

Kajian model *Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain* dalam memprediksi data historis jumlah kecelakaan lalu lintas di kota Malang

(Study of the Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain model to predict historical data of the number of traffic accidents in Malang city)

Eko Haryono, Agus Widodo, Sobri Abusini

Program Pascasarjana Matematika, Universitas Brawijaya,
Malang, Jl. Veteran No.1 Malang, Indonesia
dan email: Cr07_slopengbeach@yahoo.com

Abstrak

Penelitian ini mengembangkan model peramalan *fuzzy time series* dengan pembentukan *automatic clustering* dan proses peramalan akhir menggunakan konsep rantai Markov. Model tersebut digunakan untuk memprediksi jumlah kecelakaan lalu lintas di kota Malang di masa mendatang. Sedangkan model pembandingan yang digunakan yaitu *fuzzy time series* biasa. Untuk mengetahui seberapa akurat model yang dikembangkan, digunakan MAPE (*Mean Average Percentage Error*). Hasil penelitian yang diperoleh, model yang dikembangkan yaitu *automatic clustering-fuzzy time series-Markov chain* menghasilkan tingkat akurasi peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan *fuzzy time series* biasa. Model yang dikembangkan menghasilkan MAPE sebesar 14,51%, sedangkan model pembandingan diperoleh MAPE sebesar 24,25.

Kata kunci: *automatic clustering, fuzzy time series, Markov chains, kecelakaan lalu lintas*

Abstract

In this study, develop fuzzy time series forecasting model with automatic clustering and the concept of Markov chain. The model was used to predict the amount of traffic accidents in the city of Malang. While the comparison models used are ordinary fuzzy time series. To find out how accurate the models are developed, is used MAPE (Mean Average Percentage Error) in measuring the level of accuracy in both models. The results obtained, the developed models produces a better accuracy rate. Where the developed models produce MAPE 14,51%, and the comparable models obtained MAPE 24.25%. This shows that the percentage of error developed models is less than the comparable models.

Keyword: *automatic clustering, fuzzy time series, Markov chains, traffic accidents*

Pendahuluan

Perkembangan mengenai teori *fuzzy* terhadap data *time series*, berawal dari karya Song dan Chissom [1] edisi pertamanya, yang membahas peramalan pendaftaran dengan metode *fuzzy time series*. Kemudian ada Chen dan Hsu [2] yang membahas hal

yang serupa. Chen, Wang, dan Pan [3] meneliti mengenai *Automatic Clustering* dan Relasi Logika *Fuzzy* dalam meramalkan pendaftaran, dimana proses pembentukan klasternya sangat baik sehingga proses peramalannya lebih akurat. Kemudian Kurniawan [4] dan Rahamini [5]

mengadaptasinya dengan tema pembahasan yang serupa.

Di sisi yang lain, penelitian terbaru mengenai *fuzzy time series* yaitu penelitian dari Tsaur [6], yang meneliti tentang peramalan *rate* mata uang Taiwan dengan dolar Amerika menggunakan model *fuzzy time series* yang dikombinasikan dengan rantai Markov. Hasil penelitian tersebut lebih akurat dari pada Arima-Garch.

Berdasarkan perkembangan teori peramalan tersebut, penelitian ini menggabungkan model Song dan Chissom tentang *fuzzy time series*, Chen, Wang, dan Pan yang mempunyai kelebihan dalam pembentukan klaster dan interval, dan Tsaur yang proses *finishing* peramalannya menggunakan rantai Markov dan hasilnya lebih baik. Pengembangan teori pada penelitian ini akan diaplikasikan pada data kecelakaan lalu lintas di kota Malang.

Metode Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah metode kuantitatif. Data yang digunakan berupa data sekunder kecelakaan lalu lintas yang diambil dari Polres Kota Malang. Data kecelakaan lalu lintas yang dijadikan penelitian berupa data perbulan dalam interval waktu Januari 2010 hingga Maret 2013.

Automatic Clustering

Menurut Chen, Wan, dan Pan, ada lima langkah dalam algoritma *automatic clustering*, yaitu sebagai berikut:

1. Menyortir data secara berurutan dari yang terkecil ke terbesar yang memiliki *n* data berbeda dan tidak ada data yang sama.
2. Membentuk klaster-klaster berdasarkan beberapa prinsip.
3. Menyesuaikan klaster-klaster.
4. Berdasarkan klaster-klaster yang diperoleh, dibentuk beberapa interval.
5. Untuk setiap interval yang diperoleh pada langkah 4, bagilah setiap interval menjadi *p* sub-interval, dimana $p \geq 1$.

Fuzzy Time Series

Menurut Song dan Chissom [1], Adela [7], konsep dasar dari *fuzzy time series* adalah sebagaimana definisi berikut ini.

Didefinisikan *U* sebagai semesta pembicaraan dengan $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$, sebuah himpunan *fuzzy* $A_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ didefinisikan sebagai berikut:

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/(u_1) + f_{A_i}(u_2)/(u_2) + \dots + f_{A_i}(u_n)/(u_n),$$

dengan f_A merupakan fungsi keanggotaan dari himpunan *fuzzy* A_i , u_k merupakan anggota himpunan *fuzzy* A_i dan $f_{A_i}(u_k)$ merupakan derajat keanggotaan u_k di dalam A_i , $k = 1, 2, \dots, n$.

Definisi 2.2.1: Misalkan $Y(t) (t = 1, 2, \dots, n)$, sebuah himpunan bagian dari *R* yang didefinisikan sebagai himpunan *fuzzy* A_i . Jika $F(t)$ terdiri dari $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$, $F(t)$ didefinisikan sebagai *fuzzy time series* pada $Y(t) (t = 1, 2, \dots, n)$.

Definisi 2.2.2: Misalkan $F(t)$ disebabkan oleh $F(t-1)$, maka relasi orde pertama $F(t)$ bisa dituliskan sebagai $F(t) = F(t-1) \circ R(t, t-1)$, dimana $R(t, t-1)$ merupakan relasi matrik untuk menunjukkan relasi *fuzzy* antara $F(t-1)$ dan $F(t)$, dan " \circ " merupakan operator maksimum-minimum.

Misalkan relasi antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ dinotasikan dengan $F(t-1) \rightarrow F(t) (t = 1, 2, \dots, n)$, maka relasi logika *fuzzy* antara $F(t)$ dan $F(t-1)$ didefinisikan sebagaimana berikut:

Definisi 2.2.3: Misalkan $F(t) = A_i$ disebabkan $F(t-1) = A_j$, maka relasi logika *fuzzy* didefinisikan sebagai $A_i \rightarrow A_j$. Jika ada relasi logika *fuzzy* yang memuat state A_2 , kemudian transisinya menuju ke state yang lain misal $A_j, j = 1, 2, \dots, n$, seperti $A_2 \rightarrow A_3, A_2 \rightarrow A_2, A_2 \rightarrow A_1$; dengan demikian relasi logika *fuzzy* dikelompokkan menjadi relasi logika *fuzzy* kelompok seperti berikut:

$$A_2 \rightarrow A_1, A_2, A_3.$$

Rantai Markov

Ross [8] mengilustrasikan konsep rantai Markov dengan menganggap $\{X_n, n = 0, 1, 2, \dots\}$ sebagai suatu proses stokastik berhingga atau nilai peluangnya yang dapat dihitung. Himpunan nilai peluang dari proses ini

dinotasikan dengan himpunan integer positif $\{0,1, 2,\dots\}$. Jika $X_n = i$, maka proses ini terjadi di i pada saat n . Dengan menganggap bahwa kapanpun proses ini terjadi di state i , terdapat sebuah titik peluang P_{ij} yang akan berpindah ke state j . Dengan demikian bisa dituliskan:

$$P\{X_{n+1} = j | X_n = i, X_{n-1} = i_{n-1}, \dots, X_1 = i_1, X_0 = i_0\} = P_{ij}$$

untuk semua state $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i, j, n \geq 0$. Proses yang seperti itu disebut rantai Markov. Persamaan tersebut diinterpretasikan dalam rantai markov sebagai distribusi bersyarat dari state yang akan datang X_{n+1} yang diperoleh dari state sebelumnya X_0, X_1, \dots, X_{n-1} dan state yang sekarang X_n , dan tidak bergantung pada state sebelumnya tapi bergantung pada state yang sekarang. Nilai P_{ij} mewakili peluang proses transisi dari i ke j . Karena nilai peluang selalu positif dan proses transisi berpindah, maka:

$$P_{ij} \geq 0, \quad i, j \geq 0; \quad \sum_{j=1}^{\infty} P_{ij} = 1, \quad i = 0, 1, \dots$$

Misal P merupakan matrik peluang transisi P_{ij} , maka dapat dinotasikan:

$$P = \begin{bmatrix} P_{00} & P_{01} & P_{02} & \dots \\ P_{10} & P_{11} & P_{12} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{i0} & P_{i1} & P_{i2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}$$

Algoritma Model Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain

Berdasarkan teori (2), (3), dan (6) maka langkah-langkahnya algoritmanya adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan *automatic clustering* pada data historis ke suatu interval dan menghitung nilai tengah dari masing-masing interval .
2. Mengasumsikan bahwa ada n interval $u_1, u_2, u_3, u_4, \dots, u_n$, kemudian mendefinisikan setiap himpunan fuzzy A_i , dimana $1 \leq i \leq n$, seperti berikut:

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

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

$$A_3 = \{0/u_1, 0,5/u_2, 1/u_3, 0,5/u_4, \dots, 0/u_{n-1}, 0/u_n\}$$

$$\vdots$$

$$\vdots$$

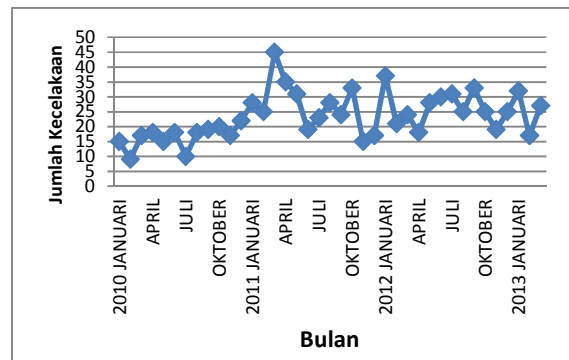
$$A_n = \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, \dots, 0,5/u_{n-1}, 1/u_n\}$$

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 .
4. Membuat relasi logika fuzzy dari data historis pada langkah 3.
5. Menghitung nilai peramalan, untuk data *time series*, digunakan relasi logika fuzzy kelompok, yang bisa diinduksi informasi probabilitas untuk state selanjutnya.
6. Menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan.
7. Hasil peramalan.

Hasil dan Diskusi

Deskripsi Data

Data yang didapatkan dari Satuan Lalu Lintas Polres Kota Malang dalam interval waktu Januari 2010 hingga Maret 2013 disajikan dalam bentuk Grafik 1. Data tersebut kemudian digunakan dalam model peramalan yang dikembangkan dalam



penelitian ini:
Grafik 1. Grafik data historis kecelakaan lalu kecelakaan lalu lintas di kota Malang.

Jumlah kecelakaan terbanyak terjadi pada bulan Maret 2011 sebanyak 45, dan jumlah kecelakaan paling sedikit pada bulan Februari 2010 sebanyak 9 kecelakaan. Beberapa data terlihat ada yang sama yaitu: 15, 17, 18, 19, 24, 25, 28, 31, dan 33. Data yang sama tersebut akan dituliskan satu data saja pada proses klusterisasi dan intervalisasi.

Aplikasi Algoritma Model Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain

Aplikasi model peramalan yang dikembangkan mengikuti beberapa tahapan. Tahapan yang pertama adalah menerapkan *automatic clustering* sebagaimana berikut:

1. Menyortir data secara berurutan dari yang terkecil ke terbesar yang memiliki n data berbeda dan tidak ada data yang sama sebagaimana berikut:

$d_1, d_2, d_3, \dots, d_n$.
 9, 10, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23,
 24, 25, 27, 28, 30, 31, 32, 33, 35, 37,
 45.

Kemudian menghitung nilai "average diff":

$$\begin{aligned} \text{Average_diff} &= \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)}{n-1} \\ &= \{ (10 - 9) + (15 - 10) + (17 - 15) + \\ & (18 - 17) + (19 - 18) + (20 - 19) + \\ & (21 - 20) + (22 - 21) + (23 - 22) + \\ & (24 - 23) + (25 - 24) + (27 - 25) + \\ & (28 - 27) + (30 - 28) + (31 - 30) + \\ & (32 - 31) + (33 - 32) + (35 - 33) + \\ & (37 - 35) + (45 - 37) \} / 20 \\ &= (1 + 5 + 2 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + \\ & 1 + 2 + 1 + 2 + 1 + 1 + 1 + 1 + 2 + 2 + \\ & 8) / 20 \\ &= 36 / 20 \\ &= 1,8 \end{aligned}$$

2. Membentuk klaster-klaster berdasarkan nilai "average diff" dan prinsip 2.1, prinsip 2.2, dan prinsip 2.3 sebagaimana di bawah ini:
 {9, 10}, {15}, {17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25}, {27, 28}, {30, 31, 32, 33}, {35}, {37}, {45}.
3. Berdasarkan hasil pada langkah ke-2, selanjutnya adalah menyesuaikan kembali interval-interval:

{9 - 10}, {13,2 - 16,8}, {17 - 25}, {27 - 28}, {30 - 33}, {33,2 - 36,8}, {37}, {43,2 - 45}.

4. Mentransformasikan klaster-klaster pada langkah 3 ke dalam interval berdasarkan sub-langkah 2.1, 2.2, 2.3:

$$\begin{aligned} u_1 &= [9 - 10) & u_8 &= [28 - 30) \\ u_2 &= [10 - 13,2) & u_9 &= [30 - 33) \\ u_3 &= [13,2 - 16,8) & u_{10} &= [33 - 33,2) \\ u_4 &= [16,8 - 17) & u_{11} &= [33,2 - 37) \\ u_5 &= [17 - 25) & u_{12} &= [37 - 43,2) \\ u_6 &= [25 - 27) & u_{13} &= [43,2 - 45) \\ u_7 &= [27 - 28) \end{aligned}$$

5. Membagi setiap interval menjadi p sub-interval, diambil $p=1$.

$$\begin{aligned} u_1 &= [9 - 10) & u_8 &= [28 - 30) \\ u_2 &= [10 - 13,2) & u_9 &= [30 - 33) \\ u_3 &= [13,2 - 16,8) & u_{10} &= [33 - 33,2) \\ u_4 &= [16,8 - 17) & u_{11} &= [33,2 - 37) \\ u_5 &= [17 - 25) & u_{12} &= [37 - 43,2) \\ u_6 &= [25 - 27) & u_{13} &= [43,2 - 45) \\ u_7 &= [27 - 28) \end{aligned}$$

dengan *mid point* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} m_1 &= 9,5 & m_8 &= 29 \\ m_2 &= 11,6 & m_9 &= 31,5 \\ m_3 &= 15 & m_{10} &= 32,6 \\ m_4 &= 16,9 & m_{11} &= 34,6 \\ m_5 &= 21 & m_{12} &= 40,1 \\ m_6 &= 26 & m_{13} &= 44,1 \\ m_7 &= 27,5 \end{aligned}$$

Tahapan kedua adalah fuzzifikasi dengan mengasumsikan bahwa ada n interval $u_1, u_2, u_3, u_4, \dots, u_n$, kemudian mendefinisikan setiap himpunan fuzzy A_i , dimana $1 \leq i \leq n$, seperti berikut:

$$\begin{aligned} A_1 &= \{ 1/u_1, 0,5/u_2, 0/u_3, 0/u_4, \dots, 0/u_{12}, 0/u_{13} \} \\ A_2 &= \{ 0,5/u_1, 1/u_2, 0,5/u_3, 0/u_4, \dots, 0/u_{12}, 0/u_{13} \} \\ A_3 &= \{ 0/u_1, 0,5/u_2, 1/u_3, 0,5/u_4, \dots, 0/u_{12}, 0/u_{13} \} \end{aligned}$$

$$A_{13} = \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, \dots, 0,5/u_{12}, 1/u_{13}\}$$

Tahapan *ketiga*, berdasarkan himpunan *fuzzy* pada tahapan *kedua*, maka data historis kecelakaan lalu lintas di kota Malang bisa difuzzifikasi sebagaimana Tabel 1. Sebagai ilustrasi contoh, misal data historis pada bulan Januari 2010 yaitu 15, karena 15 termasuk dalam interval u_3 , maka difuzzifikasi menjadi A_3 . Data pada bulan Februari 2010 adalah 9, maka difuzzifikasi menjadi A_1 .

Tahapan *keempat*, membuat relasi *fuzzy*. Misal, antara bulan Januari dan bulan Februari 2010, relasi *fuzzy*-nya bisa dikonstruksi menjadi " $A_3 \rightarrow A_1$ ", dengan A_3 sebagai state saat ini, dan A_1 sebagai state selanjutnya. Relasi *fuzzy* tersebut, kemudian dikelompokkan, dimana relasi relasi *fuzzy* yang sama dimasukkan kedalam kelompok relasi *fuzzy* yang sama seperti pada Tabel 2.

Tabel 1. Tabel fuzzifikasi data historis kecelakaan lalu lintas

| Bulan/Tahun | Data | Fuz zifikasi | Bulan/Tahun | Data | Fuz zifikasi |
|-------------|------|--------------|-------------|------|--------------|
| 2010 | | | SEPTEMBER | 24 | A_5 |
| JANUARI | 15 | A_3 | OKTOBER | 33 | A_{10} |
| PEBRUARI | 9 | A_1 | NOPEMBER | 15 | A_3 |
| MARET | 17 | A_5 | DESEMBER | 17 | A_5 |
| APRIL | 18 | A_5 | 2012 | 37 | A_{12} |
| MEI | 15 | A_3 | JANUARI | 21 | A_5 |
| JUNI | 18 | A_5 | PEBRUARI | 24 | A_5 |
| JULI | 10 | A_2 | MARET | 18 | A_5 |
| AGUSTUS | 18 | A_5 | APRIL | 28 | A_8 |
| SEPTEMBER | 19 | A_5 | MEI | 30 | A_9 |
| OKTOBER | 20 | A_5 | JUNI | 31 | A_9 |
| NOPEMBER | 17 | A_5 | JULI | 25 | A_6 |
| DESEMBER | 22 | A_5 | AGUSTUS | 33 | A_{10} |
| 2011 | | | SEPTEMBER | 25 | A_6 |
| JANUARI | 28 | A_8 | OKTOBER | 19 | A_5 |
| PEBRUARI | 25 | A_6 | NOPEMBER | 25 | A_6 |
| MARET | 45 | A_{13} | DESEMBER | 32 | A_9 |
| APRIL | 35 | A_{11} | 2013 | 17 | A_5 |
| MEI | 31 | A_9 | JANUARI | 27 | A_7 |
| JUNI | 19 | A_5 | PEBRUARI | | |
| JULI | 23 | A_5 | MARET | | |
| AGUSTUS | 28 | A_8 | | | |

Tabel 2. Tabel relasi fuzzy dan grup relasi fuzzy

| Relasi Fuzzy | Relasi Fuzzy | Grup Relasi fuzzy |
|-----------------------------|--------------------------|--|
| $A_3 \rightarrow A_1$ | $A_5 \rightarrow A_{10}$ | $A_1 \rightarrow A_5$ $A_2 \rightarrow A_5$ $A_3 \rightarrow A_1, A_5$ (2) $A_5 \rightarrow A_2, A_3, A_5$ (8), A_6, A_7, A_8 (3), A_{10}, A_{12} $A_6 \rightarrow A_5, A_9, A_{10}, A_{13}$ $A_8 \rightarrow A_5, A_6, A_9$ $A_9 \rightarrow A_5$ (2), A_6, A_9 $A_{10} \rightarrow A_3, A_6$ $A_{11} \rightarrow A_9$ $A_{12} \rightarrow A_5$ $A_{13} \rightarrow A_{11}$ |
| $A_1 \rightarrow A_5$ | $A_{10} \rightarrow A_3$ | |
| $A_5 \rightarrow A_5$ | $A_3 \rightarrow A_5$ | |
| $A_5 \rightarrow A_3$ | $A_5 \rightarrow A_{12}$ | |
| $A_3 \rightarrow A_5$ | $A_{12} \rightarrow A_5$ | |
| $A_5 \rightarrow A_2$ | $A_5 \rightarrow A_5$ | |
| $A_2 \rightarrow A_5$ | $A_5 \rightarrow A_5$ | |
| $A_5 \rightarrow A_5$ | $A_5 \rightarrow A_8$ | |
| $A_5 \rightarrow A_5$ | $A_8 \rightarrow A_9$ | |
| $A_5 \rightarrow A_5$ | $A_9 \rightarrow A_9$ | |
| $A_5 \rightarrow A_5$ | $A_9 \rightarrow A_9$ | |
| $A_5 \rightarrow A_8$ | $A_9 \rightarrow A_6$ | |
| $A_8 \rightarrow A_6$ | $A_6 \rightarrow A_{10}$ | |
| $A_6 \rightarrow A_{13}$ | $A_{10} \rightarrow A_6$ | |
| $A_{13} \rightarrow A_{11}$ | $A_6 \rightarrow A_5$ | |
| $A_{11} \rightarrow A_9$ | $A_6 \rightarrow A_6$ | |
| $A_9 \rightarrow A_5$ | $A_6 \rightarrow A_9$ | |
| $A_5 \rightarrow A_5$ | $A_9 \rightarrow A_5$ | |
| $A_5 \rightarrow A_8$ | $A_5 \rightarrow A_7$ | |
| $A_8 \rightarrow A_5$ | | |

Tahapan *kelima*, menghitung nilai peramalan dengan berdasarkan pada grup relasi *fuzzy* serta matrik probabilitas transisi state Markovnya. Pada proses perhitungan peramalan dibutuhkan informasi data sebelumnya, maka proses peramalan dimulai pada bulan Februari 2010 (bukan dimulai pada Januari 2010). Misalkan peramalan untuk bulan Februari, proses perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + Y(t-1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jn}$$

$$= m_1 P_{31} + m_5 P_{35}$$

$$= (9,5)/3 + (21)2/3 = 17,1$$

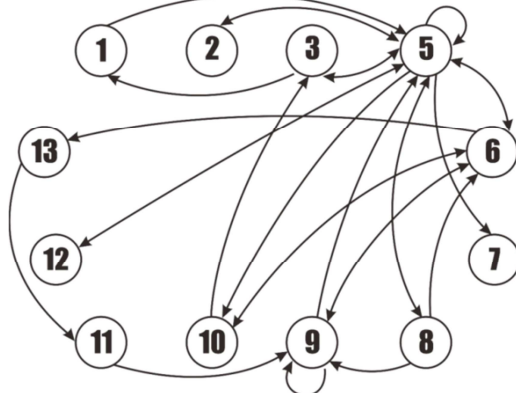
Baris pertama merupakan rumus perhitungan peramalan secara umum, sedangkan untuk baris kedua didapatkan berdasarkan matrik probabilitas transisi Markov, dimana state A_3 selain berpindah ke A_1 juga berpindah ke A_5 . Probabilitas perpindahan state A_3 ke A_1 sebesar 1/3 dan probabilitas perpindahan state A_3 ke A_5 sebesar 2/3. Sedangkan m_1 dan m_5 berturut turut adalah 9,5 dan 21, sehingga peramalannya dihasilkan 17,1. Untuk proses peramalan bulan-bulan yang lainnya hampir analog. Adapun hasil peramalan secara keseluruhan sebagaimana Tabel 3.

Tabel 3. Tabel hasil perhitungan peramalan

| Bulan/Tahun | Data | Peramalan | Bulan/Tahun | Data | Peramalan |
|-------------|------|-----------|-------------|------|-----------|
| 2010 | | | SEPTEMBER | 24 | 26,1 |
| JANUARI | 15 | | OKTOBER | 33 | 25,04 |
| PEBRUARI | 9 | 17,1 | NOPEMBER | 15 | 20,5 |
| MARET | 17 | 21 | DESEMBER | 17 | 17,16 |
| APRIL | 18 | 21,73 | 2012 | | |
| MEI | 15 | 22,2 | JANUARI | 37 | 21,73 |
| JUNI | 18 | 17,1 | PEBRUARI | 21 | 21 |
| JULI | 10 | 22,2 | MARET | 24 | 23,61 |
| AGUSTUS | 18 | 21 | APRIL | 18 | 25,04 |
| SEPTEMBER | 19 | 22,2 | MEI | 28 | 22,2 |
| OKTOBER | 20 | 22,67 | JUNI | 30 | 26,1 |
| NOPEMBER | 17 | 23,14 | JULI | 31 | 24,5 |
| DESEMBER | 22 | 21,73 | AGUSTUS | 25 | 24,75 |
| 2011 | | | SEPTEMBER | 33 | 30,9 |
| JANUARI | 28 | 24,08 | OKTOBER | 25 | 20,5 |
| PEBRUARI | 25 | 26,1 | NOPEMBER | 19 | 30,9 |
| MARET | 45 | 30,9 | DESEMBER | 25 | 22,67 |
| APRIL | 35 | 34,6 | 2013 | | |
| MEI | 31 | 31,9 | JANUARI | 32 | 30,9 |
| JUNI | 19 | 24,75 | PEBRUARI | 17 | 25 |
| JULI | 23 | 22,63 | MARET | 27 | 21,73 |
| AGUSTUS | 28 | 24,25 | | | |

Tahapan *keenam* adalah menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan. Hubungan antara state-state ditunjukkan sebagaimana Gambar 1.

Tanda panah satu arah menandakan state bertransisi dari asal pangkal panah ke ujung panah, misal state 1 bertransisi ke state 5 tidak berlaku sebaliknya



Gambar 1. Rantai Markov transisi peramalan data historis.

Sedangkan tanda panah dua arah, menunjukkan antar state saling berkomunikasi seperti state 2 dan 5. Misal untuk bulan Februari 2010, karena state bertransisi dua langkah mundur

dari A_3 ke A_1 maka nilai penyesuaiannya sebagai berikut:

$$L = (1 + 3,2 + 3,6)/3 = 2,6$$

Penyesuaian nilai peramalan untuk bulan-bulan yang lainnya sebagaimana Tabel 4 pada kolom ke-4 dan ke-9. Terakhir, langkah *ketujuh* adalah menjumlahkan/mengurangi hasil peramalan dengan nilai penyesuaian peramalan. Pada kasus di atas, nilai penyesuaian $L = 2,6$, karena state bergerak mundur, maka berdasarkan aturan langkah 7 Bab II (F) perhitungan langkah *ketujuh* adalah $F'(t) = F(t) - (\frac{L}{2})2 = 17,1 - 2,6 = 14,5$. Secara keseluruhan hasil peramalan akhir ditunjukkan Tabel 4 kolom ke 5 dan 10.

Tabel 4 Penyesuaian dan hasil nilai peramalan.

| Thn/Bln | Data | Peramalan | Penyesuaian | Hasil | Tahun/Bulan | Data | Peramalan | Penyesuaian | Hasil |
|-------------|------|-----------|-------------|-------|-------------|------|-----------|-------------|-------|
| 2010 | | | | | 9 | 24 | 26,1 | -4,875 | 21,22 |
| 1 | 15 | | | | 10 | 33 | 25,04 | +8,1 | 33,14 |
| 2 | 9 | 17,1 | -2,6 | 14,5 | 11 | 15 | 20,5 | -8,75 | 11,75 |
| 3 | 17 | 21 | | 21 | 12 | 17 | 17,16 | +3,93 | 21,09 |
| 4 | 18 | 21,73 | | 21,73 | 2012 | | | | |
| 5 | 15 | 22,2 | -5,89 | 16,31 | 1 | 37 | 21,73 | +13,08 | 34,81 |
| 6 | 18 | 17,1 | +3,93 | 21,03 | 2 | 21 | 21 | | 21 |
| 7 | 10 | 22,2 | -7,5 | 14,7 | 3 | 24 | 23,61 | | 23,61 |
| 8 | 18 | 21 | | 21 | 4 | 18 | 25,04 | | 25,04 |
| 9 | 19 | 22,2 | | 22,2 | 5 | 28 | 22,2 | +6,5 | 28,7 |
| 10 | 20 | 22,67 | | 22,67 | 6 | 30 | 26,1 | +1,25 | 27,35 |
| 11 | 17 | 23,14 | | 23,14 | 7 | 31 | 24,5 | | 24,5 |
| 12 | 22 | 21,73 | | 21,73 | 8 | 25 | 24,75 | -4 | 20,75 |
| 2011 | | | | | 9 | 33 | 30,9 | +3,28 | 34,18 |
| 1 | 28 | 24,08 | +6,5 | 30,58 | 10 | 25 | 20,5 | -3,28 | 17,22 |
| 2 | 25 | 26,1 | -1,6 | 24,5 | 11 | 19 | 30,9 | -2,5 | 28,4 |
| 3 | 45 | 30,9 | +8,75 | 39,65 | 12 | 25 | 22,67 | +5 | 27,67 |
| 4 | 35 | 34,6 | | 34,6 | 2013 | | | | |
| 5 | 31 | 31,9 | | 31,9 | 1 | 32 | 30,9 | +1 | 31,9 |
| 6 | 19 | 24,75 | -8 | 16,75 | 2 | 17 | 25 | -8 | 17 |
| 7 | 23 | 22,63 | | 22,63 | 3 | 27 | 21,73 | +5,4 | 27,13 |
| 8 | 28 | 24,25 | 6,5 | 30,75 | | | | | |

Aplikasi Algoritma Fuzzy Time Series

Sebagai pembanding dari model yang dikembangkan, model *fuzzy time series* digunakan dalam meramalkan jumlah kecelakaan lalu lintas di Kota Malang. Tahapan *pertama* dalam model tersebut adalah menentukan semesta pembicaraan *U* untuk data historis, data terkecil D_{min} dan terbesar D_{max} . Pada data D_{max} dan D_{min} ditentukanlah semesta *U* sebagai $[D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]$ dengan D_1 dan D_2 merupakan bilangan positif yang tepat. Dari data historis didapatkan $D_{min} = 9$, $D_{max} = 45$, $D_1 = 4$, $D_2 = 5$ dan $U = [5,50]$.

Tahapan *kedua* adalah membuat partisi dari semesta pembicaraan *U* menjadi beberapa interval dan menghitung nilai tengahnya sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 u_1 &= [5,10] & u_4 &= [20,25] & u_7 &= [35,40] \\
 u_2 &= [10,15] & u_5 &= [25,30] & u_8 &= [40,45] \\
 u_3 &= [15,20] & u_6 &= [30,35] & u_9 &= [45,50] \\
 m_1 &= 7,5 & m_4 &= 22,5 & m_7 &= 37,5 \\
 m_2 &= 12,5 & m_5 &= 27,5 & m_8 &= 42,5 \\
 m_3 &= 17,5 & m_6 &= 32,5 & m_9 &= 47,5
 \end{aligned}$$

Tahapan *ketiga* adalah menentukan himpunan fuzzy A_1, A_2, \dots, A_9 seperti di bawah ini:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \{1/u_1, 0,5/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, \dots, 0/u_8, 0/u_9\} \\
 A_2 &= \{0,5/u_1, 1/u_2, 0,5/u_3, 0/u_4, 0/u_5, \dots, 0/u_8, 0/u_9\} \\
 &\vdots \\
 A_9 &= \{0/u_1, 0/u_2, 0/u_3, 0/u_4, 0/u_5, \dots, 0,5/u_8, 1/u_9\}
 \end{aligned}$$

Tahapan *keempat* adalah fuzzifikasi data historis. Jika kumpulan data time series termasuk dalam interval u_i , maka difuzzifikasi menjadi himpunan fuzzy A_i sebagaimana tabel berikut:

Tabel 5. Tabel fuzzifikasi data kecelakaan lalu lintas

| Bulan/Tahun | Data | Fuzzi | Bulan/Tahun | Data | Fuzz i |
|-------------|------|-------|-------------|------|--------|
| 2010 | | | SEPTEMBER | 24 | A_4 |
| JANUARI | 15 | A_3 | OKTOBER | 33 | A_6 |
| PEBRUARI | 9 | A_1 | NOPEMBER | 15 | A_3 |
| MARET | 17 | A_3 | DESEMBER | 17 | A_3 |
| APRIL | 18 | A_3 | 2012 | | |
| MEI | 15 | A_3 | JANUARI | 37 | A_7 |
| JUNI | 18 | A_3 | PEBRUARI | 21 | A_4 |
| JULI | 10 | A_2 | MARET | 24 | A_4 |
| AGUSTUS | 18 | A_3 | APRIL | 18 | A_3 |
| SEPTEMBER | 19 | A_3 | MEI | 28 | A_5 |
| OKTOBER | 20 | A_4 | JUNI | 30 | A_6 |
| NOPEMBER | 17 | A_3 | JULI | 31 | A_6 |
| DESEMBER | 22 | A_4 | AGUSTUS | 25 | A_5 |
| 2011 | | | SEPTEMBER | 33 | A_6 |
| JANUARI | 28 | A_5 | OKTOBER | 25 | A_5 |
| PEBRUARI | 25 | A_5 | NOPEMBER | 19 | A_3 |
| MARET | 45 | A_9 | DESEMBER | 25 | A_5 |
| APRIL | 35 | A_7 | 2013 | | |
| MEI | 31 | A_6 | JANUARI | 32 | A_6 |
| JUNI | 19 | A_3 | PEBRUARI | 17 | A_3 |
| JULI | 23 | A_4 | MARET | 27 | A_5 |
| AGUSTUS | 28 | A_5 | | | |

Tahapan *kelima* adalah menentukan grup relasi *fuzzy* sebagai mana Tabel 6. berikut:

Tabel 6. Tabel grup relasi fuzzy.

| Grup Relasi fuzzy |
|--|
| $A_1 \rightarrow A_3$ |
| $A_2 \rightarrow A_3$ |
| $A_3 \rightarrow A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_7$ |
| $A_4 \rightarrow A_3, A_5, A_6$ |
| $A_5 \rightarrow A_3, A_5, A_6$ |
| $A_6 \rightarrow A_3, A_5$ |
| $A_7 \rightarrow A_4, A_6$ |
| $A_9 \rightarrow A_7$ |

Tahapan *keenam* adalah menghitung peramalan dengan berdasarkan konsep relasi logika *fuzzy*. Proses perhitungannya misal untuk data bulan Februari 2010 adalah 9, dengan relasi logika *fuzzy* " $A_3 \rightarrow A_1$ ", sedangkan A_3 pada grup relasi logika *fuzzy* berelasi ke A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 , dan A_7 , sehingga $F(t)$ sebagaimana kalkulasi di bawah ini, sedangkan untuk hasil peramalan secara keseluruhan ditunjukkan tabel 7.

$$\begin{aligned}
 F(t) &= (m_1 + m_2 + m_3 + m_4 + m_5 + m_7) / 6 \\
 &= (7,5 + 12,5 + 17,5 + 22,5 + 27,5 + 37,5) / 6 \\
 &= 20,8
 \end{aligned}$$

Tabel 7. Tabel hasil peramalan fuzzy time series.

| Bln/Thn | Data | Peramalan | Bln/Thn | Data | Peramalan |
|-------------|------|-----------|---------------------|------|-----------|
| 2010 | | | SEPTEMBER | 24 | 29,5 |
| JANUARI | 15 | | OKTOBER | 33 | 25,83 |
| PEBRUARI | 9 | 20,8 | NOPEMBER | 15 | 22,5 |
| MARET | 17 | 17,5 | DESEMBER | 17 | 20,8 |
| APRIL | 18 | 20,8 | 2012 JANUARI | | |
| MEI | 15 | 20,8 | PEBRUARI | 37 | 20,8 |
| JUNI | 18 | 20,8 | MARET | 21 | 27,5 |
| JULI | 10 | 20,8 | APRIL | 24 | 25,83 |
| AGUSTUS | 18 | 17,5 | MEI | 18 | 25,83 |
| SEPTEMBER | 19 | 20,8 | JUNI | 28 | 20,8 |
| OKTOBER | 20 | 20,8 | JULI | 30 | 29,5 |
| NOPEMBER | 17 | 25,83 | AGUSTUS | 31 | 22,5 |
| DESEMBER | 22 | 20,83 | SEPTEMBER | 25 | 22,5 |
| 2011 | | | OKTOBER | 33 | 29,5 |
| JANUARI | 28 | 25,83 | NOPEMBER | 25 | 22,5 |
| PEBRUARI | 25 | 29,5 | DESEMBER | 19 | 29,5 |
| MARET | 45 | 29,5 | 2013 JANUARI | 25 | 20,8 |
| APRIL | 35 | 37,5 | PEBRUARI | | |
| MEI | 31 | 27,5 | MARET | 32 | 29,5 |
| JUNI | 19 | 22,5 | | 17 | 22,5 |
| JULI | 23 | 20,8 | | 27 | 20,8 |
| AGUSTUS | 28 | 25,83 | | | |

Kedua model peramalan di atas dibandingkan, dengan tujuan mencari tingkat akurasi dan model aproksimasi yang mempunyai prosentase error lebih kecil. Sehingga tingkat kesalahan dalam menganalisis realitas ketidakpastian bisa diminimalisir. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini yaitu model *automatic clustering fuzzy time series markov chain* dan sebagai pembanding adalah model *fuzzy time series*. Untuk proses perhitungan tingkat akurasi kedua model digunakan *mean average percentage error* (MAPE) sebagaimana berikut:

1. *Automatic Clustering Fuzzy Time Series Markov Chain*

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y(t) - F'(t)|}{Y(t)} \times$$

$$100\% = 14,51\%$$

2. *Fuzzy Time Series*

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y(t) - F'(t)|}{Y(t)} \times$$

$$100\% = 24,25\%$$

Untuk hasil peramalan bulan berikutnya dari data historis (April 2013) dengan menggunakan kedua model di atas sebagaimana Tabel 8. Pada yang dikembangkan menghasilkan peramalan 27,5 kecelakaan, selisih 0,37 dengan

peramalan jumlah kecelakaan bulan sebelumnya (bisa dikatakan hampir sama), sedangkan model perbandingan 29,5 kecelakaan, selisih 8,7 dari peramalan jumlah kecelakaan bulan sebelumnya (meningkat).

Tabel 8. Tabel peramalan kedua model bulan April 2013.

| Bulan/Tahun | Model | Model B |
|-------------|-------|---------|
| April/2013 | 27,5 | 29,5 |

Kesimpulan

Berdasarkan pada analisis dan pembahasan pada bab sebelumnya, maka ada dua poin kesimpulan dalam penelitian ini:

1. Prediksi jumlah kecelakaan lalu lintas di kota Malang pada bulan April 2013 dengan menggunakan model *Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain* adalah sebanyak 27,5 kecelakaan.
2. Model *Automatic Clustering-Fuzzy Time Series-Markov Chain* (MAPE: 14,51%) memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan *fuzzy time series* biasa (MAPE: 24,25%).

Daftar Pustaka

- [1] Song, Qiang dan Chissom. B. S (1991). *Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series*. The Mid-South Educational Research Association (20th, Lexington, KY, November). 12-15.
- [2] Chen, S M. dan Chia Ching Hsu (2004). *A New Method to Forecast Enrollments Usin Fuzzy Time Series*. International Journal of Applied Science and Engineering. 2, 3: 234-244.
- [3] Chen, S. M., dan Nai Yi Wang (2009). *Forecasting Enrollments Using Automatic Clustering*

- Techniques And Fuzzylogical Relationships*. 36 (2009),11070-11076.
- [4] Kurniawan, Robert. (2011). *Metode Automatic Clustering - fuzzy logic Relationships untuk Peramalan Data Univariate*. Tesis: ITS Rahamini. (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: ITS.
 - [6]. 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. Volume 8, Number 7(B), July 2012.
 - [7]. Sasu, Adela. (2010). *An Application of Fuzzy Time Series to the Romanian Population*. Bulletin of the Transilvania University of Brasov. Vol 3(52) – 2010 Seri ke-3.
 - [8]. Sheldon, Roos. M. (2007). *Introduction Probability Model: 9 Edition*. California: Akademi Prees.