

Perbandingan Fuzzy Time Series dan Fuzzy Time Series Markov Chain untuk Peramalan Curah Hujan di Daerah Tipe Monsun

Andi Sri Yulianti¹⁾, Untung²⁾

¹⁾ Universitas Patempo, Makassar, andisriyuliantii@gmail.com

²⁾ Universitas Negeri Makassar, Makassar, untung@unm.ac.id

Abstract

Rainfall is a time series data whose observations are measured in a chronological order. In certain conditions, forecasting requires assumptions, but rainfall data does not guarantee that these assumptions can be met. The purpose of this study is to forecast rainfall data in monsoon-type areas using the Fuzzy Time Series (FTS) and Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC) methods. FTS is a method that does not require assumptions in forecasting using the concept of fuzzy logic. Currently, FTS has undergone many method developments, one of which is FTS-MC. The combination of MC and FTS utilizes a transition probability matrix to obtain the highest probability value. The data used is rainfall data in Pangkep Regency for the period January 2020 to December 2022. The results of this study indicate that the FTS-MC method is better at predicting rainfall in monsoon-type areas than the FTS method.

Keywords: Fuzzy, Markov Chain, Time Series, Forecasting, Monsoon Rainfall

Abstrak

Curah hujan merupakan salah satu data time series yang pengamatannya diukur dalam suatu urutan waktu. Pada kondisi tertentu dalam melakukan peramalan terdapat asumsi yang harus dipenuhi, namun pada data curah hujan tidak menjamin asumsi-asumsi tersebut dapat dipenuhi. Tujuan penelitian ini adalah melakukan peramalan data curah hujan di daerah yang bertipe monsun dengan menggunakan metode *Fuzzy Time Series* (FTS) dan *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC). FTS merupakan salah satu metode yang tidak membutuhkan asumsi dalam melakukan peramalan dengan menggunakan konsep logika fuzzy. Saat ini FTS telah banyak mengalami perkembangan metode, salah satunya adalah FTS-MC. Penggabungan antara MC dengan FTS memanfaatkan matriks probabilitas transisi untuk mendapatkan nilai probabilitas terbesar. Data yang digunakan merupakan data curah di Kabupaten Pangkep periode Januari 2020 sampai Desember 2022. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode FTS-MC lebih baik dalam meramalkan curah hujan di daerah bertipe monsun dibandingkan metode FTS.

Kata kunci: Fuzzy, Rantai Markov, *Time Series*, Peramalan, Curah Hujan Monsun

PENDAHULUAN

Curah hujan merupakan salah satu komponen iklim yang sangat penting dari ekosistem alam. Curah hujan memegang peranan penting bagi kehidupan manusia karena menentukan ketersediaan air yang terdapat di bumi (Yulianti et al., 2024). Curah hujan juga dapat memberikan dampak buruk di berbagai sektor kehidupan apabila terjadinya peningkatan atau penurunan intensitas curah hujan secara ekstrem. Kebutuhan informasi curah hujan untuk masa depan di suatu wilayah akan membantu kelancaran berbagai aktivitas yang terkait dengan pertanian, perkebunan, pariwisata, dan bencana alam. Informasi ini membantu berbagai manajemen sebagai dasar-dasar perencanaan, pengawasan, dan pengambilan keputusan (Habinuddin et al., 2019). Oleh karena itu, diperlukan adanya peramalan dengan tingkat akurasi tinggi untuk mendapatkan informasi mengenai intensitas curah hujan yang berguna untuk mengurangi dampak negatif yang ditimbulkan.

Peramalan merupakan studi terhadap data historis untuk menemukan hubungan, kecenderungan, dan pola data yang sistematis. Pada proses peramalan, data yang digunakan adalah data deret waktu (*time series*). Serangkaian pengamatan atau observasi terhadap peristiwa atau

variabel tertentu yang diukur dalam satuan waktu, misalnya jam, harian, bulanan, tahunan, dan sebagainya disebut dengan *time series* (Wahyuni et al., 2016). Terdapat banyak metode yang dapat digunakan untuk membuat peramalan data *time series*. Pemilihan metode peramalan tergantung pada periode peramalan, tingkat akurasi yang diinginkan, kualitas dan ketersediaan data, serta tingkat kompleksitas hubungan yang diramalkan (Brockwell & Davis, 2002).

Metode peramalan pada data *time series* telah banyak digunakan oleh beberapa peneliti seperti dengan metode *autoregressive integrated moving average*, analisis spektral, *smoothing*, fungsi transfer, dan sebagainya. Asumsi-asumsi dalam beberapa metode peramalan mengharuskannya untuk dipenuhi, namun kenyataannya tidak semua data dapat memenuhi semua asumsi. Oleh karena itu, saat ini telah berkembang metode peramalan yaitu *Fuzzy Time Series* (FTS) yang tidak mensyaratkan hal tersebut (Nurkhasanah et al., 2015). FTS diperkenalkan oleh Song dan Chissom dengan memanfaatkan konsep logika fuzzy untuk mengembangkan dasar dari FTS dalam melakukan peramalan (Zaenurrohman et al., 2021). FTS dalam penerapannya telah dikembangkan dengan menggunakan berbagai metode diantaranya adalah metode song, chissom, chen, cheng, Lee, markov chain, dan sebagainya.

Markov chain (MC) adalah suatu metode stokastik yang mempelajari sifat suatu variabel yang berlangsung pada masa kini untuk didasarkan pada sifat di masa lampau dengan tujuan untuk menilai sifat tersebut di masa yang akan datang (Gifari et al., 2022). Penggabungan antara MC dengan FTS bertujuan untuk mendapatkan probabilitas terbesar dengan menggunakan matriks probabilitas transisi (Bintang et al., 2019). Beberapa peneliti yang telah menggunakan FTS-MC yaitu (Permana & Fitri, 2020) menghasilkan nilai penyimpangan akurasi ramalan sebesar 0.82%. (Mangkunegara & Yerizon, 2020) menggunakan FTS-MC dengan tingkat akurasi ramalan sebesar 96.78%. (Nurkhasanah et al., 2015) membandingkan antara FTS-MC dan FTS chen yang menunjukkan bahwa ketepatan peramalan FTS-MC lebih baik dengan *mean square error* yang lebih kecil yaitu 6.61%. (Arnita et al., 2020) membandingkan antara FTS-MC dan FTS cheng yang menunjukkan bahwa FTS-MC juga lebih baik dibandingkan metode FTS cheng dengan nilai *mean absolute percentage error* yang lebih kecil yaitu sebesar 30.12%.

Curah hujan di Indonesia terdiri atas tiga tipe yaitu tipe ekuatorial, tipe monsun, dan tipe lokal. Tipe ekuatorial dicirikan dengan dua puncak musim hujan yang biasanya terjadi di bulan Maret dan Oktober atau memiliki pola berbentuk huruf M. Tipe monsun dicirikan dengan satu puncak musim hujan yang biasanya terjadi di bulan Desember, Januari dan Februari atau memiliki pola berbentuk huruf U. Adapun tipe lokal dicirikan dengan satu puncak musim hujan namun memiliki pola yang berlawanan dengan tipe monsun. Kabupaten Pangkep merupakan salah satu daerah di Sulawesi Selatan yang memiliki tipe curah hujan monsun (Hermawan, 2010). Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode FTS yang tidak membutuhkan asumsi distribusi dan membandingkannya dengan metode FTS-MC yang mampu menyelesaikan masalah ramalan dengan menggunakan matriks probabilitas transisi dalam meramalkan curah hujan bertipe monsun.

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data curah hujan rata-rata di Kabupaten Pangkep Sulawesi Selatan periode Januari 2020 sampai Desember 2022. Data tersebut diperoleh dari stasiun BMKG wilayah IV Makassar dalam satuan mm/bulan. Data curah hujan yang digunakan merupakan rata-rata curah hujan pada 3 pos hujan di Kabupaten Pangkep, yaitu di stasiun Bungoro, stasiun Ma'rang dan stasiun Labakkang.

Time series adalah data yang disusun berdasarkan urutan waktu atau data yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Waktu yang digunakan dapat berupa hari, minggu, bulan, tahun dan sebagainya. Data time series sangat berguna bagi pengambil keputusan untuk memperkirakan atau meramalkan kejadian di masa yang akan datang karena diyakini pola perubahan data *time series* beberapa periode masa lampau akan kembali terulang pada masa kini (Handayani & Anggriani, 2015). Himpunan fuzzy

adalah sebuah himpunan dimana keanggotaan dari setiap elemennya tidak mempunyai batas yang jelas. Himpunan tersebut sangat kontras dengan himpunan klasik (Tauryawati & Irawan, 2014).

Fuzzy Time Series (FTS) adalah metode peramalan data yang menggunakan prinsip-prinsip fuzzy sebagai dasarnya. Sistem peramalannya menangkap pola dari data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang. Himpunan fuzzy dapat diartikan sebagai suatu kelas bilangan dengan batasan samar. Nilai-nilai yang digunakan dalam peramalan FTS adalah himpunan fuzzy dari bilangan-bilangan real atas himpunan semesta yang sudah ditentukan (Arnita et al., 2020). Berikut adalah langkah-langkah dalam melakukan peramalan dengan menggunakan metode FTS (Boaisha & Amaitik, 2010):

1. Menentukan himpunan semesta U

$$U = [d_{min} - d_1, d_{max} + d_2] \dots\dots\dots (1)$$

dengan d_{min} adalah data terkecil, d_{max} adalah data terbesar, d_1 dan d_2 adalah nilai konstanta positif.

2. Membagi himpunan semesta menjadi beberapa interval dengan jarak yang sama.

$$l = \frac{(d_{max} + d_2) - (d_{min} + d_1)}{n} \dots\dots\dots (2)$$

3. Membuat tabel fuzzy logical relationship (FLR) berdasarkan data aktual. FLR dapat dilambangkan dengan $A_i \rightarrow A_j$, untuk A_i disebut current state dan A_j disebut next state.
4. Menentukan FLRG. Misalnya $A_i \rightarrow A_j, A_i \rightarrow A_k, A_i \rightarrow A_m$ dapat dikelompokkan menjadi $A_i \rightarrow A_j, A_k, A_m$.
5. Menentukan defuzzyfikasi nilai peramalan. Jika $F(t - 1) = A_j$, peramalan dari $F(t)$ yaitu berlaku aturan berikut: Jika FLRG dari A_j adalah kosong ($A_j \rightarrow \emptyset$), maka peramalan dari $F(t)$ adalah m_j yaitu titik tengah dari interval u_j . Jika FLRG dari A_j adalah satu ke satu ($A_j \rightarrow A_k, j, k = 1, 2, \dots, n$), maka peramalan dari $F(t)$ adalah m_k yaitu titik tengah dari interval u_k . Jika FLRG dari A_j adalah satu ke banyak ($A_j \rightarrow A_1, A_3, A_5, j = 1, 2, \dots, n$), maka peramalan dari $F(t)$ adalah rata-rata dari m_1, m_3, m_5 yaitu titik tengah dari interval u_1, u_3, u_5 .

Secara konseptual, markov chain 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 $\{0, 1, 2, \dots\}$ (Noh et al., 2015). Matriks peluang transisi markov dapat dituliskan sebagai berikut (Nurkhasanah et al., 2015):

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}; i, j = 1, 2, \dots, n \dots\dots\dots (3)$$

dengan P_{ij} adalah probabilitas transisional dari state A_i ke A_j dengan satu langkah, M_{ij} adalah waktu transisional dari state A_i ke A_j dengan satu langkah, M_i adalah jumlah data dari state A_i . Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC) memiliki langkah yang sama pada metode FTS untuk langkah 1 sampai 4 dan langkah selanjutnya sebagai berikut (Tsaur, 2012):

1. Penentuan hasil peramalan $F(t)$ dilakukan berdasarkan matriks peluang transisi P yang diperoleh dari FLRG dengan mengikuti aturan sebagai berikut: Jika FLRG satu ke satu (misal $A_i \rightarrow A_k$, dimana $P_{ik} = 1$ dan $P_{ij} = 0, i \neq j$), maka nilai ramalan $F(t) = m_k P_{ik} = m_k$, dimana m_k adalah nilai tengah dari u_k . Jika FLRG A_i adalah satu ke banyak (misalnya $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$) ketika $Y(t - 1)$ dalam keadaan A_i maka perkiraan $F(t)$ adalah

$$F(t) = m_1 P_{j1} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + Y(t - 1) P_j + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jm} \dots\dots (4)$$

2. Menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan $D(t)$ dengan aturan berikut: Jika state A_i communicate dengan A_j dan melakukan transisi ke A_j pada waktu $t, (i < j)$, maka $D(t_1) = \frac{l}{2}$.

Jika state A_i communicate dengan A_i dan melakukan transisi ke A_i pada waktu t , ($i > j$), maka $D(t_1) = -\frac{l}{2}$. Jika state A_i melakukan transisi lompatan maju ke A_{i+s} pada waktu t , ($1 \leq s \leq n - i$), maka $D(t_2) = \frac{l}{2}s$ dengan s adalah jumlah lompatan ke depan. Jika state A_i melakukan transisi lompatan mundur ke A_{i-v} pada waktu t , ($1 \leq v \leq i$), maka $D(t_2) = -l/2 v$ dengan v adalah jumlah lompatan ke belakang.

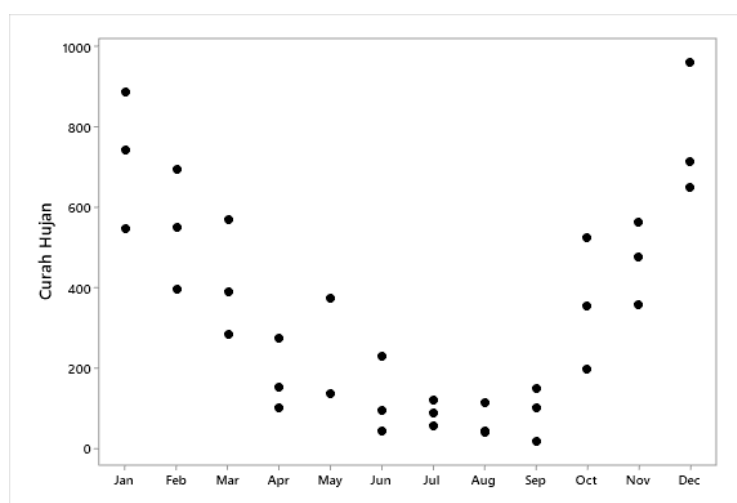
- Menentukan hasil akhir peramalan dengan aturan berikut: Jika FLRG A_i adalah satu ke banyak dan state A_{i+1} dapat diperoleh dari A_i dengan state A_i berkomunikasi dengan A_i maka $F'(t) = F(t) + D(t_1) + D(t_2)$. Jika FLRG A_i adalah satu ke banyak dan menyatakan A_{i+1} dapat diperoleh dari A_i tetapi A_i tidak berkomunikasi dengan A_i maka $F'(t) = F(t) + D(t_2)$. Jika FLRG A_i adalah satu ke banyak dan menyatakan A_{i-2} dapat diperoleh dari A_i tetapi A_i tidak berkomunikasi dengan A_i maka $F'(t) = F(t) - D(t_2)$. Jika v adalah keadaan lompat maka $F'(t) = F(t) \pm D(t_1) \pm D(t_2)$.

Pengukuran keakuratan data peramalan dilakukan dengan cara membandingkan data ramalan dengan data sebenarnya untuk melihat tingkat kesalahan yang terjadi. Semakin rendah tingkat kesalahan pada data ramalan, maka semakin tepat pula data ramalan tersebut digunakan. Keakuratan hasil peramalan dapat dihitung menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) dengan rumus (Sanjaya & Heksaputra, 2020):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (Y(t) - F(t))^2} \dots\dots\dots (5)$$

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Gambar 1 menunjukkan scatter plot data curah hujan Kab. Pangkep tahun 2020-2022 yang berbentuk pola huruf U. Pola tersebut termasuk ke dalam tipe curah hujan monsun yaitu dicirikan dengan satu puncak musim hujan yang terjadi di bulan Desember, Januari dan Februari yang sesuai dengan Gambar 1. Rata-rata curah hujan tertinggi terjadi di bulan Desember yaitu 774.80 mm/bulan dan Januari sebesar 725.80 mm/bulan. Adapun rata-rata curah hujan terendah terjadi di bulan Agustus yaitu 65.20 mm/bulan.



Gambar 1. Scatter Plot Curah Hujan 2020-2022

Data curah hujan terendah adalah 15.7 mm/bulan dan tertinggi adalah 961.3 mm/bulan, adapun nilai d_1 dan d_2 masing-masing adalah 5.7 dan 8.7 sehingga himpunan semesta yang terbentuk yaitu

$$\begin{aligned} U &= [d_{min} - d_1, d_{max} + d_2] \\ &= [15.7 - 5.7, 961.3 + 8.7] \\ &= [10, 970] \end{aligned}$$

Selanjutnya membagi himpunan semesta menjadi beberapa interval n yang sama yaitu:

$$\begin{aligned} n &= 1 + 3.3 \log N \\ &= 1 + 3.3 \log 36 \\ &= 6.14 \approx 6 \end{aligned}$$

Kemudian membentuk jarak yang sama untuk setiap interval :

$$\begin{aligned} l &= \frac{(d_{max} + d_2) - (d_{min} - d_1)}{6} \\ &= \frac{(961.3 + 8.7) - (15.7 - 5.7)}{6} \\ &= 160 \end{aligned}$$

Sehingga terdapat 6 interval yang dapat dilihat sebagai berikut

$$\begin{aligned} u_1 &= [15.7, 175.7] \\ u_2 &= [175.7, 335.7] \\ u_3 &= [335.7, 495.7] \\ u_4 &= [495.7, 655.7] \\ u_5 &= [655.7, 815.7] \\ u_6 &= [815.7, 975.7] \end{aligned}$$

dengan masing-masing nilai tengah interval yaitu $m_1 = 95.7$, $m_2 = 255.7$, $m_3 = 415.7$, $m_4 = 575.7$, $m_5 = 735.7$, $m_6 = 895.7$.

Fuzzyfikasi adalah proses mengubah nilai tegas menjadi variabel linguistik menggunakan nilai derajat keanggotaan yang diperoleh pada pendefinisian derajat keanggotaan himpunan fuzzy terhadap A_i . Hasil fuzzyfikasi secara lengkap dapat dilihat pada Tabel 1. Hasil fuzzyfikasi curah hujan pada bulan Januari 2020 adalah A_4 . Hasil fuzzyfikasi tersebut terjadi karena data curah hujan pada bulan Januari 2020 adalah 546.3. Nilai tersebut termasuk kedalam himpunan fuzzy ke-4 (u_4) dengan interval $[495.7, 655.7]$. Fuzzyfikasi pada bulan selanjutnya memiliki langkah-langkah yang sama seperti fuzzyfikasi pada bulan Januari 2020.

Tabel 1. Fuzzyfikasi Data Curah Hujan

No	Waktu	Curah Hujan	Fuzzyfikasi
1	Jan-2020	546.3	A_4
2	Feb-2020	394.3	A_3
3	Mar-2020	284.3	A_2
4	Apr-2020	153.0	A_1
⋮	⋮	⋮	⋮
15	Mar-2021	567.7	A_4
16	Apr-2021	275.0	A_2
⋮	⋮	⋮	⋮

No	Waktu	Curah Hujan	Fuzzyfikasi
27	Mar-2022	388.0	A_3
28	Apr-2022	101.7	A_1
:	:	:	:
33	Sep-2022	148.0	A_1
34	Oct-2022	524.3	A_4
35	Nov-2022	563.0	A_4
36	Dec-2022	649.0	A_4

Fuzzy Logical Relationship (FLR) dilakukan untuk menghubungkan relasi antara variabel linguistik yang ditentukan berdasarkan tabel fuzzyfikasi yang diperoleh pada Tabel 1. Hasil FLR secara lengkap dapat dilihat pada Tabel 2. Penentuan FLR melibatkan 1 data historis yang disimbolkan dengan $A_i \rightarrow A_j$. Bulan Januari 2020 merupakan current state A_i dengan nilai fuzzyfikasi adalah A_4 . Bulan Februari 2020 merupakan next state A_j dengan nilai fuzzyfikasi A_3 . Hasil FLR yang terbentuk antara bulan Januari 2020 dengan bulan Februari 2020 adalah $A_4 \rightarrow A_3$. FLR pada bulan selanjutnya memiliki langkah-langkah yang sama seperti FLR pada bulan Januari 2020 dengan Februari 2020.

Tabel 2. FLR Curah Hujan

Waktu	FLR
Jan-2020 to Feb-2020	A_4 to A_3
Feb-2020 to Mar-2020	A_3 to A_2
Mar-2020 to Apr-2020	A_2 to A_1
Apr-2020 to May-2020	A_1 to A_1
:	:
Mar-2021 to Apr-2021	A_4 to A_2
Apr-2021 to May-2021	A_2 to A_1
:	:
Mar-2022 to Apr-2022	A_3 to A_1
Apr-2022 to May-2022	A_1 to A_3
:	:
Sep-2022 to Oct-2022	A_1 to A_4
Oct-2022 to Nov-2022	A_4 to A_4
Nov-2022 to Dec-2022	A_4 to A_4

Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) dilakukan dengan cara mengelompokkan fuzzyfikasi yang memiliki 1 current state yang sama yaitu A_i lalu dikelompokkan menjadi satu grup pada next state. Hasil FLRG secara lengkap dapat dilihat pada Tabel 3. Semua FLR yang terbentuk pada Tabel 2 dikelompokkan menjadi FLRG yang saling berhubungan. FLRG yang terbentuk pada Grup 6 pada Tabel 3 adalah A_6 ke A_6 dan A_6 ke A_4 . Dua FLR tersebut dikelompokkan menjadi 1 FLRG yaitu A_6 ke A_6 dan A_4 . FLRG pada grup yang lain memiliki langkah-langkah yang sama seperti FLRG pada grup 6.

Tabel 3. FLRG Curah Hujan

Grup	FLRG
1	A_1 ke $A_1, A_1, A_1, A_1, A_1, A_1, A_2, A_1, A_1, A_1, A_1, A_3, A_3, A_1, A_1, A_4$
2	A_2 ke A_1, A_3, A_1, A_1
3	A_3 ke $A_2, A_6, A_3, A_5, A_1, A_2$
4	A_4 ke A_3, A_4, A_2, A_4, A_4
5	A_5 ke A_5, A_5, A_3
6	A_6 ke A_6, A_4

Peramalan untuk Februari 2020 ($t = 2$) dapat dilihat pada bulan sebelumnya yaitu Januari 2020 ($t = 1$) dengan bertransisi dari A_4 ke A_3 , maka perhitungan hasil peramalannya berdasarkan FLRG yang terbentuk dari A_4 yaitu

$$\begin{aligned}
 F(2) &= \frac{m_2 + m_3 + m_4}{3} \\
 &= \frac{255.7 + 415.7 + 575.7}{3} \\
 &= 415.7
 \end{aligned}$$

Hasil peramalan untuk bulan berikutnya mengikuti langkah yang sama sesuai dengan aturan pada langkah 6. Hasil peramalan secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Peramalan FTS

No	Waktu	Peramalan
1	Jan-2020	-
2	Feb-2020	415.7
3	Mar-2020	479.7
4	Apr-2020	255.7
⋮	⋮	⋮
15	Mar-2021	415.7
16	Apr-2021	415.7
⋮	⋮	⋮
27	Mar-2022	575.7
28	Apr-2022	479.7
⋮	⋮	⋮

No	Waktu	Peramalan
33	Sep-2022	335.7
34	Oct-2022	335.7
35	Nov-2022	415.7
36	Dec-2022	415.7

Hubungan yang terdapat pada FLRG antara current state dan next state sesuai dengan prinsip dasar dari markov chain. FLRG untuk seluruh data pada Tabel 3 digunakan untuk membentuk transisi peramalan yang menggambarkan hubungan antar setiap state. Matriks probabilitas transisi markov yang terbentuk berorde 6×6 . Nilai probabilitas untuk setiap perpindahan state dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Matriks Peluang Perpindahan State

P_{ij}	j						
	1	2	3	4	5	6	
i	1	$\frac{11}{15}$	$\frac{1}{15}$	$\frac{2}{15}$	$\frac{1}{15}$	0	0
	2	$\frac{3}{4}$	0	$\frac{1}{4}$	0	0	0
	3	$\frac{1}{6}$	$\frac{2}{6}$	$\frac{1}{6}$	0	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{6}$
	4	0	$\frac{1}{5}$	$\frac{1}{5}$	$\frac{3}{5}$	0	0
	5	0	0	$\frac{1}{3}$	0	$\frac{2}{3}$	0
	6	0	0	0	$\frac{1}{2}$	0	$\frac{1}{2}$

Peramalan FTS-MC untuk Februari 2020 ($t = 2$) dapat dilihat pada bulan sebelumnya yaitu Januari 2020 ($t = 1$) dengan bertransisi dari A_4 ke A_3 , maka perhitungan hasil peramalannya berdasarkan FLRG yang terbentuk dari A_4 yaitu

$$\begin{aligned}
 F(2) &= m_2 P_{42} + m_3 P_{43} + m_4 P_{44} \\
 &= 255.7 \left(\frac{1}{5}\right) + 415.7 \left(\frac{1}{5}\right) + 575.7 \left(\frac{3}{5}\right) \\
 &= 479.7
 \end{aligned}$$

Hasil peramalan untuk bulan berikutnya mengikuti langkah yang sama sesuai dengan aturan. Hasil peramalan FTS-MC secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Peramalan Awal dari FTS-MC

No	Waktu	Peramalan Awal
1	Jan-2020	-
2	Feb-2020	479.7
3	Mar-2020	442.4

No	Waktu	Peramalan Awal
4	Apr-2020	175.7
:	:	:
15	Mar-2021	479.7
16	Apr-2021	479.7
:	:	:
27	Mar-2022	629.0
28	Apr-2022	442.4
:	:	:
33	Sep-2022	181.0
34	Oct-2022	181.0
35	Nov-2022	479.7
36	Dec-2022	479.7

Februari 2020 dengan current state adalah A_4 dan next state adalah A_3 mengalami transisi turun sebanyak satu kali maka perhitungan untuk nilai penyesuaiannya adalah

$$D(t_1) = -\frac{l}{2}$$

$$D(2_1) = -\frac{160}{2}$$

$$= -80$$

Nilai penyesuaian untuk bulan berikutnya mengikuti langkah yang sama sesuai dengan aturan pada langkah 7. Hasil nilai penyesuaian FTS-MC secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Nilai Penyesuaian Tren Hasil Peramalan

Waktu	FLR	Nilai Penyesuaian
Jan-2020 to Feb-2020	A_4 to A_3	-80
Feb-2020 to Mar-2020	A_3 to A_2	-80
Mar-2020 to Apr-2020	A_2 to A_1	-80
Apr-2020 to May-2020	A_1 to A_1	0
:	:	:
Mar-2021 to Apr-2021	A_4 to A_2	-160
Apr-2021 to May-2021	A_2 to A_1	-80
:	:	:
Mar-2022 to Apr-2022	A_3 to A_1	-160
Apr-2022 to May-2022	A_1 to A_3	160
:	:	:
Sep-2022 to Oct-2022	A_1 to A_4	240
Oct-2022 to Nov-2022	A_4 to A_4	0
Nov-2022 to Dec-2022	A_4 to A_4	0

Perhitungan hasil peramalan yang disesuaikan dengan nilai penyesuain pada Tabel 7 diperoleh sebagai berikut untuk Februari 2020:

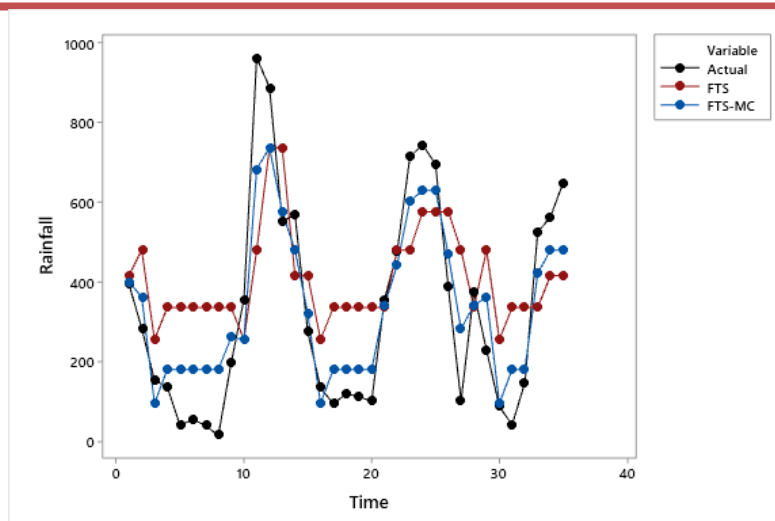
$$\begin{aligned} F'_2 &= F_2 \pm D(2_1) \\ &= 479.7 - 80 \\ &= 399.7 \end{aligned}$$

Hasil peramalan untuk bulan berikutnya mengikuti langkah yang sama sesuai dengan aturan. Hasil peramalan FTS-MC secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel 8.

TABLE 8. Peramalan Akhir dari FTS-MC

No	Waktu	Peramalan Akhir
1	Jan-2020	-
2	Feb-2020	399.7
3	Mar-2020	362.4
4	Apr-2020	95.7
⋮	⋮	⋮
15	Mar-2021	479.7
16	Apr-2021	319.7
⋮	⋮	⋮
27	Mar-2022	469.0
28	Apr-2022	282.4
⋮	⋮	⋮
33	Sep-2022	181.0
34	Oct-2022	421.0
35	Nov-2022	479.7
36	Dec-2022	479.7

Data aktual dengan data hasil peramalan dengan menggunakan FTS dan FTS-MC akan dibandingkan dengan membuat sebuah plot diantara ketiganya. Gambar 2 menunjukkan bahwa plot berwarna biru lebih baik dalam menangkap plot berwarna hitam dibandingkan berwarna merah. Oleh karena itu, berdasarkan plot data aktual dengan hasil peramalan didapatkan bahwa FTS-MC lebih baik dibandingkan FTS.



Gambar 2. Plot Data Aktual dan Data Peramalan

Selain itu, untuk melihat keakuratan model dalam melakukan peramalan juga dapat dilakukan dengan menghitung nilai RMSE yang dihasilkan. Nilai RMSE pada penelitian ini hasilnya dapat dilihat pada Tabel 9. Metode yang baik apabila memiliki nilai RMSE sekecil mungkin. FTS-MC memiliki nilai sebesar 106.7 yang lebih kecil dibandingkan FTS sebesar 215.8. Dengan demikian, FTS-MC lebih baik dibandingkan FTS dalam meramalkan data curah hujan.

Tabel 9. RMSE dari FTS and FTS-MC

Metode	RMSE
FTS	215.8
FTS-MC	106.7

PENUTUP

Ketepatan hasil peramalan dengan menggunakan root mean square error pada fuzzy time series dan fuzzy time series markov chain menunjukkan bahwa fuzzy time series markov chain lebih baik dibandingkan fuzzy time series. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai root mean square error yang terkecil. Fuzzy time series markov chain memiliki nilai root mean square error sebesar 106.7 sedangkan pada fuzzy time series sebesar 215.8.

DAFTAR PUSTAKA

Arnita, Afnisah, N., & Marpaung, F. (2020). A Comparison of The Fuzzy Time Series Methods of Chen , Cheng and Markov Chain in Predicting Rainfall in Medan. *Journal of Physics: Conference Series*, 1462(1), 1–11. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1462/1/012044>

Bintang, A. S., Huang, W., & Asmara, R. (2019). Forecasting of Indonesia Seaweed Export : A Comparison of Fuzzy Time Series With And Without Markov Chain. *Agricultural Socio-Economics Journal*, 19(3), 155–164.

Boaisha, S. M., & Amaitik, S. M. (2010). Forecasting Model Based on Fuzzy Time Series Approach. *Proceedings of the 10th International Arab Conference on Information Technology-ACIT, September*.

Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2002). *Introduction to Time Series and Forecasting Second Edition*.

Springer.

- Gifari, F. A., Maulana, M. A., & Maulana, S. (2022). Analisis Rantai Markov Untuk Mengetahui Peluang Perpindahan Konsumen Merek Laptop Pada Mahasiswa Teknik Industri Universitas Indraprasta PGRI. *Bulletin of Applied Industrial Engineering Theory*, 3(1), 45–62.
- Habinuddin, E., Binarto, A., Sartika, E., Hujan, C., & Bandung, K. (2019). Peramalan Curah Hujan Kota Bandung Dengan Menggunakan Analisis Spektral. *Jurnal Publikasi Hasil Penelitian Dan Gagasan Ilmiah Multidisiplin*, 11(1), 1–12.
- Handayani, L., & Anggriani, D. (2015). Perbandingan Model Chen Dan Model Lee Pada Metode Fuzzy Time Series Untuk Prediksi Harga Emas. *Jurnal Pseudocode*, 2(1), 28–36. <https://doi.org/10.33369/pseudocode.2.1.28-36>
- Hermawan, E. (2010). Pengelompokan Pola Curah Hujan yang Terjadi di Beberapa Kawasan P. Sumatera Berbasis Hasil Analisis Teknik Spektral. *Jurnal Meteorologi Dan Geofisika Geofisika*, 11(2), 75–85.
- Mangkunegara, P., & Yerizon. (2020). Fuzzy Time Series Markov Chain dalam Meramalkan Nilai Tukar Mata Uang (Kurs) Antara Ringgit Malaysia dengan Rupiah. *UNPjoMath*, 3(3), 100–105.
- Noh, J., Wijono, & Yudaningsy, E. (2015). Model Average Based FTS Markov Chain untuk Peramalan Penggunaan Bandwidth Jaringan Komputer. *Jurnal EECCIS*, 9(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*, 4(4), 917–926.
- Permana, D., & Fitri, I. A. (2020). Application of Fuzzy Time Series-Markov Chain Method in Forecasting Data of Exchange Rate Riyal-Rupiah. *Journal of Physics: Conference Series*, 1554(1), 1–7. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1554/1/012005>
- Sanjaya, F. I., & Heksaputra, D. (2020). Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(2), 163–174.
- Tauryawati, M. L., & Irawan, M. I. (2014). Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Cheng dan Metode Box-Jenkins untuk Memprediksi IHSG. *Jurnal Sains Dan Seni Pomits*, 3(2), A34–A39.
- 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. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 8(7B), 4931–4942.
- Wahyuni, N. P. M. S., Sumarjaya, I. W., & Srinadi, I. G. A. M. (2016). Peramalan Curah Hujan Menggunakan Metode Analisis Spektral. *E-Jurnal Matematika*, 5(November), 183–193.
- Yulianti, A. S., Islamiyati, A., & Herdiani, E. T. (2024). The Principal Component Linear Spline Quantile Regression Model in Statistical Downscaling for Rainfall Data. *Journal of Sciences, Islamic Republic of Iran*, 35(2), 159–166.
- Zaenurrohman, Hariyanto, S., & Udjiani, T. (2021). Fuzzy time series Markov Chain and Fuzzy time series Chen & Hsu for forecasting. *Journal of Physics: Conference Series*, 1943(1), 1–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1943/1/012128>