

## PERAMALAN BUTUHAN HIDUP MINIMUM MENGGUNAKAN AUTOMATIC CLUSTERING DAN FUZZY LOGICAL RELATIONSHIP

Yusuf Priyo Anggodo<sup>1</sup>, Wayan Firdaus Mahmudy<sup>2</sup>

Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
e-mail: <sup>1</sup>anggodoyusuf1950@gmail.com, <sup>2</sup>wayanfm@ub.ac.id

(Naskah masuk: 20 Mei 2016, diterima untuk diterbitkan: 20 Juni 2016)

### Abstrak

*Kebutuhan hidup minimum (KHM) adalah standar kebutuhan seorang pekerja atau lansang untuk dapat hidup layak secara fisik untuk kebutuhan satu bulan. Selain itu KHM berpengaruh terhadap upah minimum provinsi dan kota. Oleh karena itu diperlukan suatu peramalan KHM untuk mengetahui nilai KHM di tahun yang akan datang. Peramalan ini bermanfaat untuk perusahaan dalam merencanakan keuangan perusahaan tahun depan. Dalam melakukan peramalan KHM menggunakan metode automatic clustering dan fuzzy logical relationship. Automatic clustering digunakan untuk membentuk sub-interval dari data time series yang ada. Sedangkan fuzzy logical relationship digunakan untuk melakukan peramalan KHM berdasarkan relasi fuzzy yang telah dikelompokkan. Automatic clustering dapat menghasilkan cluster-cluster yang sangat baik sehingga dalam melakukan peramalan dalam fuzzy logical relationship memberikan akurasi yang tinggi. Dalam menghitung kesalahan menggunakan mean square error (MSE), nilai kesalahan semakin berkurang ketika diterapkan automatic clustering dalam fuzzy logical relationship. Hasil peramalan memiliki nilai koefisien korelasi yang hampir mendekati satu.*

*Kata Kunci: kebutuhan hidup minimum, automatic clustering, dan fuzzy logical relationship.*

### Abstract

*Minimum living needs (KHM) is a standard requirement for a worker or naked physically can live well for the needs of one month. Additionally KHM effect on the wages of provincial and municipal drinking. Therefore we need a forecasting MIC to determine the value of the MIC in the coming year. Forecasting is beneficial for the company in the financial planning company next year. In forecasting the KHM using automatic clustering and fuzzy logical relationship. Automatic clustering is used to form a sub-interval of the existing time series data. While fuzzy logical relationship is used for forecasting KHM based fuzzy relationships that have been grouped. Automatic clustering clusters can produce very good so doing forecasting in fuzzy logical relationship provides high accuracy. In calculating errors using square mean error (MSE), the error decreases when applied to automatic clustering in the fuzzy logical relationship. Forecasting results have a correlation coefficient values close to one.*

*Keywords: minimum living needs, automatic clustering, dan fuzzy logical relationship.*

---

### 1. PENDAHULUAN

Kebutuhan hidup minimum atau layak (KHM) sudah diatur dalam peraturan Menteri Tenaga Kerja dan Transmigrasi yaitu “Kebutuhan hidup layak yang selanjutnya disingkat KHL adalah standar kebutuhan seorang pekerja atau buruh lajang untuk dapat hidup layak secara fisik untuk kebutuhan 1 (satu) bulan”. Selain itu pada pasal 6 sampai 8 juga mengatur bahwa KHM digunakan sebagai parameter untuk menentukan upah minimum provinsi dan kota. Dari informasi hasil peramalan kebutuhan hidup minimum dapat dijadikan sebagai perancangan keuangan perusahaan kedepannya.

Peramalan sudah biasa dilakukan banyak orang untuk mengetahui peristiwa yang akan terjadi pada masa yang akan datang dengan melihat

aktivitas yang telah terjadi sebelumnya (Chen *et al*, 2016). Seperti peramalan suhu, curah hujan, stok barang, gempa bumi, dsb. Peramalan secara tradisional tidak memperhatikan data sebelumnya dan lebih bersifat kualitatif bukan kuantitatif. Pada permasalahan peramalan kebutuhan hidup minimum belum ada penelitian padahal peramalan kebutuhan hidup minimum ini akan bermanfaat untuk perusahaan.

Ada beberapa metode peramalan yang menggunakan pendekatan kuantitatif, salah satunya *fuzzy logic* (Wang *et al*, 2014). Metode *Fuzzy time series* pertama kali diterapkan oleh Song dan Chissom (1993a, 1993b, 1994) untuk menyelesaikan permasalahan peramalan dengan cara melihat data sebelumnya untuk membentuk model *fuzzy time series*. Model Song dan Chissom's (1993a, 1993b, 1994) menggunakan

*min-max* operasi untuk meramalkan jumlah pendaftar di Universitas Alabama. Selain itu ada model *fuzzy* lain, yaitu model *fuzzy time series* Chen *et al's* yang lebih simpel juga diterapkan untuk meramalkan jumlah pendaftar di Universitas Alabama (Chen dan Tunawijaya, 2010).

Pada tahun sebelumnya, beberapa penelitian yang berfokus pada *fuzzy time series* untuk penyelesaian permasalahan peramalan antara lain (Liu *et al*, 2011; Qiu *et al*, 2011; Aznarte *et al*, 2012; Chen dan Tunawijaya, 2011; Saha dan Bandyopadhyay, 2013; Hung dan Kang, 2014; Wang dan Liu, 2015; Garcia dan Flores, 2016; Qiu *et al*, 2015; Cheng *et al*, 2016).

*Fuzzy time series* dikembangkan dengan beberapa metode dapat menyelesaikan permasalahan peramalan jumlah mahasiswa Universitas Alabama dengan akurasi yang tinggi dan waktu komputasi lebih efektif (Liu *et al*, 2011). (Qiu *et al*, 2011) melakukan generalisasi model *fuzzy time series* pada permasalahan peramalan pada model Song dan Chissom, model Chen, dan model Lee *at al* sehingga didapatkan hasil yang lebih baik. Peramalan menggunakan *fuzzy time series* dapat menyelesaikan permasalahan keuangan yang kompleks (Aznarte *et al*, 2012). Dari beberapa penelitian tersebut dapat kita simpulkan bahwa *fuzzy time series* dapat menyelesaikan permasalahan peramalan dengan baik.

Penggunaan metode *automatic clustering* dirasa efektif dalam melakukan klasifikasi data sebelumnya, pada metode *fuzzy time series* untuk menyelesaikan permasalahan peramalan (Chen dan Tunawijaya, 2011). Pada penelitian He dan Tan (2012) *automatic clustering* dapat mengklasifikasikan data yang kompleks sehingga algoritma genetika dapat melakukan pencarian data yang lebih baik. Generalisasi metode *automatic clustering* pada permasalahan *multiobjective* dapat memberikan hasil yang lebih baik dalam beberapa kombinasi metode (Saha dan Bandyopadhyay, 2013). Pada penelitian Hung dan Kang (2014) metode *automatic clustering* dapat melakukan klasifikasi simulasi kontruksi dengan baik. Selain itu pada penelitian Askari *et al* (2015) penggunaan metode klasifikasi *clustering fuzzy time series* pada *fuzzy time series* menghasilkan nilai *error* yang kecil juga dapat mengatasi ketidakpastian beberapa variabel. Sedangkan penggunaan metode klasifikasi menggunakan metode *automatic* dan *axiomatic clustering* (AFS) memberikan hasil yang lebih signifikan dari sebelumnya (Wang dan Liu, 2015). Pada kasus metaheuristik metode *automatic* sangat menolong dalam melakukan klasifikasi data (Garcia dan Flores, 2016). Dari penelitian yang telah dilakukan metode *automatic clustering* cukup efektif dan sangat membantu dalam melakukan klasifikasi data dengan kombinasi berbagai metode untuk penyelesaiannya. Penggunaan *automatic clustering* mendapatkan hasil akurasi lebih

signifikan dibandingkan tanpa menggunakan klasifikasi data.

Metode peramalan *high-order fuzzy logical relationship* (Chen dan Chen, 2011) dapat menyelesaikan permasalahan TAIEEX, sedangkan pada penelitian Chen dan Chen (2015) pada permasalahan yang sama digunakan metode *fuzzy logical relationship* yang dioptimalkan dengan penggunaan *second-order* dan probabilitas *tren-fuzzy* pada *fuzzy logical relationship* (Chen dan Chen, 2015). Penggunaan *high-order*, *second-order* dan *tren-fuzzy* dalam *fuzzy logical relationship* mendapatkan hasil akurasi yang tidak terlalu signifikan. Peramalan juga dilakukan untuk meramalkan jumlah mahasiswa Universitas Alabama menggunakan *automatic clustering* dan *fuzzy logical relationship* yang dilakukan generalisasi mendapatkan *error* yang lebih rendah (Qiu *et al*, 2015). Pada kasus yang sama penelitian Cheng *et al* (2015; 2016) menggunakan *fuzzy logical relationship* yang dikembangkan dengan beberapa metode lain mendapatkan *error* yang lebih rendah dari penelitian yang pernah ada. Dari penelitian-penelitian dapat disimpulkan bahwa *fuzzy logical relationship* dapat menyelesaikan permasalahan peramalan dengan berbagai kombinasi metode atau berdiri sendiri.

Dalam penelitian ini akan dilakukan peramalan menggunakan *automatic clustering* dan *fuzzy logical relationships* untuk meramalkan kebutuhan hidup minimum. Tahap pertama metode *automatic clustering* akan digunakan untuk mengklasifikasikan histori data kebutuhan hidup minimum sesuai dengan pajang intervalnya. Interval terbentuk dari  $p$  sub-interval, dimana  $p \geq 1$ . Pembentukan interval tak statis ini dapat menghasilkan *error* yang lebih kecil (Garcia, 2016; Qiu *et al*, 2015). Peramalan dilakukan dengan metode *fuzzy logical relationship*. Metode ini terbukti efektif dengan dihasilkan akurasi yang lebih baik dari metode lainnya (Qiu *et al*, 2015; Cheng *et al*, 2016).

Yang menjadi fokus pada penelitian ini, pertama mengkaji tentang dasar *fuzzy time series*. Kedua klasifikasi histori data kebutuhan hidup minimum menggunakan *automatic clustering*. Ketiga melakukan peramalan kebutuhan hidup minimum menggunakan *automatic clustering* dan *fuzzy logical relationships*. Keempat menghitung *Mean Square Error* (MSE) hasil peramalan menggunakan metode *automatic clustering* dan *fuzzy logical relationship* pada kasus peramalan kebutuhan hidup minimum.

## 2. METODE

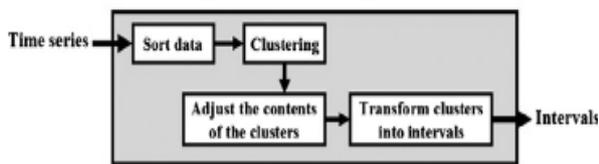
perancangan sistem dalam permasalahan peramalan kebutuhan hidup minimum (KHM) menggunakan *automatic clustering* dan *fuzzy logical relationship* dilakukan beberapa tahapan, pertama dengan melakukan pengumpulan data.

Data yang diambil adalah data sekunder dari Badan Pusat Statistika (Badan Pusat Statistik, 2016). Pada Tabel 1 ditunjukkan data kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur selama sebulan (rupiah) dari tahun 2005 sampai tahun 2015.

Tabel 2.1. Data kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur

Tahun	KHM	Tahun	KHM
2005	339277	2011	731635
2006	580054	2012	731635
2007	458755	2013	825000
2008	544157	2014	825000
2009	706698	2015	825000
2010	856888		

Algoritma *automatic clustering* digunakan untuk melakukan klasifikasi data numerik berdasarkan interval (Wand dan Liu, 2015). Interval yang dimaksud adalah jarak, sehingga data numerik diklasifikasikan berdasarkan jarak terdekat. Semakin kecil jarak antara dua elemen data numerik maka semakin tinggi kesamaannya (Qiu *et al*, 2015). Pada Gambar 2.1 ditunjukkan alur kerja dari metode *automatic clustering*.



Gambar 2.1. Alur kerja metode *automatic clustering* (Qiu *et al*, 2015).

Berikut adalah langkah-langkah algoritma *automatic clustering* (Wang dan Liu, 2015; Chen dan Tunawijaya):

**Langkah 1:** pertama urutkan data numerik menaik, asumsikan tidak ada data yang sama.

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

Lalu hitung *avarage\_diff*:

$$average\_diff = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)}{n-1}, \quad (2.1)$$

dimana *avarage\_diff* adalah rata-rata dari data numerik dan  $d_1, d_1, \dots, d_n$ . adalah data numerik yang telah diurutkan.

**Langkah 2:** mengambil data numerik pertama (yaitu datum terkecil) untuk ditempatkan ke *current cluster* atau perlu membuat *cluster* baru berdasarkan prinsip-prinsip berikut:

**Prinsip 1:** asumsikan *current cluster* adalah *cluster* pertama dan hanya ada satu datum yaitu  $d_1$  serta menganggap bahwa  $d_2$  adalah

datum yang berdekatan dengan  $d_1$ , ditampilkan sebagai berikut:

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

if  $d_2 - d_1 \leq avarage\_diff$ , maka masukan  $d_2$  ke *cluster* saat ini yang beranggotakan  $d_1$ , jika tidak buat *cluster* baru yang beranggotakan  $d_2$ .

**Prinsip 2:** asumsikan bahwa *current cluster* bukan *cluster* pertama dan  $d_j$  adalah datum satu-satunya di *current cluster*. Asumsikan  $d_k$  adalah datum yang berdekatan dengan datum  $d_j$  dan  $d_i$  adalah datum terbesar di *antecedent cluster*, ditampilkan sebagai berikut:

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

if  $d_k - d_j \leq avarage\_diff$  dan  $d_k - d_j \leq d_j - d_i$ , maka masukan  $d_k$  ke *cluster* yang dimiliki  $d_j$ , jika tidak buat *cluster* baru yang beranggotakan  $d_k$ .

**Prinsip 3:** asumsikan bahwa *current cluster* bukan *cluster* pertama dan asumsikan bahwa  $d_i$  merupakan datum terbesar di *current cluster*. Asumsikan bahwa  $d_j$  adadalah datum terdekat dengan  $d_i$

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

if  $d_j - d_i \leq avarage\_diff$  dan  $d_j - d_i \leq cluster\_diff$ , maka masukan  $d_j$  ke dalam *cluster* yang beranggotakan  $d_i$ . Jika tidak buat *cluster* baru untuk  $d_j$ . Perhitungan *cluster\_diff* ditunjukkan pada Persamaan 2.2.

$$cluster\_diff = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (c_{i+1} - c_i)}{n-1}, \quad (2.2)$$

dimana *cluster\_diff* adalah rata-rata dari *current cluster* dan  $c_1, c_2, \dots, c_n$  adalah data di dalam *current cluster*.

**Langkah 3:** berdasarkan hasil klarifikasi langkah 2, sesuai isi *cluster* sesuai prinsip berikut:

**Prinsip 1:** jika dalam *cluster* terdapat lebih dari dua datum, maka pertahankan datum terkecil dan terbesar serta hapus datum yang lain.

**Prinsip 2:** jika dalam *cluster* terdapat dua datum, maka pertahankan semuanya.

**Prinsip 3:** jika dalam *cluster* hanya terdapat satu datum  $d_q$ , maka menambahkan datum dengan nilai  $d_q - avarage\_diff$  dan  $d_q + avarage\_diff$  ke dalam *cluster*. Tetapi juga harus menyesuaikan dengan situasi berikut :

**Situasi 1:** jika *cluster* pertama, maka hapus  $d_q - avarage\_diff$  dan pertahankan  $d_q$ .

**Situasi 2:** jika *cluster* terakhir, maka hapus  $d_q + avarage\_diff$  dan pertahankan  $d_q$ .

**Situasi 3:** jika  $d_q - avarage\_diff$  lebih kecil dari nilai datum terkecil di *antecedent cluster*, maka **Prinsip 3** tidak berlaku.

**Langkah 4:** asumsikan hasil langkah 3 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 hasil *cluster* ke dalam *cluster* yang berdekatan melalui *sub* langkah berikut :

**4.1** ubah *cluster* pertama  $\{d_1, d_2\}$  menjadi *interval*  $[d_1, d_2]$ .

**4.2** jika *current interval*  $[d_i, d_j]$  dan *current cluster*  $\{d_k, d_l\}$ , maka:

(1) if  $d_j \geq d_k$ , maka bentuk sebuah *interval*  $[d_j, d_l]$ . *interval*  $[d_j, d_l]$  sekarang menjadi *current interval* dan *next cluster*  $\{d_m, d_n\}$  menjadi *current cluster*.

(2) if  $d_j < d_k$ , maka ubah *current cluster*  $\{d_k, d_l\}$  menjadi *interval*  $[d_k, d_l]$  dan buat *interval* baru  $[d_j, d_k]$  dari *interval*  $[d_i, d_j]$  dan  $[d_k, d_l]$ . Sekarang  $[d_k, d_l]$  menjadi *current interval* dan *next cluster*  $\{d_m, d_n\}$  menjadi *current cluster*. Jika sekarang *current interval*  $[d_i, d_j]$  dan *current cluster* adalah  $\{d_k\}$ , maka ubah *current interval*  $[d_i, d_j]$  menjadi  $[d_i, d_k]$ . Sekarang  $[d_i, d_k]$  adalah *current interval* dan *next interval* menjadi *current interval*.

**4.3** ulangi *sub* langkah **4.1** dan **4.2** sampai semua *cluster* menjadi *interval*.

**Langkah 5:** hasil langkah 4 bagi *interval* ke  $p$  *sub-interval*, dimana  $p \geq 1$ .

Berdasarkan Tabel 2.1 dapat dilakukan klasifikasi data menggunakan metode *automatic clustering* sehingga terbentuk sebuah *interval*. Langkah-langkah penerapan *automatic clustering* sebagai berikut :

**Langkah 1:**

Hasil pengurutan histori data kebutuhan hidup minimum pada Tabel 2.1 tahun 2005 sampai tahun 2014 secara menaik, sebagai berikut:

339227, 458755, 544157, 580054, 706698, 731635, 731635, 825000, 825000, 856888.

Ketika ada dua atau lebih datum yang sama cukup dituliskan satu kali (Wang dan Liu, 2015), sehingga hasilnya adalah:

339227, 458755, 544157, 580054, 706698, 731635, 825000, 856888.

Lalu hitung *avarage\_diff* menggunakan persamaan 2.1 sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{avarage\_diff} = & [(458755 - 339227) + \\ & (544157 - 458755) + (580054 - \\ & 544157) + (706698 - 580054) + \\ & (731635 - 706698) + (825000 - \\ & 731635) + (856888 - 825000)] / 8 - 1 = \\ & 517661 / 8 = 73951.57 \end{aligned}$$

**Langkah 2:**

Berdasarkan nilai *avarage\_diff* sehingga data menaik dapat dilakukan klasifikasi sehingga diperoleh hasil klasifikasi sebagai berikut :

$\{339227\}, \{458755\}, \{544157, 580054\}, \{706698, 731635\}, \{825000, 856888\}$ .

**Langkah 3:**

Berdasarkan hasil pada Langka 2 selanjutnya diterapkanlah 3 prinsip pada langkah 3 sehingga diperoleh hasil sebagai berikut:

$[339227, 413178.6), [384803.4, 532706.6), [544157, 580054), [706698, 731635), [82500, 856888)$ .

**Langkah 4:**

Berdasarkan sub-langkah Langkah 4 diperoleh hasil *interval-interval* sebagai berikut:

$u_1 = [339227, 413178.57)$        $U_5 = [580054, 706698)$   
 $u_2 = [413178.57, 532706.57)$        $U_6 = [706698, 731635)$   
 $u_3 = [532706.57, 544157)$        $u_7 = [731635, 825000)$   
 $u_4 = [544157, 580054)$        $u_8 = [825000, 825000)$

**Langkah 5:**

Jika nilai  $p = 2$ , maka hasil *interval* pada Langkah 4 dibagi sebanyak 2 *sub-interval*.

Diperoleh hasilnya sebagai berikut:

$u_1 = [339227, 376202.78)$        $U_9 = [580054, 643376)$   
 $u_2 = [376202.78, 413178.57)$        $u_{10} = [643376, 706698)$   
 $u_3 = [413178.57, 472942.57)$        $u_{11} = [706698, 719166.5)$   
 $u_4 = [472942.57, 532706.57)$        $u_{12} = [719166.5, 731635)$   
 $u_5 = [532706.57, 538431.78)$        $u_{13} = [731635, 778317)$   
 $u_6 = [538431.78, 544157)$        $u_{14} = [778317, 825000)$   
 $u_7 = [544157, 562105.5)$        $u_{15} = [825000, 840944)$   
 $u_8 = [562105.5, 580054)$        $u_{16} = [840944, 856888)$

Pada bagian ini akan dijabarkan langkah-langkah metode peramalan *fuzzy logical relationships* dengan klasifikasi menggunakan *automatic clustering*, (Cheng et al, 2016) sebagai berikut :

**Langkah 1:** menerapkan algoritma *automatic clustering* untuk klasifikasi histori data menjadi *interval* dan menghitung titik tengah setiap *interval*.

**Langkah 2:** Asumsikan terdapat  $n$  *intervals*,  $u_1, u_2, u_3, \dots, u_n$ . Lalu bentuk himpunan *fuzzy*  $A_i$ , dimana  $1 \leq i \leq n$ , sehingga akan terbentuk:

$$A_1 = 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n,$$

$$A_2 = 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n,$$

$$A_3 = 0/u_1 + 0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_n,$$

$$\dots$$

$$A_n = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0.5/u_{n-1} + 1/u_n.$$

**Langkah 3:** fuzzifikasi setiap datum dari histori data menjadi himpunan *fuzzy*. Jika datum adalah  $u_i$ , dimana  $1 \leq i \leq n$ . Maka lakukan fuzzifikasi menjadi  $A_i$ .

**Langkah 4:** membangun *fuzzy logical relationship* berdasarkan hasil fuzzifikasi dari langkah 3. Jika hasil fuzzifikasi tahun  $t$  dan  $t+1$

adalah  $A_j$  dan  $A_k$ . Maka *fuzzy logical relationship* yang dibangun adalah  $A_j \rightarrow A_k$ , dimana  $A_j$  disebut sebagai *current state* dan  $A_k$  sebagai *next state* di *fuzzy logical relationship*. Dalam *fuzzy logical relationship* dibagi menjadi kelompok-kelompok, dimana *current state* yang sama dimasukkan dalam satu kelompok.

**Langkah 5:** melakukan peramalan menggunakan prinsip-prinsip berikut :

**Prinsip 1:** jika fuzzifikasi tahun  $t$  adalah  $A_j$  dan ada *fuzzy logical relationship* di *fuzzy logical relationship group*, dengan kondisi:

$$A_j \rightarrow A_k \quad (2.3)$$

Nilai peramalan tahun  $t+1$  adalah  $m_k$ , dimana  $m_k$  adalah titik tengataph dari *interval*  $u_k$  dan nilai maksimum keanggotaan himpunan *fuzzy*  $A_k$  dari *interval*  $U_k$ .

**Prinsip 2:** jika fuzzifikasi tahun  $t$  adalah  $A_j$  dan ada *fuzzy logical relationship* di *fuzzy logical relationship group*, dengan kondisi:

$$A_j \rightarrow A_{k1}(x_1), A_{k2}(x_2), \dots, A_{kp}(x_p), \quad (2.4)$$

Nilai peramalan tahun  $t+1$  menggunakan:

$$\frac{x_1 \times mk_1 + x_2 \times mk_2 + \dots + x_p \times mk_p}{x_1 + x_2 + \dots + x_p}, \quad (2.5)$$

Dimana  $x_i$  adalah nomer dari *fuzzy logical relationship* dari  $A_j \rightarrow A_k$  di *fuzzy logical relationship group*,  $1 \leq i \leq n$ .  $mk_1, mk_2, \dots, mk_p$  adalah titik tengah dari *interval*  $u_{k1}, u_{k2}, \dots, u_{kp}$  dan nilai maksimum keanggotaan himpunan *fuzzy*  $A_{k1}, A_{k2}, \dots, A_{kp}$  dari *interval*  $U_{k1}, U_{k2}, \dots, U_{kp}$ .

**Prinsip 3:** jika fuzzifikasi tahun  $t$  adalah  $A_j$  dan ada *fuzzy logical relationship* di *fuzzy logical relationship group*, dengan kondisi:

$$A_j \rightarrow \#, \quad (2.6)$$

Dimana nilai  $\#$  adalah kosong. Nilai peramalan tahun  $t+1$  adalah  $m_j$ , dimana  $m_j$  adalah titik tengah dari *interval*  $t+1$  dan nilai maksimum keanggotaan himpunan *fuzzy*  $A_j$  dari *interval*  $U_j$ .

Dalam penerapan peramalan menggunakan *automatic clustering* dan *fuzzy logical relationship*, antara lain sebagai berikut :

**Langkah 1:**

Melakukan klasifikasi histori data menggunakan *automatic clustering*. Semisal nilai  $p = 2$ , maka hasil interval sebagai berikut:

$$\begin{aligned} u_1 &= [339227, 376202.78) & U_9 &= [580054, 643376) \\ u_2 &= [376202.78, 413178.57) & u_{10} &= [643376, 706698) \\ u_3 &= [413178.57, 472942.57) & u_{11} &= [706698, 719166.5) \\ u_4 &= [472942.57, 532706.57) & u_{12} &= [719166.5, 731635) \\ u_5 &= [532706.57, 538431.78) & u_{13} &= [731635, 778317) \\ u_6 &= [538431.78, 544157) & u_{14} &= [778317, 825000) \\ u_7 &= [544157, 562105.5) & u_{15} &= [825000, 840944) \\ u_8 &= [562105.5, 580054) & u_{16} &= [840944, 856888) \end{aligned}$$

Setelah dihitung nilai tengah  $m_i$  untuk setiap interval  $u_i$  dengan  $1 \leq i \leq 16$ , diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned} m_1 &= 357714.9 & m_9 &= 611715 \\ m_2 &= 394690.7 & m_{10} &= 675037 \\ m_3 &= 443060.6 & m_{11} &= 712932.25 \\ m_4 &= 502824.6 & m_{12} &= 725400.75 \\ m_5 &= 535569.17 & m_{13} &= 753976.25 \\ m_6 &= 541294.39 & m_{14} &= 801658.75 \\ m_7 &= 553131.25 & m_{15} &= 832972 \\ m_8 &= 571079.75 & m_{16} &= 848916 \end{aligned}$$

**Langkah 2:**

Dari hasil klasifikasi Langkah 1, maka dapat didefinisikan himpunan *fuzzy*  $A_1, A_2, \dots, A_{16}$ . Sebagai berikut:

$$A_1 = 1/u_1 + 0.5/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_{16},$$

$$A_2 = 0.5/u_1 + 1/u_2 + 0.5/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_{16},$$

$$A_3 = 0/u_1 + 0.5/u_2 + 1/u_3 + 0.5/u_4 + \dots + 0/u_{n-1} + 0/u_{16},$$

$$A_{16} = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + 0/u_4 + \dots + 0.5/u_{n-1} + 1/u_{16}.$$

Berdasarkan himpunan *fuzzy* kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur dapat difuzzifikasikan seperti Tabel 4.1. Sebagai contoh pada Tabel 2.3 data tahun 2005 adalah 339227 maka pada tahun itu terletak pada interval  $u_1 = [339227, 367985.9)$ , sehingga data tahun 2005 difuzzifikasi ke dalam  $A_1$ .

Tabel 2.3. Hasil fuzzifikasi

Tahun	Jumlah (Rupiah)	Fuzzifikasi
2005	339227	$A_1$
2006	580054	$A_9$
2007	458755	$A_3$
2008	544157	$A_7$
2009	706698	$A_{11}$
2010	856888	$A_{16}$
2011	731635	$A_{13}$
2012	731635	$A_{13}$
2013	825000	$A_{15}$
2014	825000	$A_{15}$

**Langkah 3:**

Membangun *fuzzy logical relationship*. Semisal hasil fuzzifikasi kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur tahun 2005 dan 2006 adalah  $A_1$  dan  $A_{11}$ . *Fuzzy logical relationship* yang terbentuk adalah " $A_1 \rightarrow A_{11}$ ". Dengan " $A_1$ " sebagai *current state* dan " $A_{11}$ " sebagai *next state*. Pada Tabel 2.4 ditunjukkan hasil *fuzzy*

logical relationship kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur tahun 2005-2015.

Tabel 2.4. Fuzzy logical relationship kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur tahun 2005-2015

$A_1 \rightarrow A_9$
$A_9 \rightarrow A_3$
$A_3 \rightarrow A_7$
$A_7 \rightarrow A_{11}$
$A_{11} \rightarrow A_{16}$
$A_{16} \rightarrow A_{13}$
$A_{13} \rightarrow A_{13}$
$A_{13} \rightarrow A_{15}$
$A_{15} \rightarrow A_{15}$
$A_{15} \rightarrow \#$

**Langkah 4:**

Membangun hasil fuzzy logical relationship dari Langkah 3 menjadi kelompok-kelompok.

Tabel 2.5. Group fuzzy logical relationship kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur tahun 2005-2015

Group 1 : $A_1 \rightarrow A_9$
Group 2 : $A_3 \rightarrow A_7$
Group 3 : $A_7 \rightarrow A_{11}$
Group 4 : $A_9 \rightarrow A_3$
Group 5 : $A_{11} \rightarrow A_{16}$
Group 6 : $A_{13} \rightarrow A_{13}(1), A_{15}(1)$
Group 7 : $A_{15} \rightarrow A_{15}(1), \#$
Group 8 : $A_{16} \rightarrow A_{13}(1)$

Fuzzy logical relationship group “ $A_{15} \rightarrow A_{15}(1), \#$ ” (Group 6) menunjukkan ada fuzzy logical relationship:

$$A_{15} \rightarrow A_{15}.$$

$$A_{15} \rightarrow \#.$$

**Langkah 5:**

Pada bagian ini dilakukan peramalan sesuai dengan prinsip-prinsip Langkah 5. Semisal akan melakukan prediksi tahun 2006 maka melihat tahun sebelumnya yaitu 2005, berdasarkan Tabel 4.1. Tahun 2005 nilai fuzzifikasi kebutuhan hidup minimum adalah  $A_7$ . Dari Tabel 4.3 fuzzy logical relationship “ $A_1 \rightarrow A_9$ ” pada Group 1. Nilai peramalan tahun 2006 adalah titik tengah dari  $A_9$ , karena  $A_9 = [580054, 643376]$  dan nilai tengah dari  $A_9$  adalah 611715 maka hasil peramalan tahun 2006 adalah 611715. Diasumsikan akan melakukan prediksi tahun 2014, berdasarkan Tabel 2.3 tahun diketahui bahwa 2013 memiliki nilai fuzzifikasi  $A_{19}$ . Dari Tabel 2.4 fuzzy logical relationship “ $A_{15} \rightarrow A_{15}(1), \#$ ” pada Group 6. Peramalan kebutuhan hidup minimum tahun 2014 dapat dihitung sebagai berikut :

$$\frac{832972 \times 1 + 832972 \times 1}{1 + 1} = 832972$$

Didapatkan hasil peramalan tahun 2014 adalah 832972. Dengan cara yang sama untuk melakukan peramalan tahun 2015 juga melihat tahun sebelumnya yaitu tahun 2014.

Tabel 2.6. Hasil peramalan kebutuhan hidup minimum provinsi Jawa Timur

Tahun	Jumlah (Rupiah)	Peramalan
2005	339277	-
2006	580054	611715
2007	458755	443061
2008	544157	553131
2009	706698	712932
2010	856888	848916
2011	731635	754976
2012	731635	793974
2013	825000	793974
2014	825000	832972
2015	825000	832972

Mean Square Error (MSE) radalah suatu metode yang digunakan untuk mengukur selisih pangkat dua antara nilai hasil peramalan dan nilai sebenarnya (Qiu et al, 2015). Pada penelitian ini MSE digunakan sebagai parameter untuk mengukur nilai error, MSE digunakan karena dapat membentuk skala kemiripan hasil peramalan dengan data aktual (Qiu et al, 2015). Pada persamaan 2.7 ditunjukkan rumas MSE.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{nilai peramalan tahun ke } i - \text{nilai aktual tahun ke } i)^2}{n},$$

(2.7)

Dimana n adalah jumlah keseluruhan tahun yang diramalkan.

Sedangkan untuk menghitung kedekatan antara data aktual dan hasil peramalan digunakan koefisien korelasi (r). Dalam melakukan perhitungan nilai r ditunjukkan dalam persamaan 2.8.

$$r = \frac{n(\sum \bar{Y}Y) - (\sum \bar{Y})(\sum Y)}{\sqrt{[n(\sum \bar{Y}^2) - (\sum \bar{Y})^2][n(\sum Y^2) - (\sum Y)^2]}} \quad (2.8)$$

Dimana :

- n = jumlah data.
- $\sum \bar{Y}$  = jumlah nilai dari variabel  $\bar{Y}$ .
- $\sum Y$  = jumlah nilai dari variabel Y.
- $\sum \bar{Y}^2$  = jumlah nilai dari variabel  $\bar{Y}$  pangkat 2.
- $\sum Y^2$  = jumlah nilai dari variabel Y pangkat 2.
- $(\sum \bar{Y})^2$  = jumlah nilai dari variabel  $\bar{Y}$  yang dipangkatkan 2.
- $(\sum Y)^2$  = jumlah nilai dari variabel Y yang dipangkatkan 2.
- $\sum \bar{Y}Y$  = jumlah hasil perkalian variabel  $\bar{Y}$  dan variabel Y.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dilakukan pengujian terhadap metode peramalan *fuzzy logical relationships* dan *automatic clustering*. Pengujian dilakukan terhadap nilai  $p$  dalam pembagian jumlah interval *automatic clustering*. Tabel 3.1 menunjukkan hasil peramalan ketola nilai  $p = 2$ .

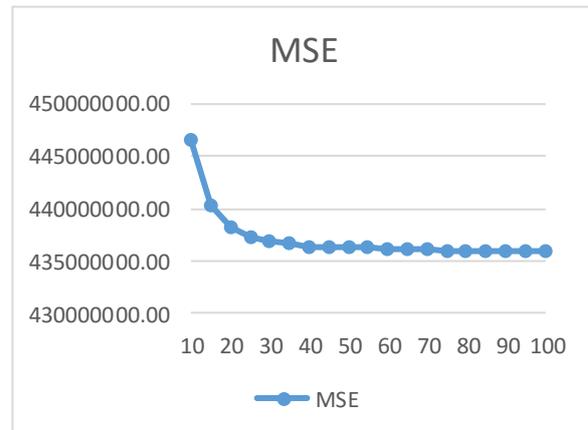
Tabel 3.1. Hasil peramalan ketika  $p = 2$  dari *automatic clustering*

Tahun	Aktual	Peramalan
2006	580054	611715
2007	458755	443061
2008	544157	553131
2009	706698	712932
2010	856888	848916
2011	731635	754976
2012	731635	793974
2013	825000	793974
2014	825000	832972
2015	825000	832972
<b>MSE</b>		695238077

Dari hasil peramalan menunjukkan nilai MSE masih terbilang tinggi sehingga dilakukan pengujian terhadap nilai  $p$ . Tabel 3.2 menunjukkan hasil nilai MSE berdasarkan nilai  $p$ .

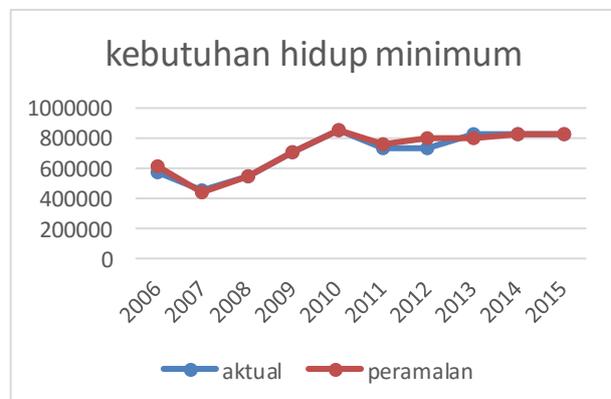
Tabel 3.2. Hasil nilai MSE berdasarkan nilai  $p$  dalam *automatic clustering*

Nilai P	MSE
10	446641356
15	440330664
20	438255481
25	437356023
30	436900406
35	436645507
40	436424904
45	436397083
50	436334824
55	436266661
60	436168766
65	436083668
70	436053461
75	436020525
80	436026655
85	436029069
90	435971361
95	435967283
100	435964587



Gambar 3.1. MSE berdasarkan nilai  $p$  dalam *automatic clustering*

Gambar 3.1 sumbu var ketika nilai  $p = 100$ , didapatkan hasil peramalan dari tahun 2005 sampai 2015 antara lain : 580687, 459197, 544336, 706823, 856729, 778631, 778631, 825159, 825159. Selain itu hasil peramalan tahun 2016 adalah 825159 dan nilai memiliki nilai koefisien korelasi sebesar 0.987072916. Gambar 3.2 menunjukkan *plot* perbedaan antara data aktual dan peramalan.



Gambar 3.2. Perbandingan nilai aktual dengan hasil peramalan

#### 4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat ditarik kesimpulan bahwa Metode *automatic clustering* dapat diterapkan untuk mengklasifikasikan data kebutuhan hidup minimum (KHM) menjadi *interval*. Nilai  $p = 100$  memberikan nilai MSE terkecil yaitu 435964587. Metode *fuzzy logical relationship* dapat diterapkan pada peramalan kebutuhan hidup minimum. Pada tahun 2016 didapatkan nilai peramalan sebesar 825159. Berdasarkan hasil peramalan nilai akurasi yang didapatkan tinggi, memiliki nilai koefisien korelasi sebesar 0.987072916.

Penelitian selanjutnya akan menerapkan algoritma heuristic seperti *particle swarm optimization* yang terbukti bisa digunakan untuk meningkatkan akurasi hasil clustering (Wahyuni dkk., 2016)

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- Askari, S., Montazerin, N. Dan Zarandi, M.H.F., 2015. A clustering based forecasting algorithm for multivariable fuzzy time series using linear combinations of independent variables. *Applied Soft Computing*, 35, 151-160.
- Aznarte, J.L., Fdez, J.A. Azofra, A.A. dan Benitez, J. M., 2012. Financial time series forecasting with a bio-inspired fuzzy model. *Expert Systems with Applications*, 39, 12302-12309.
- Badan Pusat Statistika, 2016. [data] Kebutuhan hidup minimum (online). Tersedia di: <<http://https://www.bps.go.id/linkTableDinamis/view/id/1212/>> [Diakses 26 juli 2016]
- Chen, S.M. dan Chen, C.D., 2011. Handling forecasting problems based on high-order fuzzy logical relationships. *Expert Systems with Applications*, 38, 3856-3864.
- Chen, S.M. dan Chen, S.W., 2015. Fuzzy forecasting based on two-factors second-order fuzzy-trend logical relationship group and the probabilities of trend of fuzzy logical relationships. *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol 45, No. 3.
- Chen, S.M. dan Tunawijaya, K., 2011. Multivariate fuzzy forecasting based on fuzzy time series and automatic clustering technique. *Expert System with Applications*, 38, 10594-10605.
- Cheng, S.H., Chen, S.M. dan Jian, W.S., 2015. A novel fuzzy time series forecasting method based on fuzzy logical relationships and similarity measures. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 978(1), 4799-8697.
- Cheng, S.H., Chen, S.M. dan Jian, W.S., 2016. Fuzzy time series forecasting based on fuzzy logical relationships and similarity measures. *Information Sciences*, 327, 272-287.
- Garcia, A.J. dan Flores, W.G., 2016. Automatic clustering using nature-inspired metaheuristics : a survey. *Applied Soft Computing*, 41, 192-213.
- Hung, W.H. dan Kang, S.C.J., 2014. Automatic clustering method for real-time construction simulation. *Advanced Engineering Informatic*, 28, 138-152.
- Liu, T.K., Chen, Y.P. dan Chou, J.H., 2011. Extracting fuzzy relations in fuzzy time series model based on approximation concepts. *Expert Systems with Applications*, 2011, 11624-11629.
- Qiu, W., Liu, X. dan Li, H., 2011. A generalized method for forecasting based on fuzzy time series. *Expert Systems with Applications*, 38, 10446-10453.
- Qiu, W., Zhang, P. dan Wang, Y., 2015. Fuzzy time series forecasting model based on automatic clustering techniques and generalized fuzzy logical relationship. *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*, 962597.
- Republik Indonesia. 2012. *Undang-Undang No. 13 Tahun 2012 Tentang Komponen dan Pelaksanaan Tahapan Pencapaian Kebutuhan Hidup Layak*. Peraturan Menteri Tenaga Kerja dan Transmigrasi RI Tahun 2015, No. 13. Sekretariat Negara. Jakarta.
- Saha, S. dan Bandyopadhyay, S., 2013. A generalized automatic clustering algorithm in a multiobjective framework. *Applied Soft Computing*, 13, 89-108.
- Song, Q. dan Chissom, B.S., 1993. Fuzzy time series and its models. *Fuzzy time series*, Vol. 54, Issue 3.
- Song, Q. dan Chissom, B.S., 1993. Forecasting enrollment with fuzzy time series – part I. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 54, Issue 1.
- Song, Q. dan Chissom, B.S., 1994. Forecasting enrollments with fuzzy time series – part II. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 62, Issue 1.
- Wahyuni, I, Auliya, YA, Rahmi, A & Mahmudy, WF 2016, 'Clustering Nasabah Bank Berdasarkan Tingkat Likuiditas Menggunakan Hybrid Particle Swarm Optimization dengan K-Means', *Jurnal*

*Ilmiah Teknologi dan Informasi ASIA (JITIKA)*, vol. 10, no. 2, pp. 24-33.

Wang, G.P., Chen, S.Y., Yang, X. dan Liu, Jun., 2014. Modeling and analyzing of conformity behavior : A fuzzy logic approach. *Optik*, 125, 6594-6598.

Wang, W. dan Liu, X., 2015. Fuzzy forecasting based on automatic clustering and axiomatic fuzzy set classification. *Information Sciences*, 294, 78-94.