

PERAMALAN KB BARU IUD DENGAN METODE *AUTOMATIC CLUSTERING AND FUZZY LOGICAL RELATIONSHIP*

Yunidar Ayu Pratama¹, Diah Indriani²

^{1,2}Departemen Biostatistika dan Kependudukan
Fakultas Kesehatan Masyarakat, Universitas Airlangga
Alamat korespondensi: Yunidar Ayu
E-mail: yunidar.ayu@gmail.com

ABSTRACT

This research aims for forecasting the number of participants Family Planning (FP) new IUD in East Java in 2017 method using Automatic Clustering And Fuzzy Logic Relationship (ACFLR). Make forecasting for the number of participants FP new IUD in the future important done. Forecasting will support the increase of the number of participants program FP new IUD as emphasized by the Government so that it can be used to take better decisions. Forecasting method of Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship was chosen because the method has a higher degree of accuracy compared to the classical time series method and fuzzy time series. This study used secondary data recorded in Perwakilan BKKBN East Java in the form of the number of participants KB new IUD in East Java in 2011 to 2016. Based on the research results obtained forecasting the number of participants KB new IUD in 2017 is 65.616 participants with error rate prediction of 0.97% and the percentage increase in the number of participants from the previous year is 0.28%.

Keywords: forecasting, family planning, IUD, automatic clustering and fuzzy logic relationship

ABSTRAK

Tujuan penelitian ini adalah untuk peramalan jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur tahun 2017 menggunakan metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logic Relationship* (ACFLR). Peramalan jumlah peserta KB baru IUD yang akurat di masa mendatang penting untuk dilakukan. Peramalan sendiri akan menunjang perencanaan program peningkatan jumlah peserta KB baru IUD sesuai dengan yang ditekankan oleh pemerintah, sehingga dapat digunakan untuk mengambil keputusan yang lebih baik. Pemilihan metode peramalan *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship* dikarenakan metode tersebut tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan metode *time series* klasik dan *fuzzy time series*. Penelitian ini menggunakan data sekunder yang didapatkan dari Perwakilan BKKBN Provinsi Jawa Timur berupa jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur tahun 2011 sampai 2016. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh peramalan jumlah peserta KB baru IUD tahun 2017 adalah 65.616 peserta dengan tingkat kesalahan prediksi sebesar 0,97% dan persentase peningkatan jumlah peserta dari tahun sebelumnya adalah 0,28%.

Kata kunci: peramalan, keluarga berencana, IUD, *automatic clustering and fuzzy logic relationship*

PENDAHULUAN

Indonesia memiliki jumlah penduduk yang semakin bertambah di setiap tahunnya. Di satu pihak, besarnya jumlah penduduk dapat berperan sebagai sumber daya manusia yang potensial dan lebih produktif. Namun, di lain pihak jumlah penduduk yang besar dapat mengganggu upaya pemerintah dalam hal pencapaian pemerataan kesejahteraan nasional sehingga menjadi permasalahan dalam bidang kependudukan yang memerlukan solusi pemecahan masalah lebih lanjut.

Kebijakan kependudukan untuk pemecahan masalah laju pertumbuhan penduduk dilakukan dengan cara menurunkan tingkat pertumbuhan penduduk ke tingkat yang paling rendah. Salah satu cara yang efektif untuk menurunkan tingkat pertumbuhan penduduk adalah dengan mengikuti program KB (Keluarga Berencana) (Arum dan Sujiyantini, 2011).

Salah satu fokus dari program Kependudukan, Keluarga Berencana dan Pembangunan Keluarga di BKKBN adalah peningkatan jumlah peserta KB baru. Peserta

KB baru memiliki dua kriteria di antaranya adalah seseorang yang sudah menikah dan belum pernah menggunakan kontrasepsi, kemudian menggunakan kontrasepsi dengan tujuan tertentu. Selain itu, seseorang yang sebelumnya sudah pernah menggunakan kontrasepsi, kemudian tidak menggunakan lagi karena hamil dan melahirkan, setelah itu menggunakan kontrasepsi kembali tergolong dalam peserta KB baru.

Terdapat beberapa macam alat kontrasepsi, diantaranya adalah Metode Kontrasepsi Jangka Panjang (MKJP) dan Metode Kontrasepsi Jangka Pendek (Non MKJP). Saat ini pemerintah menekankan untuk peningkatan penggunaan alat kontrasepsi jangka panjang, salah satunya adalah *Intra Uterine Device* atau yang sering disebut IUD. Pemakaian KB IUD ini dikarenakan penggunaannya lebih murah, efektif dan risiko kegagalannya relatif kecil jika dibandingkan dengan alat kontrasepsi jangka pendek seperti suntik atau pil KB.

Pemakaian alat kontrasepsi IUD mengalami penurunan selama kurun waktu 20 tahun terakhir. Survei demografi dan kesehatan Indonesia menyebutkan bahwa, persentase pemakaian alat kontrasepsi IUD adalah 13% pada tahun 1991, namun turun menjadi 4% di tahun 2012. Sebaliknya, pemakaian alat kontrasepsi suntik mengalami peningkatan dari 12% pada tahun 1991 menjadi 32% di tahun 2012 (BPS, 2012). Berdasarkan Rekapitulasi Laporan Bulanan Fasilitas Kesehatan KB Tingkat Provinsi Tahun 2016, persentase peserta KB baru di Provinsi Jawa Timur yang menggunakan kontrasepsi IUD 7,23%, MOW 2,08%, MOP 0,14%, kondom 3,24%, implan 11,47%, suntik 56,03%, dan pil 19,70% (BKKBN, 2016).

Berdasarkan data tersebut, upaya pemerintah menekankan penggunaan alat kontrasepsi jangka panjang khususnya IUD masih belum mencapai kesuksesan karena masyarakat lebih banyak yang memilih alat kontrasepsi jangka pendek. Oleh karena itu, perlu perencanaan yang tepat agar penggunaan kontrasepsi IUD meningkat. Dalam hal ini, peramalan atau *forecasting* sangat diperlukan untuk menunjang perencanaan tersebut. Tujuan dari peramalan sendiri adalah melihat bahwa program yang dilaksanakan dapat digunakan untuk pembuatan keputusan yang lebih baik.

Saat ini, perkembangan metode peramalan dalam statistika semakin bertambah, salah satu metodenya adalah analisis *time series*. Ada beberapa model peramalan dalam *time series* yaitu didasarkan pada analisis hubungan antar variabel independen yang diperkirakan dengan variabel dependen yaitu waktu. Model peramalan tersebut diantaranya adalah ARIMA, *exponential smoothing*, dan proyeksi *trend* (Kuntoro, 2015).

Model peramalan dalam *time series* merupakan metode yang sering digunakan untuk peramalan, akan tetapi bila data historis yang digunakan untuk peramalan terdapat data yang bernilai linguistik, metode *time series* masih belum mampu menyelesaikannya, sehingga banyak penelitian yang berfokus dalam pengembangan metode dari *time series*.

Tahun 1993, Song dan Chissom untuk pertama kalinya memperkenalkan metode *fuzzy time series* yang diklaim dapat mengisi kekurangan dari metode *time series*. Metode tersebut mampu menangani data yang berbentuk nilai linguistik dan data yang tidak lengkap. Namun nilai akurasi metode Song dan Chissom belum dapat dikatakan baik karena masih memiliki nilai *Mean Square Error* (MSE) yang relatif besar. Metode usulan Song dan Chissom masih memiliki kelemahan lain yakni mengharuskan untuk menentukan panjang interval yang sama, sehingga semakin bermunculan metode pengembangan dan modifikasi dari *fuzzy time series*. Salah satu metode modifikasi dari *fuzzy time series* adalah metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship* (ACFLR) yang diperkenalkan oleh Chen, Wang dan Pan pada tahun 2009.

ACFLR merupakan metode yang menggunakan konsep dasar *fuzzy logic* untuk pemodelan pada data *time series*. Metode ini mengaplikasikan algoritma *automatic clustering* untuk pembentukan *cluster based interval* dan panjang setiap interval yang berbeda. Di samping itu, metode ACFLR memiliki tingkat keakuratan yang tinggi karena menghasilkan nilai MSE yang relatif kecil. Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan dilakukan penerapan metode ACFLR untuk peramalan jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur tahun 2017 dengan harapan hasil dari peramalan memiliki tingkat keakuratan yang tinggi.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan unit analisis waktu dan merupakan penelitian kuantitatif. Peramalan ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Perwakilan BKKBN Provinsi Jawa Timur. Tahapan peramalan dengan menerapkan metode ACFLR adalah penerapan *Automatic Clustering*, penghitungan nilai peramalan dengan *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship*, dan penghitungan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

Tujuan dari penerapan *Automatic Clustering* adalah untuk menghitung beda rata-rata dan membuat *cluster* dari data historis yang digunakan untuk peramalan. Tahap pertama ini memiliki beberapa langkah, yaitu mengurutkan data numerik secara menaik, mengambil data urutan pertama, menyesuaikan isi dari *cluster*, mengasumsikan hasil *cluster* menjadi sebuah interval, dan membagi setiap interval menjadi p sub interval.

Langkah pertama pada tahap penerapan *Automatic Clustering* adalah mengurutkan data numerik secara menaik. Diasumsikan ada data numerik yang diurutkan dalam urutan menaik seperti berikut: $b_{1,0} = b_{1,1} = \dots < b_{2,0} = b_{2,1} = \dots < b_{n-1,0} = b_{n-1,1} = \dots < b_{n,0} = b_{n,1} = \dots$, dengan $b_{i,0}$, $b_{i,1}$, \dots , dan $b_{i,j}$ merupakan data numerik dengan nilai sama, $1 \leq i \leq n$, dan $j \geq 0$.

Setelah mengurutkan data tersebut, selanjutnya menghitung beda rata-rata (*average_diff*). *Average_diff* menunjukkan jarak selisih rata-rata antar setiap dua data berdekatan dalam data urutan menaik. Sama seperti data urutan menaik, dalam penghitungan *average_diff* data yang sama hanya dihitung satu kali. Rumus penghitungan beda rata-rata (*average_diff*) adalah sebagai berikut:

$$average_diff = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (b_{i+1} - b_i)}{n-1}$$

Kemudian, langkah kedua pada tahap penerapan *Automatic Clustering* adalah mengambil data pada urutan pertama dari data yang sebelumnya telah diurutkan secara menaik untuk diletakkan ke dalam *cluster* yang sudah

dibentuk. Berdasarkan hasil *average_diff* yang telah dihitung, selanjutnya menentukan data urutan pertama dari data yang sebelumnya telah diurutkan akan diletakkan dalam *cluster* yang sudah dibentuk atau diletakkan ke dalam *cluster* yang baru dengan beberapa prinsip.

Prinsip pertama, mengasumsikan bahwa *cluster* yang sudah dibentuk adalah *cluster* pertama dan di dalam *cluster* tersebut hanya ada satu data yaitu b_1 . b_2 adalah data yang berdekatan dengan b_1 dan ditampilkan sebagai

$\{b_1\}$, b_2, \dots, b_n . Jika $b_2 - b_1 \leq average_diff$ maka b_2 diletakkan pada *cluster* yang sudah dibentuk di mana terdapat b_1 di dalamnya. Setelah itu, membuat *cluster* yang baru untuk b_2 dan *cluster* yang memuat b_2 tersebut menjadi *cluster* yang sudah dibentuk berikutnya.

Prinsip kedua, diasumsikan *cluster* yang sudah dibentuk bukan merupakan *cluster* pertama dan hanya ada satu b_j di *cluster* yang sudah dibentuk. Kemudian terdapat b_k yang merupakan data yang berdekatan dengan b_j . Setelah itu, b_j dianggap sebagai data terbesar di dalam *cluster* yang terletak di atas *cluster* yang sudah dibentuk, dan ditampilkan seperti $\{b_1, \dots\}, \dots, \{\dots, b_i\}, \{b_j\}, b_k, \dots, b_n$. Jika $b_k - b_j \leq average_diff$ dan $b_k - b_j \leq b_j - b_l$ maka b_k diletakkan pada *cluster* di mana terdapat b_j di dalamnya. Setelah itu, membuat *cluster* yang baru untuk b_k dan membiarkan *cluster* yang baru tersebut menjadi *cluster* yang sudah dibentuk berikutnya.

Prinsip ketiga, mengasumsikan *cluster* yang sudah dibentuk bukan *cluster* yang pertama dan terdapat lebih dari satu data pada *cluster* yang sudah dibentuk. Kemudian, b_i dianggap sebagai data terbesar pada *cluster* yang sudah dibentuk dan b_j berada di dalam *cluster* terdekat dengan b_i , ditampilkan seperti $\{b_1, \dots\}, \dots, \{\dots\}, \{\dots, b_i\}, b_j, \dots, b_n$. Jika $b_j - b_i \leq average_diff$ dan $b_j - b_i \leq cluster$ maka b_j diletakkan pada *cluster* di mana terdapat b_i di dalamnya. Setelah itu, membentuk *cluster* yang baru di mana b_j termasuk dalam *cluster* yang sudah dibentuk. Jarak selisih rata-rata antar setiap dua data berdekatan dalam *cluster* yang sudah dibentuk dinyatakan dengan *cluster_diff*. Sama seperti *average_diff*, dalam penghitungan *cluster_diff* data yang sama dalam

data urutan menaik hanya dihitung satu kali. Rumus perhitungan $cluster_diff$ adalah sebagai berikut.

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

dengan C_1, C_2, \dots, C_n merupakan data dalam $cluster$ yang sudah dibentuk.

Setelah melakukan langkah kedua dan menyesuaikan dengan prinsip-prinsipnya, kemudian dilanjutkan ke langkah yang ketiga yaitu menyesuaikan isi dari $cluster$ yang sudah dibentuk. Berdasarkan $clustering$ yang didapatkan dari langkah kedua, langkah selanjutnya adalah menyesuaikan isi dari $cluster$ yang sudah dibentuk tersebut berdasarkan beberapa prinsip diantaranya, yang pertama adalah apabila suatu $cluster$ mempunyai lebih dari dua data, maka hapus semua data kecuali data pertama dan terakhir. Kedua, apabila suatu $cluster$ mempunyai tepat dua data, maka jangan diubah. Ketiga, apabila suatu $cluster$ hanya mempunyai satu data b_q , maka letakkan nilai dari " $b_q - average_diff$ " dan " $b_q + average_diff$ " ke dalam $cluster$ yang baru dan menghapus b_q dari $cluster$ yang sudah dibentuk saat ini. Jika situasi pada prinsip ketiga terjadi, maka: apabila situasi pada prinsip ketiga terjadi pada $cluster$ pertama, hapus nilai " $b_q - average_diff$ ". Selanjutnya, apabila situasi pada prinsip ketiga terjadi pada $cluster$ terakhir, hapus nilai " $b_q + average_diff$ ". Terakhir, jika nilai " $b_q - average_diff$ " lebih kecil daripada nilai terkecil dalam $cluster$ di atasnya, maka perlakuan berdasarkan situasi pada prinsip ketiga dibatalkan.

Langkah keempat pada tahap penerapan *Automatic Clustering* adalah mengasumsikan hasil $cluster$ yang diperoleh dari langkah ketiga ditampilkan seperti pada rumus berikut: $\{b_1, b_2\}$, $\{b_3, b_4\}$, $\{b_5, b_6\}$, ..., $\{b_{n-1}, b_n\}$. Selanjutnya, seluruh $cluster$ tersebut ditransformasikan ke dalam interval yang berdekatan dengan cara yaitu mentransformasikan $cluster$ pertama $\{b_1, b_2\}$ ke dalam interval $[b_1, b_2)$. Jika interval saat ini adalah $[b_1, b_2)$ dan $cluster$ saat ini adalah $\{b_k, b_l\}$, maka: Jika $b_j \geq b_k$, maka $\{b_k, b_l\}$ dalam $cluster$ yang ada ditransformasi ke dalam interval $[b_k, b_l)$ dan $cluster$ selanjutnya $\{b_m, b_n\}$ menjadi $cluster$ saat ini. Jika $b_j < b_k$, maka transformasikan $\{b_k, b_l\}$ ke dalam interval $[b_k, b_l)$. Selanjutnya,

$[b_k, b_l]$ menjadi interval dan $cluster$ berikutnya $\{b_m, b_n\}$ menjadi $cluster$ -nya. Jika nilai dalam interval adalah $[b_p, b_q)$ dan nilai $cluster$ -nya adalah $\{b_k\}$, maka transformasikan interval $[b_p, b_q)$ ke dalam $[b_p, b_k)$. Kemudian $[b_p, b_k]$ menjadi interval dan $cluster$ berikutnya menjadi $cluster$ saat ini. Terakhir, melakukan pemeriksaan ulang terhadap interval yang sudah dibentuk sampai seluruh $cluster$ ditransformasikan menjadi interval.

Langkah terakhir pada tahap penerapan *Automatic Clustering* adalah masing-masing interval yang diperoleh dari langkah keempat, dibagi ke dalam p sub interval, di mana $p \geq 1$. Semakin besar nilai p , maka semakin akurat hasil peramalannya. Nilai p boleh disesuaikan dengan banyaknya jumlah data yang digunakan.

Tahap kedua pada metode ini adalah menghitung nilai peramalan dengan *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship*. Setelah memperoleh interval dengan menggunakan teknik *automatic clustering*, selanjutnya nilai peramalan dapat dihitung dengan langkah seperti berikut: Pertama, penghitungan nilai tengah pada tiap interval dengan menggunakan *automatic clustering* seperti pada teknik sebelumnya. Kedua, diasumsikan terdapat interval u_1, u_2 , hingga u_n kemudian mendefinisikan setiap himpunan *fuzzy* (A_i), di mana $1 \leq i \leq n$, sebagai berikut:

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

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

.

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

Ketiga, fuzzifikasi tiap data ke dalam himpunan *fuzzy*. Jika data termasuk dalam u_i di mana $1 \leq i \leq n$, maka data tersebut difuzzifikasi dalam A_i . Keempat, membuat relasi *fuzzy* berdasarkan data yang diperoleh dari langkah ketiga. Jika data yang telah difuzzifikasi dari tahun t dan $t+1$ adalah $A_j \rightarrow A_k$, maka selanjutnya membuat relasi *fuzzy*. Setelah itu, pindahkan relasi *fuzzy* ke dalam kelompok relasi *fuzzy*, di mana relasi *fuzzy* yang memiliki keaddan sama diletakkan ke dalam kelompok relasi *fuzzy* yang

sama. Dan yang kelima adalah menghitung angka ramalan dari data.

Langkah kelima dalam tahap *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship* yaitu menghitung angka hasil peramalan dari data historis dengan memperhatikan beberapa prinsip seperti: Pertama, apabila data yang telah difuzzifikasi dari periode t adalah A_j dan hanya terdapat satu relasi *fuzzy* dalam kelompok relasi *fuzzy*, di mana keadaan saat ini adalah $A_j \rightarrow A_k$, maka data yang diramalkan dari periode t+1 adalah m_k , di mana m_k merupakan nilai tengah dari interval u_k , dan nilai keanggotaan terbesar dari himpunan *fuzzy* A_k terjadi pada interval u_k . Kedua, jika data yang telah difuzzifikasi dari periode t adalah A_j dan terdapat relasi *fuzzy* pada kelompok relasi *fuzzy*, di mana keadaan saat ini adalah A_j , maka data yang diramalkan dari periode t+1 dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\frac{(x_1 \times m_{k1}) + (x_2 \times m_{k2}) + \dots + (x_p \times m_{kp})}{x_1 + x_2 + \dots + x_p}$$

x_1 menyatakan jumlah relasi *fuzzy* dalam grup relasi *fuzzy*. $m_{k1}, m_{k2} \dots$ dan m_{kp} merupakan nilai tengah dari interval u_{k1}, u_{k2}, \dots dan u_{kp} . Nilai keanggotaan maksimum dari himpunan *fuzzy* A_{k1}, A_{k2}, \dots dan A_{kp} terjadi pada interval u_{k1}, u_{k2}, \dots dan u_{kp} . Ketiga, jika data asli difuzzifikasi dari periode t adalah A_j dan terdapat sebuah relasi *fuzzy* dalam kelompok relasi *fuzzy* di mana keadaan sekarang adalah $A_j \rightarrow \#$, dan simbol # menyatakan nilai yang tidak diketahui, maka data peramalan dari periode t+1 adalah m_j , di mana m_j merupakan nilai tengah dari interval u_j dan nilai keanggotaan maksimum dari himpunan *fuzzy* A_j yang terjadi pada u_j .

Tahap ketiga pada metode ini adalah menghitung nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai MAPE diperoleh dari penghitungan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| \times 100\%$$

dimana n merupakan jumlah sampel, \hat{y}_t merupakan nilai peramalan periode ke-t, dan y_t merupakan nilai aktual periode ke-t.

HASIL PENELITIAN

Berdasarkan data jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur dari tahun 2011 hingga tahun 2016 mengalami fluktuasi. Data Jumlah Peserta KB Baru IUD di Jawa Timur tahun 2011 sampai 2016 dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Peserta KB Baru IUD Jawa Timur

Tahun	Jumlah Peserta KB Baru IUD
2011	113.779
2012	122.363
2013	111.557
2014	80.809
2015	56.573
2016	65.431

Peramalan Jumlah Peserta KB Baru IUD menggunakan metode ACFLR terdiri dari beberapa tahap berikut: Pertama, menerapkan *Automatic Clustering*. Algoritma *Automatic Clustering* akan diterapkan untuk *Clustering* data historis Jumlah Peserta KB Baru IUD Jawa Timur tahun 2011 sampai 2016 dalam bentuk interval. Langkah-langkah penerapan Algoritma *Automatic Clustering* adalah sebagai berikut.

Langkah pertama, mengurutkan data Jumlah Peserta KB Baru IUD dari data yang paling kecil hingga yang paling besar. Diasumsikan tidak ada data dalam penelitian ini yang bernilai sama (*duplicate*). Kemudian dihitung beda rata-ratanya (*average_diff*) dan diperoleh nilai *average_diff*-nya adalah 13.158. Langkah kedua, berdasarkan nilai *average_diff* dan tiga prinsip pada langkah kedua, dapat dibuat *cluster* dari data urutan menaik sehingga diperoleh hasil *Clustering* sebagai berikut:

Cluster Pertama = {56.573, 65.431}

Cluster Kedua = {80.809}

Cluster Ketiga = {111.557, 113.779, 122.363}

Langkah ketiga, berdasarkan tiga prinsip pada langkah ketiga, hasil *Clustering* yang diperoleh pada Langkah 2 disesuaikan lagi,

sehingga diperoleh hasil *Clustering* sebagai berikut:

- Cluster Pertama = {56.573, 65.431}
- Cluster Kedua = {67.651, 93.967}
- Cluster Ketiga = {111.557, 122.363}

Langkah keempat, dengan menggunakan sub-langkah pada langkah keempat, diperoleh interval-interval sebagai berikut:

- Interval Pertama = [56.573, 65.431)
- Interval Kedua = [65.431, 67.651)
- Interval Ketiga = [67.651, 93.967),
- Interval Keempat = [93.967, 111.557)
- Interval Kelima = [111.557, 122.363)

Langkah kelima, membagi masing-masing interval ke dalam p sub-interval. Semakin besar nilai p , maka akan semakin akurat hasil peramalannya. Penelitian ini mengambil $p = 6$ karena jumlah data yang digunakan adalah sebanyak 6. Oleh karena itu, setiap interval yang diperoleh dalam Langkah 4 dibagi ke dalam p sub-interval sebagai berikut:

- $u_1 = [56.573, 58.049,3)$
- $u_2 = [58.049,3, 59.525,7)$
- $u_3 = [59.525,7, 61.002)$
- $u_4 = [61.002, 62.478,3)$
- $u_5 = [62.478,3, 63.954,7)$
- $u_6 = [63.954,7, 65.431)$
- $u_7 = [65.431, 65.801)$
- $u_8 = [65.801, 66.171)$
- $u_9 = [66.171, 66.541)$
- $u_{10} = [66.541, 66.911)$
- $u_{11} = [66.911, 67.281)$
- $u_{12} = [67.281, 67.651)$
- $u_{13} = [67.651, 72.037)$
- $u_{14} = [72.037, 76.423)$
- $u_{15} = [76.423, 80.809)$
- $u_{16} = [80.809, 85.195)$
- $u_{17} = [85.195, 89.581)$
- $u_{18} = [89.581, 93.967)$
- $u_{19} = [93.967, 96.898,7)$
- $u_{20} = [96.898,7, 99.830,3)$
- $u_{21} = [99.830,3, 102.762)$
- $u_{22} = [102.762, 105.693,7)$
- $u_{23} = [105.693,7, 108.625,3)$
- $u_{24} = [108.625,3, 111.557)$
- $u_{25} = [111.557, 113.358)$
- $u_{26} = [113.358, 115.159)$
- $u_{27} = [115.159, 116.960)$

- $u_{28} = [116.960, 118.761)$
- $u_{29} = [118.761, 120.562)$
- $u_{30} = [120.562, 122.363)$

Tahap kedua, yaitu menghitung nilai peramalan menggunakan *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship* memiliki langkah-langkah sebagai berikut. Langkah pertama, menghitung nilai tengah m_i untuk masing-masing interval u_i dengan $1 \leq i \leq 30$, didapatkan hasil sebagai berikut:

- $m_1 = 57.311,17$
- $m_2 = 58.787,5$
- $m_3 = 60.263,83$
- $m_4 = 61.740,17$
- $m_5 = 63.216,5$
- $m_6 = 64.692,83$
- $m_7 = 65.616$
- $m_8 = 65.986$
- $m_9 = 66.356$
- $m_{10} = 66.726$
- $m_{11} = 67.096$
- $m_{12} = 67.466$
- $m_{13} = 69.844$
- $m_{14} = 74.230$
- $m_{15} = 78.616$
- $m_{16} = 83.002$
- $m_{17} = 87.388$
- $m_{18} = 91.774$
- $m_{19} = 95.432,8$
- $m_{20} = 98.364,5$
- $m_{21} = 101.296,17$
- $m_{22} = 104.227,83$
- $m_{23} = 107.159,5$
- $m_{24} = 110.091,17$
- $m_{25} = 112.457,5$
- $m_{26} = 114.258,5$
- $m_{27} = 116.059,5$
- $m_{28} = 117.860,5$
- $m_{29} = 119.661,5$
- $m_{30} = 121.462,5$

Langkah kedua, mengasumsikan terdapat interval u_1, u_2 , hingga u_{30} . Setelah mengasumsikan interval, selanjutnya mendefinisikan setiap himpunan *fuzzy* A_i , di mana $1 \leq i \leq 30$, sebagai berikut:

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0,5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_{29}} + \frac{0}{u_{30}}$$

$$A_2 = \frac{0,5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0,5}{u_3} + \dots + \frac{0}{u_{29}} + \frac{0}{u_{30}}$$

.

$$A_{30} = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \dots + \frac{0,5}{u_{29}} + \frac{1}{u_{30}}$$

Langkah ketiga, berdasarkan definisi himpunan *fuzzy* tersebut Jumlah Peserta KB Baru IUD dapat difuzzifikasi seperti dalam Tabel 2. Sebagai contoh, dari Tabel 1, jumlah peserta KB baru IUD pada tahun 2011 adalah 113.779 yang terletak di dalam interval $u_{26} = [113.358, 115.159)$, maka jumlah peserta KB Bbaru IUD pada tahun 2011 difuzzifikasi ke dalam A_{26} .

Tabel 2. Hasil Fuzzifikasi Jumlah Peserta KB Baru IUD

Tahun	Jumlah	Fuzzifikasi
2011	113.779	A_{26}
2012	122.363	A_{30}
2013	111.557	A_{25}
2014	80.809	A_{16}
2015	56.573	A_1
2016	65.431	A_7

Begitu pula dengan tahun 2012, jumlah peserta KB baru IUD adalah 122.363 yang terletak dalam interval $u_{30} = [120.562, 122.363)$, maka jumlah peserta KB baru IUD difuzzifikasi ke dalam A_{30} .

Langkah keempat, sebagai contoh, hasil fuzzifikasi jumlah peserta KB baru IUD pada

Tabel 3. Hasil Relasi Fuzzy Jumlah Peserta KB Baru IUD

Tahun	Fuzzifikasi	Relasi Fuzzy
2011	A_{26}	$A_{26} \rightarrow A_{30}$
2012	A_{30}	$A_{30} \rightarrow A_{25}$
2013	A_{25}	$A_{25} \rightarrow A_{16}$
2014	A_{16}	$A_{16} \rightarrow A_1$
2015	A_1	$A_1 \rightarrow A_7$
2016	A_7	$A_7 \rightarrow \#$

tahun 2012 adalah A_{30} dan hasil fuzzifikasi jumlah peserta KB baru IUD pada tahun 2011 adalah A_{26} , relasi fuzzy antara tahun 2011 dan 2012 dapat dibuat " $A_{26} \rightarrow A_{30}$ ", dengan " A_{26} " dan " A_{30} " secara berturut-turut disebut *current state* dan *next state* dari relasi fuzzy.

Relasi fuzzy tersebut kemudian dikelompokkan sebagai berikut.

- Kelompok 1 : $A_1 \rightarrow A_7$
- Kelompok 2 : $A_7 \rightarrow \#$
- Kelompok 3 : $A_{16} \rightarrow A_1$
- Kelompok 4 : $A_{25} \rightarrow A_{16}$
- Kelompok 5 : $A_{26} \rightarrow A_{30}$
- Kelompok 6 : $A_{30} \rightarrow A_{25}$

Langkah kelima, diasumsikan akan dilakukan peramalan jumlah peserta KB baru IUD pada tahun 2012, maka berdasarkan Tabel 2, dapat dilihat hasil fuzzifikasi jumlah peserta KB baru IUD pada tahun 2011 adalah A_{26} . Dari

Tabel 3, dapat dilihat ada relasi fuzzy " $A_{26} \rightarrow A_{30}$ " pada Kelompok 5. Oleh karena itu, hasil prediksi jumlah peserta KB baru IUD pada tahun 2012 merupakan nilai tengah dari interval u_{30} . Karena $u_{30} = [120.562, 122.363)$ dan nilai tengah dari intervalnya $m_{30} = 121.462,5$, maka hasil peramalan jumlah peserta KB Baru IUD pada tahun 2012 adalah 121.463.

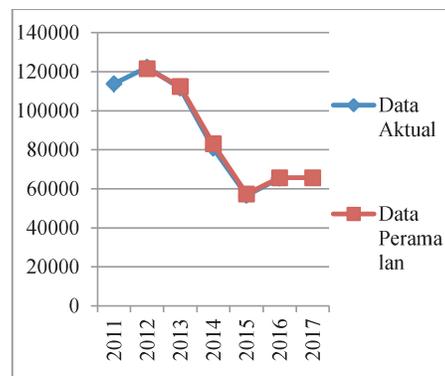
Tabel 4. Hasil Peramalan Jumlah Peserta KB Baru IUD

Tahun	Jumlah	Peramalan
2011	113.779	-
2012	122.363	121.463
2013	111.557	112.458
2014	80.809	83.002
2015	56.573	57.311
2016	65.431	65.616
2017	-	65.616

Perhitungan dengan cara yang sama akan diperoleh hasil peramalan jumlah peserta KB baru IUD seperti dijelaskan pada tabel 4 berikut.

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat bahwa hasil peramalan jumlah peserta KB baru IUD pada tahun 2017 adalah 65.616 peserta, sehingga dapat disimpulkan bahwa jumlah peserta KB baru IUD mengalami peningkatan pada tahun 2017 dari tahun sebelumnya.

Perbandingan antara data aktual dengan data hasil peramalan dapat dilihat polanya pada



Gambar 1. Perbandingan pola data aktual dengan data hasil peramalan

Gambar 1. Grafik tersebut memperlihatkan bahwa pola data hasil peramalan hampir sama nilainya dengan pola data aktual.

Tahap ketiga dalam metode ACFLR adalah penghitungan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Hasil dari peramalan dalam Tabel 4, selanjutnya dapat dihitung nilai MAPE nya

Tabel 5. Hasil Perhitungan MAPE

Tahun	Penghitungan Error
2011	-
2012	0,74%
2013	0,81%
2014	2,71%
2015	1,30%
2016	0,28%

menggunakan rumus yang ada dan menghasilkan nilai MAPE seperti pada Tabel 5. Berdasarkan Tabel 5, rata-rata eror peramalannya adalah 0,97%.

PEMBAHASAN

Zainun dan Majid (2004) menyatakan bahwa suatu model memiliki kinerja yang sangat bagus jika nilai MAPE nya kurang dari 10% dan memiliki kinerja bagus jika nilai MAPE nya kurang dari 20%. Dalam penelitian ini, nilai MAPE yang dihasilkan adalah 0,97% maka dapat disimpulkan bahwa model peramalannya memiliki kinerja yang sangat bagus.

Menurut Kurniawan (2011), dalam penelitiannya metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship (ACFLR)* memiliki keakurasian hasil peramalan yang lebih baik daripada metode ARIMA karena menghasilkan nilai *error* yang lebih kecil. Begitu pula dengan Rahanimi (2010) mengatakan bahwa, metode ACFLR tingkat akurasinya lebih tinggi dibandingkan dengan metode *time series* sederhana. Hasil penelitian ini memiliki *error* yang sangat kecil yaitu 0,97% sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil peramalan dalam penelitian ini memiliki keakuratan yang tinggi.

Jumlah peramalan peserta KB baru khususnya pada kontrasepsi IUD di Jawa Timur pada tahun 2017 adalah 65.616 peserta. Angka tersebut mengalami peningkatan sebanyak 0,28%

dibandingkan dengan tahun sebelumnya. Adanya peningkatan jumlah peserta KB baru IUD mengindikasikan bahwa upaya pemerintah dalam menekankan penggunaan alat kontrasepsi jangka panjang sudah berhasil walaupun persentase peningkatannya masih tergolong kecil.

Peramalan jumlah peserta KB baru dapat membantu pemerintah dalam mengantisipasi dan menetapkan kebijakan terkait penggunaan kontrasepsi. Hasil peramalan yang didapatkan, dapat dijadikan sebagai pertimbangan dan masukan untuk pemerintah berkaitan dengan penentuan kebijakan peningkatan penggunaan alat kontrasepsi IUD.

Beberapa upaya meningkatkan penggunaan alat kontrasepsi IUD pada peserta KB baru yang dapat dilakukan adalah membuat kebijakan pemasangan kontrasepsi IUD gratis untuk keluarga pra sejahtera, meningkatkan kompetensi petugas lapangan KB dan pemerataan distribusi alat kontrasepsi IUD di setiap daerah yang terorganisir dengan baik. Menurut Manurung (2013), upaya meningkatkan akseptor KB adalah meningkatkan kualitas pelayanan KB di tingkat pelayanan kesehatan primer dan sekunder, meningkatkan kepuasan pasien, penggunaan jasa konseling, dan pemilihan penggunaan KB yang aman dan efektif.

Hasil peramalan yang diperoleh digunakan untuk mengantisipasi suatu peristiwa baik berupa kekuatan maupun ancaman terhadap suatu program di masa yang akan datang dan sebagai tolak ukur untuk jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur. Data tersebut dapat digunakan oleh pihak lain untuk suatu perkiraan atau peramalan pada peristiwa lain di bidang kesehatan dan kependudukan, namun tetap mempertimbangkan nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* serta faktor lain yang mungkin berpotensi memengaruhi.

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Berdasarkan hasil peramalan, metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship* untuk memprediksi jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur tahun 2017 adalah 65.616 peserta. Tingkat kesalahan prediksi dalam peramalan tersebut sebesar 0,97%. Persentase

peningkatan peserta KB baru IUD dibandingkan dengan tahun sebelumnya adalah 0,28%.

Metode ACFLR untuk peramalan jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur memiliki tingkat keakuratan yang tinggi karena memiliki *error* yang sangat kecil. Analisis ACFLR sesuai digunakan untuk peramalan jumlah peserta KB baru IUD di Jawa Timur, karena metode penghitungannya yang mudah dan dapat dihitung secara manual tanpa bantuan *software*.

Saran

Penelitian selanjutnya dapat menerapkan metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship* untuk melakukan peramalan pada data historis yang berbeda. Penelitian selanjutnya disarankan juga dibuat program komputasi dari metode *Automatic Clustering And Fuzzy Logical Relationship* dalam bentuk *software* agar memudahkan dalam perhitungan.

Bagi pihak instansi dapat lebih meningkatkan sosialisasi tentang KB kepada masyarakat, khususnya penggunaan alat kontrasepsi IUD. Peningkatan kompetensi petugas lapangan juga penting untuk keberhasilan sosialisasi tentang KB. Selain itu, kebijakan IUD gratis untuk masyarakat Pra Sejahtera, serta mengorganisir pemerataan distribusi alat kontrasepsi IUD di setiap daerah perlu dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggodo, Y. dan Mahmudy, W. 2017. Automatic Clustering and Optimized Fuzzy Logical Relationships for Minimum Living Needs Forecasting. *Journal of Environmental Engineering & Sustainable Technology*, [e-journal] 4(1): pp 1–7. Tersedia di: <<http://jeest.ub.ac.id/index.php/jeest/article/view/62>> [diakses tanggal 10 Juni 2017].
- Arianti, C. dan Wibowo, A. 2015. Pemodelan ARIMA Jumlah Pencapaian Peserta KB Baru IUD. *Jurnal Biometrika dan Kependudukan*, [e-journal] 4(2): pp. 191–200. Tersedia di : <<http://journal.unair.ac.id/pemodelan-arima-jumlah-pencapaian-peserta-kb-baru-iud-article-10510-media-40-category-.html>> [diakses tanggal 9 Juni 2017].
- Asasi, A.N. 2009. *Analisis Forecasting Peserta KB Baru di BPMP dan KP Kota Pekalongan dengan Metode ARIMA*. Skripsi. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Universitas Negeri Semarang.
- BKKBN. 2011–2016. *Evaluasi Kinerja Program Kependudukan, Keluarga Berencana dan Pembangunan Keluarga. BKKBN Provinsi Jawa Timur*.
- BKKBN. 2016. *Rekapitulasi Laporan Bulanan Fasilitas Kesehatan KB Tingkat Provinsi Tahun 2016*. BKKBN Provinsi Jawa Timur.
- Badan Pusat Statistik. 2013. *Survey Demografi dan Kesehatan Indonesia 2012*. Jakarta: BPS.
- Cheng, C.H., Cheng, G.W., & Wang, J.W. 2009. *Multi-attribute Fuzzy Time Series Method based on Fuzzy Clustering*. *Expert Systems with Application*. 36, pp. 11070–11076.
- Endaryati, B. dan Kurniawan, R. 2015. Komparasi Metode Peramalan Automatic Clustering Technique and Fuzzy Logical Relationships dengan Single Exponential Smoothing. *Media Statistika*, [e-journal] 8(2): pp. 93–101. Tersedia di: <<https://www.researchgate.net/>> [diakses tanggal 10 Juni 2017].
- Herawati, K., dan Purnomo, W. 2015. Hubungan Budaya Patriarki dan Pemahaman Informasi KB dengan Kepersetaan Kontrasepsi. [e-journal] 4(2): pp. 162–171. Tersedia di : <<http://journal.unair.ac.id/pemodelan-arima-jumlah-pencapaian-peserta-kb-baru-iud-article-10510-media-40-category-.html>> [diakses tanggal 9 Juni 2017].
- Kurniawan, R. 2011. *Metode Automatic Clustering Fuzzy Logic Relationships untuk Peramalan Data Univariate*. Thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Manurung, S. 2013. Model Pengambilan Keputusan Meningkatkan Akseptor Keluarga Berencana Metode Kontrasepsi Jangka Panjang. *National Public Health Journal* [e-journal]. Tersedia di: <www.jurnalkesmas.ui.ac.id> [diakses tanggal 10 Juni 2017].
- Nurmalitasari dan Sumarlinda, S. 2016. Peramalan Jumlah Pendaftar Mahasiswa Baru SMTIK Duta Bangsa Surakarta Menggunakan Metode *Automatic Clustering and Fuzzy Logic Relationship* Markov Chain. *Seminar*

- Nasional Pendidikan Matematika 2016*, [e-journal] ISSN: 2528-4630. Tersedia di: <<https://publikasiilmiah.ums.ac.id/handle/11617/7628>> [diakses tanggal 28 Maret 2017].
- 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). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, [e-journal] ISSN: 2337-3520. Tersedia di: <http://ejournal.its.ac.id/index.php/sains_seni> [diakses tanggal 10 April 2017].
- Song, Q., & Chissom, B.S. 1993. Fuzzy Time Series and Its Model. *An International Journal of Fuzzy Sets and Systems*. 54(3), pp. 269–277.
- Pratama, Y.A. 2017. *Penerapan Automatic Clustering and Fuzzy Logical Relationship Untuk Peramalan Jumlah Peserta KB Baru (Studi Kasus Di Jawa Timur)*. Skripsi. Universitas Airlangga.
- Zainun, N.Y., dan Mujid, M.Z.A. 2004. Automated Low Cost House Demand Forecasting for Urban Area. *Journal The 4th Annual Seminar of National Science Fellowship*, [e-journal] pp. 521–526. Tersedia di: <<http://web.usm.my/nsf/abstracts/aED03.pdf>> [diakses tanggal 10 Juni 2017].