

Penerapan Automatic Clustering pada *Fuzzy Time series* pada Data Wisatawan Mancanegara Kalimantan Timur

The Application of Automatic Clustering Fuzzy Time Series on Foreign Tourist Data in East Kalimantan

Made Angga Juliartha^{1a)}, Ika Purnamasari², dan Rito Goejantoro³

^{1, 2, 3}Program Studi Statistika, FMIPA Universitas Mulawarman, Indonesia

^{1, 2}Laboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis FMIPA Universitas Mulawarman, Indonesia

³Laboratorium Statistika Komputasi FMIPA Universitas Mulawarman, Indonesia

^{a)}Corresponding author: ika.purnamasari@fmipa.unmul.ac.id

ABSTRACT

Tourism played a significant role in national foreign exchange earnings and Regional Original Revenue (PAD), therefore accurate statistical analysis was needed as a preventive measure. Forecasting was one of the accurate statistical analyses that could assist the government in determining more effective policies in the future. The method used was the Automatic Clustering Fuzzy Logical Relationship (ACFLR) for time series data. Automatic Clustering was used to determine the length of data intervals, while the Fuzzy Logical Relationship was used to obtain forecasting results. The research objective was to forecast the number of foreign tourist visits for the next period using data on the number of foreign tourist visits to East Kalimantan from January 2023 to March 2024. The accuracy of the forecast was measured using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The research findings indicated that the forecast for April 2024 was 261 visits with a MAPE value of 7.72%, indicating a very good level of accuracy. The conclusion of this research showed that the ACFLR method was effective in forecasting the number of foreign tourists, thus it could be used as a decision-making tool by local governments.

Keywords: automatic clustering, fuzzy logical relationship, fuzzy time series, mape

1. Pendahuluan

Pariwisata termasuk salah satu sektor penyumbang pendapatan asli daerah (PAD) dengan menciptakan lapangan pekerjaan, meningkatkan pendapatan masyarakat daerah serta diharapkan dapat meningkatkan kesejahteraan masyarakat (Udayantini dkk., 2015). Pelaku pariwisata disebut sebagai wisatawan yang terdiri dari wisatawan nusantara dan wisatawan mancanegara. Kunjungan wisatawan dari negara lain menjadi bagian dalam penting penerimaan devisa. Berdasarkan laporan perekonomian Indonesia Tahun 2019 oleh Bank Indonesia tercatat bahwa sektor pariwisata berada pada peringkat dua penyumbang devisa tertinggi di bawah batu bara. Oleh sebab itu, diperlukannya tindakan preventif melalui kebijakan terarah sebagai pencegahan untuk menopang kesejahteraan masyarakat. Salah satu teknik analisis statistika yang tepat untuk digunakan adalah peramalan yaitu melalui analisis runtun waktu.

Analisis runtun waktu adalah metode untuk meramalkan kondisi mendatang berdasarkan informasi di masa lalu (Durrah dkk., 2018). *Fuzzy time series* merupakan metode *soft computing* yang sering digunakan pada runtun waktu karena tidak memerlukan banyak asumsi sebagaimana pada metode konvensional lainnya. *Fuzzy time series* termasuk menggunakan konsep teori *fuzzy*, yang mana *fuzzy time series* pertama kali dikenalkan oleh Song & Chissom (1993) dengan studi kasus di Universitas Alabama. Prosesnya meliputi penentuan semesta pembicara U , partisi semesta pembicara, pendefinisian himpunan *fuzzy*, *fuzzyfikasi* data historis, penentuan hubungan logika *fuzzy*, dan peramalan.

Song & Chissom (1993) serta Chen (1996) menggunakan panjang interval 1000 dalam peramalan mereka, namun alasan penggunaan panjang interval tersebut tidak dijelaskan. Huarng (2001) meneliti pengaruh panjang interval, membandingkan metode Chen dengan pendekatan rata-rata dan distribusi. Huarng menemukan bahwa pendekatan rata-rata dengan hasil penelitiannya diperoleh nilai *mean square error* (MSE) yang lebih baik. Tahun 2009, Chen dkk mengembangkan *fuzzy time series* dengan metode *automatic clustering and fuzzy logical relationship* (ACLFR), yang terfokus pada penentuan panjang interval menggunakan teknik *automatic clustering*. Metode ACLFR menghasilkan nilai MSE sebesar 721, yang mana nilai tersebut lebih baik dibandingkan metode sebelumnya. Metode ACFLR telah banyak dikembangkan oleh beberapa peneliti untuk melakukan peramalan diberbagai bidang. (Pratama & Indriani, 2018) melakukan peramalan KB Baru IUD dan mendapatkan hasil bahwa metode ACFLR memiliki keakuratan peramalan yang sangat bagus. Begitu pula hasil penelitian yang dilakukan oleh (Abdy dkk., 2019; Rahmawati dkk., 2023; Suhadiyah dkk., 2022) menggunakan metode ACFLR pada peramalan untuk kasus yang berbeda bidang kependudukan, ekonomi, dan sosial, menunjukkan hasil bahwa pada penelitian-penelitian tersebut metode ACLFR memiliki tingkat akurasi peramalan yang sangat baik. Penelitian lainnya, (Aprilini dkk., 2023) membandingkan metode ACFLR dan

Fuzzy Time Series Chen diperoleh hasil bahwa metode ACFLR memiliki tingkat akurasi peramalan yang jauh lebih baik dibandingkan metode *Fuzzy Time Series Chen*, dengan nilai MAPE sebesar 0,5316%.

Berdasarkan keunggulan algoritma *automatic clustering* seperti yang telah dipaparkan, penulis tertarik untuk mengimplementasikan ACFLR untuk meramalkan jumlah wisatawan mancanegara Kalimantan Timur periode Januari 2023 sampai dengan Maret 2024.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Logika Fuzzy

Konsep logika *fuzzy* pada tahun 1965 pertama kali dikenalkan oleh Prof. Lotfi A. Zadeh. Logika *fuzzy* merupakan elemen penting dalam *soft computing*, dengan berdasarkan variabel linguistik. Sistem *fuzzy* adalah sistem yang terstruktur dengan definisi, operasi, dan deskripsi berdasarkan logika *fuzzy* (Naba, 2009).

2.2 Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* merupakan emelen penting dalam *fuzzy time series* yang merupakan himpunan suatu variabel dalam sistem *fuzzy*. Rusli (2017) menyatakan bahwa dalam himpunan *fuzzy*, setiap elemen memiliki tingkat keanggotaan. Menurut Yulmaini (2018), fungsi keanggotaan adalah kurva yang membentuk relasi antara titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaan dengan interval dari 0 sampai 1.

2.3 Fuzzy Time Series Song & Chissom

Fuzzy time series (FTS) diperkenalkan pertama kali oleh Song & Chissom pada tahun 1993, berakar pada teori himpunan *fuzzy* dan konsep variabel linguistik. Menurut Aditya dkk. (2019), nilai FTS direpresentasikan dalam himpunan *fuzzy*. Sebagai contoh, jika U adalah semesta pembicaraan dengan $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ di mana u_i adalah nilai linguistik yang berasal dari U , maka terdapat sebuah himpunan *fuzzy* variabel linguistik A_i dari U . Langkah – langkah metode *Fuzzy Time Series* Song & Chissom adalah sebagai berikut.

1. Memperoleh data historis dan membentuk himpunan semesta pembicaraan (U), berdasarkan persamaan berikut:

$$U = [X_{min} - D_1; X_{max} + D_2] \tag{1}$$

2. Melakukan partisi pada himpunan semesta U menjadi sejumlah interval dengan panjang interval yang sama yaitu u_1, u_2, \dots, u_n .
3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* A_i dengan aturan konsep sebagai berikut:

$$A_i = \frac{1}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \dots + \frac{0,5}{u_{i-1}} + \frac{1}{u_i} + \frac{0,5}{u_{i+1}} \dots + \frac{0}{u_n}$$

4. Melakukan proses *fuzzyfikasi* terhadap data historis yaitu data yang terkumpul termasuk ke dalam interval u_i difuzzyfikasi ke dalam A_i .
5. Membentuk *fuzzy logical relationship* (FLR) berdasarkan data historis. Jika periode saat ini atau disebut *current state* (X_t) memiliki *fuzzyfikasi* sebagai A_i dan berpindah ke periode selanjutnya atau disebut *next state* (X_{t+1}) yang memiliki *fuzzyfikasi* sebagai A_j , maka FLR yang terbentuk dapat dinyatakan sebagai $A_i \rightarrow A_j$.
6. Membentuk *fuzzy logical relationship group* (FLRG) berdasarkan FLR yang telah terbentuk pada langkah ke-5.
7. Melakukan proses *defuzzyfikasi* dengan dengan memperhatikan aturan-aturan yaitu:

- a. Jika FLRG pada A_i berpindah ke himpunan kosong ($A_i \rightarrow \emptyset$), maka hasil peramalan (F_t) adalah *current state* (A_i) dari FLRG yang terbentuk. Selanjutnya, proses *defuzzifikasi* dilakukan berdasarkan persamaan berikut.

$$\hat{X}_t = m_i \tag{2}$$

di mana m_i adalah nilai tengah dari interval u_i pada derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* A_i yang diperoleh dengan persamaan berikut.

$$m_i = \frac{(\text{batas atas } u_i + \text{batas bawah } u_i)}{2} \tag{3}$$

- b. Jika FLRG dari A_i merupakan himpunan *dengan* FLR ($A_i \rightarrow A_j$), maka hasil peramalan (F_t) adalah *next state* (A_j) dari FLRG yang terbentuk. Selanjutnya, proses *defuzzifikasi* dilakukan berdasarkan persamaan berikut.

$$\hat{X}_t = m_j \tag{4}$$

di mana m_j merupakan nilai tengah dari interval u_j pada derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* A_j yang diperoleh menggunakan persamaan berikut.

$$m_j = \frac{(\text{batas atas } u_j + \text{batas bawah } u_j)}{2} \tag{5}$$

- c. Jika FLRG dari A_i merupakan himpunan dengan *current state* lebih dari satu ($A_i \rightarrow A_{j_l}, l = 1, 2, \dots, q$), maka hasil peramalan (F_t) adalah *next state* (A_{j_l}) dari FLRG yang terbentuk. Sedangkan pada proses *defuzzyfikasi*-nya dapat diperoleh berdasarkan persamaan berikut.

$$\hat{X}_t = \frac{m_{j_1} + m_{j_2} + \dots + m_{j_q}}{q} \quad (6)$$

di mana nilai q adalah banyaknya anggota *next state* yang terbentuk pada FLRG.

2.4 Fuzzy Time Series Chen

Salah satu kekurangan yang signifikan dari model FTS Song & Chissom adalah adanya beban komputasi yang tinggi akibat operasi matriks yang rumit pada proses pembentukan relasi *fuzzy* dan peramalan. Untuk mengatasi hal tersebut, Chen (1996) membentuk proses pembentukan relasi *fuzzy* dan peramalan yang lebih sederhana dengan melibatkan operasi aritmetika sederhana (Poulsen, 2009). Pada dasarnya langkah pada FST Chen sama halnya yang dilakukan pada FTS Song & Chissom, namun memiliki perbedaan pada proses *defuzzyfikasinya*. Adapun proses *defuzzyfikasi* pada FST Chen mengikuti aturan berikut (Fauziah dkk., 2016) :

- a. Aturan 1: Jika hasil *fuzzyfikasi* pada tahun t adalah A_j dan pada FLRG hanya memiliki satu anggota pada *next state* atau dapat dituliskan sebagai FLRG dari $A_j \rightarrow A_k$ maka prediksi pada tahun $t + 1$ adalah titik tengah dari interval u_k yaitu m_k .
- b. Aturan 2: Jika hasil *fuzzyfikasi* pada tahun t adalah A_j dan ada terdapat dua atau lebih *current state* yang sama pada FLR yang telah tergabung FLRG yang ditunjukkan sebagai berikut:

$$A_j \rightarrow A_{k_1}(x_1), A_{k_2}(x_2), \dots, A_{k_p}(x_p) \quad (7)$$

Maka prediksi pada tahun $t + 1$ dihitung sebagai berikut:

$$\frac{(x_1 \times m_{k_1}) + (x_2 \times m_{k_2}) + \dots + (x_p \times m_{k_p})}{x_1 + x_2 + \dots + x_p} \quad (8)$$

di mana,

x_p : Jumlah dari *fuzzy logical relationships* $A_j \rightarrow A_k$ didalam *fuzzy logical relationship group*

m_{kp} : Titik tengah dari interval u_{kp} .

- c. Aturan 3: Jika hasil *fuzzyfikasi* pada tahun t adalah A_j dan ada FLR di dalam FLRG yang memiliki *current state* A_j menuju himpunan kosong dituliskan sebagai $A_j \rightarrow \emptyset$.

2.5 Automatic Clustering

Penentuan panjang interval sangat berpengaruh pada hasil peramalan (Yu, 2005). Terdapat beberapa cara untuk menentukan panjang interval dalam metode *fuzzy time series*, diantaranya yaitu *Automatic Clustering*. Berikut adalah langkah-langkah dalam menentukan panjang interval menggunakan metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship* (Chen dkk., 2009).

1. Data numerik diurutkan dari yang terkecil hingga yang terbesar (d_1, d_2, \dots, d_n), dengan menganggap bahwa tidak terdapat data yang sama.
2. Selanjutnya tentukan nilai *average_diff* berdasarkan persamaan berikut:

$$average_{diff} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)}{(n-1)} \quad (9)$$

3. Mengubah data ke dalam bentuk *cluster*

Pada data pertama yang telah diurutkan, lakukan pengecekan apakah data tersebut termasuk pada *cluster* yang telah ada atukah termasuk pada *cluster* baru berdasarkan nilai *average_diff* yang telah didapatkan, dengan memperhatikan aturan berikut:

- a. Aturan 1: Anggapan bahwa *cluster* yang ada adalah *cluster* pertama, yang terdiri hanya satu data d_1 dan d_2 adalah data terdekat dari d_1 , ditampilkan sebagai $\{d_1\}, d_2, \dots, d_n$. Apabila $d_2 - d_1 \leq average_diff$, maka d_2 akan diposisikan pada *cluster* yang didalamnya termuat d_1 . Jika tidak, maka dilanjutkan untuk membangun *cluster* baru bagi d_2 .
- b. Aturan 2: Diasumsikan bahwa *cluster* yang ada bukanlah *cluster* pertama dan hanya terdapat satu anggota (d_j) pada *cluster* tersebut dan d_k adalah data setelah d_j . d_j merupakan data terbesar pada *cluster* yang posisi kelasnya berada di atas *cluster* yang ada sebelumnya dan dapat dituliskan $\{d_1, \dots\}, \dots, \{\dots, d_i\}, \{d_j\}, d_k, \dots, d_n$. Jika nilai $d_k - d_j \leq average_diff$ dan $d_k - d_j \leq d_j - d_1$, maka d_k masuk sebagai anggota pada *cluster* yang termuat d_j . Namun, jika kondisi tersebut tidak terpenuhi, maka terbentuk *cluster* baru bagi d_k .
- c. Aturan 3: *Cluster* yang ada saat ini bukanlah *cluster* pertama dan beranggotakan lebih dari satu anggota pada *cluster* tersebut, dengan mengasumsikan bahwa d_i adalah data terbesar pada *cluster* yang ada dan d_j adalah *cluster* terdekat dari d_i , dapat dituliskan $\{d_1, \dots\}, \dots, \{\dots, d_i\}, \{d_j\}, d_k, \dots, d_n$. Jika $d_j - d_i \leq average_diff$ dan $d_j - d_i \leq cluster_diff$, maka posisi d_j berada pada *cluster* yang beranggotakan d_i . Adapun nilai *cluster_diff* dapat dihitung berdasarkan persamaan berikut:

$$cluster_dif = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (c_{i+1} - c_i)}{(n-1)} \tag{10}$$

Keterangan:

c_i : Data dalam *cluster* yang ada

4. Setelah terbentuk *cluster*, isi dari *cluster* disesuaikan kembali dengan memperhatikan aturan berikut:
 - a. Aturan 1: Jika *cluster* beranggotakan lebih dari dua, maka tetapkan data terkecil dan terbesar berdasarkan nilai anggota *cluster* tersebut, sedangkan anggota lainnya dapat dihapus.
 - b. Aturan 2: Jika *cluster* tepat beranggotakan dua data, maka tidak dilakukan perubahan apapun.
 - c. Aturan 3: Jika *cluster* hanya beranggotakan satu anggota yaitu d_q , maka pada *cluster* tersebut dilakukan perubahan anggota dengan menyisipkan nilai $d_q - average_diff$ dan $d_q + average_diff$, serta menghapus nilai d_q . Perubahan ini harus memperhatikan beberapa kondisi, yaitu:
 - a) Jika hal ini terjadi pada *cluster* pertama, maka $d_q - average_diff$ dihapuskan.
 - b) Jika hal ini terjadi pada *cluster* terakhir, maka $d_q + average_diff$ dihapuskan.
 - c) Jika nilai $d_q - average_diff$ yang ternyata lebih kecil dari nilai terkecil dari *cluster* atasnya, maka aturan 3 tidak jadi dilakukan.

5. Berdasarkan hasil pembentukan *cluster* sebagaimana pada langkah ke-3, ditulis sebagai berikut:

$$\{d_1, d_2\}, \{d_3, d_4\}, \{d_5, d_6\}, \dots, \{d_{n-1}, d_n\} \tag{11}$$

Adapun perubahan *cluster* tersebut menjadi interval berdasarkan langkah berikut:

- a. Merubah *cluster* pertama $\{d_1, d_2\}$ menjadi interval $[d_1, d_2)$
- b. Merubah *cluster* selanjutnya yaitu $\{d_1, d_2\}$ menjadi interval berdasarkan aturan yaitu:
 - i. Aturan 1: Jika $d_j \geq d_k$, maka $\{d_k, d_l\}$ berubah menjadi interval $[d_k, d_l)$. Untuk selanjutnya *cluster* $\{d_m, d_n\}$ dianggap sebagai *cluster* yang ada saat ini.
 - ii. Aturan 2: Jika $d_i \leq d_k$, maka ubah $\{d_k, d_l\}$ menjadi interval $[d_k, d_l)$ dan sisipkan interval $[d_j, d_k)$ diantara $[d_i, d_j)$ dan $[d_k, d_l)$. Kemudian $[d_k, d_l)$ menjadi interval saat ini begitupun dengan *cluster* $\{d_m, d_n\}$.
 - iii. Aturan 3: Jika nilai dalam interval adalah $[d_i, d_j)$ dan nilai *cluster* selanjutnya adalah $\{d_k\}$ maka ubah interval $[d_i, d_j)$ menjadi $[d_i, d_k)$, dan *cluster* berikutnya menjadi *cluster* yang ada saat ini.
6. Interval yang telah didapatkan pada langkah sebelumnya, selanjutnya dilakukan pembagian dengan p sub interval, yang mana nilai $p \geq 1$.

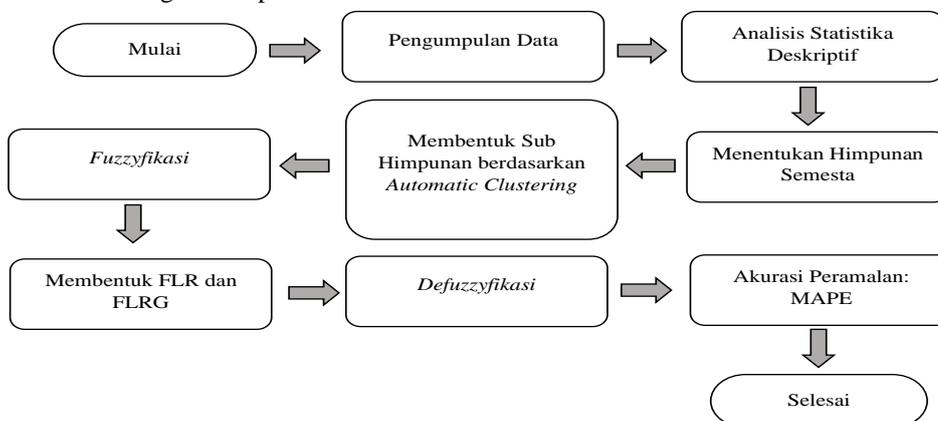
2.6 Nilai Ketepatan Peramalan

Tingkat akurasi peramalan dievaluasi dengan berbagai metode, salah satunya mean *absolute percentage error* (MAPE), yang mengukur persentase rata-rata kesalahan absolut dalam hasil peramalan. Persamaan untuk MAPE dinyatakan sebagai berikut (Makridakis dkk., 1999):

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{X_t} \right) \tag{12}$$

3. Metodologi Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data jumlah kunjungan wisatawan mancanegara periode Januari 2023 sampai dengan Maret 2024 yang diperoleh melalui *website* <https://kaltim.bps.go.id>. Adapun tahapan analisis sebagaimana pada **Gambar 1**.

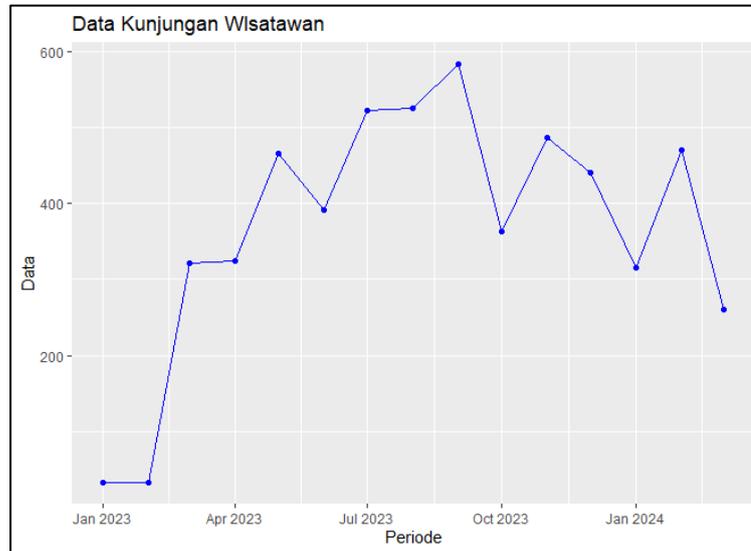


Gambar 1. Tahapan analisis

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Statistika Deskriptif

Penelitian ini menggunakan data bulanan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Kalimantan Timur periode Januari 2023 sampai Maret 2024. Berdasarkan data tersebut, dapat divisualisasikan grafik runtun waktu sebagaimana **Gambar 2**.



Gambar 2. Grafik runtun waktu data kunjungan wisatawan mancanegara Kalimantan Timur periode Januari 2023 sampai Maret 2024

Gambar 2 menunjukkan grafik runtun waktu data jumlah wisatawan mancanegara Kalimantan Timur dari Januari 2023 hingga Maret 2024, menunjukkan pola tren naik. Kenaikan tertinggi terjadi pada Maret 2023, dengan penambahan 289 kunjungan, dan jumlah kunjungan terbanyak terjadi pada September 2023 dengan 584 kunjungan. Sedangkan pada bulan Januari 2023, jumlah kunjungan wisatawan yang masuk ke Kalimantan Timur sejumlah 32 orang.

4.2 Penentuan Himpunan Semesta Pembicaraan (*U*)

Data terendah dan tertinggi dalam penelitian ini adalah 32 dan 584 secara berturut-turut. Berdasarkan persamaan (1), dengan nilai D_1 dan D_2 merupakan nilai sembarang positif, masing-masing 1, maka didapat himpunan semesta pembicaraan (*U*) sebagai berikut.

$$U = [32 - 1; 584 + 1] = [31; 585]$$

4.3 Penentuan Panjang Interval dengan *Automatic Clustering Technique*

Penentuan panjang interval dilakukan menggunakan metode *Automatic Clustering*, didapatkan 7 cluster yang diubah menjadi interval yang ditampilkan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Perubahan Cluster Dalam Bentuk Interval

Cluster	Anggota Cluster	Interval
Cluster 1	{32; 33}	[32; 33)
Cluster 2	{221,57; 300,43}	[33; 221,57) [221,57; 300,43)
Cluster 3	{316; 324}	[300,43; 316) [316; 324)
Cluster 4	{363; 391}	[324; 363) [363; 391)
Cluster 5	{441; 486}	[391; 441) [441; 486)
Cluster 6	{523; 526}	[486; 523) [523; 526)
Cluster 7	{544,57; 584}	[526; 544,57) [544,57; 584]

Selanjutnya tiap interval dibagi menjadi sub interval di mana $p \geq 1$, untuk $p = 3$ maka didapatkan 39 sub interval yang ditampilkan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Sub Interval dengan $p = 3$

Sub interval		
[32; 32,33)	[318,67; 321,33)	[471; 486)
[32,33; 32,66)	[321,33; 324)	[486; 498,33)
[32,67; 33)	[324; 337)	[498,33; 510,66)
[33; 95,86)	[337; 350)	[510,67; 523)
[95,86; 158,71)	[350; 363)	[523; 524)
[158,71; 221,57)	[363; 372,33)	[524; 525)
[221,57; 247,87)	[372,33; 381,67)	[525; 526)
[247,86; 274,14)	[381,67; 391)	[526; 532,19)
[274,14; 300,43)	[391; 407,67)	[532,19; 538,38)
[300,43; 305,62)	[407,67; 424,33)	[538,38; 544,57)
[305,62; 310,81)	[424,33; 441)	[544,57; 557,71)
[310,81; 316)	[441; 456)	[557,71; 570,86)
[316; 318,67)	[456; 471)	[570,86; 584]

4.4 Pembentukan Himpunan Fuzzy Berdasarkan Sub Interval

Berdasarkan sub interval yang didapat, diperoleh himpunan fuzzy yang dituliskan sebagai $u_1, u_2, u_3, \dots, u_{39}$. Rincian lengkapnya adalah sebagai berikut.

$$\begin{array}{lll}
 u_1 = [32; 32,33) & u_{14} = [318,67; 321,33) & u_{27} = [471; 486) \\
 u_2 = [32,33; 32,66) & u_{15} = [321,33; 324) & u_{28} = [486; 498,33) \\
 \vdots & \vdots & \vdots \\
 u_{12} = [310,81; 316) & u_{25} = [441; 456) & u_{38} = [557,71; 570,86) \\
 u_{13} = [316; 318,67) & u_{26} = [456; 471) & u_{39} = [570,86; 584)
 \end{array}$$

Dihitung nilai tengah dari tiap sub interval yang akan digunakan pada proses peramalan yang didapat dengan persamaan (5). Didapatkan hasil sebagai berikut.

$$\begin{array}{lll}
 m_1 = 32,17 & m_{14} = [318,67; 321,33) & m_{27} = [471; 486) \\
 m_2 = 32,50 & m_{15} = [321,33; 324) & m_{28} = [486; 498,33) \\
 \vdots & \vdots & \vdots \\
 m_{12} = [310,81; 316) & m_{25} = [441; 456) & m_{38} = [557,71; 570,86) \\
 m_{13} = [316; 318,67) & m_{26} = [456; 471) & m_{39} = [570,86; 584)
 \end{array}$$

4.5 Proses Fuzzifikasi Data Aktual

Setelah didapat 39 himpunan fuzzy, selanjutnya tiap himpunan fuzzy didefinisikan derajat keanggotaannya sesuai dengan persamaan (6) sebagai berikut.

$$\begin{array}{l}
 A_1 = 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_{39} \\
 A_2 = 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + \dots + 0/u_{39} \\
 \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \dots \quad \vdots \\
 A_{39} = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0,5/u_{38} + 1/u_{39}
 \end{array}$$

Selanjutnya dilakukan *fuzzifikasi* data aktual menjadi bentuk linguistik berdasarkan himpunan fuzzy. Misal data aktual pada periode Januari 2023 yaitu 32 berada pada interval $u_1 = [32; 32,33)$ maka data aktual periode Januari 2023 dapat difuzzifikasikan menjadi A_1 . Hasil secara lengkap ditampilkan pada **Tabel 3**.

Tabel 3. Fuzzifikasi Data Aktual dengan $p = 3$

Periode	Data Aktual	Fuzzifikasi
Januari 2023	32	A_1
Februari 2023	33	A_4
Maret 2023	322	A_{15}
\vdots	\vdots	\vdots
Februari 2024	471	A_{27}
Maret 2024	261	A_8

4.6 Penentuan Fuzzy Logical Relationship (FLR)

Penentuan FLR dilakukan untuk mengetahui hubungan antar hasil *fuzzyfikasi*. Misal, jumlah kunjungan wisatawan mancanegara pada periode Januari 2023 dan Februari 2023 adalah A_1 dan A_4 maka FLR yang terbentuk adalah $A_1 \rightarrow A_3$. Dengan A_1 menjadi *current state* dan A_4 menjadi *next state*. Hasil penentuan FLR untuk seluruh hasil *fuzzyfikasi* ditampilkan pada **Tabel 4**.

Tabel 4. FLR Data Aktual dengan $p = 3$

$A_1 \rightarrow A_4$	$A_{22} \rightarrow A_{31}$	$A_{28} \rightarrow A_{25}$
$A_4 \rightarrow A_{15}$	$A_{31} \rightarrow A_{34}$	$A_{25} \rightarrow A_{13}$
$A_{15} \rightarrow A_{16}$	$A_{34} \rightarrow A_{39}$	$A_{13} \rightarrow A_{27}$
$A_{16} \rightarrow A_{26}$	$A_{39} \rightarrow A_{19}$	$A_{27} \rightarrow A_8$

4.7 Penentuan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

FLRG adalah pengelompokan FLR yang memiliki *current state* yang sama. Misal, pada periode Mei 2023 menuju Juni 2023, FLR yang ditentukan adalah $A_{18} \rightarrow A_{15}$ dimana *current state* yang sama juga terdapat pada periode Februari 2024 menuju Maret 2024 yaitu $A_{18} \rightarrow A_6$ maka FLRG yang terbentuk adalah $A_{18} \rightarrow A_6(1), A_{15}(1)$. Secara lengkap FLRG disajikan pada **Tabel 5**.

Tabel 5. FLRG Data Aktual dengan $p = 3$

Grup	FLRG	Grup	FLRG	Grup	FLRG
1	$A_1 \rightarrow A_4$	6	$A_{16} \rightarrow A_{26}$	11	$A_{27} \rightarrow A_8$
2	$A_4 \rightarrow A_{15}$	7	$A_{19} \rightarrow A_{28}$	12	$A_{28} \rightarrow A_{25}$
3	$A_8 \rightarrow \emptyset$	8	$A_{22} \rightarrow A_{31}$	13	$A_{31} \rightarrow A_{34}$
4	$A_{13} \rightarrow A_{27}$	9	$A_{25} \rightarrow A_{13}$	14	$A_{34} \rightarrow A_{29}$
5	$A_{15} \rightarrow A_{16}$	10	$A_{26} \rightarrow A_{22}$		

4.8 Defuzzifikasi dan Peramalan Awal

Defuzzifikasi adalah proses perubahan himpunan *fuzzy* yang berupa nilai linguistik yang ditunjukkan pada Tabel 5 menjadi nilai tegas (numerik). Misal pada Grup 1 yaitu $A_1 \rightarrow A_4$ terdapat hanya 1 *current state*, maka aturan 1 digunakan. Oleh karena itu, hasil peramalan pada periode selanjutnya yaitu Februari 2023 yang di-*fuzzyfikasi* menjadi A_4 adalah titik tengah dari interval u_4 yaitu $m_4 = 64,43$, maka hasil peramalan jumlah wisatawan pada periode Februari 2023 adalah 65. Hasil peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara Provinsi Kalimantan Timur periode Januari 2023 sampai Maret 2024 secara lengkap dapat dilihat pada **Tabel 6**.

Tabel 6. Hasil Peramalan

Periode	Data Aktual	Nilai Peramalan
Januari 2023	32	0
Februari 2023	33	65
Maret 2023	322	325
⋮	⋮	⋮
Februari 2024	471	479
Maret 2024	261	261

Nilai peramalan kunjungan wisatawan mancanegara Provinsi Kalimantan Timur untuk April 2024 dihitung dengan defuzzifikasi nilai linguistik dari Maret 2024 (A_8). Dari Tabel 5, FLRG Maret 2024 (A_8) berada di Grup 3 dengan nilai tak diketahui (\emptyset), sehingga digunakan aturan 3. Hasil peramalan untuk April 2024 adalah titik tengah interval u_8 yaitu $m_8 = 261$. Jadi, jumlah wisatawan yang diperkirakan untuk April 2024 adalah 261.

4.9 Perbandingan Akurasi Prediksi dengan MAPE

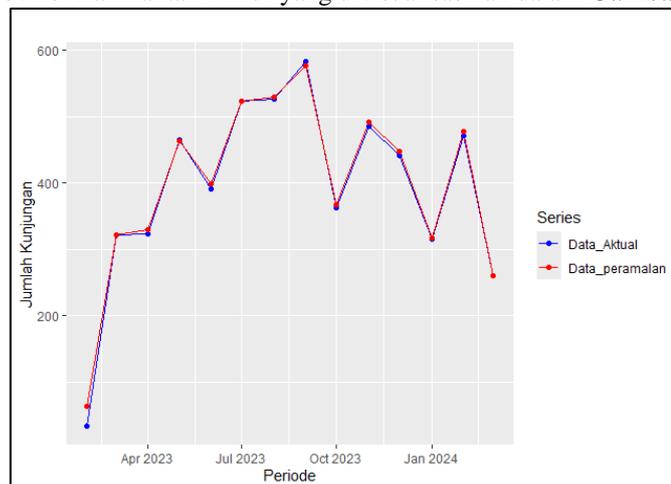
Melalui proses yang sama, didapatkan hasil prediksi untuk $p = 1$ dan 2. Akurasi hasil peramalan diukur menggunakan MAPE, didapatkan nilai MAPE yang ditunjukkan pada **Tabel 7**.

Tabel 7. Nilai MAPE untuk Setiap p

p	MAPE
1	27,96%
2	14,42%
3	7,72%

Tabel 7 menunjukkan bahwa metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship* memberikan hasil peramalan yang baik. Berdasarkan **Tabel 7**, diperoleh nilai p terbaik untuk meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara Kalimantan Timur adalah dengan nilai $p = 3$ karena menghasilkan nilai MAPE terkecil.

Berdasarkan hasil peramalan menggunakan metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship* dengan $p = 3$ dapat dibentuk grafik runtun waktu data aktual dan hasil peramalan kunjungan wisatawan mancanegara Provinsi Kalimantan Timur yang divisualisasikan dalam **Gambar 2**.



Gambar 3. Grafik runtun waktu perbandingan data aktual dan peramalan kunjungan wisatawan mancanegara Kalimantan Timur dengan $p = 3$

5. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, peramalan kunjungan wisatawan mancanegara Kalimantan Timur dengan menggunakan metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship* dengan $p = 3$ merupakan pemilihan nilai p terbaik, karena memiliki nilai MAPE terkecil dan termasuk dalam kategori sangat akurat karena nilai MAPE kurang dari 10%. Hasil peramalan untuk periode April 2024 adalah sebesar 261 kunjungan. Hasil tersebut menunjukkan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara Kalimantan Timur tidak mengalami perubahan jika dibandingkan pada periode sebelumnya, yaitu pada periode Maret 2024.

6. Referensi

- Abdy, M., Syam, R., & Haryanensi, E. (2019). Metode Automatic clustering-fuzzy logical relationships pada Peramalan Jumlah Penduduk di Kota Makassar. *Journal of Mathematics, Computations, and Statistics*, 1(2), 193. <https://doi.org/10.35580/jmathcos.v1i2.9242>
- Aditya, F., Devianto, D., & Maiyastri, M. (2019). Peramalan Harga Emas Indonesia Menggunakan Metode Fuzzy Time Series Klasik. *Jurnal Matematika UNAND*, 8(2), 45–52.
- Aprilini, W., Rini, D. P., & Satria, H. (2023). Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship to Predict the Volume of Indonesia Natural Rubber Export. *Sriwijaya Journal of Informatics and Applications*, 4(1). <https://doi.org/10.36706/sjia.v4i1.51>
- Chen, S.-M. (1996). Forecasting enrollments based on fuzzy time series. *Fuzzy sets and systems*, 81(3), 311–319.
- Chen, S.-M., Wang, N.-Y., & Pan, J.-S. (2009). Forecasting enrollments using automatic clustering techniques and fuzzy logical relationships. *Expert Systems with Applications*, 36(8), 11070–11076.
- Durrah, F. I., Yulia, Y., Parhusip, T. P., & Rusyana, A. (2018). Peramalan Jumlah Penumpang Pesawat di Bandara Sultan Iskandar Muda Dengan Metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average). *Journal of Data Analysis*, 1(1), 1–11.
- Fauziah, N., Wahyuningsih, S., & Nasution, Y. N. (2016). Peramalan Menggunakan Fuzzy Time Series Chen (Studi Kasus: Curah Hujan Kota Samarinda). *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 4(2).
- Huarng, K. (2001). Effective lengths of intervals to improve forecasting in fuzzy time series. *Fuzzy sets and systems*, 123(3), 387–394.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., McGee, V. E., Andriyanto, U. S., & Basith, A. (1999). Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1 Edisi Kedua. *Terjemahan oleh Ir. Hari Sumito. Jakarta: Bina Rupa Aksara.*

- Naba, A. (2009). Belajar cepat fuzzy logic menggunakan matlab. *Yogyakarta: Andi*.
- Poulsen, J. R. (2009). Fuzzy time series Forecasting. *Aalborg University Esbjerg*.
- Pratama, Y. A., & Indriani, D. (2018). Peramalan KB Baru IUD dengan Metode Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship. *Jurnal Biometrika dan Kependudukan*, 6(2), 144. <https://doi.org/10.20473/jbk.v6i2.2017.144-153>
- Rahmawati, R., Sarbaini, S., Rahma, A. N., Lestari, T. U., & Aryani, F. (2023). Forecasting the Number of Tuberculosis Patients Using Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship Method. *CAUCHY: Jurnal Matematika Murni dan Aplikasi*, 8(2), 49–61. <https://doi.org/10.18860/ca.v8i2.18073>
- Rusli, M. (2017). *Dasar Perancangan Kendali Logika Fuzzy*. Universitas Brawijaya Press.
- Song, Q., & Chissom, B. S. (1993). Forecasting enrollments with fuzzy time series—Part I. *Fuzzy sets and systems*, 54(1), 1–9.
- Suhadiyah, E., Sajaratud Dur, & Cipta, H. (2022). Forecasting of The Crime Rate Using Automatic Clustering and Fuzzy Logic Relationship Method in North Sumatra. *International Journal of Science and Environment (IJSE)*, 2(1), 14–23. <https://doi.org/10.51601/ijse.v2i1.14>
- Udayantini, K. D., Bagia, I. W., & Suwendra, I. W. (2015). Pengaruh jumlah wisatawan dan tingkat hunian hotel terhadap pendapatan sektor pariwisata di Kabupaten Buleleng Periode 2010-2013. *Jurnal Manajemen Indonesia*, 3(1).
- Yu, H.-K. (2005). A refined fuzzy time-series model for forecasting. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 346(3–4), 657–681.
- Yulmaini. (2018). *Logika Fuzzy: Studi Kasus & Penyelesaian Menggunakan Microsoft Excel dan Matlab*. Penerbit Andi. <https://books.google.co.id/books?id=1dsBEAAAQBAJ>