliki potensi yang sangat baik pada bidang pertanian. Adapun potensi pada bidang pertanian yang dapat dikembangkan secara maksimal diantaranya yaitu tanaman

hortikultura dan tanaman pangan. Oleh karena itu, pemerintah Kota Metro menaruh perhatian besar pada komoditas pertanian yang ada di Kota Metro. Namun kondisi iklim di Indonesia saat ini yang tidak menentu seperti hadirnya fenomena iklim El Nino dan La Nina menjadikan sulitnya mengetahui intensitas curah hujan yang turun, sedangkan komoditas pertanian sangatlah bergantung dengan curah hujan. Oleh sebab itu, diperlukannya penggunaan suatu metode yang tepat untuk memprediksi intensitas curah hujan guna memberikan informasi curah hujan pada periode yang akan datang, sehingga kedepannya para petani dapat lebih siap serta Pemerintah Kota Metro dapat mengambil langkah pembuatan kebijakan yang lebih awal dalam upaya memaksimalkan hasil pertanian di wilayah Kota Metro.

Fuzzy Time Series Markov Chain adalah metode hibrida (gabungan) antara metode Fuzzy Time Series dan model Stokastik Rantai Markov dengan Fuzzy Time Series sebagai metode yang digunakan untuk menangani ketidakpastian data dan data yang

kabur dengan berdasar pada prinsip-prinsip fuzzy. Sedangkan, stokastik Rantai Markov sebagai model tambahan yang dimaksudkan untuk memperoleh peluang keakuratan terbesar dengan menggunakan matriks peluang transisi (Laura Sari et al., 2024). Metode gabungan ini pertama kali diusulkan oleh Tsaur sebagai hasil pengembangan dari metode sebelumnya yang telah diusulkan oleh Song dan Chissom. Metode hibrida ini dapat menjadi solusi tepat dalam upaya memprediksi data curah hujan pada periode selanjutnya. Metode ini memiliki kelebihan dibandingkan dengan metode fuzzy time series lainnya, yaitu memiliki tingkat keakurasian peramalan yang sangat baik dengan tingkat kesalahan yang kecil (Yusra Habibah Laily et al., 2023).

Penentuan panjang interval dalam proses peramalan sistem *fuzzy time series* harus menjadi perhatian khusus karena sangat mempengaruhi hasil peramalan akhir. Oleh sebab itu, penentuan panjang interval harus dilakukan dengan efektif supaya hasil perhitungan peramalan tidak terjadi perbedaan yang signifikan terhadap

data aktual. Salah satu metode efektif penentuan panjang interval yang dapat digunakan dalam proses peramalan *fuzzy time series* adalah metode *Average Based FTS* (berbasis rata-rata) yang diusulkan oleh Xihao dan Yimin pada tahun 2008 (Isnaini Muhandhis, 2020). Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi curah hujan di Kota Metro dengan menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain berbasis rata-rata sebagai bahan pertimbangan pengambilan keputusan bagi para pelaku pertanian dan pemerintah Kota Metro.

B. Metode Penelitian

Jenis dan Sumber Data Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah penelitian kuantitatif. Adapun data yang digunakan yaitu data sekunder berupa data curah hujan rata-rata bulanan Kota Metro periode bulan April 2020 hingga Maret 2025 yang diperoleh dari arsip data Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Provinsi Lampung pada stasiun klimatologi kelas IV Pesawaran, Lampung.

Penelitian ini mengkaji dan menganalisis data curah hujan Kota Metro menggunakan metode Fuzzy Time Series Markov Chain dengan penggunaan software R sebagai alat bantu dalam proses analisis data. Adapun langkah-langkah penelitian yang dilakukan sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Studi literatur merupakan tahapan mencari dan mengumpulkan informasi sebagai landasan berfikir yang berkaitan dengan penelitian tentang pengembangan sistem peramalan curah hujan dan metode FTS-MC sehingga diperoleh konsep dan teori dasar serta metode yang akan diterapkan.

2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah teknik yang digunakan untuk mengumpulkan fakta atau informasi yang ada di lapangan. Pada penelitian ini sumber data diperoleh dari arsip stasiun klimatologi Pesawaran, Provinsi Lampung.

3. Perancangan dan Implementasi Sistem

Tahapan Penelitian

Tahapan perancangan sistem digunakan sebagai referensi untuk melakukan arsitektur yang akan diimplementasikan menjadi sebuah sistem. Pada penelitian ini proses implementasi algoritma menggunakan bahasa pemrograman R dengan analisis data Fuzzy Time Series Markov Chain.

4. Peramalan

Setelah memperoleh sistem yang sesuai dengan kebutuhan, selanjutnya akan dilakukan peramalan curah hujan wilayah Kota Metro untuk periode enam bulan berikutnya, yaitu periode bulan April hingga September 2025.

5. Interpretasi Data

Setelah diperoleh hasil prediksi curah hujan wilayah Kota Metro untuk periode 6 bulan berikutnya, selanjutnya akan diberikan interpretasi intensitas curah hujan pada tiap bulannya sehingga diharapkan hasil penelitian ini dapat membantu para pelaku pertanian dan pemerintah terkait dalam pengambilan keputusan dan

pembuatan kebijakan bagi kegiatan pertanian di Kota Metro.

Adapun klasifikasi intensitas Curah Hujan Bulanan (CHB) menurut Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) yaitu (Supriyati, 2018):

- Hujan Rendah ($0 \leq CHB \leq 100 \text{ mm/bulan}$)
- Hujan Sedang ($100 < CHB \leq 300 \text{ mm/bulan}$)
- Hujan Tinggi ($300 < CHB \leq 500 \text{ mm/bulan}$)
- Hujan Sangat Tinggi ($CHB > 500 \text{ mm/bulan}$)

6. Penarikan Kesimpulan dan Saran

Proses penarikan kesimpulan dan saran diperoleh berdasarkan hasil dari pengujian terhadap sistem yang telah dibangun serta analisis terhadap pengujian tersebut.

Analisis Data

Berikut ini langkah-langkah analisis prediksi yang dilakukan dengan menggunakan metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain:

1. Mendefinisikan himpunan semesta U serta menentukan nilai terbesar dan terkecil, yang didefinisikan dengan :

$$U = [D_{\min} - D_1; D_{\max} + D_2]$$

dimana D_1 dan D_2 adalah konstanta positif yang dipilih oleh peneliti yang dimaksudkan untuk memperlebar himpunan semesta dan memberikan kemudahan dalam pembuatan interval. $D_{\min}$ dan $D_{\max}$ masing-masing adalah nilai data terkecil dan terbesar.

2. Menentukan banyak interval dan panjang interval menggunakan rumus Average Based FTS (berbasis rata-rata) dengan tahapan sebagai berikut (Sun Xihao dan Li Yimin, 2008):

- a) Hitung semua selisih nilai mutlak antara S_{i+1} dan S_i dengan ($i = 1, 2, 3 \dots, n - 1$) pada data histori kemudian hitung nilai rata-ratanya.
- b) Bagi dua nilai yang diperoleh pada langkah a yang kemudian hasilnya dijadikan sebagai panjang interval (l).
- c) Berlandaskan panjang interval yang telah diperoleh pada langkah b, selanjutnya lakukan penentuan nilai basis

berdasarkan tabel basis pemetaan kemudian bulatkan panjang interval yang didapat sesuai basis yang diperoleh untuk memperoleh panjang interval yang efektif.

Tabel 1. Pemetaan Basis

Jangkauan (X)	Basis
$0,1 \leq X \leq 1,0$	0,1
$1,0 < X \leq 10$	1
$10 < X \leq 100$	10
$100 < X \leq 1000$	100

- d) Menentukan banyak interval (k) yang terbentuk dengan menggunakan rumus:

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

Setelah membagi semesta pembicaraan (U) menjadi beberapa interval dengan panjang yang sama, selanjutnya yaitu menentukan nilai tengah pada tiap interval dengan menggunakan rumus:

$$m_i = \frac{d_i + d_{i+1}}{2}$$

dengan d_i adalah batas bawah interval dan d_{i+1} adalah batas atas interval.

3. Menentukan himpunan fuzzy S . Variabel linguistik dari data

penelitian dijelaskan oleh himpunan fuzzy S_i , di mana $1 \leq i \leq n$. Berikut pendefinisian himpunan fuzzy:

$$S_i = \left\{ \frac{f_{S_i}(u_1)}{u_1} + \frac{f_{S_i}(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{f_{S_i}(u_n)}{u_n} \right\}$$

f_{S_i} merupakan fungsi keanggotaan himpunan fuzzy S_i , maka diperoleh $f_{S_i}: U \rightarrow [0,1]$.

Derajat keanggotaan u_i ditentukan dengan aturan sebagai berikut:

$$u_{ij} = \begin{cases} 1 & ; i = j \\ 0,5 & ; j = i \pm 1 \\ 0 & ; \text{lainnya} \end{cases}$$

- i. Jika u_i berisi data historis X_t , maka derajat keanggotaan u_{i+1} adalah 0,5 dan u_i adalah 1. X_t dinyatakan sebagai 0 (nol) jika bukan bagian dari u_i dan u_{i+1} .
- ii. Jika u_i berisi data historis X_t , dengan nilai $1 \leq i \leq n$ maka derajat keanggotaan u_i adalah 1, kemudian untuk u_{i-1} dan u_{i+1} yakni 0,5. X_t dinyatakan sebagai 0 (nol) jika bukan bagian dari u_i, u_{i-1} , dan u_{i+1} .
- iii. Jika u_i berisi data historis X_t , maka derajat keanggotaan u_{i-1} adalah 0,5 dan u_i adalah

1. X_t dinyatakan sebagai 0 (nol) jika bukan bagian dari u_i dan u_{i-1} .
4. Melakukan fuzzifikasi pada data. Fuzzifikasi data adalah proses mengidentifikasi data historis ke dalam himpunan fuzzy. Jika data historis yang dikumpulkan termasuk ke dalam interval u_i maka data tersebut terfuzzifikasi ke dalam S_i .
5. Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR). Langkah ini bertujuan untuk menentukan hubungan setiap urutan data dengan data berikutnya.
6. Pembentukan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG). FLRG merupakan proses pengelompokan dari perpindahan state yang bergerak dari satu state S_i (*current state*) ke state berikutnya S_j (*next state*).
7. Membentuk matriks peluang transisi rantai markov dan menghitung nilai prediksi awal. Peluang transisi didefinisikan sebagai berikut:

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, \text{ dengan } i, j = 1, 2, 3 \dots, n$$

Keterangan:

- P_{ij} = peluang transisi satu langkah dari state S_i ke state S_j .
 - M_{ij} = banyak transisi dari S_i ke S_j satu langkah.
 - M_i = banyaknya transisi dari S_i .
- Matriks peluang transisi yang terbentuk akan memiliki ordo yang sama (matriks persegi). Adapun matriks peluang transisi P didefinisikan sebagai berikut:

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix}$$

Pemodelan prediksi awal $F(t)$ didasarkan pada FLR dan FLRG yang telah diperoleh. Proses perhitungan prediksi awal ditentukan dengan menjumlahkan hasil perkalian antara nilai tengah (m) interval dengan nilai peluang transisi pada matriks perpindahan transisinya (p_{ij}). Akan tetapi apabila *current state* melakukan transisi kepada dirinya sendiri pada *next state*, maka nilai tengah (m) diganti dengan data historis sebelumnya (Y_{t-1}). Adapun aturan dalam pemodelan prediksi awal sebagai berikut:

- I. Jika FLRG dari state S_i bertransisi ke himpunan

kosong ($S_i \rightarrow \emptyset$) maka hasil pemodelan prediksi awalnya $F(t)$ adalah nilai tengah (m_i) dari u_i dengan persamaan:

$$F(t) = m_i$$

- II. Jika FLRG dari state S_i bertransisi ke satu ($S_j \rightarrow S_k$) dengan $P_{ij} = 0$ dan $P_{ik} = 1, j \neq k$, maka hasil pemodelan prediksi awalnya $F(t)$ adalah nilai tengah (m_k) dari u_k dengan persamaan:

$$F(t) = m_k P_{ik} = m_k$$

- III. Jika FLRG dari state S_i bertransisi satu ke banyak state S_j ($S_j \rightarrow S_1, S_2, \dots, S_n, j = 1, 2, \dots, n$) dan kumpulan data Y_{t-1} pada saat $t - 1$ yang berada pada state S_j , maka hasil pemodelan prediksi awalnya $F(t)$ adalah:

$$F(t) = m_1 p_{i1} + m_2 p_{i2} + \cdots + m_{i-1} p_{i(i-1)} + Y_{t-1} p_{ii} + m_{i+1} p_{i(i+1)} + \cdots + m_n p_{in}$$

dengan

$m_1, m_2, \dots, m_{i-1}, m_{i+1}, \dots, m_n$ merupakan titik tengah dari $u_1, u_2, \dots, u_{i-1}, u_{i+1}, \dots, u_n$ dan m_i .

8. Melakukan penyesuaian (D_t) terhadap nilai prediksi awal dengan tujuan mengurangi penyimpangan yang terjadi dari hasil prediksi awal. Penyesuaian kecenderungan nilai prediksi ini dilakukan berdasarkan hubungan *current state* dengan *next state* pada FLR masing-masing data. Adapun pemberian nilai penyesuaian hanya untuk data yang sesuai. Aturan dalam menentukan nilai penyesuaian awal adalah sebagai berikut:

1) Jika $F(t-1) = S_i$ dan $F(t) = S_j$ dengan $i < j$ atau S_i membuat transisi naik ke state S_j , maka nilai penyesuaiannya adalah:

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

dengan l adalah panjang interval.

2) Jika $F(t-1) = S_i$ dan $F(t) = S_j$ dengan $i > j$ atau S_i membuat transisi turun ke state S_j , maka nilai penyesuaiannya adalah:

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

dengan l adalah panjang interval.

3) Jika $F(t-1) = S_i$ dan S_i menjadi S_{i+p} maka nilai penyesuaiannya adalah:

$$D_{t2} = \left(\frac{l}{2}\right)p, \text{ dengan } 1 \leq p \leq n-i$$

dengan l adalah panjang interval dan p adalah banyak lompatan perpindahan transisi maju.

4) Jika $F(t-1) = S_i$ dan S_i menjadi S_{i-q} maka nilai penyesuaiannya adalah:

$$D_{t2} = \left(-\frac{l}{2}\right)q, \text{ dengan } 1 \leq q \leq i$$

dengan l adalah panjang interval dan q adalah banyak lompatan perpindahan transisi mundur.

5) Jika $F(t-1) = S_i$ dan $F(t) = S_j$ dengan $i = j$ maka nilai penyesuaiannya adalah:

$$D_t = 0$$

9. Menghitung nilai prediksi akhir. Hasil prediksi akhir merupakan penjumlahan dari hasil prediksi awal dengan nilai penyesuaian yang ada. Adapun hasil prediksi akhir ($F'(t)$) ditentukan dengan rumus:

$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2}$$

10. Menghitung akurasi hasil prediksi menggunakan metode MAE dan

MAPE. Penghitungan error digunakan untuk melihat seberapa akurat data hasil pemodelan dengan data sebenarnya. Semakin kecil nilai error yang dihasilkan maka semakin baik performa model prediksi.

C.Hasil Penelitian dan Pembahasan

1. Deskripsi Data

Data curah hujan rata-rata bulanan Kota Metro periode bulan April 2020 hingga Maret 2025 yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel dan plot gambar berikut ini.

Tabel 2. Data Curah Hujan Rata-rata Bulanan Kota Metro (mm)

	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Januari		285,5	110,5	351	321,5	365,5
Februari		288	223	256,5	298,5	213
Maret		219	122	320,5	318,5	279,5
April	221,5	129,5	78,5	195	225	
Mei	219	96	161,5	182,5	123	
Juni	187,5	87	153,5	45	80	
Juli	182,5	43	175	94	71	
Agustus	128,5	87	213,5	14	52,5	
September	66	152	183,5	0	97,5	
Oktober	57,5	116	188,5	2,5	43	
November	120	295	95	84	278	
Desember	247,5	323,5	152,5	124	243,5	



Gambar 1. Plot Data Curah Hujan Rata-rata Bulanan Kota Metro

Berdasarkan tabel 1 di atas diketahui bahwa curah hujan tertinggi terjadi pada periode bulan Januari 2025 yaitu sebesar 365,5 mm dan curah hujan terendah terjadi pada periode bulan September 2023 yaitu sebesar 0 mm. Pada gambar 1 di atas terlihat bahwa pada lima tahun terakhir data curah hujan Kota Metro memiliki tren data yang sangat fluktuatif dengan pola data musiman, dimana fluktuasi data terjadi secara periodik.

2. Pembentukan Model Prediksi

Berikut ini tahapan analisis prediksi yang dilakukan dengan metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain:

1) Pembentukan Himpunan Semesta (U)

Berdasarkan data minimum dan maksimum yang telah diperoleh, peneliti menentukan nilai $D_1 = 0$ dan $D_2 = 0,5$ sehingga diperoleh himpunan semesta (U) sebagai berikut.

$$U = [D_{\min} - D_1; D_{\max} + D_2]$$

$$= [0 - 0; 365,5 + 0,5]$$

$$= [0; 366]$$

2) Membentuk Interval dengan metode Average Based FTS

Berdasarkan perhitungan diperoleh bahwa basis pemetaan yang sesuai adalah 10 dan diperoleh panjang interval yang efektif yaitu 30. Berdasarkan panjang interval yang diperoleh maka didapat banyak interval yang terbentuk yaitu sebanyak 13 interval.

Setelah memperoleh hasil partisi dari himpunan semesta U dan panjang kelas interval dari data, langkah selanjutnya adalah menentukan nilai tengah pada tiap interval. Nilai tengah (m_i) pada masing-masing interval dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 3. Nilai Tengah Interval

u_i	Interval	Nilai Tengah (m)
u_1	[0; 30]	15
u_2	[30; 60]	45
u_3	[60; 90]	75
⋮		
u_{11}	[300; 330]	315
u_{12}	[330; 360]	345
u_{13}	[360; 390]	375

3) Pembentukan Himpunan Fuzzy

Berdasarkan pada banyak interval yang diperoleh maka terdapat 13 himpunan fuzzy yang dapat dibentuk sebagai berikut:

$$S_1 = \left\{ \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_{11}} + \frac{0}{u_{12}} + \frac{0}{u_{13}} \right\}$$

$$S_2 = \left\{ \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_{11}} + \frac{0}{u_{12}} + \frac{0}{u_{13}} \right\}$$

$$S_3 = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_{11}} + \frac{0}{u_{12}} + \frac{0}{u_{13}} \right\}$$

⋮

$$S_{12} = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0,5}{u_{11}} + \frac{1}{u_{12}} + \frac{0,5}{u_{13}} \right\}$$

$$S_{13} = \left\{ \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \dots + \frac{0}{u_{11}} + \frac{0,5}{u_{12}} + \frac{1}{u_{13}} \right\}$$

4) Fuzzifikasi Data

Berdasarkan pada himpunan fuzzy yang terbentuk, setiap data numerik diubah kedalam bentuk linguistik (*fuzzifikasi*). Hasil *fuzzifikasi* tiap data curah hujan rata-rata bulanan Kota Metro dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. Fuzzifikasi Data Historis

Tahun	t	Bulan (Y)	Data Curah Hujan	Fuzzifikasi
2020	1	April	221,5	S_8
	2	Mei	219	S_8
	3	Juni	187,5	S_7
⋮				
2025	59	Februari	213	S_8
	60	Maret	279,5	S_{10}

5) Menentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR)

Hasil FLR untuk setiap data dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 5. FLR Data Historis

Tahun	t	Bulan (Y)	FLR
2020	1	April	-
	2	Mei	$S_8 \rightarrow S_8$
	3	Juni	$S_8 \rightarrow S_7$
		⋮	
2025	59	Februari	$S_{13} \rightarrow S_8$
	60	Maret	$S_8 \rightarrow S_{10}$

6) Membentuk *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG)

Hasil pengelompokan relasi fuzzy yang terbentuk untuk setiap data dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 6. FLRG Data Historis

Current State	Next State	FLRG
S_1	$2(S_1), S_3$	$S_1 \rightarrow 2(S_1), S_3$
S_2	$S_3, 3(S_4), S_{10}$	$S_2 \rightarrow S_3, 3(S_4), S_{10}$
S_3	$3(S_2), S_3, S_5, 2(S_6)$	$S_3 \rightarrow 3(S_2), S_3, S_5, 2(S_6)$
	⋮	
S_{11}	S_4, S_7, S_8, S_{10}	$S_{11} \rightarrow S_4, S_7, S_8, S_{10}$
S_{12}	S_9	$S_{12} \rightarrow S_9$
S_{13}	S_8	$S_{13} \rightarrow S_8$

7) Membentuk Matriks Peluang Transisi

Berdasarkan jumlah interval yang diperoleh maka dapat ditentukan matriks probabilitas transisi berordo 13×13 sebagai berikut.

P_{ij}	j												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	2/3	0	1/3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	1/5	3/5	0	0	0	0	0	1/5	0	0	0
3	0	3/7	1/7	0	1/7	2/7	0	0	0	0	0	0	0
⋮													
11	0	0	0	1/4	0	0	1/4	1/4	0	1/4	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

8) Menghitung Nilai Prediksi Awal (Ft)

Perhitungan prediksi awal pada metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* membutuhkan informasi data historis sebelumnya, sehingga proses prediksi dimulai dari data historis kedua yaitu dimulai dari periode bulan Mei 2020. Perhitungan prediksi awal untuk bulan Mei 2020 ($t = 2$), data yang dilihat adalah data sebelumnya yaitu data bulan April 2020 ($t = 1$) dimana state bertransisi dari S_8 . Berdasarkan FLRG yang terbentuk state S_8 melakukan transisi ke state S_5, S_7, S_8 , dan S_{10} . Sehingga diperoleh nilai prediksi awal untuk bulan Mei 2020 dengan model matematika yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 F(2) &= m_5 p_{8,5} + m_7 p_{8,7} + (Y_1) p_{8,8} + m_{10} p_{8,10} \\
 &= 135 \left(\frac{3}{7}\right) + 195 \left(\frac{2}{7}\right) + 221,5 \left(\frac{1}{7}\right) + 285 \left(\frac{1}{7}\right) \\
 &= 58,05 + 56,55 + 31,01 + 39,9 \\
 &= 185,5
 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan aturan perhitungan prediksi awal yang serupa untuk semua data historis maka diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 7. Perbandingan Data Aktual dengan Hasil Prediksi Awal

Tahun	t	Bulan (Y)	Data Aktual	Hasil Prediksi
2020	1	April	221,5	-
	2	Mei	219	185,5
	3	Juni	187,5	185,16
	4	Juli	182,5	141,25
⋮				
2025	58	Januari	365,5	325
	59	Februari	213	225
	60	Maret	279,5	184,74

9) Menghitung Nilai Penyesuaian Prediksi (Dt)

Penyesuaian kecenderungan nilai prediksi ini dilakukan berdasarkan hubungan *current state* dengan *next state* pada FLR masing-masing data. Sebagai contoh, nilai penyesuaian untuk periode bulan Juni 2020 diperoleh dengan cara melihat FLR yang terbentuk, dimana pada bulan Mei 2020 terjadi transisi mundur sebanyak 1 kali yaitu $S_8 \rightarrow S_7$, sehingga diperoleh perhitungan sebagai berikut.

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

$$\begin{aligned}
 D_{(2)1} &= -\frac{30}{2} \\
 &= -15
 \end{aligned}$$

Nilai penyesuaian prediksi untuk seluruh data historis dapat dilihat pada tabel 8 berikut ini:

Tabel 8. Nilai Penyesuaian Prediksi Awal

Tahun	t	Bulan (Y)	FLR	D _t
2020	1	April	-	-
	2	Mei	$S_8 \rightarrow S_8$	0
	3	Juni	$S_8 \rightarrow S_7$	-15
	4	Juli	$S_7 \rightarrow S_7$	0
	5	Agustus	$S_7 \rightarrow S_5$	-30
⋮				
2025	58	Januari	$S_9 \rightarrow S_{13}$	60
	59	Februari	$S_{13} \rightarrow S_8$	-75
	60	Maret	$S_8 \rightarrow S_{10}$	30

10) Menghitung Nilai Prediksi Akhir (F'(t))

Perhitungan nilai prediksi akhir dilakukan dengan cara menjumlahkan hasil perhitungan prediksi awal (Ft) dengan nilai penyesuaian (Dt) yang ada pada masing-masing data. Adapun pemberian nilai penyesuaian hanya diberikan pada data yang sesuai. Hasil prediksi akhir untuk seluruh data historis disajikan pada tabel 9 berikut ini:

Tabel 9. Perbandingan Data Aktual dengan Hasil Prediksi Akhir

Tahun	t	Bulan (Y)	Data Aktual	F(t)	D _t	F'(t)
2020	1	April	221,5	-	-	-
	2	Mei	219	185,5	0	185,5
	3	Juni	187,5	185,16	-15	185,16
	4	Juli	182,5	141,25	0	141,25
	5	Agustus	128,5	138,75	-30	138,75
⋮						
2025	58	Januari	365,5	325	60	385,5
	59	Februari	213	225	-75	225
	60	Maret	279,5	184,74	30	214,74

3. Akurasi Hasil Prediksi

Setelah diperoleh hasil prediksi seluruh data historis, langkah selanjutnya yaitu melakukan pengukuran tingkat akurasi data hasil prediksi dengan data aktual menggunakan metrik evaluasi MAE dan MAPE. Berikut hasil perhitungan tingkat akurasi prediksi:

Tabel 10. Akurasi Model Prediksi

Metode Prediksi	MAE	MAPE
FTS-MC	28,61712	43%

4. Hasil Prediksi

Untuk memperoleh hasil prediksi curah hujan pada periode bulan yang akan datang dengan berdasarkan pada model prediksi yang telah terbangun dilakukan dengan melihat fuzzifikasi data pada periode sebelumnya dan kemudian hasilnya dicocokkan dengan FLRG

yang telah terbentuk. Adapun hasil peramalan curah hujan di Kota Metro dengan metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* untuk periode bulan April hingga September 2025 secara berturut-turut yaitu 277,9; 277,58; 277,516; 277,5032; 277,50064; 277,500128.

5. Interpretasi Data Hasil Prediksi

Berdasarkan hasil prediksi curah hujan bulanan Kota Metro periode bulan April hingga September 2025 yang telah diperoleh di atas diketahui bahwa pada periode tersebut curah hujan tergolong pada kategori intensitas sedang cenderung stabil dengan rata-rata nilai Curah Hujan Bulanan (CHB) sebesar 277,58. Dengan demikian pada periode bulan April hingga September 2025 merupakan waktu yang cocok untuk melakukan kegiatan pertanian di Kota Metro dikarenakan pada periode tersebut ketersediaan air cukup melimpah dan stabil dengan jangka waktu yang cukup lama.

E. Kesimpulan

Berdasarkan tingkat akurasi prediksi metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* yang telah diperoleh

dapat disimpulkan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain merupakan metode yang cocok digunakan untuk memprediksi data curah hujan di Kota Metro dengan perolehan tingkat kesalahan prediksi sebesar 43% dimana berdasarkan tabel kriteria keakuratan MAPE tergolong pada tingkat akurasi yang cukup baik dalam melakukan prediksi. Akan tetapi nilai tingkat akurasi pada penelitian ini dinilai masih rendah dimana tingkat kesalahan prediksi yang cukup signifikan ini sangat dipengaruhi oleh data pada bulan terjadinya fenomena El Nino yang dimana mengakibatkan pola curah hujan di Kota Metro tidak berjalan sesuai dengan siklus musim yang semestinya sehingga metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* cukup kesulitan untuk memprediksi ketidakbiasaan fenomena tersebut dengan jumlah data yang terbatas sehingga perlu untuk dilakukan penelitian yang lebih mendalam guna memperoleh tingkat akurasi prediksi yang lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- Hendra Kurniawan. Pemkot Metro Sebut Luasan Sawah Gagal Panen Berkurang 100 Ha. Antara News, 18 September, 2023. Diakses pada 11 Maret 2025. <https://www.antaranews.com/berita/3732504/pemkot-metro-sebut-luasan-sawah-gagal-panen-berkurang-100-ha>.
- Laily, Yusra Habibah, Fibri Rakhmawati, dan Ismail Husein (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series-Markov Chain Dalam Peramalan Curah Hujan Sebagai Jadwal Tanaman Padi. *Jurnal Lebesgue : Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika Dan Statistika* 4, no 1, 162–74. <https://doi.org/10.46306/lb.v4i1.235>.
- Muhandhis, Isnaini, Alven Safik Ritonga, dan M Harist M. (2020). Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode Average-Based Fuzzy Time Series Markov Chain. *Prosiding Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat* 5, no 1, 118–22. <http://prosiding.unirow.ac.id/index.php/SNasPPM>.
- Riza Farikhul Firdaus dan Irving Vitra Paputungan (2022). Prediksi Curah Hujan di Kota Bandung Menggunakan Metode Long Short Term Memory. *Jurnal Penelitian Inovatif* 2, no. 3, 453–60. <https://doi.org/10.54082/jupin.99>.
- Supriyati, Boedi Tjahjono, dan Sobri Effendy (2018). Analisis Pola Hujan untuk Mitigasi Aliran Lahar Hujan Gunungapi Sinabung. *Jurnal Ilmu Tanah dan Lingkungan* 20, no. 2, 95–100. <https://doi.org/10.29244/jitl.20.2.95-100>.
- Xihao, Sun, dan Li Yimin (2008). Average-Based Fuzzy Time

Series Models for Forecasting
Shanghai Compound Index*.
*World Journal of Modelling and
Simulation* 1, no 02, 104–11.
[http://www.worldacademicunion.
com/journal/1746-
7233WJMS/wjmsVol04No02pap
er03.pdf](http://www.worldacademicunion.com/journal/1746-7233WJMS/wjmsVol04No02paper03.pdf).