

PERAMALAN MENGGUNAKAN METODE *WEIGHTED FUZZY INTEGRATED TIME SERIES*

(Studi Kasus: Harga Beras di Indonesia Bulan Januari 2011 s/d Desember 2017)

Setya Adi Rahmawan¹, Diah Safitri², Tatik Widiharih³

^{1,2,3} Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

Diahsafitri.fifi@gmail.com

ABSTRACT

Fuzzy Time Series (FTS) is a time series data forecasting technique that uses fuzzy theory concepts. Forecasting systems using FTS are useful for capturing patterns of past data and then to using it to produce information in the future. Initially in the FTS each pattern of relations formed was considered to have the same weight besides using only the first order. In its development the Weighted Fuzzy Integrated Time Series (WFITS) which gave a difference in the weight of each relation and high order usage has been appeared. Measuring the accuracy of forecasting results is used the value of Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE). In this study both the first-order and high-order WFITS methods were applied to forecast rice prices in Indonesia based on data from January 2011 to December 2017. In this regard, the results of the analysis obtained data forecasting using Lee's high-order model WFITS algorithm (1,2,3) giving the value of RMSE and MAPE on the data testing in a row as many as 69,898 and 0.47% while for the RMSE and MAPE on the training data is as many as 70.4039 and 0.54%.

Keywords: Fuzzy Time Series, Weighted Fuzzy Integrated Time Series, RMSE, MAPE, High-Order, Rice Prices

1. PENDAHULUAN

Beras merupakan bahan pangan pokok bagi sebagian besar penduduk Indonesia. Preferensi penduduk terhadap beras demikian besarnya, bahkan penduduk yang mempunyai pola pangan pokok bukan beras beralih ke beras, sehingga tidak heran apabila beras memiliki peran yang vital dalam ketahanan pangan hingga stabilitas ekonomi (Khudori, 2008). Ketika kondisi pangan suatu negara dalam keadaan menurun maka harga pangan seperti beras akan mengalami kenaikan, hal ini dapat berakibat tingginya tingkat kemiskinan maupun masalah lainnya, oleh karena itu peramalan diperlukan oleh masyarakat maupun pemerintah sebagai salah satu upaya untuk memprediksi harga diwaktu yang akan datang agar dapat dilakukan pencegahan atau penanganan atas kemungkinan buruk yang disebabkan kenaikan harga beras

Terdapat beberapa penelitian harga beras yang dapat dilihat diantaranya Sari (2018) yang menggunakan metode *neural network* dan ARIMAX, Purnama (2018) menggunakan metode ARIMA, Sukiyono dan Rusdiana (2018) menggunakan metode *moving average*, dekomposisi & pemulusan eksponensial, Simanungkalit dan Naibaho (2018) menggunakan metode JST.

Dalam peramalan, metode statistik seperti model *time series* adalah alat yang umum digunakan. Namun, jika data yang diberikan dalam istilah linguistik metode statistik akan

gagal, untuk mengatasi masalah seperti itu telah dikembangkan *fuzzy time series* yang merupakan metode peramalan dengan menggunakan konsep baru yaitu berdasarkan teori himpunan *fuzzy*, logika *fuzzy* dan penalaran pikiran (Tsaur, 2005). *Fuzzy time series* (FTS) merupakan metode peramalan yang pertama kali dikembangkan oleh Song dan Chissom untuk meramalkan jumlah pendaftar Universitas Alabama (Song&Chissom, 1993), kemudian dikembangkan oleh Chen (1996) dengan mengganti operator komposisi min-max yang dianggap rumit dengan operator aritmatika biasa. Yu (2004) mengenalkan metode *Weighted Fuzzy Time Series* (WFTS) yang di dalamnya terdapat perbedaan bobot pada tiap pola relasi yang terbentuk, kemudian Suhartono *et al.* (2011) mengembangkan metode *Weighted Fuzzy Integrated Time Series* yang dapat meramalkan data berpola *trend*.

Sebelumnya WFTS dengan model order pertama maupun orde tinggi pernah digunakan oleh Lusia dan Suhartono (2011) untuk meramalkan inflasi di Indonesia, kemudian A'yun *et al.* (2015) menggunakan WFITS dengan orde pertama untuk meramalkan jumlah penumpang bus Trans Jogja.

Pada penelitian ini penulis akan membahas peramalan menggunakan metode *Weighted Fuzzy Integrated Time Series* algoritma Lee untuk meramalkan harga beras di Indonesia dengan data dari bulan Januari 2011 s/d Desember 2017 yang kemudian dihitung akurasi peramalan dalam bentuk MAPE dan RMSE.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Fuzzy Time Series* (FTS)

Misalkan U adalah himpunan semesta, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, maka suatu himpunan *fuzzy* A dari U didefinisikan sebagai $A = \frac{f_A(u_1)}{u_1} + \frac{f_A(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{f_A(u_i)}{u_n}$, dengan $f_A(u_i)$ menunjukkan fungsi keanggotaan u_i dari A . Dengan $f_A(u_i) \in [0,1]$ dan $1 \leq i \leq n$ (Chen, 1996). FTS dibagi menjadi dua jenis yaitu, time-variant dan time-invariant, yang perbedaannya bergantung pada apakah ada hubungan yang sama antara waktu t dan waktu $t-k$ (dimana $k= 1,2,\dots,m$). Jika hubungan sama, itu adalah rangkaian waktu *fuzzy* time-invariant, begitu jika relasinya tidak sama maka itu adalah time-variant (Song dan Chissom, 1993).

Definisi 1 (Song dan Chissom, 1993)

Misalkan $Y(t)$, dengan $(t= \dots, 0, 1, 2, \dots)$ merupakan himpunan bagian dari bilangan real, menjadi semesta pembicaraan yang dinyatakan oleh himpunan fuzzy $f_i(t)$, dengan $(i=1,2, \dots)$ telah didefinisikan sebelumnya. Jika $F(t)$ merupakan kumpulan dari $f_i(t)$ dengan $(i=1,2, \dots)$ sehingga dapat $F(t)$ dapat didefinisikan sebagai fuzzy time series terhadap $Y(t)$.

Definisi 2 (Song dan Chissom, 1993)

Misalkan $F(t)$ hanya disebabkan oleh $F(t-1)$ yaitu $F(t-1) \rightarrow F(t)$, maka hubungan keduanya dapat ditulis sebagai $F(t) = F(t-1) \circ R(t-1, t)$ dimana $R(t-1, t)$ adalah hubungan himpunan *fuzzy* antara $F(t-1)$ dan $F(t)$, dan $F(t) = F(t-1) \circ R(t-1, t)$ dapat disebut sebagai model order pertama dari $F(t)$.

Definisi 3 (Chen, 2002)

Misalkan $F(t)$ merupakan fuzzy time series, jika $F(t)$ terjadi dikarenakan $F(t-1), F(t-2), \dots, F(t-n)$, maka FLR dapat dituliskan pada persamaan berikut: $F(t-n), \dots, F(t-2), F(t-1) \rightarrow F(t)$ dan dapat dikatakan sebagai model fuzzy time series n orde.

2.2 *Weighted Fuzzy Time Series* (WFTS)

Weighted Fuzzy Time Series merupakan pengembangan dari metode FTS yang mengatasi masalah pengulangan dalam relasi *fuzzy* yang sebelumnya diabaikan dan memberikan bobot pada setiap hubungan *fuzzy* untuk menggambarkan perbedaan pentingnya urutan hubungan *fuzzy* (Yu, 2004).

Menurut Lee dan Suhartono (2010) Langkah-langkah peramalan menggunakan metode *Weighted Fuzzy Time Series* sebagai berikut:

1. Menentukan $U = \text{Universe of discourse}$ (semesta pembicaraan) data historis yaitu,

$$U = [D_{\min} - B_1, D_{\max} + B_2]$$

dengan,

D_{\min} : data minimum

D_{\max} : data maksimum

B_1 : bilangan positif sembarangan pertama

B_2 : bilangan positif sembarangan kedua

2. Kemudian dipartisi menjadi beberapa interval yang sama panjang, untuk mengetahui banyak interval dapat menggunakan rumus Sturges berikut:

$$1 + 3,322 \log (n)$$

dengan pembulatan keatas pada hasil perhitungan dan n adalah jumlah data observasi, Sehingga membentuk sejumlah interval-interval yang terbentuk dari semesta pembicaraan (U) yang nantinya dipilih sebagai element dari setiap himpunan *fuzzy*.

$$U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$$

3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada U dan lakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati. Misal A_1, A_2, \dots, A_i adalah himpunan *fuzzy* yang mempunyai nilai linguistik dari suatu variabel linguistik. Pendefinisian himpunan *fuzzy* A_1, A_2, \dots, A_i pada himpunan semesta U adalah sebagai berikut:

$$A_1 = \frac{a_{11}}{u_1} + \frac{a_{12}}{u_2} + \dots + \frac{a_{1m}}{u_m}$$

$$A_2 = \frac{a_{21}}{u_1} + \frac{a_{22}}{u_2} + \dots + \frac{a_{2m}}{u_m}$$

.

.

$$A_k = \frac{a_{k1}}{u_1} + \frac{a_{k2}}{u_2} + \dots + \frac{a_{km}}{u_m}$$

dimana nilai a_{ij} mempunyai range $[0,1]$, $1 \leq i \leq k$ dan $1 \leq j \leq m$. Nilai dari a_{ij} menandakan derajat keanggotaan dari u_j dalam himpunan *fuzzy* A_i apabila suatu data mempunyai nilai derajat keanggotaan maksimum pada himpunan *fuzzy* A_k , maka data tersebut masuk ke dalam himpunan *fuzzy* A_k atau variabel linguistik A_k .

4. Menentukan hubungan *fuzzy* data historis.

Dua set *fuzzy* berturut-turut $A_i(t-p)$ dan $A_j(t)$ dapat dibentuk menjadi *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) pertama sebagai $A_i \rightarrow A_j$. A_i dapat di sebut *Left Hand Sides* (LHS) dan A_j dapat di sebut *Right Hand Sides* (RHS) dengan $p = 1, 2, \dots, p^*$

5. Mengelompokkan relasi-relasi logika *fuzzy* yang didapatkan dari langkah 1 menjadi beberapa kelompok untuk semua hasil FLR berdasarka LHS yang sama. Contohnya: $A_i \rightarrow A_j, A_i \rightarrow A_k, A_i \rightarrow A_k, A_i \rightarrow A_m$ dapat dikelompokkan sebagai $A_i \rightarrow A_j, A_k, A_k, A_m$.

6. Peramalan.

Jika $F(t - I) = A_i$, maka nilai ramalan harus sesuai dengan beberapa aturan berikut yang meliputi :

- a. Jika FLR dari A_i tidak ada atau tidak mempunyai relasi *fuzzy* ($A_i \rightarrow \#$), maka $F(t) = A_i$.
- b. Jika hanya terdapat satu FLR ($A_i \rightarrow A_j$), maka $F(t) = A_j$.
- c. Jika terdapat banyak FLR ($A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$), maka $F(t) = A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$.

- Melakukan defuzzifikasi.

Misalkan peramalan $F(t)$ adalah $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$. Matriks yang didefuzzifikasi sama dengan matriks nilai titik tengah dari $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$:

$$M(t) = [m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jk}]$$

dengan $M(t)$ merupakan nilai defuzzifikasi peramalan dari $F(t)$

- Menentukan bobot.

Misalkan perkiraan $F(t)$ adalah $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$. Matriks bobot yang sesuai dengan $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jk}$, katakanlah w'_1, w'_2, \dots, w'_k adalah

$$w'_i = \frac{w_i}{\sum_{h=1}^k w_h}$$

Dengan $w_1 = 1$ dan $w_i = c^{i-1}$ untuk $c \geq 1$ dan $2 \leq i \leq k$ atau dapat ditulis menjadi:

$$w(t) = \left[\frac{1}{\sum_{h=1}^k w_h}, \frac{c}{\sum_{h=1}^k w_h}, \dots, \frac{c^{k-1}}{\sum_{h=1}^k w_h} \right]$$

- Menghitung nilai peramalan.

Dalam model pembobotan, hasil akhir peramalan sama dengan perkalian hasil matriks defuzzifikasi dan matriks pembobotan.

$$\hat{F}(t) = M(t) \times w(t)^T = [m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jk}] \times [w'_1, w'_2, \dots, w'_k]^T$$

$$= [m_{j1}, m_{j2}, \dots, m_{jk}] \times \left[\frac{1}{\sum_{h=1}^k w_h}, \frac{c}{\sum_{h=1}^k w_h}, \dots, \frac{c^{k-1}}{\sum_{h=1}^k w_h} \right]^T$$

dimana \times adalah operator perkalian matrik.

2.3 Weighted Fuzzy Integrated Time Series (WFITS)

Model *weighted fuzzy time series* memperoleh hasil yang baik dalam meramalkan data yang linier maupun non-linier tetapi harus stasioner atau data musiman tanpa adanya trend, agar memperoleh hasil peramalan yang lebih akurat dalam data musiman atau memiliki trend, perlu dilakukan kombinasi antara data differensi sebagai data yang akan diolah dan metode *weighted fuzzy time series*. Differensi merupakan konsep dalam metode ARIMA untuk mengubah data non-stasioner menjadi stasioner (Suhartono *et al.*, 2011)

Memurut Suhartono *et al.*, (2011) langkah-langkah peramalan menggunakan metode WFITS adalah sebagai berikut:

- Melakukan differensi untuk mendapatkan data yang stasioner
- Menggunakan WFITS dengan data differensi untuk mendapatkan hasil peramalan dari proses yang telah stasioner
- Menghitung hasil akhir peramalan dengan skala data asli.

- Untuk DP-1 : differensi data non-musiman

$$\hat{F}(t) = \hat{F1}(t) + Y(t - 1)$$

- Untuk DP-2 : differensi data musiman

$$\hat{F}(t) = \hat{F2}(t) + Y(t - 12)$$

- Untuk DP-3: differensi data gabungan non dan musiman

$$\hat{F}(t) = \hat{F3}(t) + Y(t - 1) + Y(t - 12) - Y(t - 13)$$

2.4 Ketepatan Metode Peramalan

Terdapat beberapa metode untuk menguji ukuran kesalahan peramalan, diantaranya RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Precentage Error*). Pada umumnya nilai RMSE dan MAPE yang kecil menunjukkan makin akuratnya hasil peramalan, apabila nilai MAPE berada dibawah 10% berarti model memiliki kinerja sangat bagus, apabila diantara 10% dan 20% memiliki kinerja bagus, apabila diantara 20% dan 50% kinerjanya cukup bagus dan apabila di atas 50% memiliki kinerja buruk (Chang *et al.*, 2007). Menurut Lee dan Suhartono (2010), rumus RMSE adalah sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2}{n}} \quad (23)$$

dimana :

- Y_t = data aktual periode ke-t
 F_t = nilai peramalan periode ke-t
 n = banyaknya data yang diprediksi

Menurut Makridakis *et al.* (1999), rumus MAPE adalah sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |PE_t|}{n}$$

$$PE_t = \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100\% \quad (24)$$

Dimana :

- PE_t = prosentase kesalahan periode ke-t
 Y_t = data aktual periode ke-t
 F_t = nilai peramalan periode ke-t
 n = banyaknya data yang diprediksi

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder harga beras di Indonesia, data ini diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistika (BPS) Indonesia pada situs resminya. Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan pergerakan harga beras di Indonesia bulan Januari 2011 sampai bulan Desember 2017 sebanyak 84 data, dengan data pada bulan Januari 2011 sampai bulan Desember 2016 sebagai data pelatihan (data training) sebanyak 72 data, sedangkan data pada bulan Januari 2017 sampai Desember 2017 sebagai data pengujian (data testing) sebanyak 12 data untuk evaluasi ketepatan hasil peramalan.

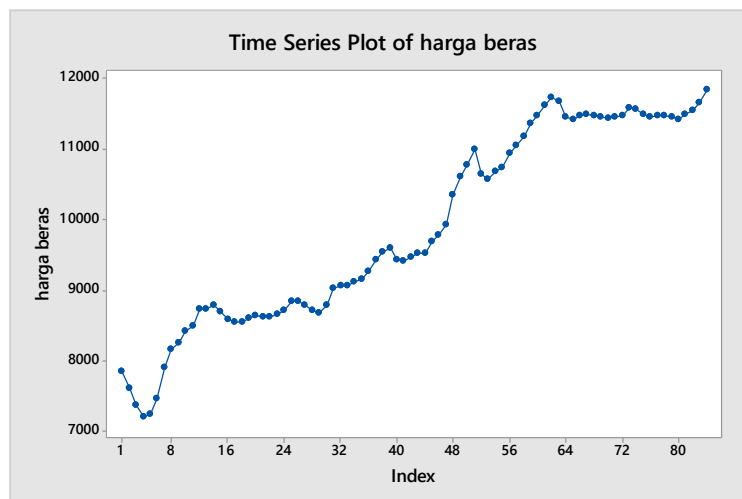
3.2. Langkah Analisis

Pengolahan data pada penelitian ini adalah peramalan harga beras di Indonesia menggunakan metode WFITS. Langkah-langkah analisis data yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data.
2. Melakukan uji stasioneritas dalam mean pada data, jika tidak stasioner dilakukan diferensi kemudian di uji stasioneritasnya kembali hingga mendapatkan data yang stasioner dalam mean.
3. Melakukan peramalan data *testing* maupun data *training* menggunakan metode WFITS algoritma Lee model orde pertama dan orde tinggi.
4. Menghitung nilai peramalan dengan skala data asli.
5. Menghitung nilai ketepatan peramalan pada *data testing* maupun *data training* menggunakan RMSE dan MAPE.
6. Interpretasi dan kesimpulan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan analisis pada data harga beras di Indonesia terlebih dahulu dilihat plot *time series* untuk mengidentifikasi adanya pola *trend* maupun musiman. Berikut ini merupakan plot *time series* harga beras di Indonesia dari bulan Januari 2011 sampai Desember 2018.



Gambar 1. Plot Data Runtun Waktu Harga Beras

4.1 Uji Stasioneritas dalam Mean

Dari Gambar 1 terdapat indikasi adanya pola *trend* ketimbang musiman sehingga menandakan tidak stasionernya data, selain secara visual dilakukan uji formal dengan Uji *Augmented Dickey Fuller (ADF-Test)*.

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut:

$H_0 : |\phi| = 1$ (terdapat akar unit atau data tidak stasioner)

$H_1 : |\phi| < 1$ (tidak terdapat akar unit atau data stasioner)

dengan menggunakan taraf signifikansi (α) 5% diperoleh hasil uji akar unit dengan *ADF-Test* seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Uji Akar Unit pada Derajat Level dengan *ADF-Test*

Variabel	t-hitung	ADF tabel	p-value
Harga Beras	-1,145292	-2,89722	0,6943

Berdasarkan Tabel 1 tidak terjadi penolakan H_0 pada variabel karena nilai $|t\text{-hitung}|$ lebih kecil daripada $|ADF\text{ tabel}|$ dan p-value juga lebih besar dari pada taraf signifikansi (α) 5%, sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel harga beras mengandung akar unit atau dapat dikatakan bahwa variabel tersebut tidak stasioner dalam mean pada derajat level.

Pada Tabel 1 diperoleh hasil bahwa variabel tidak stasioner dalam mean pada derajat level, maka dilakukan diferensi untuk menjadikannya stasioner. Diferensi yang dilakukan adalah diferensi orde pertama, kemudian uji akar unit dilakukan kembali dengan data yang telah mengalami diferensi orde pertama. Hasil uji tersebut tertera pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Akar Unit Diferensi Pertama dengan *ADF-Test*

Variabel	t-hitung	ADF tabel	p-value
Harga Beras	-5,334844	-2,89722	0,00000

Berdasarkan Tabel 2 terjadi penolakan H_0 pada data diferensi pertama variabel karena nilai $|t\text{-hitung}|$ lebih besar dari $|ADF\text{ tabel}|$ dan p-value lebih kecil dari taraf signifikansi (α) = 5%, sehingga data diferensi pertama pada variabel harga beras tidak mengandung akar unit atau dapat dikatakan variabel harga beras stasioner dalam mean pada data diferensi pertama.

4.2 Metode *Weighted Fuzzy Integrated Time Series*

Data variabel harga beras yang sudah stasioner (data diferensi) akan digunakan dalam peramalan menggunakan metode WFITS Lee dengan menggunakan dua model yakni orde pertama dan orde tinggi.

4.2.1 Metode WFITS-Lee Orde Pertama

Langkah-langkah dan hasil dari peramalan menggunakan metode WFITS Lee orde pertama dapat dilihat sebagai berikut :

Langkah 1 : Menentukan himpunan semesta (U)

Data diferensi harga beras di Indonesia pada bulan Januari 2011 sampai dengan Desember 2017 terdapat data minimum (D_{min}) sebesar -338,42 dan data maksimum (D_{max}) sebesar 436,31 dengan nilai $B_1 = 1,58$ dan $B_2 = 3,69$, diperoleh $U = [-340; 440]$

Langkah 2 : Menentukan lebar interval

Membagi semesta pembicara U menjadi beberapa interval yang sama panjang, dengan menggunakan rumus Sturges pada Persamaan (9) diperoleh interval sebanyak 8, sehingga pada penelitian ini akan dibagi menjadi 8 interval dengan lebar interval 97.5 tiap interval.

$u_1 = [-340 ; -242,5]$, $u_2 = [-242,5 ; -145]$, $u_3 = [-145 ; -47,5]$, $u_4 = [-47,5 ; 50]$, $u_5 = [50 ; 147,5]$, $u_6 = [147,5 ; 245]$, $u_7 = [245 ; 342,5]$ dan $u_8 = [342,5 ; 440]$

Langkah 3 : Mendefinisikan himpunan fuzzy pada U dan melakukan fuzzifikasi pada data historis yang diamati.

Pertama, menetapkan delapan nilai linguistik untuk variabel linguistik harga beras, diperoleh sebagai berikut: $A_1 =$ sangat sangat murah, $A_2 =$ sangat murah, $A_3 =$ murah, $A_4 =$ agak murah, $A_5 =$ agak mahal, $A_6 =$ mahal, $A_7 =$ sangat mahal, $A_8 =$ sangat sangat mahal.

Kedua, mendefinisikan himpunan fuzzy $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6, A_7$ dan A_8 pada U .

$$A_1 = \frac{1}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8}$$

$$A_2 = \frac{0.5}{u_1} + \frac{1}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8}$$

$$A_3 = \frac{0}{u_1} + \frac{0.5}{u_2} + \frac{1}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8}$$

$$A_4 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0.5}{u_3} + \frac{1}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8}$$

$$A_5 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0.5}{u_4} + \frac{1}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{0}{u_7} + \frac{0}{u_8}$$

$$A_6 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0.5}{u_5} + \frac{1}{u_6} + \frac{0.5}{u_7} + \frac{0}{u_8}$$

$$A_7 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0.5}{u_6} + \frac{1}{u_7} + \frac{0.5}{u_8}$$

$$A_8 = \frac{0}{u_1} + \frac{0}{u_2} + \frac{0}{u_3} + \frac{0}{u_4} + \frac{0}{u_5} + \frac{0}{u_6} + \frac{0.5}{u_7} + \frac{1}{u_8}$$

dari pendefinisian diatas dilakukan fuzzifikasi dengan fungsi keanggotaan segitiga. dengan hasil fuzzifikasi dapat dilihat pada Tabel

Langkah 4 : Menentukan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR)

Hasil pembentukan FLR orde pertama dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. *Fuzzy Logic Relationship* Orde Pertama

No	$F(t-1)$		$F(t)$	No	$F(t-1)$		$F(t)$	No	$F(t-1)$		$F(t)$
1	A_2	\rightarrow	A_2	25	A_4	\rightarrow	A_4	49	A_6	\rightarrow	A_6
2	A_2	\rightarrow	A_2	26	A_4	\rightarrow	A_3	50	A_6	\rightarrow	A_1
3	A_2	\rightarrow	A_4	27	A_3	\rightarrow	A_4	51	A_1	\rightarrow	A_3
...
22	A_4	\rightarrow	A_4	46	A_5	\rightarrow	A_8	70	A_4	\rightarrow	A_4

Langkah 5 : Membentuk Fuzzy Logic Relationship Group (FLRG)

Dari Tabel 3 dibentuk FLRG berdasarkan sisi kiri yang sama dengan hasil pada Tabel 4

Tabel 4. Fuzzy Logic Relationship Group(FLRG) Orde Pertama

Sisi Kiri		Sisi Kanan
A ₁	→	A ₃
A ₂	→	A ₂ , A ₂ , A ₄ , A ₄ , A ₄
A ₃	→	A ₃ , A ₄ , A ₃ , A ₄ , A ₅ , A ₂
A ₄	→	A ₆ , A ₅ , A ₄ , A ₅ , A ₄ , A ₄ , A ₄ , A ₄ , A ₅ , A ₃ , A ₅ , A ₄ , A ₅ , A ₅ , A ₄ , A ₅ , A ₆ , A ₅ , A ₄ , A ₄ , A ₄ , A ₄ , A ₄
A ₅	→	A ₆ , A ₆ , A ₃ , A ₄ , A ₄ , A ₆ , A ₄ , A ₆ , A ₅ , A ₂ , A ₄ , A ₅ , A ₈ , A ₅ , A ₆ , A ₅ , A ₆ , A ₆ , A ₃ , A ₄
A ₆	→	A ₈ , A ₅ , A ₄ , A ₄ , A ₅ , A ₅ , A ₆ , A ₁ , A ₅ , A ₅ , A ₅
A ₇	→	A ₅ , A ₆
A ₈	→	A ₇ , A ₇

Langkah 6-7 : Peramalan dan Defuzzifikasi

Pada langkah ini dilakukan peramalan untuk himpunan *fuzzy* dan dilakukan perubahan himpunan *fuzzy* menjadi bilangan real berdasarkan nilai tengah dari tiap interval *fuzzy*. $m_1 = -291,25; m_2 = -193,75; m_3 = -96,25; m_4 = 1,25; m_5 = 98,75; m_6 = 196,25; m_7 = 293,75; m_8 = 391,25$

Langkah 8-9 : Menentukan Bobot dan Menghitung Nilai Peramalan

Nilai peramalan merupakan hasil perkalian matriks bobot dan transpose matriks defuzzifikasi. Dengan optimasi nilai RMSE pada data *testing* diperoleh nilai $c = 1,3$ sehingga pada Tabel 5 akan ditampilkan Nilai Peramalan dengan bobot menggunakan $c=1,3$

Tabel 5. Nilai Peramalan WFITS Orde Pertama

Himpunan Fuzzy	Hasil Peramalan
A ₁	$\widehat{F1}_{A_1}(t) = -96,25$
A ₂	$\widehat{F1}_{A_2}(t) = -17,621$
A ₃	$\widehat{F1}_{A_3}(t) = -80,774$
A ₄	$\widehat{F1}_{A_4}(t) = 4,83$
A ₅	$\widehat{F1}_{A_5}(t) = 21,96$
A ₆	$\widehat{F1}_{A_6}(t) = 76,98$
A ₇	$\widehat{F1}_{A_7}(t) = 163,75$
A ₈	$\widehat{F1}_{A_8}(t) = 293,75$

Langkah 10 : Menghitung Nilai Peramalan dengan Skala Data Asli

Cara mengembalikan data ke dalam skala awal yaitu dengan menjumlahkan nilai peramalan ($\widehat{F1}(t)$) dan data asli sebelumnya ($Y(t-1)$), sehingga nilai peramalan skala data asli dapat dilihat pada Tabel 6 untuk data *testing*.

Tabel 6. Hasil Peramalan WFITS Orde Pertama Data Testing

Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$F(t)$	Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$F(t)$	Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$F(t)$
	11476			Mei-17	11465	25.21	11474.21	Okt-17	11552	74.71	11556.55
Jan-17	11579	25.21	11501.21	Jun-17	11465	25.21	11490.21	Nop-17	11665.08	74.71	11626.71
Feb-17	11571.2	74.71	11653.71	Jul-17	11448	25.21	11490.21	Des-17	11838	74.71	11739.79
Mar-17	11494	25.21	11596.45	Agust-17	11411	25.21	11473.21				
Apr-17	11449	-54.24	11439.76	Sep-17	11481.84	25.21	11436.21				

4.2.2. Metode WFITS-Lee Orde Tinggi

Langkah-langkah dan hasil dari peramalan menggunakan metode WFITS Lee orde tinggi memiliki beberapa kesamaan dengan orde pertama (Langkah 1-3) maka langkah yang sama akan dilewati, sehingga langkah WFITS-Lee Orde tinggi dapat dilihat sebagai berikut:

Langkah 1: Menentukan Fuzzy Logic Relationship (FLR)

Hasil penentuan FLR dapat dilihat pada Tabel 7 untuk orde tinggi (1,2) dan Tabel 8 untuk orde tinggi (1,2,3)

Tabel 7. *Fuzzy Logic Relationship* Orde Tinggi (1,2)

No	$F(t-2)$	$F(t-1)$	$F(t)$	No	$F(t-2)$	$F(t-1)$	$F(t)$	No	$F(t-2)$	$F(t-1)$	$F(t)$
1	A_2	A_2	$\rightarrow A_2$	24	A_5	A_4	$\rightarrow A_3$	47	A_8	A_7	$\rightarrow A_6$
2	A_2	A_2	$\rightarrow A_4$	25	A_4	A_3	$\rightarrow A_3$	48	A_7	A_6	$\rightarrow A_6$
3	A_2	A_4	$\rightarrow A_6$	26	A_3	A_3	$\rightarrow A_4$	49	A_6	A_6	$\rightarrow A_1$
...
23	A_4	A_5	$\rightarrow A_4$	46	A_5	A_8	$\rightarrow A_7$	69	A_4	A_4	$\rightarrow A_4$

Tabel 8. *Fuzzy Logic Relationship* Orde Tinggi (1,2,3)

No	$F(t-3)$	$F(t-2)$	$F(t-1)$	$F(t)$	No	$F(t-3)$	$F(t-2)$	$F(t-1)$	$F(t)$
1	A_2	A_2	A_2	$\rightarrow A_4$	35	A_5	A_6	A_5	$\rightarrow A_5$
2	A_2	A_2	A_4	$\rightarrow A_6$	36	A_6	A_5	A_5	$\rightarrow A_2$
3	A_2	A_4	A_6	$\rightarrow A_8$	37	A_5	A_5	A_2	$\rightarrow A_4$
...
34	A_4	A_5	A_6	$\rightarrow A_5$	68	A_4	A_4	A_4	$\rightarrow A_4$

Langkah 2 : Membentuk *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG)

Dari Tabel 7 dibuat FLRG untuk orde tinggi (1,2) pada Tabel 9, sedangkan Tabel 8 dibuat Tabel FLRG untuk order tinggi (1,2,3) pada Tabel 10.

Tabel 9. *Fuzzy Logic Relationship Group* Orde Tinggi (1,2)

Sisi Kiri			Sisi Kanan	
$F(t-2)$	$F(t-1)$			
A_1	A_3	\rightarrow	A_5	
A_2	A_2	\rightarrow	A_2, A_4	
A_2	A_4	\rightarrow	A_6, A_4, A_5	
...	
A_8	A_7	\rightarrow	A_7, A_7	

Tabel 10. *Fuzzy Logic Relationship Group* Orde Tinggi (1,2,3)

Sisi Kiri				Sisi Kanan
$F(t-3)$	$F(t-2)$	$F(t-1)$		
A_1	A_3	A_5	\rightarrow	A_5
A_2	A_2	A_2	\rightarrow	A_4
A_2	A_2	A_4	\rightarrow	A_6
...
A_8	A_7	A_6	\rightarrow	A_6

Langkah 3-4 : Peramalan dan Defuzzifikasi

Pada langkah ini dilakukan peramalan untuk himpunan *fuzzy* dan dilakukan perubahan himpunan *fuzzy* menjadi bilangan real berdasarkan nilai tengah dari tiap interval *fuzzy*. $m_1 = -291,25; m_2 = -193,75; m_3 = -96,25; m_4 = 1,25; m_5 = 98,75; m_6 = 196,25; m_7 = 293,75; m_8 = 391,25$

Langkah 5-6 : Menentukan Bobot dan Menghitung Nilai Peramalan

Nilai peramalan merupakan hasil perkalian matriks bobot dan transpose matriks defuzzifikasi. Dengan optimasi nilai RMSE pada data *testing* diperoleh nilai $c = 1,1$ untuk order tinggi (1,2) dan (1,2,3) sehingga pada Tabel 11 dan Tabel 22 akan ditampilkan Nilai Peramalan dengan bobot menggunakan $c=1,1$ untuk orde tinggi (1,2) dan (1,2,3)

Tabel 11. Nilai Peramalan WFITS Orde Tinggi (1,2)

Himpunan <i>Fuzzy</i>	Hasil Peramalan
$A_1 A_3$	$\widehat{F1}_{A13}(t) = 98,75$
$A_2 A_2$	$\widehat{F1}_{A22}(t) = -91,6$
$A_2 A_4$	$\widehat{F1}_{A24}(t) = 95,8$
...	...
$A_8 A_7$	$\widehat{F1}_{A87}(t) = 149,82$

Tabel 12. Nilai Peramalan WFITS Orde Tinggi (1,2,3)

Himpunan <i>Fuzzy</i>	Hasil Peramalan
$A_1 A_3 A_5$	$\widehat{F1}_{A13}(t) = 98,75$
$A_2 A_2 A_2$	$\widehat{F1}_{A22}(t) = 1,25$
$A_2 A_2 A_4$	$\widehat{F1}_{A24}(t) = 196,25$
...	...
$A_8 A_7 A_6$	$\widehat{F1}_{A87}(t) = 196,25$

Langkah 7 : Menghitung Nilai Peramalan dengan Skala Data Asli

Cara mengembalikan data ke dalam skala awal yaitu dengan menjumlahkan nilai peramalan ($\widehat{F1}(t)$) dan data asli sebelumnya ($Y(t-1)$), sehingga nilai peramalan skala data asli dapat dilihat pada Tabel 13 untuk data *testing* orde tinggi (1,2) dan Tabel 14 untuk data *testing* orde tinggi (1,2,3)

Tabel 13. Hasil Peramalan WFITS Orde Tinggi (1,2) Data *Testing*

Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$\widehat{F}(t)$	Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$\widehat{F}(t)$	Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$\widehat{F}(t)$
	11476			Mei-17	11465	52.32	11501.32	Okt-17	11552	42.88	11524.72
Jan-17	11579	32.01	11508.01	Jun-17	11465	32.01	11497.01	Nop-17	11665.08	158.4	11710.43
Feb-17	11571.2	42.88	11621.88	Jul-17	11448	32.01	11497.01	Des-17	11838	158.4	11823.51
Mar-17	11494	45.52	11616.76	Agust-17	11411	32.01	11480.01				
Apr-17	11449	-96.25	11397.75	Sep-17	11481.84	32.01	11443.01				

Tabel 14. Hasil Peramalan WFITS Orde Tinggi (1,2,3) Data *Testing*

Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$\widehat{F}(t)$	Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$\widehat{F}(t)$	Periode	Y(t)	Hasil $\widehat{F1}(t)$	$\widehat{F}(t)$
	11476			Mei-17	11465	-1.2	11447.80	Okt-17	11552	1.25	11483.09
Jan-17	11579	16.54	11492.54	Jun-17	11465	98.75	11563.75	Nop-17	11665.08	59.75	11611.75
Feb-17	11571.2	1.25	11580.25	Jul-17	11448	16.54	11481.54	Des-17	11838	74.7	11739.78
Mar-17	11494	45.52	11616.76	Agust-17	11411	16.54	11464.54				
Apr-17	11449	-96.25	11397.75	Sep-17	11481.84	16.54	11427.54				

4.3 Ketepatan dan Evaluasi Kinerja Model

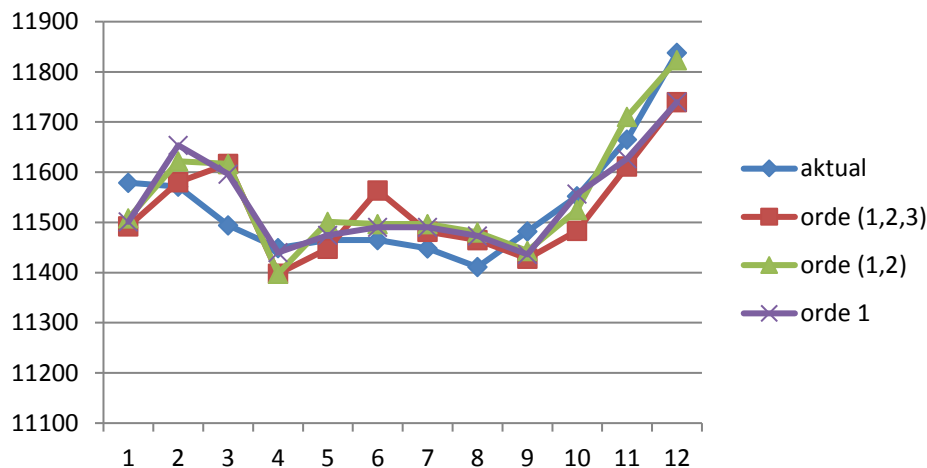
Ketepatan metode berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dihitung untuk mengetahui seberapa besar kesalahan peramalan, sedangkan Evaluasi kinerja menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dihitung untuk mengetahui akurasi model tersebut. Penghitungan nilai RMSE dan MAPE dilakukan pada data *training* (Januari 2011 – Desember 2016) dan data *testing* (Januari 2016 – Desember 2017).

Tabel 15. Kinerja Model WFITS-Lee

WFTS	RMSE		MAPE	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
Orde 1	114,8565	59,879	0,84%	0,43%
Orde 1,2	85,7980	57,2477	0,65%	0,43%
Orde 1,2,3	69,8980	70,4039	0,47%	0,54%

Dari Tabel 15 dapat dilihat apabila rata-rata kesalahan dari tiap hasil peramalan (RMSE) dari ketiga model memiliki nilai yang cukup rendah, sedangkan untuk evaluasi kinerja berdasarkan nilai MAPE semua model memberikan kinerja yang sangat bagus karena semua model memperoleh nilai kurang dari 10%.

Dari ketiga hasil peramalan dapat dilihat hasil secara visual pada Gambar 1.



Gambar 2. Plot Data Aktual dan Hasil Peramalan

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, diperoleh kesimpulan bahwa model order tinggi (1,2,3) merupakan model terbaik untuk studi kasus harga beras di Indonesia bulan Januari 2011 s/d Desember 2017, karena menghasilkan nilai RMSE maupun MAPE yang kecil dan memberikan performa paling stabil dalam meramalkan data *training* hingga data *testing*. Nilai RMSE pada data *training* dan data *testing* secara berturut-turut adalah 69,898 dan 70,4039 sedangkan Nilai MAPE pada data *training* dan data *testing* secara berturut-turut adalah 0,47% dan 0,54%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A'yun, K., Abadi, A.M., & Saptaningtyas, F.Y. 2015. *Application of Weighted Fuzzy Time Series Model to Forecast Trans Jogja's Passengers*. International Journal of Applied Physics and Mathematics. Yogyakarta: UNY.
- [2] BPS. 2017. Data Rata-Rata Harga Beras di Tingkat Perdagangan Besar/Grosir Indonesia (Rupiah/Kg) Tahun 2011-2017. Diunduh 20 Agustus 2018, dari BPS: <https://www.bps.go.id/dynamictable/2015/10/22/963/rata-rata-harga-beras-di-tingkat-perdagangan-besar-grosir-indonesia-rupiah-kg-2010-2017.html>
- [3] Chen, S.M. 1996. Forecasting Enrollments based on Fuzzy Time Series. *Jurnal Fuzzy Sets and System* Vol. 81:311-319.
- [4] Chen, S.M. 2002. *Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time Series*. *Journal of Fuzzy Sets and System*, 33 (1): 1-16.
- [5] Chang, P-C., Wang, Y.-W., Liu, C.-H. 2007. *The Development of Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting*. *Expert Systems with Applications*, 32 : 86-96.
- [6] Khudori. *Ironi Negri Beras*. 2008. Yogyakarta: INSISTPress.
- [7] Lee, M.H., & Suhartono. 2010. *A Weighted Fuzzy Time Series for Forecasting Seasonal Data*. Publikasi pada 2nd International Conference on Mathematical Sciences, Kuala Lumpur, Malaysia.
- [8] Lusiana, D., A & Suhartono. 2011. *Peramalan Inflasi dengan Metode Weighted Fuzzy Time Series*. Surabaya: ITS.
- [9] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi Kedua jilid 1. Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith, Penerjemah. Jakarta: Erlangga.
- [10] Purnama. S., 2018. *Pemodelan dan Peramalan Harga Beras Tingkat Penggilingan di Jawa Timur dengan Pendekatan Time Series*. Surabaya: Unair.
- [11] Sari, A., Q. 2018. *Peramalan Harga Beras Indonesia Menggunakan Metode Hybrid Neural Networks dan Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variables (Hybrid NNs-ARIMAX)*. Surabaya: ITS.
- [12] Simanungkalit, F., J., & Naibaho, B. 2018. *Sistem Pendukung Monitoring dan Peramalan Harga Beras di Kabupaten Deli Serdang, Sumatra Utara*. *Agritech*, 38 (2) 208-216.
- [13] Song, Q., & Chissom, B.S. 1993. *Forecasting Enrollments with Fuzzy Time Series part 1*. *Jurnal Fuzzy Sets and System* Vol. 54:1-9.
- [14] Suhartono, Lee, M.H., & Javedani, H. 2011. *A Weighted Fuzzy Integrated Time Series for Forecasting Tourist Arrivals*. *ICIEIS 2011, Part II, CCIS 252*, pp. 206-217.
- [15] Sukiyono, K., & Rosdiana. 2018. *Pendugaan Model Peramalan Harga Beras pada Tingkat Grosir*. *Agrisep* Vol. 17 No. 1 Maret 2018 Hal: 23- 30.
- [16] Tsaour, R. C., Yang, J.-C., & Wang, H.-F. 2005. *Fuzzy Relation Analysis in Fuzzy Time Series Model*. *Computers and Mathematics with Applications* Vol. 49:539-548.
- [17] Yu, H.-K., 2004. *Weighted Fuzzy Time Series Models for TAIEX Forecasting*. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications* Vol. 349:609-624.