

Metode Automatic clustering-fuzzy logical relationships pada Peramalan Jumlah Penduduk di Kota Makassar

Muhammad Abdy¹, Rahmat Syam¹, dan Elfira Haryanensi A^{1, a)}

¹Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Makassar, 90224

^{a)}elfiraputrif105@gmail.com

Abstrak. Penelitian ini merupakan penerapan metode *automatic clustering-fuzzy logical relationships* untuk meramalkan jumlah penduduk di Kota Makassar menggunakan data sekunder BPS Kota Makassar yang bertujuan memprediksi jumlah penduduk tahun 2017-2021. Penelitian diawali dengan penentuan panjang interval, nilai tengah panjang interval, membuat relasi logika fuzzy, fuzzifikasi, defuzzifikasi, dan menghitung nilai error hasil ramalan dengan metode *Mean Absolute Percentage Error*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ramalan jumlah penduduk di Kota Makassar dari tahun 2016 ke 2017 meningkat, tahun 2017 sampai tahun 2019 menurun, dan pada tahun 2019-2021 meningkat dengan keakuratan yang sangat bagus.

Kata kunci: Automatic clustering-fuzzy logical relationships, Fuzzy Time Series, Teori Fuzzy

Abstract. This research is the application of the forecasting method of fuzzy time series which is the method of automatic clustering fuzzy-logical relationships in forecasting the population of Makassar City using secondary data from BPS Makassar city which aims to predicting the population in year 2017-2021. The discussion starting from the determination of the length of the interval, determining the value of the middle length interval, making relations of fuzzy logic, fuzzification, defuzzification, and calculating the error value of the forecasting result by using the method of *Mean Absolute Percentage Error*. The result of this research shows that the predictions of the population of Makassar City from 2016 to 2017 increased, from 2017 to 2019 decreased, and in 2019-2021 increased with the very good accuracy.

Keywords: Automatic Clustering-Fuzzy Logical Relationships, Fuzzy Time Series, Fuzzy Theory

PENDAHULUAN

Himpunan kabur (*fuzzy set*) mempunyai peranan yang penting dalam perkembangan matematika khususnya dalam matematika himpunan. Ide himpunan kabur diawali dari matematika dan teori sistem dari Lotfi Asker Zadeh pada tahun 1965. Sampai saat ini banyak penelitian-penelitian yang menggunakan teori himpunan kabur, salah satunya adalah *fuzzy time series*.

Fuzzy time series merupakan metode peramalan menggunakan aturan-aturan fuzzy yang dapat menangkap pola dari data yang telah lalu untuk memproyeksikan data yang akan datang dan prosesnya juga tidak membutuhkan suatu sistem pembelajaran dari sistem yang rumit (Robandi, 2006). Metode *fuzzy time series* pertama kali diperkenalkan oleh Song & Chissom (1993) mampu menangani masalah data samar dan tidak lengkap yang direpresentasikan sebagai nilai-nilai linguistik dalam keadaan tidak tentu. Akan tetapi, Lee, Wang, & Chen (2007) menyatakan bahwa hasil peramalan menggunakan metode tersebut masih memiliki nilai *Mean Square Error* (MSE) yang relatif besar dengan tingkat keakuratan yang masih rendah sehingga terus dikembangkan. Oleh karena itu, Chen, Wang, & Pan (2009) memperkenalkan metode modifikasi *fuzzy time series*

untuk meramalkan data penerimaan mahasiswa Universitas Alabamayang dikenal dengan *Automatic clustering Tecnique and Fuzzy logical relationships* (ACFLR).

Beberapa penelitian sebelumnya menyimpulkan bahwa metode ACFLR menghasilkan nilai MSE yang paling minimum diantara metode *Song and Chissom's*,metode *Sullivian and Woodall's*, metode *Chen's*,dan metode *Huang's* pada penyelesaian kasus yang sama (Endaryati & Kurniawan, 2015). Begitupula pada peneliti lain yang juga membandingkan metode tersebut dengan metode lain, seperti Kurniawan (2014) antara metode *Automatic Clusteringand Fuzzy Logical Relationships* dengan ARIMA dan Endaryati & Kurniawan (2015) antara metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationships*dengan *Single Exponential Smoothing*, keduanya menyimpulkan bahwa metode tersebut memiliki tingkat keakuratan yang lebih tinggi ditunjukkan dengan nilai *error* yang diperoleh lebih minimum.Salah satu masalah yang menarik untuk diramalkan menggunakan metode peramalan ACFLR adalah jumlah penduduk.

Jumlah penduduk adalah salah satu masalah yang dihadapi oleh Negara Indonesia saat ini, dengan jumlah penduduk yang mencapai 257.912.349 jiwa. telah membawa Indonesia menduduki posisi ke-4 di dunia berdasarkan jumlah penduduk terbesar di dunia. Seiring dengan jumlah penduduk yang besar, kepadatan penduduk juga terus meningkat dari tahun ke tahun dan menyebabkan permasalahan seperti kemiskinan, pengangguran, serta kualitas sumber daya manusia yang masih rendah. Salah satu kota besar di Indonesia dengan jumlah penduduk yang besar pula adalah kota Makassar. Berdasarkan hasil sensus, jumlah penduduk di kota Makassar dari tahun 2002-2016 terus meningkat secara signifikan dengan jumlah penduduk mencapai 1,469,601 jiwa dengan laju pertumbuhan penduduk rata-rata sebesar 1,65 persen per tahunnya (BPS, 2016). Untuk mengontrol jumlah penduduk di masa yang akan datang dapat dilakukan dengan melakukan peramalan yang bertujuan untuk memprediksi jumlah penduduk kedepannya.

Oleh karena itu, pada artikel ini dibahas mengenai metode *Automatic Clustering-Fuzzy Logical Relationships* pada peramalan jumlah penduduk di kota makassar dan akan dihitung nilai *error* hasil peramalannya menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error*.

Himpunan Fuzzy

Misalkan U adalah suatu himpunan semesta dengan $x \in U$. Suatu himpunan kabur \tilde{A} dalam U adalah himpunan pasangan-pasangan terurut elemen x dengan derajat keanggotannya seperti pada persamaan (1).

$$\tilde{A} = \{(x, \mu_{\tilde{A}}(x) | x \in U)\} \tag{1}$$

$\mu_{\tilde{A}}$ merupakan fungsi keanggotaan yang memetakan setiap $x \in U$ ke interval $[0,1]$. Nilai dari $\mu_{\tilde{A}}(x)$ dalam interval $[0,1]$ disebut nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan dari elemen x dalam \tilde{A} , sedangkan interval $[0,1]$ sendiri disebut ruang keanggotaan.

Anggota dari ruang keanggotaan himpunan biasa hanyalah nol atau satu, sehingga himpunan kabur merupakan perluasan dari himpunan biasa. Derajat keanggotaan menunjukkan besarnya keterlibatan suatu anggota dalam suatu himpunan (Abdy, 2008).

Fuzzy Time Series

Fuzzy time series (FTS) yang pertama kali dikembangkan oleh Song dan Chissom pada tahun 1993 adalah metode peramalan data yang menggunakan prinsip *fuzzy* sebagai dasarnya. Sistem peramalan dengan FTS menangkap pola data yang telah lalu kemudian digunakan untuk memproyeksikan data yang akan datang (Kurniawan, 2014).

Konsep dasar FTS yang diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993) yang nilai FTS direpresentasikan dengan himpunan *fuzzy* seperti berikut:

Definisi 1

Didefinisikan U adalah semesta pembicaraan dengan $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$. Sebuah himpunan fuzzy \tilde{A} dalam semesta pembicaraan U dapat direpresentasikan seperti pada persamaan (2).

$$\tilde{A} = f_A(u_1)/u_1 + f_A(u_2)/u_2 + \dots + f_A(u_n)/u_n \quad (2)$$

dengan f_A adalah fungsi keanggotaan dari himpunan fuzzy A , $f_A : U \rightarrow [0,1]$, $f_A(u_i)$ merupakan tingkat keanggotaan dari u_i dalam himpunan fuzzy A , dan $1 \leq i \leq n$.

Definisi 2

Misalkan $Y(t) (t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$, sebuah himpunan bagian dari R , yang menjadi himpunan semesta dengan himpunan fuzzy $f_i(t) (t = 1, 2, \dots)$ telah didefinisikan sebelumnya dan dijadikan $F(t)$ menjadi kumpulan dari $f_i(t) (t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$, maka $F(t)$ dinyatakan sebagai *fuzzy time series* terhadap $Y(t) (t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$.

Definisi 3

Jika ada sebuah *fuzzy logical relationships* $R(t, t - 1)$ sedemikian sehingga $F(t) = F(t - 1) \circ R(t, t - 1)$, dengan $F(t)$ dan $F(t - 1)$ merupakan himpunan fuzzy dan \circ merupakan operator komposisi maks-min, maka $F(t)$ disebut diperoleh dari $F(t - 1)$, dilambangkan oleh *fuzzy logical relationships* sebagai $F(t - 1) \rightarrow f(t)$. Jika $F(t - 1) = A_i$ dan $F(t) = A_j$, dengan A_i dan A_j adalah himpunan fuzzy, maka *fuzzy logical relationships* antara $F(t - 1)$ dan $F(t)$ dapat ditunjukkan oleh $A_i \rightarrow A_j$, dengan A_i disebut *current state* dan A_j disebut *next state*.

Metode Automatic Clustering-Fuzzy Logical Relationships

Sebelum dilakukan peramalan, langkah pertama adalah menentukan interval dengan menggunakan algoritma *clustering*. Interval yang dimaksud adalah jarak untuk masing-masing *cluster*. Untuk menghitungnya digunakan hasil modifikasi algoritma *clustering* yang dilakukan oleh Chen, dkk, (2009) dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Urutkan data dari yang terkecil sampai yang terbesar. Asumsikan bahwa dalam data tersebut tidak ada yang nilainya sama.
2. Letakkan datum numerik pertama (datum terkecil dalam urutan data) pada *cluster* yang sudah ada.
3. Berdasarkan *clustering* pada tahap 2, sesuaikan isi dari *cluster* tersebut.
4. Transformasi cluster-cluster tersebut dalam interval yang berdekatan.
5. Untuk setiap interval yang didapatkan pada tahap 4, bagi setiap interval tersebut dalam p sub interval dimana $p \geq 1$.

Setelah didapatkan interval dengan menggunakan *automatic clustering technique*, selanjutnya dapat dihitung nilai ramalannya dengan langkah-langkah sebagai berikut Chen, dkk, (2009):

1. Menentukan himpunan semesta dan menerapkan algoritma *automatic clustering* untuk membuat interval-interval lalu menghitung titik tengah setiap interval.
2. Melakukan proses fuzzifikasi.
3. Membuat *fuzzy logical relationships* dan *fuzzy logical relationships groups*.
4. Melakukan proses defuzzifikasi.

METODE PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan merupakan penelitian terapan dengan studi kasus peramalan jumlah penduduk di Kota Makassar tahun 2017-2021 menggunakan metode *Automatic clustering-fuzzy logical relationships*, data yang digunakan adalah data jumlah penduduk di Kota Makassar tahun 1998-2017 (tanpa memperhatikan pengaruh dan fenomena pada data). Metode yang digunakan pada penelitian ini memiliki 2 tahap, yaitu mencari panjang interval menggunakan algoritma *automatic clustering*, selanjutnya mencari hubungan relasi logika *fuzzy* untuk mendapatkan hasil peramalan.

HASIL PENELITIAN

Kajian matematis metode *Automatic clustering-fuzzy logical relationships*

Algoritma *automatic clustering* oleh Chen, dkk, (2009) disajikan sebagai berikut:

Langkah 1a:

Data yang terdiri atas n data numerik berbeda diurutkan dalam urutan data menaik. Diasumsikan bahwa urutan data menaik tanpa data ganda ditunjukkan sebagai berikut :

$$d_1, d_2, d_3, \dots, d_i, \dots, d_n.$$

Berdasarkan barisan di atas dihitung nilai dari “*average_diff*” sebagaimana persamaan (3).

$$average_diff = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)}{n-1} \quad (3)$$

dengan “*average_diff*” menunjukkan rata-rata perbedaan antara setiap data yang berdekatan dalam urutan menaik.

Langkah 2a:

Data numerik pertama dalam urutan data menaik ditetapkan sebagai *cluster* saat ini. Berdasarkan nilai *average_diff* ditentukan apakah data numerik berikutnya dalam urutan data menaik dapat dimasukkan ke dalam *cluster* saat ini atau perlu dimasukkan ke dalam *cluster* baru didasarkan pada prinsip berikut:

Prinsip 1: Diasumsikan bahwa *cluster* saat ini adalah *cluster* pertama dan di dalamnya hanya ada satu data numerik d_1 dan diasumsikan bahwa d_2 adalah data numerik terdekat dari d_1 , ditampilkan sebagaimana berikut :

$$\{d_1\}, d_2, d_3, \dots, d_n.$$

Jika $d_2 - d_1 \leq average_diff$, maka d_2 diletakkan ke dalam *cluster* saat ini yang memuat d_1 . Jika tidak, dibentuk *cluster* baru untuk d_2 dan ditetapkan *cluster* baru yang memuat d_2 menjadi *cluster* saat ini

Prinsip 2: Diasumsikan *cluster* saat ini bukan *cluster* pertama dan ada lebih dari satu data numerik pada *cluster* saat ini. Diasumsikan bahwa d_1 adalah data numerik terbesar pada *cluster* saat ini dan diasumsikan bahwa d_j adalah data numerik terdekat dari yang ditampilkan sebagaimana berikut :

$$\{d_1, \dots\}, \dots, \{\dots\}, \{\dots, d_i\}, d_j, \dots, d_n.$$

Jika $d_j - d_i \leq \text{average diff}$ dan $d_j - d_i \leq \text{cluster diff}$, maka d_j diletakkan ke dalam *cluster* saat ini yang memuat d_i . Jika tidak, dibentuk *cluster* baru untuk d_j dan ditetapkan *cluster* baru yang memuat d_j menjadi *cluster* saat ini, dengan “*cluster_diff*” menunjukkan perbedaan dalam *cluster* yang dihitung sebagaimana persamaan (4).

$$\text{cluster_diff} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (c_{i+1} - c_i)}{n-1} \quad (4)$$

dengan c_1, c_2, \dots, c_n menunjukkan data di dalam *cluster* saat ini.

Prinsip 3: Diasumsikan *cluster* saat ini bukan *cluster* pertama dan hanya ada satu data numerik d_j pada *cluster* saat ini. Diasumsikan d_k adalah data numerik terekat dari d_j dan diasumsikan d_i adalah data numerik terbesar dalam *cluster* yang merupakan *cluster* terdahulu dari *cluster* saat ini, ditampilkan sebagai berikut :

$$\{d_1, \dots\}, \dots, \{\dots\}, \{\dots, d_i\}, \{d_j, d_k, \dots, d_n\}.$$

Jika $d_k - d_j \leq \text{average diff}$ dan $d_k - d_j \leq d_j - d_i$, maka d_k diletakkan ke dalam *cluster* saat ini yang memuat d_j . Jika tidak, dibentuk *cluster* baru untuk d_k dan ditetapkan *cluster* baru yang memuat d_k menjadi *cluster* saat ini.

Langkah 3a:

Berdasarkan *clustering* yang diperoleh pada langkah 2, sesuaikan isi dari *cluster* tersebut berdasarkan prinsip berikut:

Prinsip 1: Jika sebuah *cluster* memiliki lebih dari dua data, maka data numerik terkecil dan data numerik terbesar dipertahankan lalu data yang lain dihapus.

Prinsip 2: Jika sebuah *cluster* hanya memiliki dua data, maka dua data tersebut dipertahankan .

Prinsip 3: Jika sebuah *cluster* hanya memiliki satu data numerik d_q , maka nilai dari “ $d_q - \text{average_diff}$ ” dan “ $d_q + \text{average_diff}$ ” diletakkan ke dalam *cluster* dan d_q dihapus dari *cluster*. Jika situasi berikut terjadi, *cluster* perlu disesuaikan lagi :

Situasi 1: Jika sesuatu terjadi di *cluster* pertama, maka hapus nilai dari “ $d_q - \text{average_diff}$ ” dan ditetapkan d_q sebagai penggantinya.

Situasi 2: Jika situasi terjadi di *cluster* terakhir, maka hapus nilai dari “ $d_q + \text{average_diff}$ ” dan ditetapkan d_q sebagai penggantinya.

Situasi 3: Jika nilai dari “ $d_q - \text{average_diff}$ ” lebih kecil pada nilai terkecil dalam *cluster* yang terdahulu, maka semua tindakan dalam **Prinsip 3** dibatalkan.

Langkah 4a:

Diasumsikan bahwa hasil *clustering* yang diperoleh dari **langkah 3a** ditampilkan sebagai berikut :

$$\{d_1, d_2\}, \{d_3, d_4\}, \{d_5, d_6\}, \dots, \{d_r\}, \{d_s, d_t\}, \dots, \{d_{n-1}, d_n\}$$

Cluster-cluster diubah kedalam *interval* dengan sub-langkah berikut :

Langkah 4.1: *Cluster* pertama $\{d_1, d_2\}$ diubah ke dalam interval $[d_1, d_2]$.

Langkah 4.2: Jika interval saat ini $[d_i, d_j]$ dan *cluster* saat ini $\{d_k, d_l\}$, maka

- (1) Jika $d_j \geq d_k$, maka dibentuk sebuah interval $[d_j, d_l)$ yang ditetapkan menjadi interval saat ini dan *cluster* selanjutnya $\{d_m, d_n\}$, ditetapkan menjadi *cluster* saat ini.
- (2) Jika $d_j < d_k$, maka $\{d_k, d_l\}$ diubah ke dalam interval $[d_k, d_l)$ dan dibentuk sebuah interval baru $[d_j, d_k)$ di antara $[d_i, d_j)$ dan $[d_k, d_l)$. $[d_k, d_l)$ ditetapkan menjadi interval saat ini dan *cluster* selanjutnya $\{d_m, d_n\}$ ditetapkan menjadi *cluster* saat ini. Jika interval saat ini $[d_i, d_j)$ dan *cluster* saat ini adalah $\{d_k\}$, maka interval saat ini $[d_i, d_j)$ diubah ke dalam $[d_i, d_k)$ yang ditetapkan menjadi interval saat ini dan *cluster* selanjutnya ditetapkan menjadi *cluster* saat ini.
- (3) Interval terakhir merupakan interval selang tutup $[d_m, d_n]$.

Langkah 4.3: Interval saat ini dan *cluster* saat ini diperiksa berulang kali sampai semua *cluster* telah berubah menjadi menjadi interval-interval.

Langkah 5a:

Untuk setiap interval yang diperoleh pada **langkah 4a**, bagi masing-masing interval ke dalam p sub-interval, dengan $p \geq 1$.

Algoritma *Automatic clustering-fuzzy logical relationships* disajikan oleh Chen, dkk. (2009) yaitu sebagai berikut:

Langkah 1b: Himpunan semesta

Himpunan semesta $U = [D_{min}, D_{max}]$ ditentukan sesuai data historis yang ada. Algoritma *automatic clustering* diterapkan untuk membuat interval-interval dari data historis. Kemudian setiap interval yang terbentuk dihitung titik tengahnya.

Langkah 2b: Proses fuzzifikasi

Diasumsikan ada n interval yang didapatkan dari langkah pertama yaitu u_1, u_2, \dots, u_n , kemudian didefinisikan setiap himpunan *fuzzy* A_i , dengan $1 \leq i \leq n$ sebagaimana persamaan (5).

$$\begin{aligned}
 A_1 &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n \\
 A_2 &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + 0/u_4 \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n \\
 A_3 &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + 0/u_4 \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n \\
 &\dots \\
 A_n &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 \dots + 0,5/u_{n-1} + 1/u_n
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

Fuzzifikasi setiap data numerik ke dalam himpunan *fuzzy*. Jika data numerik masuk dalam interval u_1 , dengan $1 \leq i \leq n$, maka data numerik di fuzzifikasi ke dalam himpunan *fuzzy* A_i . Himpunan *fuzzy* $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ merupakan suatu himpunan-himpunan *fuzzy* yang variabel linguistiknya ditentukan sesuai dengan keadaan semesta. Himpunan *fuzzy* A_i merupakan himpunan *fuzzy* jumlah penduduk paling sedikit sedangkan himpunan *fuzzy* A_n merupakan himpunan *fuzzy* jumlah penduduk paling banyak.

Langkah 3b: *fuzzy logical relationships*

Membuat *fuzzy logical relationships* berdasarkan pada *fuzzifikasi* yang diperoleh pada langkah 2. Jika hasil *fuzzifikasi* tahun t dan $t + 1$ adalah A_i dan A_k maka terbentuk *fuzzy logical relationships* " $A_i \rightarrow A_k$ ", dengan A_i dan A_k berturut-turut disebut *current state* dan *next state* dari *fuzzy logical relationships*. Berdasarkan *current state* dari *fuzzy logical relationships*, dibuat *fuzzy logical relationships groups*, yaitu *fuzzy logical relationships* yang dimiliki *current state* sama dimasukkan ke dalam *fuzzy logical relationships* yang sama.

Langkah 4b: Proses defuzzifikasi

Proses defuzzifikasi mengubah suatu besaran *fuzzy* menjadi besaran tegas. Keluaran dalam proses ini yaitu suatu nilai peramalan yang ditentukan dengan menggunakan prinsip-prinsip berikut:

1. Jika hasil *fuzzifikasi* pada tahun t adalah A_j dan hanya ada satu *fuzzy logical relationships* di dalam *fuzzy logical relationships group* yang memiliki *current state* A_j ditunjukkan sebagai berikut: $A_j \rightarrow A_k$, maka peramalan pada tahun $t + 1$ adalah m_k , dengan m_k adalah titik tengah dari interval u_k dan nilai keanggotaan maksimum dari himpunan *fuzzy* A_k terjadi pada interval u_k .
2. Jika hasil *fuzzifikasi* pada tahun t adalah A_j dan ada *fuzzy logical relationships* berikut di dalam grup *fuzzy logical relationship* yang memiliki *current state* A_j , ditunjukkan sebagaimana persamaan (6).

$$A_j \rightarrow A_{k_1}(x_1), A_{k_2}(x_2), \dots, A_{k_p}(x_p) \tag{6}$$

maka peramalan pada tahun $t + 1$ dihitung sebagaimana persamaan (7).

$$\frac{x_1 \times m_{k_1} + x_2 \times m_{k_2} + \dots + x_p \times m_{k_p}}{x_1 + x_2 + \dots + x_p} \tag{7}$$

dengan x_i menunjukkan jumlah dari *fuzzy logical relationships* " $A_j \rightarrow A_{k_i}$ " di dalam *fuzzy logical relationship group*, $1 \leq i \leq p$, m_{k_1}, m_{k_2}, \dots , dan m_{k_p} berturut-turut adalah titik tengah dari interval u_{k_1}, u_{k_2}, \dots , dan u_{k_p} , dan nilai keanggotaan maksimum dari himpunan *fuzzy* A_{k_1}, A_{k_2}, \dots , dan A_{k_p} berturut-turut terjadi pada interval u_{k_1}, u_{k_2}, \dots , dan u_{k_p} .

3. Jika hasil *fuzzifikasi* pada tahun t adalah A_j dan ada *fuzzy logical relationships* di dalam *fuzzy logical relationship group* yang memiliki *current state* A_j ditunjukkan sebagaimana persamaan (8).

$$A_j \rightarrow \# \tag{8}$$

dengan simbol " $\#$ " menunjukkan sebuah nilai yang tidak diketahui, maka peramalan pada tahun $t + 1$ adalah m_n , dengan m_n adalah titik tengah dari interval u_n (interval terakhir).

Peramalan jumlah penduduk di Kota Makassar menggunakan metode *Automatic clustering-fuzzy logical relationships*

TABEL 1. Data jumlah penduduk di kota Makassar tahun 1998-2016

No	Tahun	Data Jumlah Penduduk
1	1998	1,168,515
2	1999	1,191,456
3	2000	1,112,688
4	2001	1,130,384
5	2002	1,127,785
6	2003	1,160,011
7	2004	1,179,023
8	2005	1,193,434
9	2006	1,223,540
10	2007	1,235,239
11	2008	1,253,656
12	2009	1,273,349
13	2010	1,339,374
14	2011	1,352,136
15	2012	1,364,606
16	2013	1,408,072
17	2014	1,429,242
18	2015	1,449,401
19	2016	1,469,601

Setelah menerapkan algoritma *automatic clustering*, maka terbentuk interval sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 u_1 &= [1,112,688, 1,130,384) & u_9 &= [1,273,485, 1,293,178) \\
 u_2 &= [1,130,384, 1,160,011) & u_{10} &= [1,293,178, 1,339,374) \\
 u_3 &= [1,160,011, 1,179,023) & u_{11} &= [1,339,374, 1,352,136) \\
 u_4 &= [1,179,023, 1,191,456) & u_{12} &= [1,352,136, 1,389,435) \\
 u_5 &= [1,191,456, 1,193,434) & u_{13} &= [1,389,435, 1,427,901) \\
 u_6 &= [1,193,434, 1,223,540) & u_{14} &= [1,427,901, 1,449,071) \\
 u_7 &= [1,223,540, 1,235,239) & u_{15} &= [1,449,071, 1,469,230) \\
 u_8 &= [1,235,239, 1,273,485) & u_{16} &= [1,469,230, 1,489,430)
 \end{aligned}$$

Membagi masing-masing interval ke dalam p sub-interval, di mana $p \geq 1$. Jika diambil $p = 5$ maka interval yang didapat sejumlah 256 interval.

TABEL 2. Hasil fuzzifikasi jumlah penduduk dengan metode *automatic clustering-fuzzy logical relationships*

No	Tahun	Jumlah Penduduk	Fuzzifikasi	No	Tahun	Jumlah Penduduk	Fuzzifikasi
1	1998	1,168,515	A_{40}	11	2008	1,253,656	A_{120}
2	1999	1,191,456	A_{65}	12	2009	1,273,349	A_{128}
3	2000	1,112,688	A_1	13	2010	1,339,374	A_{161}
4	2001	1,130,384	A_{17}	14	2011	1,352,136	A_{177}
5	2002	1,127,785	A_{14}	15	2012	1,364,606	A_{184}
6	2003	1,160,011	A_{33}	16	2013	1,408,072	A_{200}
7	2004	1,179,023	A_{49}	17	2014	1,429,242	A_{210}
8	2005	1,193,434	A_{81}	18	2015	1,449,401	A_{225}
9	2006	1,223,540	A_{97}	19	2016	1,469,601	A_{241}
10	2007	1,235,239	A_{113}				

Dari Tabel 2 dilihat bahwa jumlah penduduk pada tahun 1998 adalah 1,168,515 yang berada pada interval $u_{40}=[1,168,329, 1,169,517]$ maka jumlah penduduk pada tahun 1998 difuzzifikasi ke dalam A_{10} . Berdasarkan tabel dapat ditentukan *fuzzy logical relationships*. Misalnya, karena fuzzifikasi data jumlah penduduk pada tahun 1998 adalah A_{40} dan fuzzifikasi data jumlah penduduk pada tahun 1999 adalah A_{65} , maka *fuzzy logical relationships* antara tahun 1998 dan 1999 adalah $A_{40} \rightarrow A_{65}$, dengan A_{40} disebut keadaan sekarang dari *fuzzy logical relationships* dan A_{65} disebut keadaan mendatang pada *fuzzy logical relationships*, seperti pada Tabel 3.

TABEL 3. *Fuzzy logical relationships* jumlah penduduk di Kota Makassar
fuzzy logical relationships

$A_{40} \rightarrow A_{65}$	$A_{120} \rightarrow A_{128}$
$A_{65} \rightarrow A_1$	$A_{128} \rightarrow A_{161}$
$A_1 \rightarrow A_{17}$	$A_{161} \rightarrow A_{177}$
$A_{17} \rightarrow A_{14}$	$A_{177} \rightarrow A_{184}$
$A_{14} \rightarrow A_{33}$	$A_{184} \rightarrow A_{200}$
$A_{33} \rightarrow A_{49}$	$A_{200} \rightarrow A_{210}$
$A_{49} \rightarrow A_{81}$	$A_{210} \rightarrow A_{225}$
$A_{81} \rightarrow A_{97}$	$A_{225} \rightarrow A_{241}$
$A_{97} \rightarrow A_{113}$	$A_{241} \rightarrow \#$
$A_{113} \rightarrow A_{120}$	

Berdasarkan pada keadaan saat ini pada *fuzzy logical relationships*, *fuzzy logical relationships* dibagi kedalam *fuzzy logical relationships* group, dimana *fuzzy logical relationships* yang memiliki keadaan saat ini yang sama dimasukkan kedalam *fuzzy logical relationships* group yang sama. Sehingga diperoleh hasil pengelompokan *fuzzy logical relationships* seperti pada Tabel 4.

TABEL 4. *Fuzzy logical relationships groups* jumlah penduduk di Kota Makassar
fuzzy logical relationships groups

Group 1 : $A_1 \rightarrow A_{17}$	Group 11 : $A_{120} \rightarrow A_{128}$
Group 2 : $A_{14} \rightarrow A_{33}$	Group 12 : $A_{128} \rightarrow A_{161}$
Group 3 : $A_{17} \rightarrow A_{14}$	Group 13 : $A_{161} \rightarrow A_{177}$
Group 4 : $A_{33} \rightarrow A_{49}$	Group 14 : $A_{177} \rightarrow A_{184}$
Group 5 : $A_{40} \rightarrow A_{65}$	Group 15 : $A_{184} \rightarrow A_{200}$
Group 6 : $A_{49} \rightarrow A_{81}$	Group 16 : $A_{200} \rightarrow A_{210}$
Group 7 : $A_{65} \rightarrow A_1$	Group 17 : $A_{210} \rightarrow A_{225}$
Group 8 : $A_{81} \rightarrow A_{97}$	Group 18 : $A_{225} \rightarrow A_{241}$
Group 9 : $A_{97} \rightarrow A_{113}$	Group 19 : $A_{241} \rightarrow \#$
Group 10 : $A_{113} \rightarrow A_{120}$	

Menghitung peramalan jumlah penduduk dengan prinsip defuzzifikasi, sehingga jika akan meramalkan jumlah penduduk pada tahun 1999, maka berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat hasil fuzzifikasi jumlah penduduk pada tahun 1998 adalah A_{40} dan terdapat pada group 5 *fuzzy logical relationships* yaitu $A_{40} \rightarrow A_{65}$. Oleh karena itu hasil peramalan jumlah penduduk pada tahun 1999 adalah nilai tengah dari interval u_{65} yaitu m_{65} 1,191,518. Berdasarkan 3 prinsip defuzzifikasi maka peramalan jumlah penduduk yang lainnya dapat ditemukan seperti pada Tabel 5.

TABEL 5. Hasil peramalan jumlah penduduk Kota Makassar

Tahun	Data jumlah penduduk	Hasil ramalan
1998	1,168,515	-
1999	1,191,456	1,191,518
2000	1,112,688	1,113,241
2001	1,130,384	1,131,310
2002	1,127,785	1,127,619
2003	1,160,011	1,160,606
2004	1,179,023	1,179,412
2005	1,193,434	1,194,375
2006	1,223,540	1,223,906
2007	1,235,239	1,236,435
2008	1,253,656	1,253,167
2009	1,273,349	1,272,290
2010	1,339,374	1,339,773
2011	1,352,136	1,353,302
2012	1,364,606	1,369,621
2013	1,408,072	1,407,466
2014	1,429,242	1,429,887
2015	1,449,401	1,449,702
2016	1,469,601	1,488,793

Berdasarkan metode *Automatic clustering–Fuzzy logical relationships* diperoleh nilai peramalan jumlah penduduk di Kota Makassar pada tahun 2017 sebanyak 1,488,793 jiwa.

Peramalan tahun selanjutnya dilakukan dengan langkah yang sama seperti sebelumnya, untuk peramalan tahun 2018 nilai hasil peramalan tahun 2017 dimasukkan kedalam data historis dan untuk peramalan tahun 2019 nilai hasil peramalan tahun 2017 dan 2018 dimasukkan kedalam data historis dan begitupun untuk tahun 2020 dan 2021.

Berdasarkan metode *Automatic clustering–Fuzzy logical relationships* diperoleh peramalan jumlah penduduk tahun 2018, 2019, 2020, 2021 berturut-turut adalah 1,488,194, 1,488,044, 1,506,129, 1,523,472.

Keakuratan hasil peramalan menggunakan metode *Automatic clustering-fuzzy logical relationships*

Mape adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan, metode ini adalah cara yang paling akurat untuk menghitung error karena menyatakan presentase kesalahan hasil ramalan terhadap keadaan actual selama periode tertentu yang memberikan informasi presentase terlalu tinggi atau terlalu rendah. Metode ini melakukan perhitungan perbedaan antara data asli dan data hasil peramalan. Perbedaan tersebut diabsolutkan, kemudian dihitung kedalam bentuk persentase terhadap data asli. Hasil persentase tersebut kemudian didapatkan nilai mean-nya. Suatu model mempunyai kinerja sangat bagus jika nilai MAPE berada dibawah 10%, dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada diantara 10% dan 20% (Raharja, Anggraeni, & Aulia, 2010).

Cara menghitung MAPE menurut Makridakis (1999) sebagaimana persamaan (9) dan (10).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |P E_t| \quad (9)$$

Dengan

$$P E_t = \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100 \quad (10)$$

Adapun nilai error yang diperoleh dari hasil peramalan jumlah penduduk seperti pada Tabel 6.

TABEL 6. Nilai error hasil peramalan jumlah penduduk kota Makassar tahun 2017-2021 menggunakan MAPE

Tahun	Jumlah penduduk	Prediksi	Error
1998	1,112,688	1,113,241	0,03
1999	1,127,785	1,127,619	0,01
2000	1,130,384	1,131,310	0,05
2001	1,160,011	1,160,606	0,08
2002	1,168,515	1,168,923	0,01
2003	1,179,023	1,179,412	0,05
2004	1,191,456	1,191,518	0,03
2005	1,193,434	1,194,375	0,08
2006	1,223,540	1,223,906	0,03
2007	1,235,239	1,233,256	0,16
2008	1,253,656	1,254,774	0,09
2009	1,273,349	1,273,387	0,00
2010	1,339,374	1,339,773	0,03
2011	1,352,136	1,353,241	0,08
2012	1,369,606	1,368,709	0,07
2013	1,408,072	1,409,192	0,08
2014	1,429,242	1,429,265	0,00
2015	1,449,401	1,449,016	0,03
2016	1,469,601	1,469,179	0,03
2017	1,488,793	1,488,772	0,00
2018	1,488,194	1,488,772	0,04
2019	1,488,494	1,488,772	0,02
2020	1,505,555	1,506,100	0,04
2021	1,522,930	1,523,472	0,04
Nilai error			0,48%

PEMBAHASAN

Penelitian ini menerapkan metode *Automatic Clustering-Fuzzy Logical Relationships* untuk meramalkan jumlah penduduk di Kota Makassar tahun 2017-2021, data yang digunakan adalah data jumlah penduduk tahun 1998-2016. Sebelum menerapkan metode ini, peneliti melakukan uji coba dengan meramalkan jumlah penduduk tahun 2015 dan 2016 menggunakan data jumlah penduduk tahun 1998-2014, dengan memperoleh hasil error yang minimum dan jumlah data yang asli tidak jauh berbeda dengan hasil peramalan. Penelitian ini menggunakan metode penentuan panjang interval, yaitu dengan algoritma *automatic clustering* dengan memilih $p=5$, selanjutnya hasil peramalan yang diperoleh dihitung nilai errornya menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error*.

Penelitian sebelumnya tentang perbandingan metode *Automatic Clustering-Fuzzy Logical Relationships* dengan metode peramalan lain yang dilakukan oleh Robert Kurniawan (2014) "Perbandingan Peramalan Wisatawan di Bali dengan Metode ARIMA dan *Automatic Clustering-*

Fuzzy Logical Relationships”, Endaryati & Kurniawan (2015) “Komparasi Metode Peramalan *Automatic Clustering Technique and Fuzzy Logical Relationships* dengan *Single Exponential Smoothing*”, dan penerapan metode yang dilakukan Anggodo & Mahmudy (2016) dalam penelitiannya yang berjudul “Peramalan Butuhan Hidup Minimum Menggunakan *Automatic Clustering dan Fuzzy Logical Relationships*”.

Masing-masing ketiga penelitian diatas menerapkan dan membandingkan metode ACFLR dengan metode lain, dan menerapkan metode dalam peramalan permasalahan kehidupan sehari-hari, kedua peneliti Robert Kurniawan dan Endaryati yang membandingkan metode ACFLR dengan metode ARIMA dan *Single Exponential Smoothing* menyimpulkan bahwa metode ACFLR ini lebih baik dibandingkan dengan metode lain, dibuktikan dengan nilai MSE yang lebih minimum. Sedangkan Anggodo & Mahmudy (2016) yang melakukan penelitian dengan meramalkan kebutuhan minimum menggunakan metode ACFLR dan memperoleh nilai error 0,98 dengan memilih $p=11$, dengan nilai error yang minimum Anggodo menyimpulkan bahwa metode ACFLR dapat digunakan dalam peramalan kebutuhan hidup minimum dan hasil peramalan yang diperoleh sangat akurat.

KESIMPULAN

1. Kajian matematis metode *Automatic Clustering-Fuzzy Logical Relationships* adalah sebagai berikut:
 - a. Jika hasil fuzzifikasi pada tahun t adalah $A_j \rightarrow A_k$, maka peramalan pada tahun $t + 1$ adalah m_k .
 - b. Jika hasil fuzzifikasipada tahun t adalah A_j , dengan $A_j \rightarrow A_{k1}(x_1), A_{k2}(x_2), \dots, A_{kp}(x_p)$, maka peramalan pada tahun $t + 1$ adalah
$$\frac{x_1 \times mk_1 + x_2 \times mk_2 + \dots + x_p \times mk_p}{x_1 + x_2 + \dots + x_p}$$
.
 - c. Jika hasil fuzzifikasi pada tahun t adalah A_j , $A_j \rightarrow \#$, maka peramalan pada tahun $t + 1$ adalah m_n .
2. Hasil peramalan jumlah penduduk di Kota Makassar menggunakan metode *Automatic clustering-fuzzy logical relationships* dari tahun 2017 ke tahun 2018 dan 2019 mengalami penurunan, dan pada tahun 2019 ke 2020 dan 2021 berturut-turut mengalami peningkatan.
3. Keakuratan hasil peramalan menggunakan metode *Automatic clustering-fuzzy logical relationships* menunjukkan bahwa hasil peramalan yang diperoleh akurat dengan nilai error dibawah 10%.

Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan peramalan jumlah penduduk di Kota Makassar tahun 2017-2021. Beberapa penelitian yang bisa dilakukan selanjutnya diantaranya adalah dengan melakukan modifikasi pada metode ACFLR. Selain itu, penelitian tentang penerapan metode ACFLR untuk peramalan pada data historis berbeda juga dapat dilakukan. Disamping itu, teknologi dapat pula diterapkan dalam membuat program komputasi dalam bentuk *software* untuk memudahkan peramalan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdy, M. (2008). *Dasar-Dasar Teori Himpunan Kabur dan Logika Kabur*, Makassar: Badan Penerbit UNM.
- Badan Pusat Statistik Kota Makassar. (2016). *Kota Makassar Dalam Angka 2016*. Makassar: BPS Kota Makassar.
- Chen SM, Wang NY, & Pan J R. (2009). Forecasting Enrollments Using Automatic Clustering Techniques and Fuzzy Logic Relationships. *An International Journal of Expert Systems With Applications*, 33(1). 1-17.
- Endaryati, B., & Kurniawan, R. (2015). Komparasi Metode *Automatic clustering* Technique and *Fuzzy logical relationships* dan Single Exponential Smoothing. *Media Statistika*, 8(2).
- Kurniawan, R. (2011). Metode *Automatic clustering* – Fuzzy Logic Relationships untuk Peramalan Data Univariate. (Tesis, tidak dipublikasikan) Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- Kurniawan, R. (2014) . Perbandingan Peramalan Wisatawan di Bali dengan Metode Arima dan *Automatic clustering* – *Fuzzy logical relationships*. *Jurnal Statistika & Komputasi Statistik*, 1.
- Lee. W.L., Wang. L.H., dan Chen. S.M., (2007), Temperature Prediction and TAIEX Forecasting Based on Fuzzy Logical Relationships and Genetic Algorithm, *Expert Systems with Application*, 33. 539-550.
- Rahanimi. (2010). Peramalan Jumlah Mahasiswa Pendaftar Pmdk Jurusan Matematika Menggunakan Metode *Automatic clustering* Dan Relasi Logika Fuzzy (Studi Kasus Di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya). (Skripsi, tidak dipublikasikan). Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
- Raharja, A., Angraeni, W., & Aulia, R. V. (2010). Penerapan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penggunaan Waktu Telepon di PT. Telkomsel DIVRE. *Jurnal Sistem Informasi*, (6).
- Robandi, I. (2006). *Desain Sistem Tenaga Modern – Optimasi – Logika Fuzzy – Algoritma Genetika*. Yogyakarta: Andi Publisher.
- Song, Q. dan Chissom, B.S. (1993), Fuzzy time series and its models, *Fuzzy Sets and System*, 54(3). 269-277