

**PERAMALAN JUMLAH PENDAFTAR MAHASISWA BARU STMIK DUTA BANGSA SURAKARTA MENGGUNAKAN METODE *AUTOMATIC CLUSTERING AND FUZZY LOGIC RELATIONSHIP MARKOV CHAIN***

Nurmalitasari<sup>1)</sup>, Sri Sumarlinda<sup>2)</sup>

<sup>1),2)</sup>STMIK Duta Bangsa

<sup>1)</sup>nurmal\_ita@yahoo.com, <sup>1)</sup>srisumarlinda78@gmail.com

**ABSTRAK.** Penelitian ini bertujuan untuk melakukan peramalan jumlah pendaftar mahasiswa baru STMIK Duta Bangsa Surakarta tahun ajaran 2016/2017 dengan menggunakan metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logic Relationship Markov Chain*. Membuat peramalan jumlah pendaftar mahasiswa baru di masa datang yang akurat sangat penting dilakukan, karena banyak keputusan yang bisa diambil STMIK Duta Bangsa dari peramalan tersebut. Salah satu keputusan tersebut adalah untuk menggali inovasi-inovasi dan strategi pemasaran yang baik sehingga jumlah pendaftar semakin banyak. Metode peramalan *Automatic Clustering And Fuzzy Logic Relationship Markov Chain* dipilih karena memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode-metode peramalan *fuzzy time series* yang lainnya. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari BAAK STMIK Duta Bangsa Surakarta. Data tersebut adalah data banyaknya jumlah pendaftar mahasiswa baru STMIK Duta Bangsa tahun ajaran 2004/2005 sampai dengan 2015/2016. Berdasarkan penelitian ini diperoleh hasil peramalan jumlah pendaftar calon mahasiswa STMIK Duta Bangsa Surakarta tahun ajaran 2016/2017 adalah sebesar 420 pendaftar dengan MAPE sebesar 9,22%.

**Kata Kunci:** *Peramalan; metode Automatic Clustering And Fuzzy Logic Relationship Markov Chain; MAPE.*

## 1. PENDAHULUAN

Jumlah pendaftar mahasiswa baru STMIK Duta Bangsa dalam kurun waktu dua tahun ini mengalami penurunan yang sangat signifikan. Pada tahun 2013 jumlah pendaftar STMIK Duta Bangsa mengalami penurunan sebesar 17%. Sedangkan pada tahun 2014 jumlah mengalami penurunan sebesar 36% (BAAK STMIK Duta Bangsa). Jika dilihat dari infrastrukturnya, STMIK Duta Bangsa seharusnya mampu menyerap mahasiswa lebih banyak lagi. Dalam situasi seperti ini peramalan diperlukan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut. Membuat peramalan jumlah pendaftar mahasiswa baru di masa datang yang akurat sangat penting dilakukan, karena banyak keputusan yang bisa diambil perguruan tinggi dari peramalan tersebut. Salah satu keputusan tersebut adalah untuk menggali inovasi-inovasi dan strategi pemasaran yang baik sehingga jumlah pendaftar semakin banyak (Rahanimi, 2010).

Meskipun telah banyak dikenalkan metode peramalan tetapi apabila data historisnya (data masa lalu) tersedia dalam bentuk nilai-nilai linguistik, metode *time series* klasik belum dapat menyelesaikannya sehingga muncul suatu metode *fuzzytimeseries* untuk mengisi kekurangan dari fungsi metode *timeseries* klasik. Metode *fuzzytimeseries* mampu menangani masalah data samar dan tidak lengkap yang direpresentasikan sebagai nilai-nilai linguistik dalam keadaan tidak tentu (Song & Chissom, 1993a, 1993b; Chen & Hsu, 2004; Tsaur dkk., 2005). Kemudian Song dan Chissom mengembangkan dua

*fuzzytimeseries* yaitu *invariantfuzzytimeseries* dan *varianttimeseries* untuk meramalkan jumlah pendaftaran mahasiswa pada Universitas Alabama. Peneliti lain, Hemasary (2011), juga mengadaptasi tema yang serupa yaitu meramalkan pendaftaran calon mahasiswa dengan menggunakan metode *TimeInvariantFuzzyTimeSeries*. Namun keakuratan metode Song dan Chissom belum dikatakan baik, disamping itu metode Song dan Chissom memiliki kelemahan yaitu penentuan panjang interval. Selain itu masalah pada metode ini adalah nilai peramalan tergantung pada interpretasi terhadap *output* dari model peramalan. Interpretasi yang berbeda akan menghasilkan peramalan yang berbeda (Song & Chissom, 1993a, 1993b; Chen & Hsu, 2004; Hemasary, 2011).

Oleh karena itu banyak peneliti yang mengembangkan model *fuzzytimeseries* untuk memperbaiki metode yang sudah ada sehingga menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang lebih baik. Diantaranya Chen, Wang, dan Pan (2008) memperkenalkan sebuah metode untuk meramalkan pendaftaran di Universitas Alabama dengan metode *automaticclustering and fuzzy logic relationship (ACFLR)*. Metode usulan Wang, Chen dan Pan ini mengaplikasikan algoritma *automatic clustering* untuk membentuk *clusteringbasedintervals* dan membentuk panjang tiap interval yang berbeda. Dimana metode ini menghasilkan tingkat akurasi lebih tinggi dari pada metode Song dan Chissom, dan metode Cheng (2006, 2008). Penelitian serupa dilakukan oleh Rahanimi (2010) dan Rumondang (2014), yaitu tentang peramalan jumlah mahasiswa pendaftar jurusan matematika menggunakan metode *automaticclustering* dan relasi logika *fuzzy*. Dari penelitian Rahanimi tersebut menghasilkan bahwa metode *automaticclustering* dan relasi logika *fuzzy* memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan metode *fuzzytimeseries* lainnya. Eko (2013) mengembangkan metode *automaticclusteringandfuzzylogicrelationship* ini, dengan menambahkan proses finishing peramalannya menggunakan rantai Markov. Berdasarkan penelitian tersebut diperoleh hasil kesimpulan metode *automaticclusteringandfuzzylogicrelationshipmarkovchain* memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode yang sebelumnya sudah ada. Oleh karena itu pada penelitian ini akan melakukan peramalan jumlah mahasiswa baru STMIK Duta Bangsa tahun ajaran 2016/2017 menggunakan metode *automatic clustering and fuzzy logic relationship markov chain*. Metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logic Relationship Markov Chain* dipilih agar hasil peramalan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Metode Kuantitatif. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari BAAK STMIK Duta Bangsa Surakarta. Data tersebut adalah data banyaknya jumlah pendaftar mahasiswa baru STMIK Duta Bangsa tahun ajaran 2004 sampai dengan 2015. Langkah-langkah peramalan menggunakan metode *Automatic Clustering and Logic Fuzzy Relationship Markov Chain* adalah sebagai berikut.

**Tahap 1.** Menerapkan *Automatic Clustering*.

Algoritma *automatic clustering* disajikan sebagai berikut:

**Langkah 1:** Menyortir data numerik dalam urutan menaik memiliki  $n$  data numerik yang berbeda. Diasumsikan bahwa data *ascending* urutan tanpa data ganda akan ditampilkan sebagai berikut  $d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$ . Berdasarkan barisan tersebut, dihitung nilai dari  $average\_dif = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)}{n-1}$ .

**Langkah 2:** Mengambil data angka pertama (data terkecil dalam barisan data terurut naik) ke dalam pengelompokan sekarang. Berdasarkan nilai dari "*average\_diff*", ditentukan apakah data angka mengikuti data pada pengelompokan sekarang pada barisan

data terurut naik dapat diletakkan pada pengelompokan sekarang atau diletakkan pada pengelompokan baru berdasarkan prinsip berikut:

**Prinsip 1:** diasumsikan bahwa saat ini *cluster* adalah *cluster* pertama dan hanya ada satu data  $d_1$  di dalamnya dan menganggap bahwa  $d_2$  adalah data yang berdekatan dengan  $d_1$ . Jika  $d_2 - d_1 \leq average\_dif$ , maka  $d_2$  diletakkan ke dalam pengelompokan sekarang dimana  $d_1$  termasuk. Sebaliknya dibentuk kelompok baru untuk  $d_2$  dan biarkan *cluster* baru yang baru dibangun dimana  $d_2$  termasuk ke dalam *cluster* sekarang.

**Prinsip 2:** diasumsikan bahwa *cluster* yang sekarang bukan yang pertama *cluster* dan hanya ada satu data  $d_j$  di *cluster* saat ini. Diasumsikan bahwa  $d_k$  adalah data yang berdekatan di sebelah  $d_j$  dan menganggap bahwa  $d_i$  adalah data terbesar di *cluster* yang merupakan *antesedencluster* saat ini, akan ditampilkan sebagai berikut:  $\{d_1, \dots\}, \dots, \dots, \{ \dots, d_i \}, \{d_j\}, d_k, \dots, d_n$ . Jika  $d_k - d_j \leq average\_dif$  dan  $d_k - d_j < d_j - d_i$ , maka taruh  $d_k$  ke *cluster* yang saat ini milik  $d_j$ . Jika tidak, hasilkan suatu *cluster* baru untuk  $d_k$  dan biarkan *cluster* yang baru dihasilkan dengan  $d_k$  termasuk menjadi *cluster* saat ini.

**Prinsip 3:** Diasumsikan bahwa *cluster* yang sekarang bukan *cluster* yang pertama dan ada lebih dari satu data di *cluster* saat ini. Diasumsikan bahwa  $d_i$  adalah data terbesar di *cluster* saat ini dan diasumsikan bahwa  $d_j$  adalah data yang berdekatan di sebelah  $d_i$ , yang ditampilkan sebagai berikut:  $\{d_1, \dots\}, \dots, \dots, \{ \dots, d_i \}, d_j, \dots, d_n$ . Jika  $d_j - d_i \leq average\_dif$  dan  $d_j - d_i < cluster\_dif$ , maka  $d_j$  diletakkan dalam *cluster* yang saat ini terdapat  $d_i$ . Jika tidak, hasilkan *cluster* baru untuk  $d_j$  dan biarkan *cluster* baru yang dihasilkan sehingga  $d_j$  termasuk dalam *cluster* saat ini, dimana "*cluster\\_dif*" menunjukkan perbedaan rata-rata jarak antara setiap pasangan data yang berdekatan dalam *cluster* dan nilai dari  $cluster\_dif = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (C_{i+1} - C_i)}{n-1}$ .

Dengan  $C_{1,0}, C_{2,0}, \dots, C_{n,0}$  menggambarkan data dalam *cluster* saat ini.

**Langkah 3:** Berdasarkan hasil pengelompokan yang diperoleh pada Langkah 2, sesuaikan isi dari kelompok ini menurut prinsip berikut:

**Prinsip 1:** Jika sebuah kelompok memiliki lebih dari dua data, maka kita menjaga data terkecil, menjaga data terbesar dan menghapus yang lain.

**Prinsip 2:** Jika sebuah *cluster* memiliki tepat dua data, maka kita tinggalkan (tidak merubah).

**Prinsip 3:** Jika sebuah *cluster* hanya memiliki satu data  $d_q$ , maka kita meletakkan nilai-nilai dari " $d_q - average\_dif$ " dan " $d_q + average\_dif$ " ke dalam *cluster* dan menghapus  $d_q$  dari *cluster* ini. Terlebih lagi, jika situasi berikut terjadi, *cluster* perlu disesuaikan lagi:

- Situasi 1: Jika situasi terjadi di *cluster* pertama, maka kita menghapus nilai dari " $d_q - average\_dif$ " sebagai ganti dari  $d_q$  dari *cluster* ini.
- Situasi 2: Jika situasi terjadi di *cluster* terakhir, maka kita menghapus nilai dari " $d_q + average\_dif$ " sebagai ganti dari  $d_q$  dari *cluster* ini.
- Situasi 3: Jika nilai dari " $d_q - average\_dif$ " lebih kecil dari pada nilai terkecil dalam *cluster* yg terdahulu, maka semua tindakan dalam Prinsip 3 dibatalkan.

**Langkah 4:** Asumsikan bahwa hasil *cluster* yang diperoleh pada Langkah 3 adalah ditampilkan sebagai berikut:  $\{d_1, d_2\}, \{d_3, d_4\}, \{d_5, d_6\}, \dots, \{d_r\}, \{d_s, d_t\}, \dots, \{d_{n-1}, d_n\}$ . Mengubah kelompok ini ke dalam interval yang bersebelahan dengan sub-langkah berikut:

- Langkah 4.1: Merubah *cluster* pertama  $\{d_1, d_2\}$  ke dalam interval  $[d_1, d_2]$ .

- Langkah 4.2: Jika interval saat ini adalah  $[d_1, d_2]$  dan cluster saat ini adalah  $\{d_k, d_l\}$ , maka
  - (1) Jika  $d_j \geq d_k$ , maka  $\{d_k, d_l\}$  dalam cluster saat ini diubah ke dalam interval  $[d_k, d_l]$ . Biarkan  $[d_k, d_l]$  menjadi interval saat ini dan biarkan cluster selanjutnya  $\{d_m, d_n\}$  menjadi cluster saat ini.
  - (2) Jika  $d_j < d_k$ , maka ubahlah  $\{d_k, d_l\}$  ke dalam interval  $[d_k, d_l]$  dan bentuk sebuah interval baru  $[d_j, d_k]$  diantara  $[d_i, d_j]$  dan  $[d_k, d_l]$ . Biarkan  $[d_k, d_l]$  menjadi interval saat ini dan biarkan cluster selanjutnya  $\{d_m, d_n\}$  menjadi cluster saat ini. Jika interval saat ini adalah  $[d_i, d_j]$  dan cluster saat ini adalah  $\{d_k\}$ , kemudian ubahlah interval saat ini  $[d_i, d_j]$  ke dalam  $[d_i, d_k]$ . Biarkan  $[d_i, d_k]$  menjadi interval saat ini dan biarkan cluster selanjutnya menjadi cluster saat ini.
- Langkah 4.3: memeriksa dengan berulang-ulang interval saat ini dan cluster saat ini sampai semua kelompok telah berubah menjadi interval.

**Langkah 5:** Untuk setiap interval yang diperoleh pada langkah 4, bagi masing-masing  $p$  diperoleh interval ke sub-interval, di mana  $p \geq 1$ .

**Tahap 2.** Mengasumsikan bahwa ada  $n$  interval  $u_1, u_2, u_3, \dots, u_n$ , mendefinisikan setiap himpunan Fuzzy  $A_i$ , dimana  $1 \leq i \leq n$ , seperti berikut.

$$A_1 = \{1/u_1, 0,5/u_2, 0/u_3, 0/u_4, \dots, 0/u_{n-1}, 0/u_n\}$$

$$A_2 = \{0,5/u_1, 1/u_2, 0,5/u_3, 0/u_4, \dots, 0/u_{n-1}, 0/u_n\}$$

$$\vdots$$

$$A_n = \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, \dots, 0,5/u_{n-1}, 1/u_n\}$$

**Tahap 3.** Fuzzyfikasi setiap data historis dari data menjadi himpunan fuzzy. Jika ada  $u_1$ , dimana  $1 \leq i \leq n$ , maka data tersebut difuzzyfikasi ke  $A_i$ .

**Tahap 4.** Membuat relasi fuzzy dan kelompok Relasi.

**Tahap 5.** Menghitung nilai peramalan berdasarkan pada kelompok relasi fuzzy dan matrik probabilitas transisi *state* Markovnya. Langkah pertama membuat matrik probabilitas transisi *state*  $R$  dengan menginduksikan informasi probabilitas antar *state* dari kelompok relasi grup fuzzy yang terbentuk, kemudian menghitung nilai peramalannya dengan aturan sebagai berikut.

- Jika kelompok relasi logika fuzzy dari  $A_j$  kosong, maka peramalan  $F(t)$  adalah  $m_j$ , titik tengah interval  $u_j$ .
- Jika kelompok relasi logika fuzzy  $A_i$  adalah satu ke satu ( $A_i \rightarrow A_k$  dengan  $P_{ij} = 0$  dan  $P_{ik} = 1, j \neq k$ ), maka peramalan  $F(t)$  adalah  $m_k$ , titik tengah  $u_k$ , dengan persamaan:  $F(t) = m_k \cdot P_{ik} = m_k$
- Jika kelompok relasi logika fuzzy  $A_j$  adalah satu ke banyak ( $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n$ ) dengan  $j = 1, 2, \dots, n$ , jika kumpulan data  $Y(t-1)$  pada saat  $t-1$  yang berada didalam *state*  $A_j$  maka peramalan  $F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_n P_{jn}$  dimana  $m_1, m_2, \dots, m_n$  adalah titik tengah dari  $u_1, u_2, u_3, \dots, u_n$  dan  $m_j$  disubstitusikan ke  $Y(t-1)$  agar diperoleh informasi dari *state*  $A_j$  saat  $t-1$ .

**Tahap 6.** Menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan dengan mengikuti aturan berikut

- Jika *state*  $A_i$  berkomunikasi dengan  $A_i$ , berawal dari  $A_i$  pada saat  $t-1$  sebagaimana  $F(t-1) = A_i$  dan terjadiperpindahan transisi ke *state*  $A_j$  pada saat  $t, (i < j)$ , maka penyesuaian nilai  $Dt$  ditentukan dengan  $Dt1 = (L/2)$ .
- Jika *state*  $A_i$  berkomunikasi dengan  $A_i$  berawal dari  $A_i$  pada saat  $t-1$  sebagaimana  $F(t-1) = A_i$  dan terjadiperpindahan transisi ke *state*  $A_j$  pada saat  $t, (i > j)$ , maka penyesuaian nilai  $Dt$  ditentukan dengan  $Dt1 = -(L/2)$ .

- Jika state  $A_i$  pada saat  $t-1$  dengan  $F(t-1)=A_i$  dan transisinya majuke state  $A_{i+1}$  pada saat  $t$ ,  $i \leq s \leq n-1$ , maka penyesuaian nilai  $Dt$  ditentukan dengan  $Dt_2 = (L/2)s$ , ( $1 \leq s \leq n-1$ ).
- Jika state  $A_i$  pada saat  $t-1$  dengan  $F(t-1)=A_i$  kemudian transisinya mundur ke state  $A_{i-1}$  pada saat  $t$ ,  $1 \leq v \leq i$ , maka penyesuaian nilai  $Dt$  ditentukan dengan:  $Dt_2 = -(L/2)s$ , ( $1 \leq s \leq i$ ).

**Tahap 7.** Menentukan Hasil peramalan menggunakan persamaan berikut.

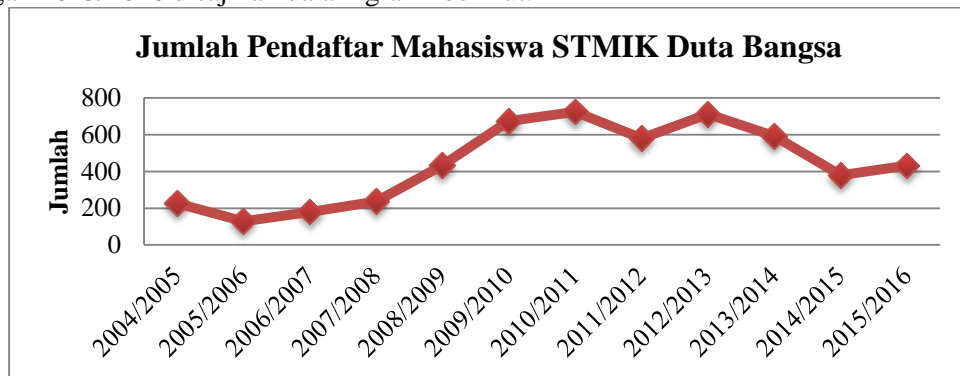
$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2}$$

**Tahap 8.** Menentukan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan persamaan berikut.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{X_t - F_t}{X_t}}{n} \times 100\%$$

### 3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Data jumlah pendaftar STMIK Duta Bangsa mulai tahun ajaran 2004/2005 sampai dengan 2015/2016 disajikan dalam grafik berikut.



Gambar 3.1 Jumlah pendaftar mahasiswa STMIK Duta Bangsa

Peramalan menggunakan metode *automatic clustering and fuzzy logic relationship markov chain* terdiri dari beberapa tahap, diantaranya adalah sebagai berikut.

**Tahap 1.** Menerapkan *Automatic Clustering*

Dalam Tahap melakukan *automatic clustering* langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

- 1) Menyortir data jumlah pendaftar STMIK Duta Bangsa mulai tahun ajaran 2004/2005 sampai dengan 2015/2016 dari data yang paling kecil ke paling besar kemudian dicari rata-rata selisihnya (*average\_diff*) dan diperoleh nilai *average\_diff* nya adalah 54,091.
- 2) Membentuk *cluster-cluster* berdasarkan nilai *average\_diff* dan langkah 2.2 prinsip1, prinsip 2 dan prinsip3 sehingga diperoleh 4 *cluster* sebagai berikut.
 

$cluster\ 1 = \{129, 179, 226, 236\};$	$cluster\ 3 = \{580, 591\};$
$cluster\ 2 = \{379, 431, 434\};$	$cluster\ 4 = \{674, 712, 724\};$
- 3) Berdasarkan hasil langkah ke-2 selanjutnya adalah menyusun kembali *cluster-cluster* tersebut berdasarkan langkah 2.3 prinsip 1, prinsip 2 dan prinsip 3 sehingga diperoleh *cluster-cluster* berikut.
 

$cluster\ 1 = \{129, 236\}$	$cluster\ 3 = \{580, 591\}$
$cluster\ 2 = \{379, 434\}$	$cluster\ 4 = \{674, 724\}$
- 4) Mentransformasikan *cluster-cluster* hasil langkah ke-3 kedalam interval berdasarkan sub langkah 4.1, 4.2 dan 4.3, sehingga diperoleh interval-interval berikut.
 

a. [129; 236)	e. [580; 591)
---------------	---------------

- b. [236; 379)
- c. [379; 434)
- d. [434; 580)
- f. [591; 674)
- g. [674; 724)

5) Membagi setiap interval menjadi  $p$  sub-interval. Semakin besar nilai  $p$  maka semakin akurat hasil peramalannya. Dalam penelitian ini diambil nilai  $p = 2$ , sehingga diperoleh interval baru sekaligus *mid point* nya sebagai berikut.

$$\begin{array}{ll}
 u_1 = [129; 182,5); & m_1 = 155,75 & u_8 = [507; 580); & m_8 = 543,5 \\
 u_2 = [182,5; 236); & m_2 = 209,25 & u_9 = [580; 585,5); & m_9 = 582,75 \\
 u_3 = [236; 307,5); & m_3 = 271,75 & u_{10} = [585,5; 591); & m_{10} = 588,25 \\
 u_4 = [307,5; 379); & m_4 = 343,25 & u_{11} = [591; 632,5); & m_{11} = 611,75 \\
 u_5 = [379; 406,5); & m_5 = 392,75 & u_{12} = [632,5; 674); & m_{12} = 653,25 \\
 u_6 = [406,5; 434); & m_6 = 420,25 & u_{13} = [674; 699); & m_{13} = 686,5 \\
 u_7 = [434; 507); & m_7 = 470,5 & u_{14} = [699; 724); & m_{14} = 711,5
 \end{array}$$

**Tahap 2.** Mengasumsikan bahwa terdapat  $n$  interval  $u_1, u_2, u_3, u_4 \dots u_n$  kemudian mendefinisikan setiap himpunan fuzzy  $A_i$  dimana  $1 \leq i \leq n$ .

Dalam proses fuzzifikasi terdapat 14 interval  $u_1, u_2, u_3, u_4 \dots u_{14}$ , kemudian mendefinisikan setiap himpunan fuzzy  $A_i$  dimana  $1 \leq i \leq 14$ , seperti berikut.

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \{1/u_1, 0,5/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_2 &= \{0,5/u_1, 1/u_2, 0,5/u_3, 0/u_4, 0/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_3 &= \{0/u_1, 0,5/u_2, 1/u_3, 0,5/u_4, 0/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_4 &= \{0/u_1, 0/u_2, 0,5/u_3, 1/u_4, 0,5/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_5 &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0,5/u_4, 1/u_5, 0,5/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_6 &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0,5/u_5, 1/u_6, 0,5/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_7 &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, 0,5/u_6, 1/u_7, 0,5/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 &\vdots \\
 A_{12} &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0,5/u_{11}, 1/u_{12}, 0,5/u_{13}, 0/u_{14}\} \\
 A_{13} &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0,5/u_{12}, 1/u_{13}, 0,5/u_{14}\} \\
 A_{14} &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, 0/u_6, 0/u_7, 0/u_8, 0/u_9, 0/u_{10}, 0/u_{11}, 0/u_{12}, 0,5/u_{13}, 1/u_{14}\}
 \end{aligned}$$

**Tahap 3.** Fuzzifikasi setiap data dalam data historis menjadi himpunan fuzzy.

Data historis pendaftar mahasiswa baru STMIK Duta Bangsa difuzzifikasi dan dapat dilihat hasil fuzzifikasinya dalam Tabel 3.1 berikut.

Tabel 3.1 Fuzzifikasi data historis jumlah pendaftar

Tahun Ajaran	Jumlah pendaftar	Fuzzifikasi	Tahun Ajar	Jumlah pendaftar	Fuzzifikasi
2004/2005	226	$A_2$	2010/2011	724	$A_{14}$
2005/2006	129	$A_1$	2011/2012	580	$A_9$
2006/2007	179	$A_1$	2012/2013	712	$A_{14}$
2007/2008	236	$A_3$	2013/2014	591	$A_{11}$
2008/2009	434	$A_7$	2014/2015	379	$A_5$

2009/2010	674	$A_{13}$	2015/2016	431	$A_6$
-----------	-----	----------	-----------	-----	-------

**Tahap 4.** Membuat Relasi Fuzzy dan kelompok relasi fuzzy

Membuat relasi fuzzy, misalnya relasi fuzzy antara tahun ajaran 2004/2005 dengan 2005/2006 dikonstruksikan menjadi  $A_2 \rightarrow A_1$ , dan seterusnya dimana hasil lengkap dapat dilihat dalam Tabel 3.2 berikut.

Tabel 3.2 Relasi fuzzy

Tahun Ajaran	Fuzzyfikasi	Relasi Fuzzy	Tahun Ajar	Fuzzyfikasi	Relasi fuzzy
2004/2005	$A_2$	$A_2 \rightarrow A_1$	2010/2011	$A_{14}$	$A_{14} \rightarrow A_9$
2005/2006	$A_1$	$A_1 \rightarrow A_1$	2011/2012	$A_9$	$A_9 \rightarrow A_{14}$
2006/2007	$A_1$	$A_1 \rightarrow A_3$	2012/2013	$A_{14}$	$A_{14} \rightarrow A_{11}$
2007/2008	$A_3$	$A_3 \rightarrow A_7$	2013/2014	$A_{11}$	$A_{11} \rightarrow A_5$
2008/2009	$A_7$	$A_7 \rightarrow A_{13}$	2014/2015	$A_5$	$A_5 \rightarrow A_6$
2009/2010	$A_{13}$	$A_{13} \rightarrow A_{14}$	2015/2016	$A_6$	$A_6 \rightarrow \neq$

Relasi fuzzy tersebut kemudian dikelompokkan dimana relasi fuzzy yang sama dimasukkan kedalam kelompok relasi fuzzy yang sama.

Kelompok 1 :  $A_1 \rightarrow A_1; A_3$

Kelompok 2 :  $A_2 \rightarrow A_1$

Kelompok 3 :  $A_3 \rightarrow A_7$

Kelompok 4 :  $A_5 \rightarrow A_6$

Kelompok 5 :  $A_6 \rightarrow \neq$

Kelompok 6 :  $A_7 \rightarrow A_{13}$

Kelompok 7 :  $A_9 \rightarrow A_{14}$

Kelompok 8 :  $A_{11} \rightarrow A_5$

Kelompok 9 :  $A_{13} \rightarrow A_{14}$

Kelompok 10 :  $A_{14} \rightarrow A_9; A_{11}$

**Tahap 5.** Menghitung nilai peramalan berdasarkan pada kelompok relasi fuzzy dan matrik probabilitas transisi *state* Markovnya.

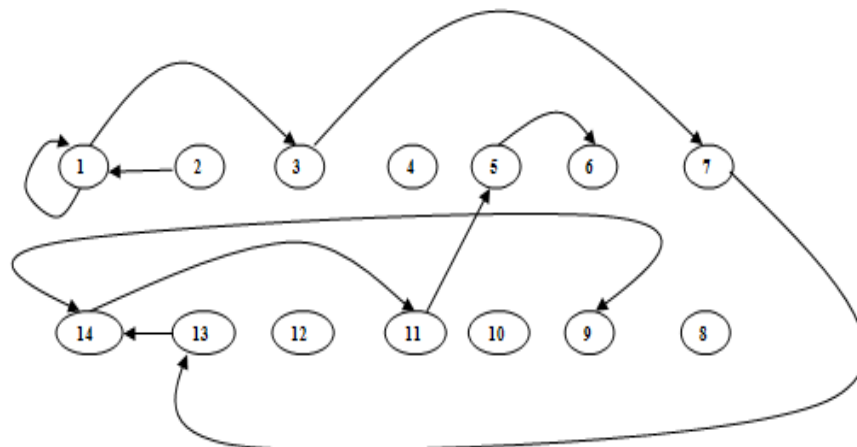
Matriks probabilitas transisi *state* markov dapat digambarkan sebagai berikut.

$$R = \begin{pmatrix} 0,5 & 0 & 0,5 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

Dari matriks probabilitas tersebut dapat dihitung nilai peramalannya yang hasilnya dapat dilihat dalam Tabel 3.3.

**Tahap 6.** Menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan

Hubungan antara *state-state* ditunjukkan sebagaimana Gambar 3.2 berikut.



Gambar 3.2 Rantai Markov transisi peramalan data historis.

Dari Gambar rantai markov transisi peramalan data historis tersebut dengan aturan penyesuaian hasil peramalan diperoleh hasil nilai penyesuaian pada Tabel 3.3. Misalnya dalam menentukan nilai penyesuaian pada tahun ajaran 2005/2006 karena *state* bertransisi dari  $A_2 \rightarrow A_1$  dan *one-to-one* maka nilai penyesuaiannya adalah 0.

**Tahap 7.** Menentukan Hasil peramalan.

Hasil peramalan final misalkan pada tahun ajaran 2005/2006 dihitung dari penjumlahan nilai peramalan dijumlahkan dengan nilai penyesuaiannya sehingga diperoleh hasil 155,75. Hasil perhitungan untuk tahun-tahun ajaran lainnya dapat dilihat dalam Tabel 3.3 berikut.

Tabel 3.3 Hasil peramalan, nilai penyesuaian dan peramalan yang sudah disesuaikan

Tahun Ajaran	Data aktual jumlah pendaftar	Peramalan	Nilai Penyesuaian	Peramalan yang sudah disesuaikan
2004/2005	226	-	-	-
2005/2006	129	155,75	0	155,75
2006/2007	179	213,75	0	213,75
2007/2008	236	213,75	89,25	303
2008/2009	434	470,5	0	470,5
2009/2010	674	686,5	0	686,5
2010/2011	724	711,5	0	711,5
2011/2012	580	597,25	-60	537,25
2012/2013	712	711,5	0	711,5
2013/2014	591	597,25	-49,875	547,375
2014/2015	379	392,75	0	392,75
2015/2016	431	420,25	0	420,25
2016/2017	-	420,25	0	420,25

Dari Tabel 3.3 tersebut dapat dilihat bahwa hasil peramalan jumlah pendaftar STMIK Duta Bangsa tahun ajaran 2016/2017 adalah 420,25  $\approx$  420 pendaftar.

**Tahap 8.** Menghitung nilai MAPE.

Berdasarkan hasil peramalan dalam Tabel 3.3 dapat dihitung nilai MAPE-nya sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{X_t - F_t}{X_t}}{n} \times 100\% = 9,22\%$$

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian diperoleh hasil peramalan jumlah pendaftar calon mahasiswa STMIK Duta Bangsa Surakarta tahun ajaran 2016/2017 sebesar 420 pendaftar dengan eror peramalanya MAPE sebesar 9,22%.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Cheng, C. H., Cheng, G. W., & Wang, J. W. 2008. *Multi-attribute fuzzy time series method based on fuzzy clustering*. Expert Systems with Application. <http://www.e-book.com/>. Diakses tanggal 15 Februari 2015.



- [2] Chen, S. M., Hsu, C. C. 2004. *A New Method to Forecast Enrollments Using Fuzzy Time Series*. Vol.2, No.3, pp.234-244.
- [3] Eko, Haryono. 2013. Kajian model Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain dalam memprediksi data historis jumlah kecelakaan lalu lintas di kota Malang. *Jurnal Sains Dasar*. Vol.1, No.2, pp.63-71.
- [4] Hernasary, Yunita. 2011. *Metode Time Invariant Fuzzy Time Series Untuk Peramalan pendaftaran Calon Mahasiswa* (online). <http://respository.usu.ac.id/handle/123456789/22851>. diakses 2 Februari 2015.
- [5] Rihanimi. 2010. *Peramalan Jumlah Mahasiswa Pendaftar PMDK Jurusan Matematika Menggunakan Metode Automatic Clustering Dan Relasi Logika Fuzzy*. Skripsi. Institute Teknologi Surabaya.
- [6] Rumondang, M. S. 2014. *Peramalan Jumlah Mahasiswa Pendaftar Jurusan Matematika menggunakan Metode Automatic Clustering Dan Relasi Logika*. Skripsi. Universitas Negeri Medan.
- [7] Song, Q., & Chissom, B. S. 1993. Fuzzy time series and its model. *An International Journal of Fuzzy Sets and Systems*, 54(3), 269–277.
- [8] Song, Q., & Chissom, B. S. 1993a. Fuzzy time series and its model. *An International Journal of Fuzzy Sets and Systems*. Vol. 3, No. 54, Pp. 269–277.
- [9] Song, Q., & Chissom, B. S. 1993b. Forecasting enrollments with fuzzy time series Part I. *An International Journal of Fuzzy Sets and Systems*. Vol. 1, No. 54, pp. 1–9.
- [10] Tsaur, Reuy Chyn. 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*. Vol. 8, No. 7(B), pp. 4931-4942