

ANALISIS PERBANDINGAN METODE *FUZZY TIME SERIES* MODEL SINGH DAN MARKOV CHAIN UNTUK PREDIKSI TINGKAT PENGHUNIAN KAMAR HOTEL BINTANG DI YOGYAKARTA

Dhoriva Urwatul Wutsqa¹, Ihsan Aji Nugroho^{2*}

^{1,2}Pendidikan Matematika, Universitas Negeri Yogyakarta
Email Korespondensi: ihsanaji.2021@student.uny.ac.id

ABSTRACT

The tourism sector has experienced an increasing trend in the number of tourists and hotel room occupancy rates following the Covid-19 pandemic. An accurate prediction method is needed to support tourism management and preparedness in facing emergency situations such as the Covid-19 pandemic. This study compares the accuracy of the Fuzzy Time Series Singh model and the Markov Chain method in forecasting the occupancy rate of star-rated hotel rooms in Yogyakarta in the post-pandemic period. Secondary data from the Central Bureau of Statistics (BPS) was divided into 80% training data and 20% testing data, then analyzed through fuzzification, the formation of Fuzzy Logic Relations (FLR) and Fuzzy Logic Relation Groups (FLRG), followed by defuzzification and forecasting based on each model's steps. The Singh model takes into account the historical data pattern of the previous three periods. The Markov Chain model uses transition probabilities between states. Mean Squared Error (MSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) were used to evaluate the models' accuracy. The results show that the Singh model is more accurate, with an MSE of 6.42 and a MAPE of 5.57% on the training data, and an MSE of 8.57 and a MAPE of 4.75% on the testing data, compared to the Markov Chain model, which recorded an MSE of 35.64 and a MAPE of 14.68% on the training data, and an MSE of 24.54 and a MAPE of 6.11% on the testing data. Therefore, the Singh model was selected for forecasting the next five periods. The predicted hotel room occupancy rate for November 2024 is 53.31, and so on.

Keywords: *Prediction, Fuzzy Time Series, Singh, Markov Chain, Hotel Room Occupancy Rate*

ABSTRAK

Sektor pariwisata mengalami peningkatan tren jumlah wisatawan dan tingkat penghunian kamar hotel setelah pandemi Covid-19. Dibutuhkan metode prediksi yang akurat, guna mendukung pengelolaan pariwisata serta kesiapan dalam menghadapi situasi darurat seperti pandemi Covid-19. Penelitian ini membandingkan akurasi metode *Fuzzy Time Series* model Singh dan Markov Chain dalam memprediksi tingkat penghunian kamar hotel bintang di Yogyakarta pascapandemi Covid-19. Data sekunder dari Badan Pusat Statistik (BPS) dibagi menjadi 80% data *train* dan 20% data *test*, kemudian dianalisis melalui fuzzifikasi, pembentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relations Grup* (FLRG), serta defuzzifikasi dan prediksi dilakukan sesuai tahapan masing-masing model. Model Singh mempertimbangkan pola data historis tiga periode sebelumnya. Model Markov Chain menggunakan probabilitas transisi antar state. Nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) digunakan sebagai hasil evaluasi analisis model. Hasil menunjukkan model Singh lebih akurat dengan MSE 6,42 dan MAPE 5,57% pada *train* serta

MSE 8,57 dan MAPE 4,75% pada *test*, dibandingkan model Markov Chain yang memiliki MSE 35,64 dan MAPE 14,68% pada data *train* serta nilai MSE 24,54 dan MAPE 6,11% pada data *test*. Oleh karena itu, model Singh dipilih untuk peramalan lima periode mendatang. Periode November 2024 memiliki nilai prediksi tingkat penghunian kamar sebesar 53,31 dan seterusnya.

Kata kunci: *Prediksi, Fuzzy Time Series, Singh, Markov Chain, Tingkat Penghunian Kamar*

1. PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan salah satu sektor penting dalam pembangunan ekonomi suatu negara. Sektor ini memberikan kontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB), penciptaan lapangan kerja, serta peningkatan pendapatan daerah dan devisa negara (Badan Pusat Statistik, 2023). Jumlah fasilitas penunjang pariwisata seperti akomodasi semakin tinggi karena meningkatnya jumlah kunjungan wisatawan setiap tahun. Yogyakarta menjadi salah satu destinasi wisata yang menunjukkan pertumbuhan kebutuhan akomodasi seiring dengan meningkatnya jumlah wisatawan, terutama pada perkembangan sektor perhotelan khususnya hotel berbintang. Kinerja sektor perhotelan tergambar dari tingkat penghunian kamar hotel bintang. Fluktuasi tingkat penghunian kamar hotel bintang kerap dipicu oleh musim liburan atau faktor eksternal.

Hal tersebut menjadikan prediksi tingkat penghunian kamar hotel bintang sebagai langkah strategis untuk mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan dalam pengelolaan sektor pariwisata dan perhotelan. Berbagai pendekatan telah digunakan untuk memprediksi tingkat penghunian kamar hotel. Chang et al. (2021) memanfaatkan jaringan memori jangka panjang dan jangka pendek (LSTM) dengan analisis sentimen dan skor ulasan hotel pelanggan online di Taiwan. Penelitian tersebut membandingkan lima metode lainnya, yaitu BPNN, GRNN, LSSVR, RF, dan Gaussian Process Regression (GPR). Hasilnya menunjukkan bahwa LSTM unggul dalam akurasi prediksi daripada metode-metode lainnya. Sementara itu, Ampountolas (2021) membandingkan SARIMAX, ANN, dan GARCH, serta beberapa metode lainnya. Hasil penelitian menunjukkan metode GARCH paling akurat di awal peramalan, SARIMAX unggul di periode mendatang, dan ANN-MLP efektif untuk jangka pendek. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa akurasi prediksi sangat bergantung pada metode dan data yang digunakan, sehingga membuka peluang eksplorasi pendekatan lain seperti *Fuzzy Time Series* (FTS).

Pada tahun 1965, Prof. Lotfi Zadeh memperkenalkan konsep logika dan himpunan fuzzy, yaitu himpunan yang memungkinkan setiap elemen memiliki derajat keanggotaan dalam rentang $[0,1]$ sehingga representasi lebih fleksibel terhadap ketidakpastian dan subjektivitas dalam suatu sistem (Zadeh, 1965). Kemudian pada tahun 1993, Song dan Chissom mengembangkan model perhitungan dengan menerapkan logika fuzzy untuk memprediksi data historis yang berupa nilai linguistik, yaitu disebut metode *fuzzy time series* model Song & Chissom (Song & Chissom, 1993). Model *fuzzy time series* berkembang melalui berbagai pendekatan, seperti model Chen, Cheng, dan lainnya.

Model Singh merupakan salah satu model FTS yang dikembangkan oleh S.R. Singh pada 2007 dan disempurnakan pada 2008 (Singh, 2007, 2008). Model ini mengidentifikasi pola historis data untuk meningkatkan akurasi dalam menghadapi data dengan ketidakpastian tinggi dan pola nonlinier. Penelitian oleh Koo et al. pada tahun 2019, menunjukkan bahwa model Singh lebih akurat dibanding ANN, ARIMA, dan model FTS lainnya dalam memprediksi *Air Pollution Index* di Kuala Lumpur (Koo et al., 2019). Hal serupa ditemukan

oleh Fatih pada penelitiannya tahun 2022, dalam peramalan harga kopi internasional, di mana model Singh kembali unggul (Fatih, 2022).

Sementara itu, model Markov Chain diperkenalkan oleh Tsaur pada tahun 2012 menggabungkan FTS dengan metode rantai Markov menggunakan matriks probabilitas transisi. Dalam studinya, model Markov Chain memiliki nilai MAPE terendah, mengungguli berbagai model FTS lainnya dalam memprediksi jumlah mahasiswa *University of Alabama* (Tsaur, 2012). Penelitian oleh Alyousifi et al. pada tahun 2022, menunjukkan keunggulan Markov Chain dalam meramalkan *Air Pollution Index* di Klang, Malaysia (Alyousifi et al., 2022). Hal serupa ditemukan oleh Alfarisi pada penelitiannya tahun 2023, model Markov Chain lebih akurat dibandingkan model Stevenson Porter dalam memprediksi tingkat hunian kamar di Provinsi Jambi (Alfarisi, 2023). Model ini efektif untuk data berpola stabil namun kurang responsif terhadap perubahan ekstrem.

Perbandingan keduanya menunjukkan bahwa baik model Singh maupun Markov Chain memiliki keunggulan masing-masing tergantung karakteristik data. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan tingkat keakuratan metode *fuzzy time series* model Singh dan Markov Chain dalam memprediksi tingkat penghunian kamar hotel bintang di Yogyakarta. Evaluasi akurasi menggunakan MSE dan MAPE untuk merekomendasikan metode prediksi terbaik dalam mendukung pengelolaan pariwisata.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari BPS Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Data yang digunakan adalah tingkat penghunian kamar hotel bintang di Daerah Istimewa Yogyakarta setiap bulannya selama 10 tahun, mulai dari Januari 2014 hingga Oktober 2024. Data dibagi menjadi 80% data *train* dan 20% data *test*. Analisis dilakukan dengan menggunakan metode *fuzzy time series* model Singh dan Markov Chain dengan bantuan Program R.

Model Singh mengidentifikasi pola historis data dan digunakan dalam memproyeksikan data pada periode berikutnya, yang dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$F(t+1) = F(t-1) * R(t, t-1, t-2)$$

Prediksi diawali dengan tahapan model Song & Chissom hingga penentuan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan kemudian dilanjutkan dengan pendekatan model Singh untuk memperoleh nilai prediksi, sebagai berikut (Song & Chissom, 1993, 1994), (Singh, 2008):

1. Menentukan himpunan semesta (U)

$$U = [D_{min} - D_1; D_{max} + D_2] \quad (1)$$

Dimana D_1 dan D_2 merupakan nilai konstanta yang ditentukan oleh peneliti.

2. Pembentukan interval dan nilai tengah

Jumlah kelompok interval (s) ditentukan menggunakan rumus Sturges, sebagai berikut:

$$s = 1 + 3,322 \log(n) \quad (2)$$

n : Jumlah data aktual

Kemudian panjang interval pada setiap kelompok dapat ditentukan menggunakan rumus berikut:

$$\ell = \frac{D_{max} - D_{min}}{s} \quad (3)$$

3. Menentukan himpunan fuzzy dan fuzzifikasi

Misal himpunan fuzzy $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$, maka dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$A_i = \frac{\mu_{A_i}(u_1)}{u_1} + \frac{\mu_{A_i}(u_2)}{u_2} + \frac{\mu_{A_i}(u_3)}{u_3} + \dots + \frac{\mu_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (4)$$

μ_{A_i} = fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy A_i

u_j = derajat keanggotaan dari A_i

$\mu_{A_i}(u_j)$ = derajat keanggotaan u_j terhadap A_i

Jika $i = j$ maka nilai derajat keanggotaannya adalah 1, jika $i = j - 1$ atau $i = j + 1$ maka nilai derajat keanggotaannya adalah 0,5, dan jika yang lain maka nilai derajat keanggotaannya adalah 0. Kemudian fuzzifikasi data berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan.

4. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR)

FLR ditentukan dengan nilai A_i yang telah ditetapkan pada tahapan sebelumnya di mana $A_h \rightarrow A_i$, dengan A_h menunjukkan pada waktu $t - 1$ dan A_i menunjukkan pada waktu t .

5. Menentukan defuzzifikasi dan prediksi

$$D_i = ||(E_i - E_{i-1})| - |(E_{i-1} - E_{i-2})||$$

$$X_i = E_i + \frac{D_i}{2}$$

$$XX_i = E_i - \frac{D_i}{2}$$

$$Y_i = E_i + D_i$$

$$YY_i = E_i - D_i$$

$$P_i = E_i + \frac{D_i}{4}$$

$$PP_i = E_i - \frac{D_i}{4}$$

$$Q_i = E_i + 2D_i$$

$$QQ_i = E_i - 2D_i$$

$$G_i = E_i + \frac{D_i}{6}$$

$$GG_i = E_i - \frac{D_i}{6}$$

$$H_i = E_i + 3D_i$$

$$HH_i = E_i - 3D_i$$

Jika $X_i \geq L[*A_j]$ dan $X_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + X_i$ dan $S = S + 1$

Jika $XX_i \geq L[*A_j]$ dan $XX_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + XX_i$ dan $S = S + 1$

Jika $Y_i \geq L[*A_j]$ dan $Y_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + Y_i$ dan $S = S + 1$

Jika $YY_i \geq L[*A_j]$ dan $YY_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + YY_i$ dan $S = S + 1$

Jika $P_i \geq L[*A_j]$ dan $P_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + P_i$ dan $S = S + 1$

Jika $PP_i \geq L[*A_j]$ dan $PP_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + PP_i$ dan $S = S + 1$

Jika $Q_i \geq L[*A_j]$ dan $Q_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + Q_i$ dan $S = S + 1$

Jika $QQ_i \geq L[*A_j]$ dan $QQ_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + QQ_i$ dan $S = S + 1$

Jika $G_i \geq L[*A_j]$ dan $G_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + G_i$ dan $S = S + 1$

Jika $GG_i \geq L[*A_j]$ dan $GG_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + GG_i$ dan $S = S + 1$

Jika $H_i \geq L[*A_j]$ dan $H_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + H_i$ dan $S = S + 1$

Jika $HH_i \geq L[*A_j]$ dan $HH_i \leq U[*A_j]$

Maka $R = R + HH_i$ dan $S = S + 1$

Maka diperoleh nilai prediksi dengan rumus $F_j = \frac{R+M(*A_j)}{S+1}$

Keterangan:

$[*A_j]$: Interval u_j dari A_j

$L[*A_j]$: Batas bawah interval u_j

$U[*A_j]$: Batas atas interval u_j

$l[*A_j]$: Panjang interval u_j dari A_j

$M[*A_j]$: Nilai tengah dari interval u_j dari A_j

R, S : Pemisalan untuk aturan perhitungan

Untuk fungsi logikal fuzzy $A_i \rightarrow A_j$:

A_i : Jumlah fuzzifikasi data n

A_j : Jumlah fuzzifikasi data $n + 1$

E_i : Data aktual n

E_{i-1} : Data aktual $n - 1$

E_{i-2} : Data aktual $n - 2$

F_j : Prediksi ke- $n + 1$

Tahapan prediksi pada model Markov Chain serupa dengan model Singh, namun dimulai dari langkah keempat, sebagai berikut (Tsaur, 2012):

4. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relations Group* (FLRG)
FLRG ditentukan dari FLR yang telah dikelompokkan, seperti $A_1 \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n$.
5. Menentukan matriks probabilitas

Matriks ini memiliki dimensi $n \times n$ dengan n sebagai jumlah himpunan fuzzy, dan dapat dituliskan sebagai

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

P_{hi} adalah probabilitas transisi dari keadaan (state) A_h ke A_i .

$$P_{hi} = \frac{T_{hi}}{T_h} \quad (6)$$

$h, i \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$

T_{hi} : Banyak transisi dari state A_h ke A_i

T_h : Jumlah elemen yang termasuk dalam state A_h .

6. Menghitung peramalan awal

Jika FLRG adalah *one-to-one*, $A_h \rightarrow A_k$ dengan $P_{hi} = 0$ dan $P_{hk} = 1, i \neq k$, maka

$$F(t) = m_k; P_{hk} = m_k \quad (7)$$

Jika FLRG adalah *one-to-many*, $A_i \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, i = 1, 2, \dots, n$, maka

$$F(t) = m_1 + P_{i1} + m_2 P_{i2} + \dots + m_{i-1} P_{i(i-1)} + Y(t-1) P_{ii} + m_{i+1} P_{i(i+1)}$$

$$+ \dots + m_n P_{in} \quad (8)$$

A_k : salah satu contoh dari A_i

m_n : nilai tengah dari u_n

7. Menghitung nilai penyesuaian (D_t) untuk peramalan

Jika terjadi perpindahan transisi *state* naik, maka

$$D_{t1} = \left(\frac{\ell}{2}\right) \quad (9)$$

Jika terjadi perpindahan transisi *state* turun, maka

$$D_{t1} = -\left(\frac{\ell}{2}\right) \quad (10)$$

Jika terjadi lompatan perpindahan transisi maju (*jump-forward*), maka

$$D_{t2} = \left(\frac{\ell}{2}\right) s, (1 \leq s \leq n - h) \quad (11)$$

Jika terjadi lompatan perpindahan transisi mundur (*jump-backward*), maka

$$D_{t2} = -\left(\frac{\ell}{2}\right) v, (1 \leq v \leq h) \quad (12)$$

8. Menghitung peramalan akhir

Nilai peramalan akhir $F'(t)$ secara umum dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2} = F(t) \pm \left(\frac{\ell}{2}\right) \pm \left(\frac{\ell}{2}\right) v \quad (13)$$

Tingkat akurasi prediksi yang diukur melalui nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MSE dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (E(t) - F(t))^2 \quad (14)$$

Sedangkan, nilai MAPE dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|E(t) - F(t)|}{E(t)} \times 100\% \quad (15)$$

Interpretasi nilai MAPE dapat dilihat dari nilai interval yang disajikan pada tabel berikut (Lewis, 1982):

Tabel 1. Interpretasi nilai MAPE

Nilai MAPE	Interpretasi
< 10%	Sangat akurat
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Layak
> 50%	Tidak akurat

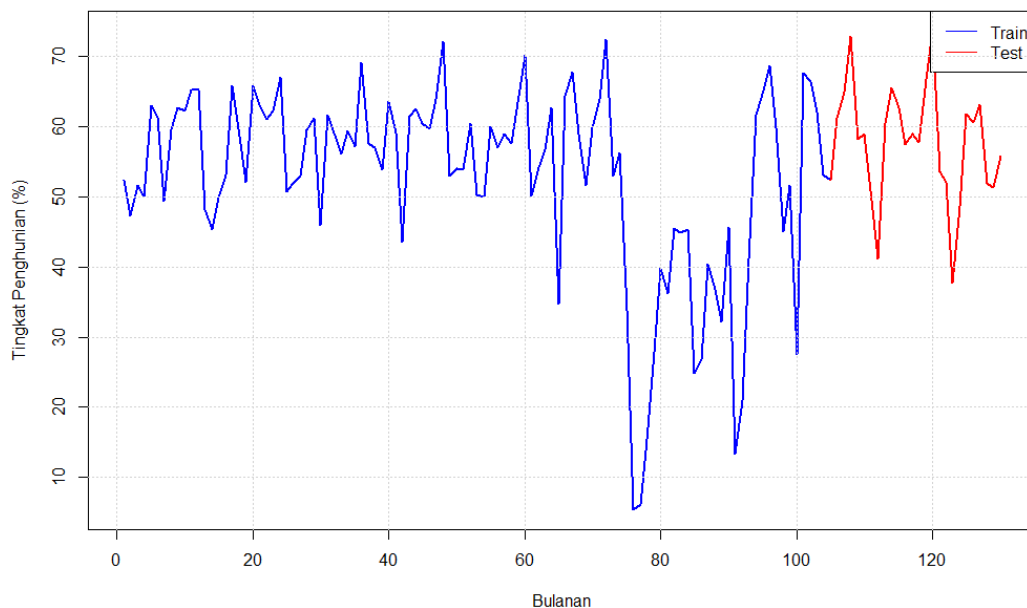
Analisis penelitian melalui tahapan-tahapan sebagai berikut:

1. Membagi data
2. Menentukan himpunan semesta (U)
3. Pembentukan interval dan nilai tengah
4. Menentukan himpunan fuzzy dan fuzzifikasi

5. Menentukan *Fuzzy Logic Relations* (FLR) dan *Fuzzy Logic Relations Grup* (FLRG)
6. *Fuzzy time series* model Singh
 - a. Menentukan defuzzifikasi dan prediksi
 - b. Menghitung nilai keakuratan
7. *Fuzzy time series* model Markov Chain
 - a. Menentukan matriks probabilitas
 - b. Menghitung peramalan awal
 - c. Menghitung nilai penyesuaian (D_t)
 - d. Menghitung peramalan akhir
 - e. Menghitung nilai keakuratan
8. Menghitung peramalan lima periode

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebanyak 130 data diperoleh dan ditampilkan pada Gambar 1 dengan pembagian 104 data *train* (garis biru) dan 26 data *test* (garis merah). Data tingkat penghunian kamar tertinggi (D_{max}) tercatat pada Desember 2019 sebesar 72.43 dan data terendah (D_{min}) pada April 2020 sebesar 5.36.



Gambar 1. Grafik Pembagian Data

Dua nilai sembarang yang digunakan adalah $D_1 = 0,36$ dan $D_2 = 2,57$, sehingga dengan menerapkan persamaan (1) diperoleh $U = [5; 75]$. Berdasarkan jumlah data sebanyak 104 dan menerapkan rumus Sturgess pada persamaan (2), diperoleh 8 kelompok interval. Selanjutnya menentukan panjang setiap kelompok interval menggunakan persamaan (3) dan diperoleh panjang interval 8,75. Hasil tersebut dapat disusun ke dalam bentuk tabel berikut.

Tabel 2. Interval

Kelompok	Interval	Median
A_1	[5,00 – 13,75]	9,375
A_2	[13,75 – 22,50]	18,125
A_3	[22,50 – 31,25]	26,875
A_4	[31,25 – 40,00]	35,625
A_5	[40,00 – 48,75]	44,375
A_6	[48,75 – 57,50]	53,125
A_7	[57,50 – 66,25]	61,875
A_8	[66,25 – 75,00]	70,625

Himpunan fuzzy yang terbentuk berdasarkan persamaan (4) adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_2 &= \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_3 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_4 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0,5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_5 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0,5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_6 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0,5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0,5}{u_7} + \frac{0}{u_8} \\
 A_7 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0,5}{u_6} + \frac{1}{u_7} + \frac{0,5}{u_8} \\
 A_8 &= \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0,5}{u_7} + \frac{1}{u_8}
 \end{aligned}$$

Kemudian menentukan nilai fuzzifikasi dengan mendefinisikan data *train* ke dalam kelompok interval yang sesuai. Contohnya, Januari 2014 memiliki tingkat penghunian 52,38 yang berada dalam interval A_6 . Diperoleh hasil fuzzifikasi pada Tabel 3.

Tabel 3. Fuzzifikasi Data *Train*

No	Periode	Tingkat Penghunian (%)	Fuzzifikasi
1	Januari 2014	52,38	A_6
2	Februari 2014	47,33	A_5
3	Maret 2014	51,71	A_6
⋮	⋮	⋮	⋮
102	Juni 2022	66,45	A_8
103	Juli 2022	62,17	A_7
104	Agustus 2022	53,12	A_6

Menentukan FLR berdasarkan himpunan fuzzy data $t - 1$. Contohnya pada Februari 2014 dengan himpunan fuzzy A_5 dan Januari 2014 sebagai data sebelumnya dengan A_6 , maka FLR-nya adalah $A_6 \rightarrow A_5$. Diperoleh hasil FLR pada Tabel 4.

Tabel 4. FLR Data *Train*

No	Periode	Fuzzifikasi	FLR
1	Januari 2014	A_6	$NA \rightarrow A_6$
2	Februari 2014	A_5	$A_6 \rightarrow A_5$
3	Maret 2014	A_6	$A_5 \rightarrow A_6$
⋮	⋮	⋮	⋮
102	Juni 2022	A_8	$A_8 \rightarrow A_8$
103	Juli 2022	A_7	$A_8 \rightarrow A_7$
104	Agustus 2022	A_6	$A_7 \rightarrow A_6$

Sehingga diperoleh FLRG pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. FLRG Data *Train*

<i>Current State</i>	<i>Next State</i>
A_1	$A_1, (2)A_2$
A_2	A_3, A_5
A_3	A_3, A_4, A_5, A_8
A_4	$A_1, (2)A_4, (2)A_5, A_7$
A_5	$A_1, A_3, A_4, (3)A_5, (3)A_6, (3)A_7$
A_6	$A_3, A_4, A_5, (11)A_6, (12)A_7, A_8$
A_7	$A_4, (4)A_5, (9)A_6, (20)A_7, (6)A_8$
A_8	$(4)A_6, (4)A_7, A_8$

Ulangi langkah yang sama untuk menentukan nilai FLR dan FLRG data *test*.

Fuzzy Time Series model Singh

Dengan menerapkan langkah-langkah prediksi model Singh dan bantuan Program R, diperoleh hasil prediksi data *train* pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Prediksi Model Singh Data *Train*

No	Periode	Tingkat Penghunian (%)	Prediksi
1	Januari 2014	52,38	NA
2	Februari 2014	47,33	NA
3	Maret 2014	51,71	NA
4	April 2014	49,95	51,82
⋮	⋮	⋮	⋮
102	Juni 2022	66,45	70,86
103	Juli 2022	62,17	60,93
104	Agustus 2022	53,12	54,02

Perhitungan MSE menggunakan persamaan (14), sedangkan MAPE dihitung dengan persamaan (15). Diperoleh nilai MSE sebesar 6,42 dan MAPE sebesar 5,57% pada data *train*. Sedangkan pada data *test*, diperoleh nilai MSE sebesar 8,57 dan MAPE sebesar 4,75%.

Fuzzy Time Series model Markov Chain

Matriks probabilitas transisi Markov berorde 8×8 disusun berdasarkan FLRG yang diperoleh. Nilai probabilitas perpindahan state sebagai berikut:

$$R_{train} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & 0 & 0 & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{6} & 0 & 0 & \frac{2}{6} & \frac{2}{6} & 0 & \frac{1}{6} & 0 \\ \frac{1}{12} & 0 & \frac{1}{12} & \frac{1}{12} & \frac{3}{12} & \frac{3}{12} & \frac{3}{12} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{27} & \frac{1}{27} & \frac{1}{27} & \frac{11}{27} & \frac{12}{27} & \frac{1}{27} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{40} & \frac{4}{40} & \frac{9}{40} & \frac{20}{40} & \frac{6}{40} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{4}{9} & \frac{4}{9} & \frac{1}{9} \end{bmatrix}$$

Peramalan awal dihitung dengan menggunakan persamaan (7) atau persamaan (8) dengan melihat FLR yang sudah ditentukan. Peramalan dimulai pada Februari 2014 ($t = 2$) dengan data Januari 2014 ($t = 1$) sebagai acuan, yang menunjukkan transisi state dari A_6

ke A_5 . Berdasarkan transisi *one-to-many*, diterapkan persamaan (8) dan didapat prediksi Februari 2014 sebesar 55,41. Transisi pada periode Februari 2014 menunjukkan perpindahan transisi turun. Maka, nilai penyesuaian dihitung dengan menerapkan persamaan (10) dan diperoleh nilai penyesuaian (D_{t1}) sebesar $-4,375$. Nilai peramalan akhir dihitung dengan menerapkan persamaan (13). Diperoleh nilai peramalan akhir pada periode Februari 2014 adalah 51,035. Hasil nilai peramalan awal, nilai penyesuaian, dan peramalan akhir disajikan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Hasil Prediksi Model Markov Chain Data *Train*

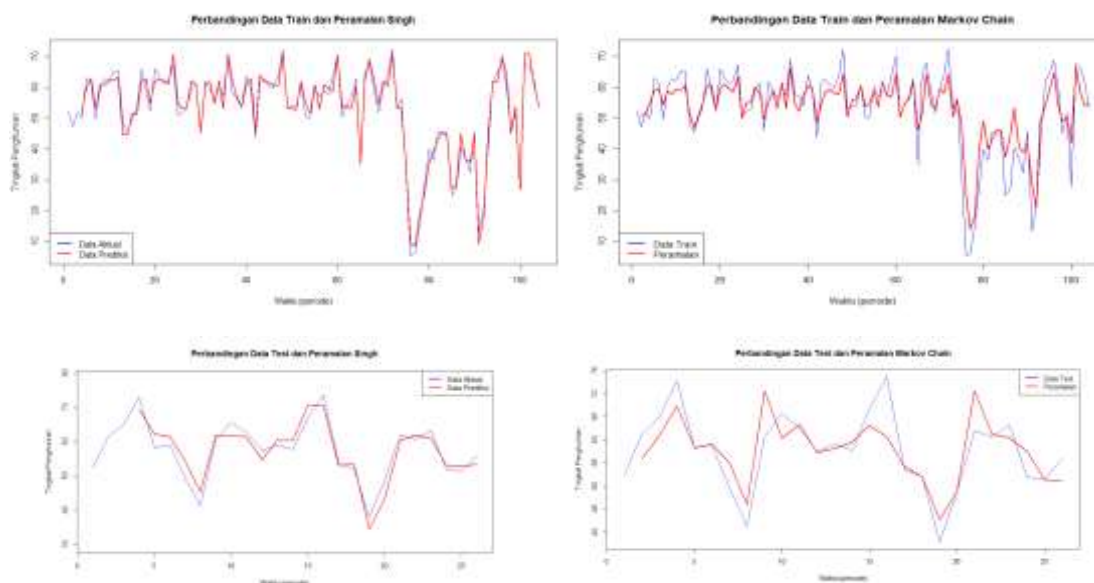
Periode	Tingkat Penghunian	Peramalan Awal	Nilai Penyesuaian	Peramalan Akhir
Januari 2014	52,38	NA	NA	NA
Februari 2014	47,33	55,41	-4,375	51,04
Maret 2014	51,71	46,57	4,375	50,95
April 2014	49,95	55,14	0	55,14
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Juni 2022	66,45	58,63	0	58,63
Juli 2022	62,17	58,49	-4,375	54,12
Agustus 2022	53,12	58,96	-4,375	54,59

Ulangi langkah perhitungan yang sama untuk menentukan nilai prediksi data *test*. Sama halnya dengan model Singh, diterapkan persamaan (14) untuk menghitung nilai MSE dan persamaan (15) untuk menghitung nilai MAPE. Diperoleh nilai MSE sebesar 35,64 dan MAPE sebesar 14,68% pada data *train*. Sedangkan pada data *test*, diperoleh nilai MSE sebesar 24,54 dan MAPE sebesar 6,11%.

Perbandingan grafik data aktual dengan data prediksi setiap model dan tipe data disajikan dalam Gambar 2.

Singh

Markov Chain



Gambar 2. Grafik Perbandingan Setiap Model

Gambar diatas menunjukkan bahwa data prediksi (garis merah) lebih mendekati data aktual (garis biru) pada model Singh. Adapaun perbandingan nilai MSE dan MAPE ditampilkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Tingkat Keakuratan

	Singh		Markov Chain	
	Train	Test	Train	Test
MSE	6,42	8,57	35,64	24,54
MAPE	5,57	4,75	14,68	6,11

Hal ini sepadan dengan penelitian Koo et al. (2019) yang menemukan bahwa model Singh memiliki tingkat keakuratan lebih tinggi dibandingkan metode dan model lainnya dalam memprediksi indeks polusi udara di Kuala Lumpur, yaitu dengan nilai MAPE sebesar 4,364%. Penelitian lain oleh Fatih (2022) juga menemukan model Singh lebih unggul dalam memprediksi harga kopi internasional dibandingkan model lainnya, yaitu dengan nilai MAPE 2,75%. Namun, berbeda dengan Tsaur (2012) yang menemukan Markov Chain lebih akurat dalam memprediksi jumlah mahasiswa, dengan MAPE 1,4042% dibandingkan model Singh sebesar 1,5587%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa efektivitas model dipengaruhi oleh pola dan karakteristik data yang digunakan. Model Singh lebih unggul dalam menangkap pola data, sementara model Markov Chain lebih sesuai untuk data dengan pola tren yang lebih stabil.

Sehingga peramalan lima periode ke depan dilakukan dengan menggunakan model Singh. Peramalan dimulai dengan menggunakan nilai prediksi terakhir data *train* sebagai data aktual periode selanjutnya. Contohnya, nilai prediksi 53,31 pada Oktober 2024 digunakan sebagai data aktual pada November 2024, dengan tiga data historis sebelum periode November 2024 digunakan untuk menentukan nilai D_i . Sehingga diperoleh bahwa periode Desember 2024 memiliki nilai prediksi data aktual sebesar 54,66. Hasil nilai prediksi periode mendatang disajikan dalam Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Nilai Prediksi Lima Periode

Periode	Prediksi
November 2024	53,31
Desember 2024	54,66
Januari 2025	53,30
Februari 2025	54,22
Maret 2025	53,28

4. SIMPULAN

Kedua model dapat digunakan untuk memprediksi tingkat penghunian kamar hotel di Yogyakarta dengan tingkat keakuratan yang berbeda. Penelitian ini menggunakan himpunan semesta $U = [5,75]$ dengan 8 kelompok interval dan panjang interval 8,75. Data numerik diubah ke dalam bentuk fuzzy berdasarkan himpunan fuzzy yang dibentuk. FLR diperoleh dari transisi himpunan fuzzy historis dan dikelompokkan menjadi FLRG. Model Singh memanfaatkan tiga periode historis untuk membentuk pola prediksi. Model Markov Chain menggunakan matriks probabilitas transisi dari FLRG untuk menentukan nilai prediksi. Hasil evaluasi menunjukkan model Singh lebih akurat, dengan nilai MSE sebesar 6,42 dan MAPE sebesar 5,57% pada data *train*, serta MSE sebesar 8,57 dan MAPE sebesar 4,75% pada data *test*. Sedangkan Model Markov Chain memiliki MSE sebesar 35,64 dan MAPE sebesar 14,68% pada data *train*, serta MSE sebesar 24,54 dan MAPE sebesar 6,11% pada data *test*. Model Markov Chain mengalami kesulitan menangkap probabilitas dikarenakan terdapat fluktuasi dan pola nonlinier data pada masa pandemi. Oleh karena itu, peramalan lima periode ke depan dilakukan menggunakan model Singh.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Alfarisi, W.W. (2023). *Analisis Perbandingan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain Dan Fuzzy Time Series Stevenson Porter Pada Peramalan Tingkat Hunian Kamar Provinsi Jambi*. (Skripsi Sarjana, Universitas Islam Indonesia).
- Alyousifi, Y., Othman, M., Sokkalingam, R., Faye, I., & Silva, P. C. L. (2020). Predicting daily air pollution index based on fuzzy time series Markov chain model. *Symmetry*, 12(2), 293.
- Ampountolas, A. (2021). Modeling and Forecasting Daily Hotel Demand: A Comparison Based on SARIMAX, Neural Networks, and GARCH Models. *Forecasting*, 3(3), 580-595.
- Badan Pusat Statistik. (2023). *Statistik Wisatawan Nasional 2023*. Jakarta: BPS- Statistics Indonesia.
- Chang, Y.-M., Chen, C.-H., Lai, J.-P., Lin, Y.-L., & Pai, P.-F. (2021). Forecasting Hotel Room Occupancy Using Long Short-Term Memory Networks with Sentiment Analysis and Scores of Customer Online Reviews. *Applied Sciences*, 11(21), 10291.
- Fatih, C. (2022). Forecasting Models Based on Fuzzy Logic: An Application on International Coffee Prices. *Econometrics*, 26(4), 1-16.
- Koo, J. W., Wong, S. W., Selvachandran, G., Long, H. V., & Son, L. H. (2019). Prediction of Air Pollution Index in Kuala Lumpur using fuzzy time series and statistical models. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 13, 77-88.
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. Butterworth Scientific.
- Singh, S. R. (2007). A simple method of forecasting based on fuzzy time series. *Applied Mathematics and Computation*. 186(1), 330-339.
- Singh, S. R. (2008). A computational method of forecasting based on fuzzy time series. *Mathematics and Computers in Simulation*. 79(3), 539-554.
- Song, Q & Chissom, B. (1993). Forecasting enrollments with fuzzy time series — Part I. *Fuzzy Sets and Systems*. 54(1), 1-9.
- Song, Q & Chissom, B. (1993). Fuzzy time series and its models. *Fuzzy Sets and Systems*. 54(3), 269-277.
- Song, Q & Chissom, B. (1994). Forecasting enrollments with fuzzy time series — part II. *Fuzzy Sets and Systems*. 62(1), 1-8.

-
- 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 (IJICIC)*. 8(7), 4931-4942.
- Zadeh, L.A. (1965) Fuzzy Sets. *Information Control*, 8(3), 338-353.