

ANALISIS FUZZY TIME SERIES PADA JUMLAH PENUMPANG KERETA API WHOOSH DENGAN MARKOV CHAIN DAN LEE

Nia Nurhasanah¹, Fithri Sri Mulyani², Pramesti Melyna Mustofa³

Program Studi Sains Aktuaria, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Cipangung Tasikmalaya^{1,2,3}

Email: nurhasanahnia156@gmail.com¹, Fithri.sm@uncip.ac.id²,
pramesti_melyna@uncip.ac.id³

Coressponding Author: Nia Nurhasanah email: nurhasanahnia156@gmail.com

Abstrak. Fluktuasi jumlah penumpang Kereta Cepat Whoosh yang bersifat dinamis dan tidak linier menuntut adanya model peramalan yang akurat guna mendukung efisiensi operasional. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah penumpang Kereta Api Whoosh menggunakan kombinasi *Fuzzy Time Series*. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis analisis deret waktu (time series) dengan penerapan metode Fuzzy Time Series yang dikombinasikan dengan Markov Chain dan metode Lee. Data yang digunakan adalah jumlah penumpang kereta api *whoosh* dari periode bulan April 2024–April 2025 yang diperoleh dari BPS. Kedua metode ini memiliki kemampuan yang baik dalam meramalkan data. Selanjutnya, keakuratan kedua metode dibandingkan melalui nilai evaluasi peramalan dengan menghitung MAE, MSE, RMSE, dan MAPE. Hasil Penelitian dari kedua metode tersebut diperoleh bahwa Fuzy Time Series Markov Chain lebih baik di bandingkan dengan Fuzzy Time series Markov Lee dengan nilai MAPE sebesar 9.04%, nilai MAE sebesar 42.553, nilai MSE sebesar 3216.050, dan RMSE sebesar 56.709. Sedangkan *fuzzy time series lee* mendapatkan nilai MAPE sebesar 9.07%, nilai MAE sebesar 42.529, nilai MSE sebesar 4466.798, dan RMSE sebesar 66.834. Hal ini menunjukkan bahwa *fuzzy time series marcov chain* lebih baik untuk peramalan jumlah penumpang kereta api whoosh karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil.

Kata Kunci: Fuzzy Time Series, Markov Chain, Metode Lee, Peramalan, Penumpang Kereta Api.

Abstract. The dynamic and non-linear fluctuation in the number of Whoosh High Speed Train passengers requires an accurate forecasting model to support operational efficiency. This research aims to predict the number of passengers on the *Whoosh Train* using a combination of Fuzzy Time Series. The data used is the number of whoosh train passengers for the period April 2024–April 2025 obtained from BPS. In this research, the development of the Fuzzy Time Series method, namely Markov Chain and Markov Lee, is used. These two methods have good abilities in predicting data. Next, the accuracy of the two methods is compared through forecasting evaluation values by calculating MAE, MSE, RMSE, and MAPE. The research results from these two methods show that the Fuzy Time Series Markov Chain is better than the Fuzzy Time Series Markov Lee, with a MAPE value of 9.04%, an MAE value of 42,553, an MSE value of 3216,050, and an RMSE of 56,709. Meanwhile, Lee's fuzzy time series got a MAPE value of 9.07%, an MAE value of 42,529, an MSE value of 4466,798, and an RMSE value of 66,834. This shows that the fuzzy time series Marcov chain is better for predicting the number of whoosh train passengers because it produces smaller error values.

Keywords: Fuzzy Time Series, Markov Chain, Lee Method, Forecasting, Train Passengers.

A. Pendahuluan

Kebutuhan masyarakat akan transportasi terus meningkat seiring dengan tingkat ekonomi masyarakat. Kereta api adalah salah satu alat transportasi darat yang sangat dibutuhkan dan populer karena dapat mengangkut banyak orang dan barang dalam waktu yang singkat. PT. Kereta Api Indonesia (KAI) adalah perusahaan milik negara yang bertanggung jawab atas penyediaan dan pengelolaan layanan angkutan kereta api di Indonesia. Dengan meningkatkan



jumlah penumpang, PT KAI berusaha untuk terus meningkatkan kualitas pelayanan penumpangnya. (Sugiono & Herlina, 2024)

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), total penumpang kereta api pada tahun 2023 mengalami lonjakan sebesar 38,17% dibandingkan tahun sebelumnya, dengan jumlah melebihi 325 juta penumpang. Salah satu tonggak penting dalam sektor ini adalah peluncuran Kereta Cepat Jakarta-Bandung (*Whoosh*) pada tahun 2023, yang merupakan kereta cepat pertama di kawasan Asia Tenggara. Jumlah penumpang kereta api yang tinggi dan rendah memengaruhi ekonomi Indonesia, jadi PT KAI harus siap untuk memberikan layanan terbaik. (Mendila et al., 2023)

Metode ini banyak dimanfaatkan dalam berbagai bidang, mulai dari prediksi permintaan barang, penumpang transportasi, hingga fluktuasi harga pasar. Peramalan adalah suatu teknik untuk menciptakan nilai masa depan dengan mempertimbangkan data masa lalu dan masa kini. (Sumartini et al., 2017)

Sebagai solusi terhadap keterbatasan ini, sejumlah penelitian telah mengusulkan integrasi antara FTS dan *Markov Chain*. Menurut penelitian yang dilakukan oleh (Sugiono & Herlina, 2024) yang berjudul “Analisis *Fuzzy Time Series* pada Jumlah Penumpang Kereta Api di Wilayah Sumatera” Diperoleh nilai MAPE sebesar 0,29% untuk *fuzzy time series marcov chain* sedangkan *fuzzy time series lee* yaitu sebesar 0,38%. Hal ini menunjukkan bahwa *fuzzy time series marcov chain* lebih baik untuk peramalan jumlah penumpang kereta api di wilayah Sumatera karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil.

Penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi nyata dalam bidang keilmuan, khususnya dalam pengembangan metode hybrid berbasis *fuzzy* untuk sistem transportasi modern. Dari sisi teori, studi ini memperluas cakupan metodologi FTS melalui pembuktian empiris atas efektivitas integrasi Markov dan Lee dalam kondisi data riil. Dari sisi praktis, model yang dihasilkan dapat dimanfaatkan oleh PT Kereta Cepat Indonesia China (KCIC) dalam merancang strategi operasional, pengelolaan kapasitas, jadwal perjalanan, serta strategi pemasaran yang lebih terarah. Di sisi lain, hasil penelitian ini juga mampu dimanfaatkan sebagai dasar oleh para perencana kebijakan di sektor transportasi nasional dalam menyusun proyeksi permintaan dan strategi integrasi moda antarkota.

B. Metodologi Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan analisis deret waktu (*time series forecasting*) yang bertujuan untuk memprediksi jumlah penumpang Kereta Cepat *Whoosh* menggunakan metode *Fuzzy Time Series* yang dikombinasikan dengan *Markov Chain* dan metode Lee. Pada penelitian ini, data yang digunakan ialah data sekunder yang didapat dari website resmi BPS yakni <https://bps.go.id>. Data penelitian yang dipakai ialah data bulanan jumlah total penumpang Kereta Api *Whoosh* dimulai pada periode April 2024 hingga April 2025.

Metode utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Fuzzy Time Series (FTS)* yang dikombinasikan dengan *Markov Chain* dan metode Lee. Pemilihan *Fuzzy Time Series* didasarkan pada karakteristik data jumlah penumpang yang cenderung fluktuatif, tidak linier, dan mengandung ketidakpastian. FTS mampu merepresentasikan data numerik ke dalam bentuk linguistik melalui himpunan fuzzy, sehingga pola perubahan data yang tidak pasti dapat dimodelkan secara lebih fleksibel dibandingkan metode peramalan konvensional.

Dalam implementasinya, metode *Fuzzy Time Series* diawali dengan penentuan semesta pembicaraan berdasarkan nilai minimum dan maksimum data historis jumlah penumpang. Selanjutnya, semesta tersebut dipartisi ke dalam beberapa interval yang merepresentasikan kategori linguistik tertentu. Data historis kemudian difuzzifikasi dengan memetakan setiap nilai numerik ke dalam himpunan fuzzy yang sesuai. Hubungan antar kondisi fuzzy dari waktu ke



waktu dibentuk melalui Fuzzy Logical Relationship (FLR) dan dikelompokkan dalam Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) sebagai dasar peramalan.

Hasil peramalan yang diperoleh dari metode Fuzzy Time Series Markov Chain dan Fuzzy Time Series Lee kemudian dibandingkan untuk menentukan metode terbaik. Dengan demikian, metode penelitian yang digunakan dalam studi ini dirancang secara sistematis untuk menghasilkan model peramalan yang mampu menangani ketidakpastian data, mempertimbangkan dinamika transisi antar kondisi, serta memberikan hasil prediksi yang akurat dan relevan bagi pengambilan keputusan di sektor transportasi kereta cepat.

Fuzzy Time Series (FTS)

Berdasarkan pemaparan (Song & Chissom, 1993) Fuzzy Time Series (FTS) merupakan metode peramalan berbasis statistik yang dirancang untuk menangani data deret waktu yang mengandung ketidakpastian. Fuzzy Time Series (FTS) ialah suatu metode peramalan Fuzzy Time Series (FTS) yang memakai himpunan data *fuzzy* yang diperoleh dari bilangan real. Metode ini berbeda dengan himpunan data riil universal, yang mencakup data masa lalu maupun masa depan. Peramalan adalah faktor yang sangat esensial dalam mengambil keputusan (Perdani & Sriningsih, 2023)

Markov Chain dalam FTS

Menurut (Chen, 2002) Markov Chain merupakan teknik probabilistik yang menggambarkan kemungkinan berpindah dari satu kondisi ke kondisi lain berdasarkan peluang tertentu. Metode *fuzzy time series markov chain* ini turut mampu menghasilkan prediksi periode berikutnya yang semakin akurat karena data yang dipakai senantiasa aktual dan *real-time*. (Nurlela et al., 2023)

Prosedur *fuzzy time series markov chain* didasarkan pada *fuzzy time series*, sehingga tahapan tahapan dalam menggunakan *fuzzy time series markov chain* menurut Tsaur, antara lain:

Langkah 1. Menentukan himpunan semesta (U) data aktual, yaitu:

$$U = [D_{min}, D_{max}] \quad (3.1)$$

Dimana D_{max} merupakan data paling besar serta D_{min} adalah data terkecil.

Langkah 2. Menentukan partisipasi himpunan U

Dalam menentukan partisipasi himpunan semesta U dilaksanakan dengan langkah berikut:

a) Menentukan jumlah interval kelas

$$K = 1 + 3,33 \log (n) \quad (3.2)$$

di mana R adalah rentang; d_{max} merupakan data terbesar; d_{min} merupakan data paling kecil.

b) Menentukan panjang interval kelas

$$l = \frac{(D_{max}-D_{min})}{K} \quad (3.3)$$

c) Mencari nilai tengah. Adapun rumusnya sebagai berikut:

$$m_i = \frac{(\text{batas bawah} + \text{batas atas})}{2} \quad (3.4)$$

di mana merupakan banyaknya himpunan *fuzzy*.

Langkah 3. Menentukan himpunan himpunan *fuzzy* dari himpunan semesta U

Menentukan derajat keanggotaan u_{ij} berlandaskan aturan berikut ini:

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



Sesudah didapat derajat keanggotaan u_i , langkah berikutnya yaitu menentukan himpunan himpunan *fuzzy* seperti berikut

$$\begin{aligned} A_1 &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_n \\ A_2 &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + \dots + 0/u_n \\ &\vdots \\ A_n &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + \dots + 0,5/u_{n-1} + 1/u_n \end{aligned} \tag{3.5}$$

Dimana $u_i (i = 1, 2, \dots, p)$ merupakan elemen dari himpunan semesta (U) serta bilangan yang diberi simbol “/” menyatakan derajat keanggotaan $\mu_{A_i}(u_i)$ terhadap $A_i (i=1, 2, \dots, n)$ yang di mana nilainya adalah 0, 0,5 atau 1.

Langkah 4. Melakukan Fuzzifikasi pada data historis

Proses mengubah variabel yang tidak *fuzzy* (variabel numerik) menjadi variabel yang *fuzzy* (variabel linguistik) yang dikenal sebagai *fuzzifikasi*.

Langkah 5. Menentukan Fuzzy Logical Relationship (FLR).

Tahapan ini digunakan untuk menentukan relasi logika *fuzzy* misal $A_i \rightarrow A_j$. Dimana A_i merupakan *current state* atau kondisi saat ini $Y (t- 1)$ serta A_j adalah *next state* ataupun kondisi selanjutnya pada waktu ke t .

Langkah 6. Menentukan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG).

Tahapan ini agar dapat melakukan pengklasifikasian terhadap FLR ke dalam sejumlah kelas atau kelompok. Misalnya jika FLR yang terbentuk $A_2 \rightarrow A_2, A_2 \rightarrow A_3, A_2 \rightarrow A_4$ maka untuk FLRG menghasilkan $A_2 \rightarrow A_2, A_3, A_4$. Pengelompokan dilakukan sesuai banyaknya A_n .

Langkah 7. Defuzifikasi.

Pada proses defuzifikasi ini dilakukan dengan cara mengubah setiap hasil *fuzzy* kedalam bentuk himpunan *fuzzy* menjadi bilangan *real* dengan tujuan untuk melakukan perhitungan hasil peramalan. Dalam melakukan proses defuzifikasi pada *marcov chain* yaitu sebagai berikut: Probabilitas transisi untuk *state* dapat ditulis sebagai beriku

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i} ; i, j=1, 2, \dots, n \tag{3.6}$$

P_{ij} = probabilitas transisi dari *state* A_i ke A_j dengan satu langkah

M_{ij} = jumlah transisi dari *state* A_i ke A_j dengan satu langkah

M_i = jumlah FLR yang termasuk dalam *state* A_i .

Matriks probabilitas transisi *state* P ditulis sebagai berikut:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

Kemudian setelah matriks probabilitas di dapat maka tahap selanjutnya yaitu menghitung nilai peramalan awal dengan aturan-aturan sebagai berikut:

Aturan 1: Apabila FLRG A_i adalah kosong ($A_i \rightarrow \neq$) maka nilai hasil peramalannya adalah m_i , yang merupakan nilai tengah dari u_i .

Aturan 2: Apabila FLRG dari A_i hanya bertransisi ke satu *state*. Misalkan $A_i \rightarrow A_j$ dengan $P_{ij}=1$, maka nilai hasil peramalannya adalah m_j yang merupakan nilai tengah dari u_j .

Aturan 3: Apabila FLRG A_i bertransisi ke banyak *state*. Misalkan $A_i \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, i=1, 2, \dots, n$. Saat data $Y(t-1)$ berada di *state* A_i

Metode Lee dalam FTS

Metode yang dikembangkan oleh Lee dkk. (2006) memberikan pendekatan heuristik dalam FTS untuk meningkatkan akurasi hasil prediksi, terutama pada data yang memiliki *noise* atau variabilitas tinggi. *FTS Lee* memperkirakan data tanpa menggunakan asumsi yang harus



dipenuhi, dan nilai akurasi *FTS Lee* lebih tinggi dari pada *FTS Chen* (Amiludin & Mahbubah, 2023).

Langkah-langkah yang diambil untuk melakukan peramalan memakai *metode fuzzy time series Lee* sebagai berikut:

Langkah 1. Menetapkan himpunan semesta (U) dengan menggunakan rumus:

$$U = D_{min} - D_1, D_{max} + D_2 \quad (3.8)$$

dengan D_{min} merupakan data minimum dan D_{max} merupakan data maksimum dari data historis. Adapun D_1 dan D_2 adalah nilai positif sembarang yang peneliti tentukan.

Langkah 2. Menghitung jumlah interval dan panjangnya dengan menggunakan Teknik berbasis rata-rata.

Langkah-langkah menetapkan panjang interval serta jumlah interval yaitu sebagai berikut:

- a) Menghitung keseluruhan nilai selisih absolut antara D_{i+1} dan D_i dengan nilai $i=1, 2, \dots, n-1$. Oleh karena itu, didapatkan rata-rata nilai selisih absolut misalnya Persamaan 3.9

$$Mean = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |D_{i+1} - D_i|}{n - 1} \quad (3.9)$$

- b) Menghitung panjang interval setengah dari rata - rata nilai selisih absolut dengan Persamaan 3.10:

$$K = \frac{mean}{2} \quad (3.10)$$

- c) Basis dari panjang interval yang ditentukan pada langkah kedua dapat dihitung dengan tabulasi basis seperti.

- d) Tabel basis interval digunakan untuk membulatkan interval yang panjang

- e) Menetapkan jumlah interval, dengan Persamaan 3.12:

$$p = \frac{[D_{max} + D_2 - D_{min} - D_1]}{K} \quad (3.11)$$

- f) Menghitung nilai tengah dengan menggunakan Persamaan 3.13:

$$m_i = \frac{(batas\ bawah + batas\ atas)}{K} \quad (3.12)$$

dengan m_i adalah nilai tengah untuk $i=1, 2, 3, \dots, n$

Langkah 3. Memberikan definisi untuk himpunan *fuzzy* dan *fuzzifikasi*

Himpunan *fuzzy* merupakan sebuah kelas dengan rangkaian kesatuan dari derajat keanggotaan. Seperti U adalah himpunan semesta, dengan $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ dimana u_i ($1 \leq i \leq n$) merupakan nilai yang mungkin dari U , oleh karena itu, nilai linguistik A_i terhadap U seperti Persamaan 3.13:

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (3.13)$$

keterangan:

μ_{A_i} : fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy* A_i

$\mu_{A_i}(u_1)$: derajat keanggotaan u_i terhadap A_i , dengan $A_i(u_i) \in [0,1]$ dengan $1 \leq i \leq n$.

Langkah 4. Membentuk *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

FLR adalah hubungan *fuzzy* dari data yang didapat serta disimbolkan berlandaskan hasil *fuzzifikasi*. Dua himpunan *fuzzy* yang mampu dinyatakan sebagai $A_i \rightarrow A_j$. Kondisi saat ini (*current state*) disimbolkan oleh A_i dan kondisi berikutnya (*next state*) disimbolkan oleh A_j .

Langkah 5. Membentuk *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG)

FLRG adalah hasil dari penggabungan nilai dari setiap A_i yang didapat melalui proses FLR.

Langkah 6. Defuzzifikasi nilai peramalan



Defuzzifikasi adalah proses akhir dalam metode *Fuzzy Time Series* yang bertujuan untuk mengubah hasil prediksi *fuzzy* (berupa *fuzzy set*, seperti A3 atau "Sedang") menjadi nilai numerik eksak (*crisp value*), seperti jumlah penumpang tertentu (misalnya: 8.750 penumpang).

Evaluasi Model Peramalan

Melakukan perhitungan terhadap nilai peramalan menggunakan MAE (*Mean Absolute Error*) MSE (*Mean Square Error*), RMSE (*Root Mean Square Error*) serta MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

1. MAE (*Mean Absolute Error*)

Nilai MAE memperlihatkan rata-rata kesalahan (error) absolut antara hasil peramalan atau prediksi dengan nilai riil. Ini adalah salah satu cara untuk melakukan pengukuran terhadap taraf keakuratan model peramalan. Secara rumus MAE dijabarkan seperti berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (3.17)$$

Dimana nilai sebenarnya adalah nilai hasil peramalan, dan jumlah data adalah n.

2. MSE (*Mean Squared Error*)

Metode untuk menghitung MSE menunjukkan berapa banyak ramalan yang berbeda dengan nilai sebenarnya ataupun kuantitas yang diestimasi. MSE mampu dihitung dengan memakai rumus berikut:

$$MSE = \sum \frac{(X_t - S_t)^2}{n} \quad (3.18)$$

Dimana, merupakan data aktual, adalah data hasil peramalan, serta n merupakan jangka waktu / jumlah periode.

3. RMSE (*Root Mean Squared Error*)

Secara sederhana, RMSE ialah metode untuk menghitung bias dalam model peramalan. Ini merupakan ukuran yang kerap digunakan dalam mengulik perbedaan antara nilai-nilai prediksi pada model. RMSE mampu dihitung dengan memakai rumus berikut:

$$RSME = \sqrt{MSE} \quad (3.19)$$

4. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE adalah rata-rata selama periode tertentu yang dikalikan dengan 100% untuk mendapatkan hasil persentase. Apabila ukuran variabel yang diramalkan sangat menjadi penentu akurasi peramalan yang dipakai. MAPE bisa dihitung dengan memakai rumus berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{A_i - F_i}{A_i} \right) \times 100\% \quad (3.20)$$

Dimana merupakan nilai aktual pada data ke I serta adalah hasil peramalan misalnya kriteria MAPE yang diperlihatkan dalam tabel di bawah ini:

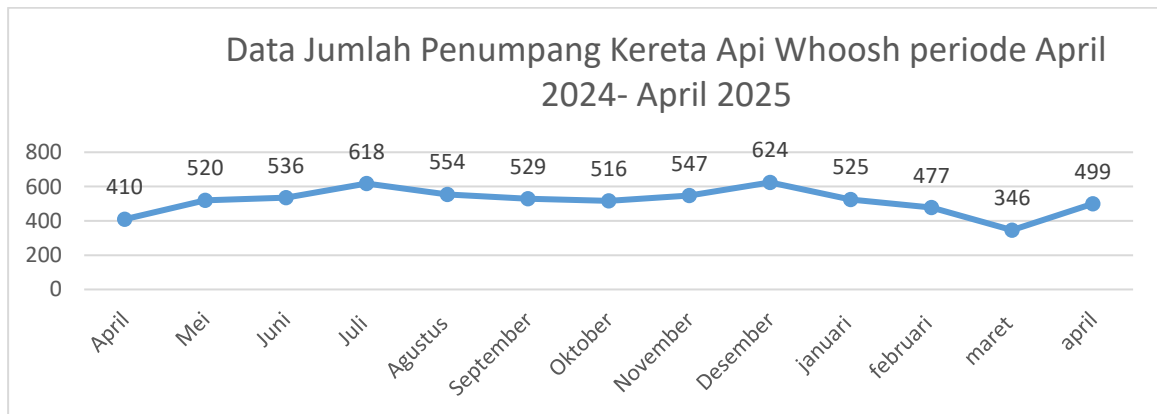
Interpretasi kategori MAPE (< 10%, 10–20%, 20–50%, > 50%) merujuk pada Lewis (1982), yang pertama kali mendefinisikan klasifikasi tersebut dalam konteks akurasi peramalan.

Tabel 3. 1 Range Nilai MAPE

Range MAPE	Arti
<10%	Kemampuan Model Peramalan Sangat Baik
10% – 20%	Kemampuan Model Peramalan Baik
20% – 50%	Kemampuan Model Peramalan Cukup Baik
>50%	Kemampuan Model Peramalan Buruk



C. Hasil Penelitian dan Pembahasan



Berdasarkan pola pergerakan data jumlah penumpang Kereta Cepat Whoosh periode April 2024–April 2025, deret waktu menunjukkan unsur musiman yang cukup jelas, terutama pada bulan-bulan tertentu seperti Desember yang mengalami peningkatan penumpang. Tren jangka panjang tidak terlihat secara konsisten, sehingga dapat dikatakan bersifat lemah. Selain itu, terdapat fluktuasi tidak teratur pada beberapa periode yang mengindikasikan pengaruh faktor eksternal, sehingga pola time series tidak sepenuhnya stabil.

1. Peramalan Fuzzy Time Series Markov Chain

Langkah 1. Menetapkan himpunan semesta U

$$U = [D_{min}, D_{max}] = [346 ; 624]$$

Langkah 2. Menentukan partisipasi himpunan U

Banyaknya interval ditentukan menggunakan rumus Sturges.

$$n = 1 + 3,322 \log(N) = 1 + 3,322 \log(13) = 4,700$$

Menentukan panjang nilai interval (l) sebagai berikut

$$l = \frac{[(D_{max}-D_{min})]}{n} = \frac{624-346}{6} = 69,5 \text{ dibulatkan menjadi } 70$$

Menentukan Nilai tengah pertama (m_1) diperoleh dengan menjumlahkan 346 dan 416 dan nilai tengah dari masing-masing semesta pembicara U adalah $m_1 = 381$; $m_2 = 450$; $m_3 = 520$; dan $m_4 = 589$.

Langkah 3. Menentukan himpunan himpunan *fuzzy* dari himpunan semesta U

Terdapat 4 fuzzy set yang dapat dibentuk berdasarkan jumlah interval.

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4}$$

$$A_2 = \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4}$$

$$A_3 = \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4}$$

$$A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4}$$

Langkah 4. Membentuk *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

Sebagai contoh, untuk data bulan April 2024 ($t = 1$) memiliki data 103 orang penumpang kereta api sehingga berada pada interval $u_2 = [98; 110]$. Setelah menentukan data tersebut masuk ke dalam interval u_2 , maka data tersebut *difuzzyfikasi* kedalam A_2 .



Tabel 4. 1 Fuzzifikasi Fuzzy Time Series Markov Chain

Periode	Data Penumpang	Fuzzifikasi	Fuzzy Set
April	410	A1	Minimal
Mei	520	A3	Sedang
Juni	536	A3	Sedang
Juli	618	A4	Tinggi
⋮	⋮	⋮	
Maret	346	A1	Minimal
April	499	A3	Sedang

Langkah 5. Menentukan Fuzzy Logical Relationship (FLR).

Sebagai contoh untuk data ke-1 berada dalam himpunan fuzzy A_4 dan data ke-2 berada dalam himpunan fuzzy A_4 , maka FLR yang diperoleh yaitu $A_4 \rightarrow$ yang A_4 menunjukkan bahwa data tetap berada dalam interval yang sama.

Tabel 4. 2 FLR Fuzzy Time Series Markov Chain

Urutan Data	FLR
1 \rightarrow 2	CS \rightarrow NS
2 \rightarrow 3	A1 \rightarrow A3
3 \rightarrow 4	A3 \rightarrow A3
4 \rightarrow 5	A3 \rightarrow A4
⋮	⋮
10 \rightarrow 11	A3 \rightarrow A2
11 \rightarrow 12	A2 \rightarrow A1
12 \rightarrow 13	A1 \rightarrow A3

Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG) dibentuk untuk menyederhanakan perhitungan FLR yang telah ada. Hubungan terdapat dalam FLRG antara *current state* dan *next state* ini sesuai dengan prinsip dasar *Markov Chain*. FLRG untuk seluruh data dapat ditunjukkan pada tabel 4.4

Tabel 4. 3 FLRG Fuzzy Time Series Markov Chain

FLRG	
Current State	Next State
A1	A3(2)
A2	A2
A3	A2, A3(4), A4(2)
A4	A2, A4(2)

Langkah 6. Defuzzifikasi nilai peramalan

Defuzzifikasi adalah proses yang dilakukan dengan nilai yang diperoleh dari FLRG sehingga dapat menentukan nilai peramalan awal, nilai penyesuaian, dan peramalan akhir.

Tabel 4. 4 Peramalan Akhir (F't)

t	Periode	Ft	Dt	F't
1	April	N/A		N/A
2	Mei	530	-69.5	460
3	Juni	530	0	530
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
55	Februari	450	-34.75	416
56	Maret	520	-34.75	485
57	April	530	-69.5	460



2. Pemodelan Fuzzy Time Series Marcov Lee

Selanjutnya melakukan peramalan akhir pada fuzzy time series lee, di karenakan menggunakan atau memiliki tahapan yang sama seperti pada fuzzy time series marcov chain yaitu tahap satu sampai lima. Tahap selanjutnya melakukan proses defuzzifikasi fuzzy time series lee

Langkah 6 Defuzzifikasi

proses *defuzzifikasi* dilakukan dengan mengacu pada ketentuan yang telah dijelaskan dalam sub bab 2.2.5, dan perhitungannya menggunakan Persamaan (2.15).

Tabel 4.5 Hasil Peramalan Grup Fuzzy Time Series Lee

Grup	Current state	Peramalan
1	A1	520
2	A2	450
3	A3	530
4	A4	520

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 4.13 di atas, dapat dikalsifikasikan dalam tabel berdasarkan FLR yang telah terbentuk, seperti pada Tabel 4 15.

Tabel 4.6 Hasil Peramalan Fuzzy Time Series Lee

t	Periode	FLR	F't
1	April	CS → NS	N/A
2	Mei	A1 → A3	530
3	Juni	A3 → A3	530
4	Juli	A3 → A4	520
	⋮	⋮	⋮
11	Februari	A3 → A2	450
12	Maret	A2 → A1	520
13	April	A1 → A3	530

Peramalan Data Jumlah Penumpang Kereta Api Periode Selanjutnya

Hasil peramalan menunjukkan bahwa jumlah penumpang kereta api Whoosh diperkirakan mencapai 530 pada Mei 2025 dan menurun menjadi 516 pada Juni 2025. Perubahan ini mencerminkan dinamika perpindahan antar *state* yang ditangkap oleh *matriks probabilitas* transisi, di mana peluang terbesar tetap berada di sekitar state A3, tetapi terdapat juga kontribusi dari *state* A2 dan A4. Model ini mengandalkan sifat *memoryless* pada rantai Markov, di mana prediksi periode mendatang hanya bergantung pada kondisi saat ini, bukan pada seluruh riwayat data.

Perhitungan Ketepatan Model Peramalan

Setelah dilakukan analisis pada data jumlah penumpang kereta api menggunakan metode fuzzy time series markov chain dan fuzzy time series lee akan dilakukan uji ketepatan metode peramalan.

Tabel 4.16. Perhitungan Tingkat akurasi

Metode	MAE	MSE	RMSE	MAPE
Metode Markov Chain	42.553	3216.050	56.709	9.041
Metode Markov Lee	42.529	4466.798	66.834	9.070



Berdasarkan tabel diatas menunjukkan bahwa metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* diperoleh nilai MAPE sebesar 9.04%, nilai MAE sebesar 42.553, nilai MSE sebesar 3216.050, dan RMSE sebesar 56.709. Sedangkan *fuzzy time series lee* mendapatkan nilai MAPE sebesar 9.07%, nilai MAE sebesar 42.529, nilai MSE sebesar 4466.798, dan RMSE sebesar 66.834. Hal ini menunjukkan bahwa *fuzzy time series marcov chain* lebih baik untuk peramalan jumlah penumpang kereta api whoosh karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil.

Pembahasan

Berdasarkan analisis Fuzzy Time Series pada jumlah penumpang Kereta Api Whoosh periode April 2024-April 2025 dari BPS, metode FTS Markov Chain terbukti lebih unggul dibandingkan FTS Markov Lee dengan nilai MAPE 9.04% (MAE 42.553, MSE 3216.050, RMSE 56.709) yang menempatkannya dalam kategori "Sangat Baik" menurut klasifikasi Lewis. Integrasi Markov Chain menangkap transisi probabilitas antar state fuzzy melalui matriks normalisasi, sementara metode Lee menyesuaikan prediksi dengan bobot historis untuk menangani granularitas interval, sesuai teori Song & Chissom (1993) serta Chen (1996) yang menekankan kemampuan FTS mengelola data non-stasioner dan ambigu tanpa asumsi normalitas statistik. Kebaruan penelitian terletak pada aplikasi hybrid pertama untuk Kereta Cepat Whoosh—kereta tercepat di Asia Tenggara—yang melengkapi studi sebelumnya seperti Sugiono & Herlina (2024) pada kereta Sumatera atau Telaumbanua & Febrian (2023) pada data impor, sehingga memperkaya literatur prediksi transportasi modern Indonesia. Keunggulan model mencakup akurasi tinggi terhadap fluktuasi musiman penumpang liburan dan fleksibilitas tanpa prasyarat data stasioner, namun terdapat kelemahan pada keterbatasan 13 periode bulanan yang membatasi deteksi pola harian detail serta ketergantungan interval Sturges manual yang bersifat subyektif, sehingga disarankan pengembangan lanjutan dengan data harian lebih panjang atau integrasi AI seperti LSTM. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa Fuzzy Time Series Markov Chain lebih optimal dalam memprediksi jumlah penumpang Whoosh. Temuan ini berimplikasi pada peningkatan efektivitas perencanaan operasional dan manajemen kapasitas. Penelitian lanjutan disarankan untuk mengembangkan model dengan variabel tambahan atau metode hybrid lainnya guna meningkatkan akurasi peramalan.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang dilakukan, diperoleh beberapa poin kesimpulan sebagai berikut:

1. Prediksi pada periode pengujian menunjukkan hasil peramalan dengan menggunakan *metode Markov Chain* menunjukkan bahwa jumlah penumpang kereta api Whoosh diperkirakan mencapai 530 pada Mei 2025 dan menurun menjadi 516 pada Juni 2025. Kemudian untuk hasil peramalan dengan menggunakan *Markov Lee* menunjukkan bahwa jumlah penumpang kereta api *whoosh* diperkirakan meningkat sedikit pada Mei 2025 menjadi sekitar 530, kemudian mengalami penurunan pada Juni 2025 menjadi sekitar 510.
2. *Metode Fuzzy Time Series Markov Chain* diperoleh nilai MAPE sebesar 9.04%, nilai MAE sebesar 42.553, nilai MSE sebesar 3216.050, dan RMSE sebesar 56.709. Sedangkan *fuzzy time series lee* mendapatkan nilai MAPE sebesar 9.07%, nilai MAE sebesar 42.529, nilai MSE sebesar 4466.798, dan RMSE sebesar 66.834. Hal ini menunjukkan bahwa *fuzzy time series marcov chain* lebih baik untuk peramalan jumlah penumpang kereta api whoosh karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil.

Saran

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Fuzzy Time Series Markov Chain lebih akurat dalam memprediksi jumlah penumpang Kereta Cepat Whoosh dibandingkan metode Lee, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam perencanaan kapasitas dan pengelolaan



operasional. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada rentang data yang relatif singkat dan belum memasukkan variabel eksternal yang berpotensi memengaruhi fluktuasi penumpang. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan periode data yang lebih panjang serta mengintegrasikan variabel tambahan atau metode hybrid lain guna meningkatkan akurasi dan ketahanan model prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Amiludin, S., & Mahbubah, N. A. (2023). Evaluasi Peramalan Permintaan Produk Kopi Bubuk Menggunakan Pendekatan Time Series Di Ukm Eyang Kakung - Gresik. *Sigma Teknika*, 6(1), 033–043. <https://doi.org/10.33373/sigmateknika.v6i1.5289>
- Mendila, S. A., Utami, I. T., & Kartikasari, P. (2023). Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Di Pulau Jawa Menggunakan Metode Holt Winters Exponential Smoothing Dan Fuzzy Time Series Markov Chain. *Jurnal Gaussian*, 12(1), 104–115. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.12.1.104-115>
- Nurlela, S., Fanani, A., & Hani Khaulasari. (2023). Harga Minyak Mentah WTI Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain. *Jurnal Fourier*, 12(1), 10–19. <https://doi.org/10.14421/fourier.2023.121.10-19>
- Perdani, L. S., & Sriningsih, R. (2023). Penerapan Metode Fuzzy Time Series Model Chen dan Model Singh dalam Meramalkan Harga Cabai Merah Keriting di Provinsi Sumatra Barat. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, Volume 8 N, 29275–29285. <https://jptam.org/index.php/jptam/article/view/18775>
- Sugiono, K., & Herlina, M. (2024). Analisis Fuzzy Time Series pada Jumlah Penumpang Kereta Api di Bandung. *Bandung Conference Series: Statistics*, 4, 291–301.
- Sumartini, Nor Hayati, M., & Wahyuningsih, S. (2017). Peramalan Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Cheng Forecasting Using Fuzzy Time Series Cheng Method. *Jurnal EKSPONENSIAL*, 8(1). <https://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/75>

