

## Prediksi Volume Impor Beras Nasional dengan Metode Multi-Factors High-Order Fuzzy Time Series

Nendiana Putri<sup>1</sup>, Edy Santoso<sup>2</sup>, Sigit Adinugroho<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>nendianaputri@gmail.com, <sup>2</sup>edy144@ub.ac.id, <sup>3</sup>sigit.adinu@ub.ac.id

### Abstrak

Swasembada beras yang baik diperlukan untuk menghemat devisa negara yang digunakan untuk mengimpor beras. Prediksi volume impor beras yang akurat dibutuhkan sebagai pertimbangan untuk merencanakan langkah – langkah strategis dalam menjaga kestabilan swasembada beras nasional. Terdapat berbagai model *fuzzy time series*, salah satunya adalah metode *multi-factors high-order time series*. Metode ini membagi data ke dalam *subinterval* dengan panjang yang berbeda, berdasarkan pusat *cluster* yang telah didapatkan melalui proses pengelompokan (*clustering*) menggunakan metode *fuzzy C-Means*. Kelebihan dari metode ini adalah dapat menggunakan beberapa *antecedent factor* serta *order* lebih dari satu, untuk membentuk *fuzzy logic relationship*. Disamping dari volume impor beras sebagai faktor utama, faktor produksi dan konsumsi beras dijadikan *antecedent factor*, karena kedua faktor tersebut mempengaruhi volume impor beras di Indonesia. Nilai *Normalized Root Mean Squared Error* (NRMSE) minimum yang didapatkan dari penelitian ini adalah sebesar 0,298. Nilai NRMSE yang mendekati nol menunjukkan bahwa metode *multi-factors high-order fuzzy time series* dapat melakukan prediksi volume impor beras dengan baik.

**Kata kunci:** *prediksi, impor beras, fuzzy time series, multi-factors high-order fuzzy time series model, fuzzy C-Means.*

### Abstract

*A good self-sufficient of rice support is needed to save some foreign exchange reserves that used to import rice. An accurate rice import volume prediction is needed to make a strategic plans for keeping management of rice support stability. Fuzzy time series is one of prediction methods which use past data pattern to projects data in the future. There are some fuzzy time series method's models, one of those models is multi-factors high-order time series model. This method distributes data into several subintervals with different length, depending on centroids that came from clustering process with fuzzy C-Means method. Advantage from using multi-factors high-order time series model is this model uses more than one order and antecedent factor to build a fuzzy logic relationship. Antecedent factors that used in this case are rice productions and consumption factors that affect Indonesia's rice import volume. Minimum value of Normalised Root Mean Squared Error (NRMSE) obtained 0.298 in this study. NRMSE value which is almost zero shows that multi-factors high-order fuzzy time series method is a good method for rice import volume prediction.*

**Keywords:** *prediction, rice imports, fuzzy time series, multi-factors high-order fuzzy time series model, fuzzy C-Means.*

### 1. PENDAHULUAN

Sampai saat ini, beras (*Oryza Sativa*) merupakan makanan pokok bagi hampir seluruh penduduk Indonesia (Panuju, Mizuno, dan Trisasongko, 2012). Produksi beras dalam negeri diharapkan mampu memenuhi kebutuhan seluruh masyarakat Indonesia, namun kenyataannya tidak mencukupi, sehingga

pemerintah melakukan impor beras dengan dalih menjaga cadangan persediaan stok beras di Indonesia (Zaeroni, et al., 2016). Impor beras di Indonesia dipengaruhi secara signifikan oleh jumlah produksi beras secara negatif baik dalam jangka panjang maupun pendek, menurut penelitian yang dilakukan oleh Kurniyawan pada tahun 2013. Sedangkan faktor yang berpengaruh positif secara signifikan terhadap volume impor

beras adalah jumlah konsumsi beras (Christianto, 2013). Swasembada beras yang baik diperlukan untuk menghemat devisa negara yang digunakan untuk mengimpor beras. Oleh karena itu, prediksi volume impor beras yang akurat dibutuhkan sebagai pertimbangan untuk merencanakan langkah – langkah strategis dalam menjaga kestabilan swasembada beras nasional.

Kemampuan untuk melakukan prediksi dengan tingkat akurasi yang dapat dipertanggungjawabkan mampu mempengaruhi perubahan kebijakan ekonomi dari sebuah perusahaan atau bahkan suatu pemerintahan dan membantu para aktor finansial untuk membuat keputusan yang tepat (Kayacan, Ulutas, dan Kaynak, 2010). *Fuzzy time series* adalah salah satu metode prediksi yang menggunakan pola data yang telah lalu untuk memproyeksikan data yang akan datang. Terdapat berbagai model *fuzzy time series*, salah satunya adalah metode *multi-factors high-order time series*. Metode ini membagi data ke dalam *subinterval* dengan panjang yang berbeda, serta menggunakan beberapa *antecedent factor* dan *order* lebih dari satu, untuk membentuk *fuzzy logic relationship*. Kumar dan Kumar, telah melakukan penelitian untuk memprediksi jumlah produksi beras dengan menggunakan *fuzzy time series* pada tahun 2012, yang menunjukkan hasil perbandingan antara nilai prediksi dan nilai data sebenarnya cukup sesuai, dengan menggunakan data dalam kurun waktu selama 20 tahun. Dan Aghabozorgi dan Wah (2014) melakukan percobaan dengan menggunakan penggabungan *Fuzzy C-means* (FCM) untuk *clustering fuzzy time series* dalam topik penggunaan kartu kredit di Malaysia, yang menunjukkan hasil bahwa metode yang diusulkan lebih baik daripada metode lain yang ada.

Penulis bermaksud melakukan penelitian dengan judul “Prediksi Volume Impor Beras Nasional Dengan Metode *Multi-Factors High-Order Fuzzy Time Series*”. Metode ini mengelompokkan data menggunakan metode *Fuzzy C-Means*, yang nantinya digunakan untuk membagi semesta untuk menghasilkan *fuzzy set* yang merefleksikan fitur data (Lin dan Yang, 2009). *Fuzzy Time Series Model* dengan *m-antecedent-factors n-th order fuzzy relationship* dipilih karena lebih rinci dan lebih baik dibanding model *single antecedent factor 1-order fuzzy relationship* (Lin dan Yang, 2009). Penggunaan model ini sesuai dengan volume impor beras yang dipengaruhi oleh jumlah konsumsi dan produksi beras, maka dari itu

penulis berharap penelitian ini dapat membantu pihak pemerintah maupun instansi terkait dalam melakukan pertimbangan, untuk menyusun langkah – langkah yang akan ditempuh ke depannya demi menjaga stabilitas swasembada beras Indonesia.

Penelitian ditujukan untuk mengimplementasikan metode *multi-factors high-order fuzzy time series model* untuk memprediksi volume impor beras di Indonesia dan mengetahui performa dari metode ini dalam menyelesaikan permasalahan tersebut.

## 2. DASAR TEORI

### 2.1. Data Time Series

Data *time series* merupakan koleksi data yang biasanya dikelompokkan berdasar interval waktu tertentu (Kayacan, Ulutas, dan Kaynak, 2010). Jangka waktu dapat dikelompokkan berdasar waktu tiap menit, jam, minggu, hari, bulan, tahun, atau interval waktu lainnya (Mondal, et al., 2015). Peramalan merupakan proses memprediksi sebuah nilai masa depan pada suatu bidang spesifik dengan bantuan dari rekaman data – data sebelumnya (Mondal, et al., 2015). Menurut penelitian yang dilakukan oleh Kayacan, Ulutas, dan Kaynak (2010), pola data merupakan parameter penting dalam memahami bagaimana data *time series* pada masa lalu akan digunakan. Jika perilaku – perilaku tertentu dapat diperhitungkan akan terjadi di masa depan, maka pola data masa lalu dapat digunakan untuk menjadi petunjuk dalam menentukan metode prediksi yang sesuai untuk contoh kasus tersebut.

### 2.2. Fuzzy C-Means

Logika fuzzy algoritme berbasis aturan (FL), telah digunakan untuk berbagai aplikasi yang berbeda dalam literatur (contohnya, pengolahan gambar, kontrol proses, teknik, manajemen, pengenalan pola dan klasifikasi, ekonomi dan pengambilan keputusan) (Alemdag, et al., 2016). Bezdek memperkenalkan metode clustering dengan menggunakan *Fuzzy C-Means* pada tahun 1981 (Singh dan Mahajan, 2014). FCM merupakan algoritme unsupervised clustering berbasis pada teori himpunan fuzzy, yang memperbolehkan setiap elemennya dimiliki oleh lebih dari satu cluster (Singh dan Mahajan, 2014). FCM merupakan teknik klasterisasi dimana tiap data ditentukan oleh derajat keanggotaannya yang

memiliki rentang nilai 0 sampai 1 (Cebeci dan Yildiz, 2015). Algoritme ini digunakan untuk melakukan analisa dengan membentuk beberapa cluster berdasarkan jarak antar data (Singh dan Mahajan, 2014). Dan setiap cluster memiliki satu pusat cluster (Singh dan Mahajan, 2014).

FCM merupakan proses iteratif yang akan berhenti saat jumlah iterasi maksimal telah terpenuhi, atau selisih nilai antara dua fungsi objektif kurang dari atau sama dengan nilai konvergen yang telah ditentukan ( $\epsilon$ ). Adapun proses dalam algoritme FCM dijelaskan sebagai berikut (Cebeci dan Yildiz, 2015):

- Menentukan nilai awal sebagai berikut (Bezdek, et al., 1984):
  - a. Jumlah *cluster* ( $c \geq 2$ ),
  - b. Pembobot ( $\infty > w > 1$ ),
  - c. Iterasi maksimum (*maxIter*),
  - d. Nilai kesalahan terkecil yang diharapkan ( $\epsilon$  = nilai positif yang sangat kecil),
  - e. Fungsi objektif awal ( $P_0 = 0$ ),
  - f. Iterasi awal ( $t = 1$ ).
- Memasukkan data  $X$  yang akan diklasterisasi, berupa matriks berukuran  $n \times m$  ( $n$  = jumlah data sampel,  $m$  = atribut setiap data).  $X_{ij}$  = data sampel ke- $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ), atribut ke- $j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, m$ ).
- Membangkitkan bilangan *random*  $\mu_{ik}$ , yang mana  $i$  menunjukkan baris dan  $k$  menunjukkan kolom posisi nilai tersebut dalam matriks sebagai elemen matriks partisi awal. Bilangan penyusun matriks partisi awal dihitung jumlahnya tiap kolom ( $Q_k$ ).
- Menghitung derajat keanggotaan awal dengan melakukan normalisasi matriks partisi. Normalisasi dilakukan menggunakan Persamaan (1).

$$\mu_{ik} = \frac{\mu_{ik}}{Q_k} \tag{1}$$

- Menghitung pusat *cluster* ke- $k$  ( $V_{kj}$ ) menggunakan Persamaan (2).

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w \times X_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \tag{2}$$

Dimana:

$V_{kj}$  = pusat *cluster* pada *cluster* ke- $k$  ( $k = 1, 2, 3, \dots, c$ ) dan atribut ke- $j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, m$ ),

$\mu_{ik}$  = derajat keanggotaan data ke- $i$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ) pada *cluster* ke- $k$ ,  
 $X_{ij}$  = data sampel ke- $i$ , atribut ke- $j$ , dan  
 $w$  = pembobot.

- Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- $t$  ( $P_t$ ) menggunakan Persamaan (3).

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \tag{3}$$

Dimana:

$V_{kj}$  = pusat *cluster* pada *cluster* ke- $k$  dan atribut ke- $j$ ,  
 $P_t$  = fungsi objektif, dan  
 $X_{ij}$  = data sampel ke- $i$ , atribut ke- $j$ .

- Menghitung perbaikan matriks partisi menggunakan Persamaan (4).

$$\mu_{ik} = \frac{\left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[ \sum_{j=1}^m (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{-\frac{1}{w-1}}} \tag{4}$$

Dimana:

$V_{kj}$  = pusat *cluster* pada *cluster* ke- $k$  dan atribut ke- $j$ ,  
 $w$  = pembobot, dan  
 $X_{ij}$  = data sampel ke- $i$ , atribut ke- $j$ .

### 2.3. Multi-Factors High-Order Fuzzy Time Series

Pada tahun 2009, Lin dan Yang melakukan penelitian tentang *Multi-Factors High-Order Fuzzy Time Series* yang menggunakan *4-factors 3<sup>rd</sup> order Fuzzy Time Series*. Langkah – langkah yang diusulkan adalah sebagai berikut (Lin dan Yang, 2009):

- Penentuan *Universe of Discourse*

*Universe of Discourse* (U) ditentukan dengan menggunakan Persamaan (5).

$$U = [D \text{ min} - \sigma, D \text{ max} + \sigma] \tag{5}$$

Dimana:

$D \text{ min}$  : Nilai terkecil dari data sampel  
 $D \text{ max}$  : Nilai terbesar dari data sampel  
 $\sigma$  : Standar Deviasi Data

- Penentuan jumlah *cluster* data

Pengelempokan (*clustering*) digunakan untuk membagi *Universe of Discourse* ke dalam beberapa *subinterval*. Banyaknya *cluster* ( $k$ ) ditentukan dengan menggunakan

Persamaan (6).

$$k = \left\lceil \frac{|D \min - D \max|}{\sum_{t=2}^n |X(t) - X(t-1)|} \right\rceil \quad (6)$$

Dimana:

- $k$  : Jumlah *cluster*
- $D \min$  : Nilai terkecil dari data sampel
- $D \max$  : Nilai terbesar dari data sampel
- $X(t)$  : Data pada waktu  $t$

Apabila hasil perhitungan bernilai pecahan, maka  $k$  dibulatkan menjadi bilangan bulat.

- Pembentukan *subinterval*

Proses pengelompokan data menggunakan FCM untuk mendapatkan pusat *cluster* sebanyak  $k$ . *Universe of Discourse* dibagi dalam  $k$  interval:  $(D \min, d1), (d1, d2), (d2, d3), \dots, (d_{k-1}, D \max)$ , dimana  $d_i$  ( $i=1, 2, \dots, k-1$ ) adalah titik tengah antara dua pusat *cluster*.  $k$  subinterval dinyatakan sebagai  $u_1, u_2, \dots, u_k$ . Subinterval dengan panjang berbeda dapat merefleksikan struktur data kompleks dengan lebih baik dibanding pembagian subinterval sama panjang.

- Pembentukan *fuzzy set*

Himpunan *fuzzy*  $A_i$  ( $i=1, 2, \dots, k$ ) dibentuk seperti pada Persamaan (7).

$$\begin{aligned} A_1 &= f_{11} / u_1 + f_{12} / u_2 + \dots + f_{1k} / u_k \\ A_2 &= f_{21} / u_1 + f_{22} / u_2 + \dots + f_{2k} / u_k \\ \dots &= \dots + \dots + \dots + \dots \\ A_k &= f_{k1} / u_1 + f_{k2} / u_2 + \dots + f_{kk} / u_k \end{aligned} \quad (7)$$

Dimana  $f_{ij}$  menyatakan derajat keanggotaan dari  $u_j$  pada himpunan *fuzzy*  $A_i$  ( $i=1, 2, \dots, k$ ). Dan symbol “+” menunjukkan operator gabungan.

- Fuzzifikasi

Masing – masing data dihitung derajat keanggotaannya terhadap himpunan *fuzzy* yang sudah dibentuk, derajat keanggotaan tertinggi menentukan hasil fuzzifikasi data tersebut.

- Pembentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

Data sampel sebanyak  $n$  periode dipilih sebagai data latih. Misal,  $t$  adalah periode yang akan diramalkan, dengan *order* 3, maka 3 periode sebelum  $t$  adalah  $t-3, t-2, t-1$ , dimana  $t=4,5,\dots,n$ . Kemudian FLR

dihasilkan seperti Persamaan (8).

$$\begin{aligned} &(A_{(t-3,i_3)}, B_{(t-3,j_3)}, C_{(t-3,p_3)}, D_{(t-3,q_3)}), \\ &(A_{(t-2,i_2)}, B_{(t-2,j_2)}, C_{(t-2,p_2)}, D_{(t-2,q_2)}), \\ &(A_{(t-1,i_1)}, B_{(t-1,j_1)}, C_{(t-1,p_1)}, D_{(t-1,q_1)}) \rightarrow A_{(t,i_4)} \end{aligned} \quad (8)$$

Dimana  $i_1, i_2, i_3, i_4 = 1, 2, \dots, k_2$ ;  $p_1, p_2, p_3 = 1, 2, \dots, k_3$ ;  $q_1, q_2, q_3 = 1, 2, \dots, k_4$ . Sehingga dihasilkan FLR  $n-3$  dan terbentuklah sekumpulan *fuzzy logic relationship* seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. *Fuzzy Logic Relationship*

$(A_{(t-3,i_3)}, B_{(t-3,j_3)}, C_{(t-3,p_3)}, D_{(t-3,q_3)}), (A_{(t-2,i_2)}, B_{(t-2,j_2)}, C_{(t-2,p_2)}, D_{(t-2,q_2)}), (A_{(t-1,i_1)}, B_{(t-1,j_1)}, C_{(t-1,p_1)}, D_{(t-1,q_1)}) \rightarrow A_{(t,i_4)}$
$(A_{(t-2,i_3)}, B_{(t-2,j_3)}, C_{(t-2,p_3)}, D_{(t-2,q_3)}), (A_{(t-1,i_2)}, B_{(t-1,j_2)}, C_{(t-1,p_2)}, D_{(t-1,q_2)}), (A_{(t,i_1)}, B_{(t,j_1)}, C_{(t,p_1)}, D_{(t,q_1)}) \rightarrow A_{(t+1,i_4)}$
:
$(A_{(t+n-7,i_3)}, B_{(t+n-7,j_3)}, C_{(t+n-7,p_3)}, D_{(t+n-7,q_3)}), (A_{(t+n-6,i_2)}, B_{(t+n-6,j_2)}, C_{(t+n-6,p_2)}, D_{(t+n-6,q_2)}), (A_{(t+n-5,i_1)}, B_{(t+n-5,j_1)}, C_{(t+n-5,p_1)}, D_{(t+n-5,q_1)}) \rightarrow A_{(t+n-4,i_4)}$

- Defuzzifikasi

Faktor – faktor di ruas kiri (*antecedent factor*) pada Persamaan (8) dibandingkan satu per satu dengan FLR pada Tabel 1. Dengan cara menghitung nilai absolut selisih antara pangkat bawah kedua faktor pada posisi yang sama di masing – masing FLR. Jika nilai total selisih lebih kecil dari *threshold*, maka kedua FLR tersebut dinyatakan cocok. Apabila satu FLR menemukan  $N$  pasangan yang cocok pada Tabel 1, maka  $N$  faktor ruas kanan (*secedent*) dari  $N$  FLR tersebut mendasari peramalan himpunan *fuzzy*  $A$ .

Tabel 2. *Fuzzy Forecasting Set*

<i>Secedent factor</i>	Pusat <i>cluster</i>	Frekuensi
$A(*,1)$	c1	f1
$A(*,2)$	c2	f2
.	.	.
$A(*,k1)$	ck1	fk1

Metode *centroid* diterapkan untuk melakukan defuzzifikasi. Berdasar Tabel 2, nilai peramalan akan dihitung menggunakan Persamaan (9).

$$r_T = \frac{\sum_{i=1}^{k_1} c_i \times f_i}{\sum_{i=1}^{k_1} f_i} \quad (9)$$

Dimana:

$r_T$  = Hasil peramalan hari ke-  $T$

$c_i$  = Pusat *cluster*  $I$  dimana  $A (*,i)$  adalah *secedent* dari FLR hasil proses pencocokan

$f_i$  = Frekuensi munculnya  $A (*,i)$  pada saat proses pencocokan

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data yang didapatkan dari laporan tahunan yang diterbitkan oleh Kementerian Pertanian Indonesia terkait swasembada beras di Indonesia (volume impor, jumlah produksi, dan jumlah konsumsi beras di Indonesia per tahun). Dalam kurun waktu sejak tahun 1970 – 2016 (Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Kementerian Pertanian, 2016).

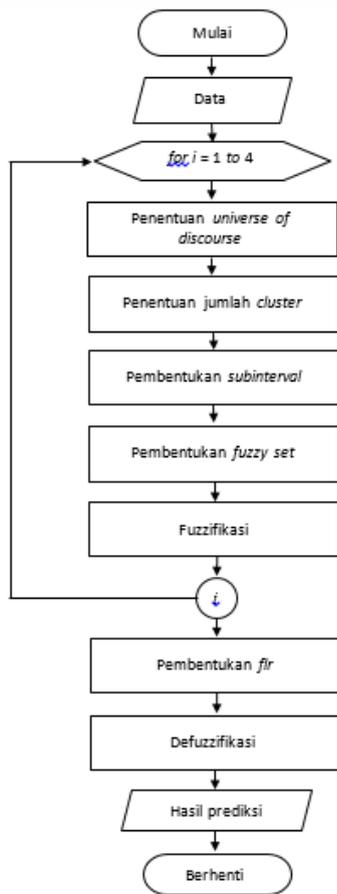
Perangkat lunak untuk memprediksi volume impor beras nasional diimplementasikan menggunakan metode *Multi Factors High Order Fuzzy Time Series Model*. Dalam penelitian ini terdapat tiga *antecedent factor* dengan *order* lebih dari satu. *Antecedent factor* yang digunakan meliputi faktor-faktor yang mempengaruhi volume impor beras nasional yaitu produksi beras dan konsumsi beras nasional. Volume impor beras nasional merupakan faktor utama dalam proses prediksi. *Order* adalah jumlah urutan data *time series* yang mempengaruhi nilai data pada periode waktu ke- $t$ . Masukan yang digunakan untuk perangkat lunak meliputi data volume impor beras nasional, produksi beras, dan konsumsi beras, serta masukan pengguna berupa nilai *order*, *threshold*, jumlah data latih dan data uji. Langkah-langkah dalam melakukan prediksi menggunakan metode ini adalah sebagai berikut:

1. Penentuan *universe of discourse* dengan menggunakan data masukan sebanyak  $n$ , untuk kemudian dicari nilai terkecil ( $D_{min}$ ) dan nilai terbesar ( $D_{max}$ ) nya. Dan dihitung nilai rata-rata (*mean*) dan *standar deviasi* dari data masukan sebanyak  $n$ . Menentukan  $U$  dengan Persamaan (5). Dimana nilai batas atas diperoleh dari hasil penjumlahan simpangan baku dengan  $D_{max}$ , dan nilai batas bawah merupakan hasil pengurangan simpangan baku dengan  $D_{min}$ .
2. Penentuan jumlah *cluster* dengan menggunakan Persamaan (6) dilakukan

setelah melakukan pencarian terhadap nilai *absolut* dari selisih data tahun ke- $t$  dan tahun sebelumnya ( $t-1$ ). Hasil dari perhitungan menggunakan Persamaan (6) untuk masing – masing fitur dibulatkan jika berupa pecahan.

3. Pembentukan *subinterval*. Terlebih dahulu pusat *cluster* ditentukan dengan Persamaan (2). Pada tahap inilah algoritme *fuzzy c-means* digunakan untuk klasterisasi data. Batas *subinterval* masing – masing *cluster* ditentukan dengan mencari nilai tengah dari masing - masing pusat *cluster*. Jumlah *subinterval* pada setiap faktor berbeda-beda, sesuai dengan jumlah *cluster* ( $k$ ). Adapun batas *subinterval* dibentuk seperti yang telah dijelaskan pada subbab sebelumnya.
4. Pembentukan *fuzzy set* seperti yang ditunjukkan oleh Persamaan (7) berdasarkan *subinterval* yang dibentuk. Nilai batas *fuzzy set* ditentukan berdasarkan *subinterval* seperti berikut: Adapun batas  $A_1$  adalah dari batas bawah pada  $u_1$  sampai dengan titik tengah pada  $u_2$ . Batas  $A_2$  dimulai dari titik tengah pada  $u_1$  hingga titik tengah pada  $u_3$ . Dan batas  $A_3$  dimulai dari titik tengah pada  $u_2$  sampai dengan  $u_4$ . Grafik fungsi keanggotaan *fuzzy set* kemudian direpresentasikan dalam kurva bahu sesuai dengan batas masing – masing *fuzzy set*.
5. Proses fuzzifikasi data berdasarkan derajat keanggotaan maksimum. Dimana derajat keanggotaan ditentukan dengan menggunakan fungsi representasi kurva bahu. Tahap ke-1 sampai dengan tahap ke-4 dilakukan 3 kali sesuai dengan jumlah *antecedent factor* yang berjumlah 3 yaitu volume impor beras, produksi beras, dan konsumsi beras nasional.
6. Pembentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) menggunakan prinsip *multi factors high order fuzzy time series model* seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 1 sebagaimana Persamaan (8).
7. Defuzzifikasi untuk mendapatkan nilai hasil prediksi seperti yang dijelaskan pada Persamaan (9).

Diagram alir dari proses prediksi menggunakan metode *multi factors high order fuzzy time series model* ditunjukkan pada Gambar 1.



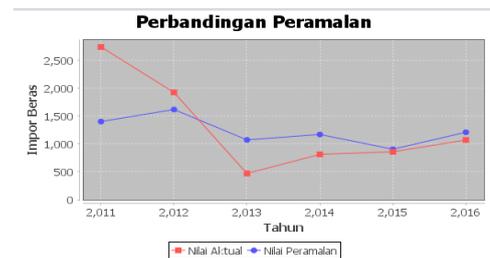
Gambar 1. Diagram alir proses prediksi menggunakan metode multifactors high order fuzzy time series model

#### 4. HASIL DAN ANALISIS

Hasil peramalan dengan menggunakan nilai variabel ideal yang didapatkan dari hasil pengujian digambarkan dalam bentuk grafik seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 2, dan ditunjukkan dalam bentuk tabel oleh Tabel 3. Adapun grafik dari hasil pengujian pengaruh nilai dari variabel *order*, *threshold*, dan jumlah data latih akan ditunjukkan oleh Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5. Pengujian dilakukan dengan memasukkan nilai yang berbeda untuk masing – masing variabel kemudian dihitung nilai NRMSE nya untuk mengetahui pengaruh nilai variabel tersebut terhadap hasil prediksi. Dimana dari hasil pengujian tersebut nilai ideal untuk masing masing variabel adalah nilai *order* sebanyak 3, nilai *threshold* bernilai 17, dan jumlah data latih idealnya adalah 41.

Gambar 3 menunjukkan bahwa pada kasus ini nilai *order* paling ideal adalah 3. Dikarenakan data mengalami kenaikan atau penurunan tiba – tiba secara drastis hampir tiap 3 tahun sekali pada data latih yang digunakan. Hal ini dapat

dilihat dari nilai NRMSE menjadi lebih kecil pada setiap *order* yang merupakan kelipatan 3. Gambar 4 berikut menunjukkan bahwa pada kasus ini nilai *threshold* paling ideal adalah 17. Karena pada dasarnya nilai *threshold* tidak boleh terlalu kecil atau terlalu besar. Jika nilai *threshold* terlalu kecil akan sulit menemukan kecocokan, karena nilai selisih antara *antecedent factor* pada FLR data uji dan data latih harus lebih kecil dari *threshold* untuk dapat dikatakan cocok. Dan apabila nilai *threshold* terlalu besar akan membuat nilai NRMSE menjadi tinggi, karena terdapat terlalu banyak FLR data latih yang cocok dengan FLR data uji, sehingga hasil prediksi memiliki bias. Gambar 5 menunjukkan bahwa pada kasus ini nilai data latih paling ideal adalah 41, namun pada jumlah data latih 21, nilai NRMSE mengalami penurunan yang tajam. Hal ini menunjukkan bahwa metode *multi-factors high-order time series model* ini tidak membutuhkan data latih yang terlalu banyak. Walaupun untuk beberapa kasus, contohnya kasus prediksi volume impor beras ini dibutuhkan keseluruhan data latih.



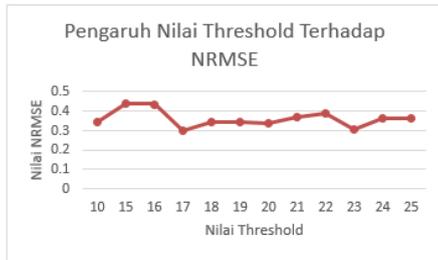
Gambar 2. Grafik Perbandingan Volume Impor Beras Berdasarkan Data Aktual Dan Hasil Prediksi

Tabel 3. Perbandingan Volume Impor Beras Berdasarkan Data Aktual Dan Hasil Prediksi

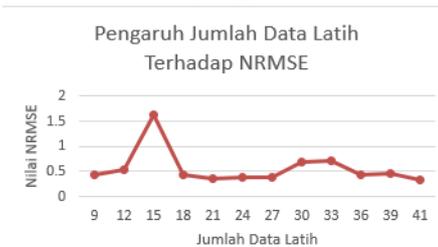
No	Tahun	Data Aktual	Hasil Prediksi
1	2011	2744	1404.2194
2	2012	1927	1621.1390
3	2013	472	1075.7269
4	2014	815	1172.9261
5	2015	861	908.0566
6	2016	1073	1213.2196



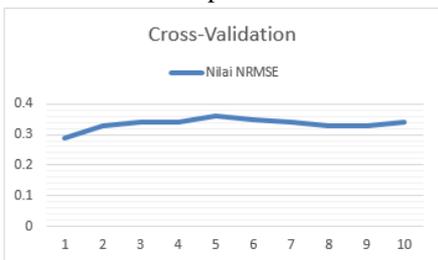
Gambar 3. Grafik pengaruh *order* terhadap NRMSE



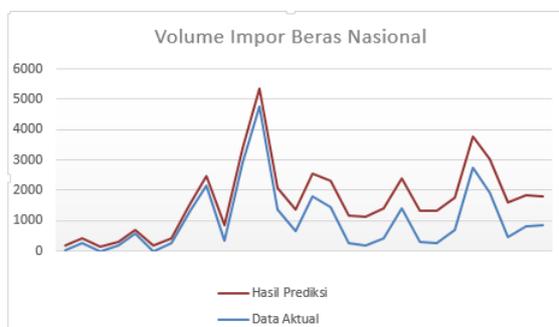
Gambar 4. Grafik pengaruh *threshold* terhadap NRMSE



Gambar 5. Grafik pengaruh jumlah data latih terhadap NRMSE



Gambar 6. Grafik pengujian *cross-validation*



Gambar 7. Grafik perbandingan volume impor beras berdasarkan data aktual dan hasil prediksi dalam kurun tahun 1988 - 2015

Berdasarkan Gambar 7 dapat dilihat bahwa volume impor beras mengalami pergerakan naik dan turun setiap tahunnya. Pergerakan yang dinamis ini memungkinkan volume impor beras untuk diprediksi. Tingkat kesalahan terkecil yang diperoleh dari implementasi metode *multi-factors high-order time series model* dalam melakukan prediksi terhadap volume impor beras nasional adalah sebesar 0.28. Hasil ini didapatkan dari penggunaan 41 data latih dengan 6 data uji (nilai *threshold* : 17 dan nilai *order* : 3). Hasil perhitungan NRMSE yang mendekati

nol menunjukkan bahwa metode *multi-factors high-order fuzzy time series* dapat melakukan prediksi volume impor beras dengan baik. Untuk menguji validitas dari metode yang digunakan penulis juga melakukan pengujian *cross-validation*. Pengujian ini dilakukan dengan cara melakukan beberapa kali percobaan dengan menggunakan nilai *threshold*, jumlah *order*, data uji, dan data latih yang sama. Gambar 5 menunjukkan bahwa nilai NRMSE dari setiap percobaan tidak mengalami perubahan signifikan, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode ini merupakan metode yang valid untuk memprediksi volume impor beras.

### 5. PENUTUP

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan proses perancangan, implementasi, dan pengujian yang dilakukan terhadap program perangkat lunak hasil implementasi dari penggunaan metode *multi-factors high-order fuzzy time series* untuk melakukan prediksi volume impor beras nasional. Pergerakan data yang dinamis membuat volume impor beras memungkinkan untuk diprediksi. Hasil peramalan volume impor beras dengan metode *multi-factors high-order time series model* menunjukkan tingkat eror yang mendekati nol, (NRMSE = 0.28). Hal ini menunjukkan bahwa metode *multi-factors high-order fuzzy time series* dapat melakukan prediksi volume impor beras dengan baik.

Faktor – faktor yang dipertimbangkan memiliki pengaruh terhadap volume impor beras dan digunakan dalam melakukan prediksi dalam penelitian ini adalah jumlah produksi dan konsumsi beras nasional. Saran dari penulis adalah kedepannya dapat ditambahkan faktor – faktor lain yang berpengaruh terhadap volume impor beras, baik faktor – faktor dari sektor politik, ekonomi, maupun agraris. Dalm melakukan pengelompokan penulis menggunakan metode *fuzzy C-Means*. Sehingga penulis menyarankan untuk membandingkan hasil pembentukan subinterval pada *fuzzy time series* jika menggunakan metode pengelompokan lain untuk pengembangan lebih lanjut.

### 6. DAFTAR PUSTAKA

Aghabozorgi, Saeed dan Wah, T.-Y.. 2014. Effective Clustering of Time-Series Data Using FCM. *International Journal of Machine Learning and Computing*,

- 4(2), 170-176.
- Bezdek, J.-C., Ehrlich, Robert, dan Full, William. 1984. FCM: The Fuzzy C-Means Clustering Algorithm. *Computers dan Geosciences Vol. 10 No. 2-3*, 191-203.
- Cebeci, Zeynel dan Yildiz, Figen. 2015. Comparison of K-Means and Fuzzy C-Means Algorithms on Different Cluster Structures. *Journal of Agricultural Informatic*, 6(3), 13-23.
- Christianto, Edward. 2013. Faktor yang mempengaruhi volume impor beras di Indonesia. *Jurnal JIBEKA*, 7(2), 38–43.
- Kayacan, Erdal, Ulutas, Baris dan Kaynak, Okyay. 2010. Grey system theory-based models in time series prediction. *Expert Systems with Applications* 37, 1784–1789.
- Kumar, Sachin dan Kumar, Narendra. 2012. A Novel Method for Rice Production Forecasting Using Fuzzy Time Series. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 9(6), 455–459.
- Kurniyawan, Hengki. 2013. Faktor – faktor yang mempengaruhi impor beras di Indonesia tahun 1980-2009. *EDAJ*, 2(1).
- Lin, Yupei dan Yang, Yiwen. 2009. Stock Market Forecasting based on Fuzzy Time Series Model. *IEEE Conference Publications*, 782-886.
- Mondal, Subhasmit, Dakshinakabat, Prajnashree dan Swain, Santosh-Kumar. 2015. A Comparative Study between Time Series and Neural Network for Exchange Rate Forecasting. *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*, 17(2), 1-10.
- Panuju, Dyah-R., Mizuno, Kei dan Trisasongko, Bambang-H. 2013. The dynamics of rice production in Indonesia 1961–2009. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences* 12, 27–37.
- Singh, Tejwant dan Mahajan, Manish. 2014. Performance Comparison of Fuzzy C-Means with Respect to Other Clustering Algorithm. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 4(5), 89-93.
- Suwandi, 2016. Outlook Komoditas Pertanian Sub Sektor Tanaman Pangan Padi. *Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Kementerian Pertanian*.
- Zaeroni, Rikho dan Rustariyuni, S.-D.. 2016. Pengaruh produksi beras, konsumsi beras dan cadangan devisa terhadap impor beras di Indonesia. *E-Jurnal Ekonomi Pembangunan Universitas Udayana*, 5(9), 993-1010.