



PENERAPAN METODE *FUZZY TIME SERIES* SAXENA EASO PADA DATA RUNTUN WAKTU

(Studi Kasus: Nilai Impor Nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur
dari Bulan Januari 2019 hingga Bulan Februari 2021)

Sinta Ardella¹, Ika Purnamasari², Fidia Deny Tisna Amijaya³
Program Studi Statistika, FMIPA, Universitas Mulawarman^{1,2,3}
sintaardlla2999@gmail.com

Abstract

Abstrak. *Fuzzy time series* (FTS) merupakan salah satu metode peramalan dalam metode *soft computing*. Peramalan pada FTS menggunakan dasar logika *fuzzy*, himpunan *fuzzy*, dan hasil peramalan yang dapat dibahasakan (linguistik). FTS Saxena Easo menyempurnakan metode yang diperkenalkan oleh Stevenson dan Porter, dengan memodifikasi pada pembentukan subinterval kelas himpunan *fuzzy* yang didasarkan oleh banyak anggota setiap interval kelasnya. Data yang digunakan yaitu nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur bulan Januari 2019 hingga bulan Maret 2021. Data akan dibagi menjadi dua, yaitu data *in sample* dan *out of sample*. Data *in sample* penelitian ini yaitu data dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021 dan data *out of sample* yaitu data bulan Maret 2021. Untuk menghitung nilai ketepatan peramalan digunakan ukuran *average forecasting error rate* (AFER) dan *root mean square error* (RMSE). *Fuzzy logical relationship group* (FLRG) yang digunakan dalam penelitian ini dari orde (z) 2 hingga 5. Berdasarkan hasil analisis, untuk data *in sample* semua orde layak untuk meramalkan di masa mendatang dengan nilai AFER berada di bawah 5% dan nilai RMSE berkisar di interval 8,1 sampai dengan 8,7. FLRG terbaik untuk peramalan bulan Maret 2021 adalah orde 5, dengan nilai peramalan sebesar US\$177,73 juta tidak jauh berbeda dengan data aktualnya, yaitu US\$174,60 juta.

Kata kunci: FTS, Impor, Nonmigas, AFER, RMSE

I. PENDAHULUAN

Data runtun waktu merupakan data yang dikumpulkan, diamati, atau dicatat berdasarkan urutan waktu dengan selang yang sama. Penggunaan data runtun waktu seringkali dilakukan pada analisis runtun waktu yang bertujuan untuk melakukan peramalan berdasarkan pola data yang ada [1]. Terdapat banyak metode dalam peramalan baik konvensional maupun dengan *soft computing*. Metode *soft computing* yang dapat digunakan antara lain *fuzzy time series* (FTS), *neural network*, dan algoritma genetika. Salah satu keunggulan dari metode *soft computing* yaitu tidak memerlukan asumsi sebagaimana pada peramalan konvensional serta dapat digunakan pada data yang memiliki pencilan [2].

Konsep dasar pada *fuzzy time series* yaitu menggunakan logika *fuzzy* yang dikenalkan pertama kali oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Berdasarkan konsep tersebut, Song dan Chissom [3] memperkenalkan *fuzzy time series* menggunakan logika *fuzzy*. Seiring berkembangnya waktu, konsep *fuzzy time series* terus berkembang hingga tahun 2012 dikembangkan FTS Saxena Easo [4] yang merupakan perkembangan dari metode FTS sebelumnya, yakni FTS Chen dan Hsu [5]; FTS Jilani, dkk [6]; dan FTS Stevenson dan Porter [7]. FTS lebih banyak diaplikasikan pada bidang ekonomi, dengan salah satu alasan yaitu seringkali adanya gejolak perekonomian yang tidak menentu sehingga mengharuskan tindakan preventif di masa mendatang. Perekonomian Indonesia tidak terlepas dari kegiatan ekspor dan impor. Dari uraian yang telah dipaparkan, maka penulis tertarik untuk melakukan penelitian menggunakan metode FTS Saxena Easo pada data impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur, dengan studi kasus pada nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021.





II. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari <https://kaltim.bps.go.id>. Data berupa data bulanan dari nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021. Teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis statistika deskriptif dan analisis runtun waktu menggunakan metode FTS Saxena Easo.

Logika Fuzzy

Salah satu teknik *soft computing* yang dapat digunakan yaitu *fuzzy time series*. Konsep dasar dari *fuzzy time series* yaitu logika *fuzzy* yang dikenalkan pertama kali oleh Lotfi A. Zadeh dalam karya ilmiahnya yang berjudul “*Fuzzy Sets*” di tahun 1965 [8]. Menurut Rusli [9], logika *fuzzy* merupakan kuantifikasi (kelipatan) dari kemampuan manusia dalam bernalar. Penalaran semacam ini sering disebut penalaran tidak tepat yang merupakan suatu pendekatan dari penalaran manusia. Untuk logika klasik, penalaran hanya akan menghasilkan keputusan yang benar atau salah. Pengambilan keputusan klasik juga disebut pengambilan keputusan hitam putih. Adapun logika *fuzzy* berbeda, keputusan yang dibuat oleh nalar manusia bisa setengah benar, seperempat benar atau bahkan sepenuhnya benar. Dapat dikatakan bahwa ini adalah fungsi bernilai banyak. Tujuan utama dari logika *fuzzy* adalah untuk memberikan dasar bagi metode inferensi (aproksimasi penalaran) berdasarkan teori himpunan *fuzzy*.

Himpunan Fuzzy

Menurut Handoyo dan Prasojo [10], himpunan *fuzzy* merupakan generalisasi dari himpunan klasik yang memungkinkan tingkat keanggotaannya berada di antara 0 sampai 1. Fungsi keanggotaan ($\mu_A(u)$) dalam himpunan *fuzzy* merupakan fungsi kontinu yang nilainya berada pada interval [0,1]. Himpunan *fuzzy* A pada semesta pembicaraan U dapat dinyatakan sebagai himpunan pasangan berurutan antara u dan tingkat keanggotaan $\mu_A(u)$, yaitu:

$$A = \{(u, \mu_A(u)) \mid u \in U\} \quad (1)$$

Fungsi keanggotaan pada logika *fuzzy* digunakan untuk memetakan bilangan numerik ke dalam nilai linguistik. Fungsi keanggotaan direpresentasikan dalam bentuk kurva yang bersifat kontinu. Terdapat bermacam jenis kurva untuk merepresentasikan himpunan *fuzzy*, salah satunya yaitu fungsi keanggotaan segitiga. Fungsi keanggotaan segitiga (*triangle membership function*) merupakan fungsi keanggotaan yang direpresentasikan oleh kurva segitiga. Adapun fungsi keanggotaan segitiga dalam *fuzzy* dapat dirumuskan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \mu_{A_1}(u_i) &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_n \\ \mu_{A_2}(u_i) &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + \dots + 0/u_n \\ \mu_{A_3}(u_i) &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + \dots + 0/u_n \\ &\vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \dots \quad \quad \quad \vdots \\ \mu_{A_n}(u_i) &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 1/u_n \end{aligned} \quad (2)$$

Dengan u_i yang mana $i = 1, 2, \dots, n$ adalah elemen dari himpunan semesta (U) dan bilangan di bawah “/”. Penentuan fungsi keanggotaan untuk masing-masing $\mu_{A_i}(u_i)$ terhadap A_i dengan $i = 1, 2, \dots, n$ yang mana nilainya adalah 0; 0,5; dan 1.

Fuzzy time series Saxena Easo

Pada tahun 2012, Saxena dan Easo menyempurnakan metode FTS yang sebelumnya sudah diperkenalkan oleh Stevenson dan Porter. Saxena dan Easo melakukan modifikasi pada pembentukan subinterval kelas himpunan *fuzzy*. Sebelum membentuk subinterval kelas, Saxena dan Easo terlebih dahulu menghitung jumlah frekuensi yang ada pada interval kelas himpunan semesta pembicaraan (U) yang telah dipartisi. Selanjutnya pada saat pembentukan subinterval kelas, pembagiannya berdasarkan banyak anggota pada interval kelas tersebut. Adapun langkah-langkah peramalan dengan menggunakan metode FTS Saxena dan Easo [4] adalah sebagai berikut.





1. Menghitung persentase perubahan data dari periode t berdasarkan periode $t - 1$ mengikuti Stevenson dan Porter [7] sebagaimana pada persamaan (3).

$$p_t = \frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}} \times 100\%, t = 2, 3, \dots, N \quad (3)$$

2. Mendefinisikan semesta pembicaraan (U) dari persentase perubahan data (p_t) dengan rumus sebagaimana pada persamaan (4).

$$U = [x_{min} - d_1, x_{max} + d_2] \quad (4)$$

3. Melakukan partisi himpunan semesta pembicaraan (U) menjadi beberapa interval dengan panjang yang sama menjadi u_1, u_2, \dots, u_n . Penentuan panjang interval pada metode Saxena dan Easo mengikuti metode yang sebelumnya diperkenalkan oleh Song dan Chissom.
4. Membuat tabel frekuensi persentase perubahan berdasarkan keanggotaan himpunan semesta pembicaraan (U) yang telah dipartisi sebelumnya. Selanjutnya, melakukan partisi pada setiap interval himpunan semesta pembicaraan menjadi beberapa subinterval kelas berdasarkan banyaknya anggota yang diperoleh dari partisi himpunan semesta sebelumnya. Untuk interval himpunan yang tidak memiliki anggota maka menggunakan konsep partisi pada FTS Chen dan Hsu yaitu dianggap tetap.
5. Melakukan *fuzzifikasi* dengan cara mendefinisikan himpunan *fuzzy* A_i berdasarkan subinterval kelas yang sudah dipartisi berdasarkan banyaknya anggota yang diperoleh dari partisi himpunan semesta sebelumnya. Selanjutnya, mendefinisikan fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* terhadap A_i sebagaimana pada persamaan (2). Pada proses ini terjadi perubahan dari nilai numerik menjadi linguistik.
6. Menentukan FLR dari hasil *fuzzifikasi*., Saxena dan Easo menggunakan orde yang lebih tinggi di mana penentuannya mengikuti prosedur yang sama dengan metode FTS Jilani, dkk maupun metode FTS Stevenson dan Porter. Secara umum penentuan FLR untuk orde (z) yang lebih tinggi di mana banyak ordenya lebih dari atau sama dengan 2 ($z \geq 2$) dapat ditentukan sebagai berikut:

$$A_{i(p)} \rightarrow A_j \quad (5)$$

Di mana p menyatakan indeks untuk orde pada FLR dan nilai $p = 1, 2, \dots, z$.

7. Membentuk FLRG berdasarkan FLR yang terbentuk dari *current state* yang sama untuk menjadi sebuah grup. Secara umum penentuan FLRG untuk orde (z) yang lebih tinggi di mana banyak ordenya lebih dari atau sama dengan 2 ($z \geq 2$) dapat ditentukan sebagai berikut:

$$A_{i(p)} \rightarrow A_{jl} \quad (6)$$

Di mana p menyatakan indeks untuk orde pada FLR dan nilai $p = 1, 2, \dots, z$. Sedangkan l menyatakan indeks untuk banyaknya anggota *next state* dari FLRG yang terbentuk dan nilai $l = 1, 2, \dots, k$.

8. Melakukan peramalan mengikuti aturan pada FTS Song dan Chissom sebagai berikut:
 - (i) Jika FLRG pada A_i bertransisi ke himpunan kosong ($A_i \rightarrow \emptyset$), maka hasil peramalan (F_t) yang didapatkan adalah *current state* (A_i) dari FLRG tersebut.
 - (ii) Jika FLRG dari A_i merupakan himpunan *one to one* ($A_i \rightarrow A_j$), maka hasil peramalan (F_t) yang didapatkan adalah *next state* (A_j) dari FLRG tersebut.
 - (iii) Jika FLRG dari A_i merupakan himpunan *one to many* ($A_i \rightarrow A_{jl}; l = 1, 2, 3, \dots, k$), maka hasil peramalan (F_t) yang didapatkan adalah *next state* (A_{jl}) dari FLRG itu sendiri.
9. Melakukan *defuzzifikasi*, Saxena dan Easo mengikuti prosedur yang telah dikemukakan oleh Jilani, dkk sebagaimana pada persamaan (7) dengan menggunakan dasar dari fungsi keanggotaan segitiga. Adapun fungsi keanggotaan segitiga dalam proses *defuzzifikasi* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{F}_i = \begin{cases} \frac{1 + 0,5}{\frac{1}{m_1} + \frac{0,5}{m_2}}, & \text{jika } i = 1 \\ \frac{0,5 + 1 + 0,5}{\frac{0,5}{m_{i-1}} + \frac{1}{m_i} + \frac{0,5}{m_{i+1}}}, & \text{jika } 2 \leq i \leq n - 1 \\ \frac{0,5 + 1}{\frac{1}{m_{n-1}} + \frac{0,5}{m_n}}, & \text{jika } i = n \end{cases} \quad (7)$$

dengan \hat{F}_i adalah bobot keanggotaan peramalan dan m_{i-1}, m_i, m_{i+1} merupakan nilai tengah dari subinterval kelas himpunan *fuzzy* A_{i-1}, A_i, A_{i+1} .

10. Menghitung peramalan akhir dengan cara melakukan transformasi data hasil *defuzzifikasi* sebagaimana pada persamaan (8).





$$\hat{x}_t = \left(\frac{\hat{F}_t}{100} \times x_{t-1} \right) + x_{t-1}, t = 2, 3, \dots, N \quad (8)$$

Dengan \hat{x}_t adalah nilai peramalan akhir dari proses transformasi data, \hat{F}_t adalah nilai peramalan akhir dari proses *defuzzifikasi*, dan x_{t-1} adalah data historis pada periode sebelumnya.

Penentuan Panjang Interval Kelas Berdasarkan Metode Sturges

Menurut Ananda dan Fadhli [11], langkah-langkah penentuan panjang interval kelas berdasarkan metode Sturges adalah sebagai berikut.

1. Menentukan *range* (R) dengan cara mengurangkan data bernilai terbesar dengan data bernilai kecil. Adapun rumusnya dapat dituliskan sebagai berikut.

$$R = x_{max} - x_{min} \quad (9)$$

Dengan x_{max} adalah data bernilai terbesar dan x_{min} adalah data bernilai terkecil.

2. Menentukan banyak kelas interval (B) dengan rumus sebagai berikut.

$$B \approx 1 + 3,3 \log N \quad (10)$$

Dengan N adalah banyak data.

3. Menentukan panjang interval kelas (L) dengan rumus sebagai berikut.

$$L = \frac{R}{B} \quad (11)$$

Dengan R adalah *range* dan B adalah banyak kelas.

4. Membentuk himpunan *fuzzy* berdasarkan panjang interval kelas berdasarkan metode Sturges.

Nilai Ketepatan Peramalan

Nilai ketepatan peramalan yang digunakan pada penelitian ini yaitu *average forecasting error rate* (AFER) dan *root mean square error* (RMSE). Menurut Kesumawati dan Primandari [12], rumus dari AFER dapat dituliskan sebagai berikut.

$$AFER = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left(\frac{|x_t - \hat{x}_t|}{x_t} \times 100\% \right) \quad (12)$$

dengan x_t adalah data pada periode ke- t , \hat{x}_t adalah nilai peramalan pada periode ke- t , dan N adalah banyak data. Selain AFER, untuk menghitung nilai ketepatan peramalan menurut Hidayat, dkk [13] dapat digunakan ukuran RMSE dengan sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (x_t - \hat{x}_t)^2}{N}} \quad (13)$$

dengan x_t adalah data pada periode ke- t , \hat{x}_t adalah nilai peramalan pada periode ke- t , dan N adalah banyak data.

Impor Nonmigas

Ekpor dan impor terdiri dari dua komoditas yaitu migas dan nonmigas. Adapun komoditas migas terdiri dari sektor industri pengolahan hasil minyak, pengadaan gas, dan pertambangan yang berupa minyak mentah dan gas. Sedangkan komoditas nonmigas terdiri dari sektor hasil industri, hasil tambang, dan pertanian. Menurut Risa [14], impor merupakan suatu kegiatan perdagangan yang mendatangkan ataupun membeli barang dari luar negeri. Impor mengacu pada nilai *cost insurance and freight* (CIF). Menurut Kementerian Keuangan [15], CIF merupakan nilai barang yang telah memperhitungkan harga barang (*cost*), biaya pengangkutan (*freight*), dan biaya asuransi selama perjalanan (*insurance*). Harga barang seringkali dikenal juga dengan sebutan FOB (*free on board*) yakni harga ketika eksportir menyerahkan barang kepada importir. Adapun nilai CIF dapat diperoleh melalui rumus sebagai berikut.

$$CIF = Cost + Freight + Insurance \quad (14)$$

Chalid [16] menyebutkan bahwa semakin meningkatnya impor suatu negara maka akan menurunkan pendapatan nasional. Oleh karena itu, pemerintah senantiasa berupaya untuk menekan kegiatan impor semaksimal mungkin guna mengurangi kegiatan impor yang masuk ke negara Indonesia.

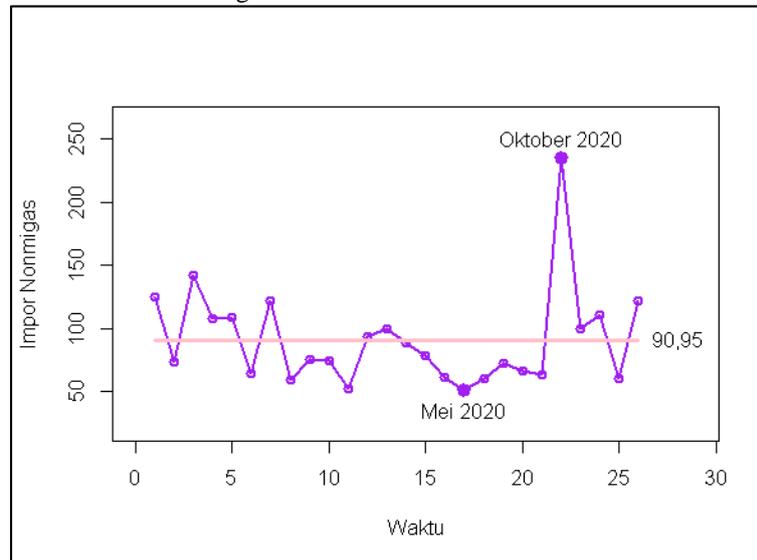




III.HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistika Deskriptif

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Maret 2021, yang mana data terbagi menjadi data *in sample* dan *out of sample*. Untuk data *in sample* digunakan dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021. Sedangkan data *out of sample* menggunakan data bulan Maret 2021. Pada penelitian ini, data *in sample* akan dilakukan perhitungan peramalan hingga diperoleh nilai ketepatan peramalan. Sedangkan data *out of sample* digunakan sebagai pembandingan hasil peramalan data *out of sample* dengan data aktual. Untuk mengetahui gambaran umum dari nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur pada data *in sample*, maka data dibuat ke dalam bentuk grafik runtun waktu sebagaimana Gambar 1.



Gambar 1 Grafik runtun waktu data impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021

Berdasarkan Gambar 1 dapat diketahui bahwa pola data yang terbentuk adalah horizontal, hal ini dapat terlihat dari data yang cenderung berfluktuasi di sekitar garis rata-rata. Titik terendah dari grafik tersebut terjadi pada bulan Mei 2020 dengan nilai impor nonmigas sebesar US\$51,04 juta. Sedangkan titik tertinggi pada nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021 terjadi pada bulan Oktober 2020 yakni sebesar US\$235,18 juta.

Perhitungan Persentase Perubahan Data

Setelah dilakukan statistika deskriptif pada data impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021 maka langkah selanjutnya adalah mengubah data tersebut ke dalam bentuk persentase perubahan (p_t) sebagaimana pada persamaan (3) di mana persentase perubahan data ke- t dihitung berdasarkan data pada waktu sebelumnya ($t - 1$). Artinya, untuk persentase perubahan data bulan Januari 2019 (p_1) dikarenakan informasi data bulan Desember 2018 tidak diketahui maka persentase perubahan data bulan Januari tidak ada. Selanjutnya, untuk $t = 2$ yaitu data bulan Februari 2019 (x_2) maka persentase perubahannya (p_2) dapat dihitung berdasarkan data bulan Januari 2019 (x_1), begitupun dengan bulan yang lainnya. Hasil perhitungan persentase perubahan data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Persentase Perubahan Data Historis

t	x_t (Juta USD)	p_t (%)	t	x_t (Juta USD)	p_t (%)
1	124,95	-	14	88,07	-11,50
2	73,45	-41,22	15	78,21	-11,20
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
12	93,36	79,68	25	60,19	-45,23
13	99,51	6,59	26	121,71	102,21

Berdasarkan Tabel 1, persentase perubahan nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021 yang paling minimum terjadi di data bulan November 2020 terhadap bulan Oktober 2020 yakni sebesar -57,57%. Sedangkan persentase perubahan data yang paling maksimum terjadi di data bulan Oktober 2020 terhadap bulan September 2020 yaitu sebesar 272,71%. Nilai





minimum dan maksimum pada persentase perubahan data ini selanjutnya akan digunakan untuk mendefinisikan semesta pembicaraan (U).

Pendefinisian Semesta Pembicaraan

Pendefinisian himpunan semesta pembicaraan menggunakan persamaan (4) dengan data historis berupa persentase perubahan data. Pada persamaan (4), nilai d_1 dan d_2 merupakan sembarang nilai positif dari bilangan riil. Nilai d_1 dan d_2 yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu untuk d_1 sebesar 0 dan untuk d_2 sebesar 0,02. Sehingga himpunan semesta pembicaraan (U) yang terbentuk yaitu $[-57,57, 272,73]$.

Setelah diperoleh himpunan semesta pembicaraan (U), maka selanjutnya yaitu penentuan interval kelas himpunan semesta pembicaraan melalui proses partisi semesta pembicaraannya. Pada proses partisi ini dilakukan dengan menggunakan metode Sturges, untuk membentuk himpunan semesta pembicaraan (U) menjadi u_1, u_2, \dots, u_n .

Partisi Semesta Pembicaraan

Semesta pembicaraan (U) yang telah diperoleh pada langkah sebelumnya akan dipartisi menjadi beberapa interval kelas dengan panjang interval kelas yang sama. Pada proses partisi ini dilakukan dengan menggunakan metode Sturges, dengan banyak kelas adalah 6 dan panjang interval kelas sebesar 55,05, sehingga dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} u_1 &= [-57,57, -2,52] & u_4 &= [107,58, 162,63] \\ u_2 &= [-2,52, 52,53] & u_5 &= [162,63, 217,68] \\ u_3 &= [52,53, 107,58] & u_6 &= [217,68, 272,73] \end{aligned}$$

Selanjutnya, setiap persentase perubahan data historis ditentukan kelasnya berdasarkan interval kelas yang telah terbentuk, dengan hasil ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Penentuan Kelas pada Persentase Perubahan Data Historis

t	p_t (%)	u_i	t	p_t (%)	u_i
2	-41,22	u_1	15	-11,20	u_1
3	93,42	u_3	16	-22,15	u_1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
13	6,59	u_1	26	102,21	u_3
14	-11,50	u_1			

Penentuan Subinterval Kelas dari Persentase Perubahan Data

Penentuan subinterval kelas dilakukan berdasarkan frekuensi keanggotaan pada setiap kelas yang ada pada Tabel 2. Misalnya, untuk persentase perubahan data yang termasuk dalam kelas u_1 ada sebanyak 13 anggota, dan untuk persentase perubahan data yang termasuk dalam kelas u_2 ada sebanyak 7 anggota. Selanjutnya, akan dilakukan pembentukan subinterval kelas dengan cara membagi setiap interval kelas dengan frekuensi data yang ada. Misalnya, kelas pertama (u_1) interval kelas yaitu $[-57,57, -2,52]$ dengan *range* sebesar 55,05 akan dibagi menjadi 13 subinterval kelas sehingga membentuk subkelas $u_{11}, u_{12}, \dots, u_{113}$ dengan panjang subinterval kelas yang sama. Untuk interval kelas yang tidak memiliki anggota (u_4 dan u_5), maka penentuan subinterval kelasnya menggunakan konsep partisi dari FTS Chen dan Hsu yaitu dianggap tetap. Secara lengkap, hasil dari penentuan subinterval kelas pada penelitian ini ditampilkan dalam Tabel 3.

Tabel 3 Partisi Subinterval Kelas Persentase Perubahan Data Historis

u_i	Interval Kelas	u_i	Subinterval Kelas	m_i
u_1	$[-57,57, -2,52]$	u_1	$[-57,57, -53,34]$	-55,45
		u_2	$[-53,34, -49,1]$	-51,22
		\vdots	\vdots	\vdots
		u_{13}	$[-6,75, -2,52]$	-4,64
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
u_5	$[162,63, 217,68]$	u_{26}	$[162,63, 217,68]$	190,16
u_6	$[217,68, 272,73]$	u_{27}	$[217,68, 272,73]$	245,20





Proses Fuzzifikasi

Proses *fuzzifikasi* dilakukan dengan cara mendefinisikan himpunan *fuzzy* A_i berdasarkan subinterval kelas, yang mana A_i mengikuti jumlah subinterval kelas yaitu A_1, A_2, \dots, A_{27} . Setiap himpunan u_i^* dengan $i = 1, 2, \dots, 27$ didefinisikan terhadap A_i sebagaimana pada persamaan (2). Sebagai contoh, persentase perubahan data bulan Februari 2019 (p_2) terhadap bulan Januari 2019 sebesar $-41,22$ termasuk dalam himpunan u_4^* , yang mana u_4^* akan didefinisikan terhadap A_4 . Hal ini dikarenakan pada A_4 memiliki tingkat keanggotaan u_4^* sebesar 1, tingkat keanggotaan u_3^* dan u_5^* sebesar 0,5, dan selain itu tingkat keanggotaan u_i^* bernilai 0. Sehingga, atas dasar pendefinisian tersebut maka nilai yang berada pada interval u_4^* masuk pada *fuzzifikasi* A_4 . Secara lengkap, hasil *fuzzifikasi* untuk persentase perubahan data historis yang ditampilkan pada Tabel 4. Selanjutnya, hasil *fuzzifikasi* tersebut akan digunakan pada penentuan *fuzzy logical relationship* (FLR).

Tabel 4 Fuzzifikasi Persentase Perubahan Data Historis

t	p_t (%)	Fuzzifikasi	t	p_t (%)	Fuzzifikasi
2	-41,22	A_4	15	-11,20	A_{11}
3	93,42	A_{23}	16	-22,15	A_9
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
13	6,59	A_{15}	26	102,21	A_{24}
14	-11,50	A_{11}			

Penentuan Fuzzy Logical Relationship (FLR)

Fuzzy logical relationship (FLR) adalah proses yang dilakukan untuk menghubungkan antara *fuzzifikasi* dari persentase perubahan data dengan memperhatikan runtun waktunya. Pada penelitian ini, penentuan FLR dilakukan dengan orde (z) 2 hingga 5 sesuai persamaan (5). Sebagai dasar dalam penentuan FLR orde yang lebih tinggi yakni $2 \leq z \leq 5$ maka terlebih dahulu ditentukan FLR orde 1. Penentuan FLR orde 1 dimulai dengan merelasikan 1 *fuzzifikasi* pada periode ke depan sebagai *next state* (A_j) dan dipengaruhi oleh 1 *fuzzifikasi* pada periode sebelumnya sebagai *current state* (A_i). Sebagai contoh, FLR orde 1 untuk *fuzzifikasi* bulan Februari 2019 (A_4) sebagai *current state* menuju *fuzzifikasi* bulan Maret 2019 (A_{23}) sebagai *next state*, maka FLR yang diperoleh yaitu $A_4 \rightarrow A_{23}$. Secara lengkap, hasil FLR orde 1 hingga 5 dari *fuzzifikasi* persentase perubahan data impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2021 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 FLR Orde ke-z dari Persentase Perubahan Data Historis

No.	Orde 1	Orde 2	...	Orde 5
1	$A_4 \rightarrow A_{23}$	$A_4, A_{23} \rightarrow A_8$...	$A_4, A_{23}, A_8, A_{14}, A_5 \rightarrow A_{23}$
2	$A_{23} \rightarrow A_8$	$A_{23}, A_8 \rightarrow A_{14}$...	$A_{23}, A_8, A_{14}, A_5, A_{23} \rightarrow A_2$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
19	$A_{12} \rightarrow A_{13}$	$A_{12}, A_{13} \rightarrow A_{27}$...	$A_{12}, A_{13}, A_{27}, A_1, A_{15} \rightarrow A_3$
20	$A_{13} \rightarrow A_{27}$	$A_{13}, A_{27} \rightarrow A_1$...	$A_{13}, A_{27}, A_1, A_{15}, A_3 \rightarrow A_{24}$
21	$A_{27} \rightarrow A_1$	$A_{27}, A_1 \rightarrow A_{15}$...	
22	$A_1 \rightarrow A_{15}$	$A_1, A_{15} \rightarrow A_3$...	
23	$A_{15} \rightarrow A_3$	$A_{15}, A_3 \rightarrow A_{24}$		
24	$A_3 \rightarrow A_{24}$			

Kemudian, jumlah FLR untuk masing-masing orde yang terbentuk telah dirangkum secara lengkap dalam Tabel 6.

Tabel 6 Jumlah FLR yang Terbentuk

Orde 2	Orde 3	Orde 4	Orde 5
23	22	21	20

Berdasarkan Tabel 6 diperoleh bahwa jumlah dari FLR yang terbentuk pada orde 2 mengalami penurunan hingga orde 5. Jumlah FLR yang paling banyak terbentuk berada pada orde 2 yaitu sebanyak 23 FLR, dan paling sedikit sebanyak 20 FLR pada orde 5.

Pembentukan Fuzzy Logical Relationship Group (FLRG)

Setelah diperoleh hasil FLR maka langkah selanjutnya adalah proses pembentukan *fuzzy logical relationship group* (FLRG). FLRG adalah proses yang dilakukan untuk membentuk grup berdasarkan FLR





yang memiliki *current state* yang sama. dengan menggunakan persamaan (6). Misalnya, FLRG pada orde 2 berdasarkan FLR pada bulan Februari 2019 dan Maret 2019 menuju bulan April 2019, tidak memiliki *current state* yang sama dengan FLR lainnya, maka FLRG yang terbentuk adalah dirinya sendiri yaitu $A_4, A_{23} \rightarrow A_8$. Kondisi FLR pada orde 3 hingga 5 juga tidak ada satupun FLR yang memiliki *current state* yang sama, sehingga FLRG yang terbentuk adalah FLR itu sendiri. Secara lengkap, hasil FLRG orde 2 hingga 5 sebagaimana pada Tabel 7.

Tabel 7 FLRG Orde ke-z pada Persentase Perubahan Data Historis

Grup	Orde 2	Orde 3	Orde 4	Orde 5
1	$A_4, A_{23} \rightarrow A_8$	$A_4, A_{23}, A_8 \rightarrow A_{14}$	$A_4, A_{23}, A_8, A_{14} \rightarrow A_5$	$A_4, A_{23}, A_8, A_{14}, A_5 \rightarrow A_{23}$
2	$A_{23}, A_8 \rightarrow A_{14}$	$A_{23}, A_8, A_{14} \rightarrow A_5$	$A_{23}, A_8, A_{14}, A_5 \rightarrow A_{23}$	$A_{23}, A_8, A_{14}, A_5, A_{23} \rightarrow A_2$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
19	$A_{12}, A_{13} \rightarrow A_{27}$	$A_{12}, A_{13}, A_{27} \rightarrow A_1$	$A_{12}, A_{13}, A_{27}, A_1 \rightarrow A_{15}$	$A_{12}, A_{13}, A_{27}, A_1, A_{15} \rightarrow A_3$
20	$A_{13}, A_{27} \rightarrow A_1$	$A_{13}, A_{27}, A_1 \rightarrow A_{15}$	$A_{13}, A_{27}, A_1, A_{15} \rightarrow A_3$	$A_{13}, A_{27}, A_1, A_{15}, A_3 \rightarrow A_{24}$
21	$A_{27}, A_1 \rightarrow A_{15}$	$A_{27}, A_1, A_{15} \rightarrow A_3$	$A_{27}, A_1, A_{15}, A_3 \rightarrow A_{24}$	
22	$A_1, A_{15} \rightarrow A_3$	$A_1, A_{15}, A_3 \rightarrow A_{24}$		
23	$A_{15}, A_3 \rightarrow A_{24}$			

Proses Peramalan dan Defuzzifikasi

Peramalan dilakukan berdasarkan aturan (i), (ii), dan (iii) pada metode FTS Song dan Chissom. Berdasarkan Tabel 7, untuk FLRG orde 2 pada grup 1 diperoleh FLRG yang terbentuk yaitu $A_4, A_{23} \rightarrow A_8$ maka hasil peramalan mengikuti aturan (ii) pada FTS Song dan Chissom, dalam hal ini yaitu A_8 . Aturan (ii) juga berlaku untuk FLRG orde tingkat tinggi lainnya, yang mana FLRG-nya hanya memiliki satu *next state*. Secara menyeluruh, hasil peramalan untuk FLRG orde 2 hingga 5 ditampilkan dalam Tabel 8.

Tabel 8 Peramalan untuk FLRG Orde ke-z

Grup	$F_t^{(2)}$	$F_t^{(3)}$	$F_t^{(4)}$	$F_t^{(5)}$
1	A_8	A_{14}	A_5	A_{23}
2	A_{14}	A_5	A_{23}	A_2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
19	A_{27}	A_1	A_{15}	A_3
20	A_1	A_{15}	A_3	A_{24}
21	A_{15}	A_3	A_{24}	
22	A_3	A_{24}		
23	A_{24}			

Berdasarkan Tabel 8 hasil peramalan akan disusun sesuai periode bulannya. Sebagai contoh, pada grup 1 untuk FLRG orde 2 diperoleh bahwa dari *current state* yaitu A_4, A_{23} maka didapatkan hasil peramalan yaitu A_8 , yang mana *current state* tersebut berada pada FLR bulan April 2019. Dengan demikian, hasil peramalan untuk bulan Januari 2019 hingga Februari 2021 secara lengkap disajikan dalam Tabel 9.

Tabel 9 Peramalan Bulan Januari 2019-Februari 2021

t	Bulan	$F_t^{(z)} (\%)$			
		Orde 2	Orde 3	Orde 4	Orde 5
1	Januari 2019	-	-	-	-
2	Februari 2019	-	-	-	-
3	Maret 2019	-	-	-	-
4	April 2019	A_8	-	-	-
5	Mei 2019	A_{14}	A_{14}	-	-
6	Juni 2019	A_5	A_5	A_5	-





Tabel 9 Peramalan Bulan Januari 2019-Februari 2021 (Lanjutan)

t	Bulan	$F_t^{(z)}$ (%)			
		Orde 2	Orde 3	Orde 4	Orde 5
7	Juli 2019	A_{23}	A_{23}	A_{23}	A_{23}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25	Januari 2021	A_3	A_3	A_3	A_3
26	Februari 2021	A_{24}	A_{24}	A_{24}	A_{24}

Berdasarkan Tabel 9 terlihat bahwa hasil peramalan untuk FLRG orde 2 hingga orde 5 masih berbentuk linguistik. Proses selanjutnya yaitu mengubah peramalan yang semula berbentuk linguistik untuk kembali menjadi bilangan numerik. Proses perubahan ini disebut sebagai proses *defuzzifikasi*. Proses *defuzzifikasi* pada metode FTS Saxena Easo sedikit berbeda dari metode FTS lainnya termasuk FTS Song dan Chissom. Hal yang membedakan dalam proses *defuzzifikasi* yaitu adanya perhatian pada bobot keanggotaan untuk setiap hasil peramalan. Bobot keanggotaan peramalan dihitung menggunakan persamaan (7) berdasarkan nilai tengah himpunan subkelas pada Tabel 3. Sebagai contoh, pada grup pertama untuk FLRG orde 2 dengan nilai peramalan adalah A_8 , maka nilai bobot keanggotaan peramalan yang harus dihitung adalah bobot keanggotaan peramalan pada himpunan *fuzzy* ke-8 (\hat{F}_8). Dikarenakan A_8 termasuk dalam *fuzzifikasi* untuk interval kelas $u_8^* = [-27,93, -23,69]$, maka tingkat keanggotaan pada u_8^* sebesar 1, serta pada u_7^* dan u_9^* sebesar 0,5. dengan nilai tengahnya yaitu $m_7 = -30,05$, $m_8 = -25,81$, dan $m_9 = -21,58$ (Tabel 3). Dengan demikian bobot keanggotaan peramalan \hat{F}_8 diperoleh sebesar $-25,46$. Secara keseluruhan, nilai bobot keanggotaan peramalan disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10 Bobot Keanggotaan Peramalan

A_i	m_i	\hat{F}_i (%)	A_i	m_i	\hat{F}_i (%)
A_1	-55,45	-53,97	A_{15}	9,28	4,07
A_2	-51,22	-51,04	A_{16}	17,14	15,12
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
A_{12}	-8,87	-7,73	A_{26}	190,16	167,42
A_{13}	-4,64	24,37	A_{27}	245,20	223,63
A_{14}	1,41	3,06			

Setelah dihitung nilai bobot keanggotaan peramalan maka selanjutnya dilakukan proses *defuzzifikasi*. Proses *defuzzifikasi* dilakukan dengan menyesuaikan peramalan pada setiap grup FLRG orde ke-z dengan bobot keanggotaan peramalannya sebagaimana Tabel 10. Misalnya, untuk grup 1 pada FLRG orde 2 diperoleh nilai peramalan yaitu A_8 . Berdasarkan perhitungan sebelumnya diketahui bahwa bobot keanggotaan peramalan untuk A_8 yaitu $-25,46$. Sehingga hasil *defuzzifikasi* untuk bulan April 2019 sebesar $-25,46$. Selanjutnya, hasil *defuzzifikasi* untuk periode bulan lainnya secara lengkap ditampilkan dalam Tabel 11.

Tabel 11 *Defuzzifikasi* Bulan Januari 2019-Februari 2021

t	Bulan	$\hat{p}_t^{(z)}$ (%)			
		Orde 2	Orde 3	Orde 4	Orde 5
1	Januari 2019	-	-	-	-
2	Februari 2019	-	-	-	-
3	Maret 2019	-	-	-	-
4	April 2019	-25,46	-	-	-
5	Mei 2019	3,06	3,06	-	-
6	Juni 2019	-38,28	-38,28	-38,28	-
7	Juli 2019	85,83	85,83	85,83	85,83
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	-
25	Januari 2021	-46,79	-46,79	-46,79	-46,79
26	Februari 2021	103,18	103,18	103,18	103,18

Berdasarkan Tabel 11 diperoleh *defuzzifikasi* atau yang selanjutnya disebut dengan nilai peramalan yang masih berbentuk persentase perubahan. Langkah selanjutnya dapat dilakukan perhitungan transformasi data *defuzzifikasi* untuk mengembalikan data ke bentuk data historis serta melakukan perhitungan nilai ketepatan peramalan untuk setiap orde FLRG.





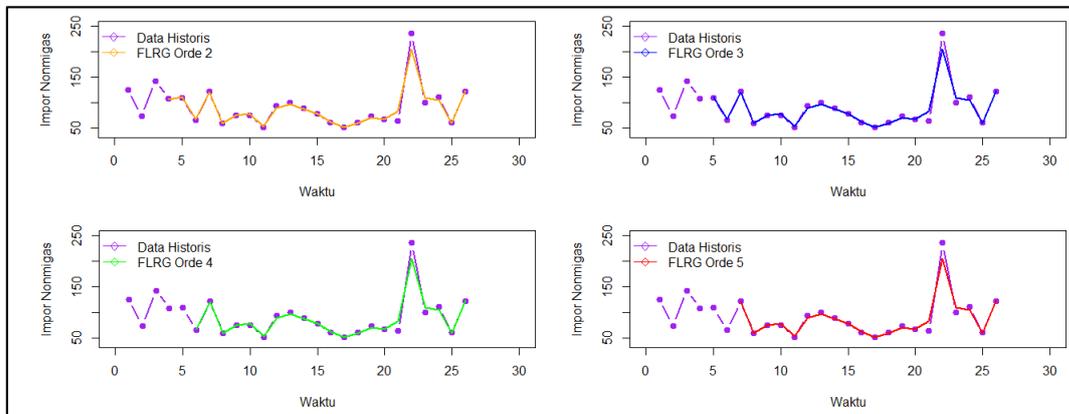
Perhitungan Transformasi Data dan Nilai Ketepatan Peramalan

Transformasi data *defuzzifikasi* dilakukan untuk membuat nilai peramalan yang masih dalam bentuk persentase perubahan ke dalam bentuk data historis. Adapun perhitungan transformasi data *defuzzifikasi* dilakukan dengan menggunakan persamaan (8). Sebagai contoh, untuk FLRG orde 2 diperoleh nilai transformasi data bulan Januari 2019 sebesar 105,90. Secara lengkap, hasil transformasi data *defuzzifikasi* ($\hat{x}_t^{(z)}$) dapat dilihat pada Tabel 12.

Tabel 12 Transformasi Data *Defuzzifikasi* Bulan Januari 2019-Februari 2021

t	Bulan	x_t (Juta US\$)	$\hat{x}_t^{(z)}$ (Juta US\$)			
			Orde 2	Orde 3	Orde 4	Orde 5
1	Januari 2019	124,95	-	-	-	-
2	Februari 2019	73,45	-	-	-	-
3	Maret 2019	142,07	-	-	-	-
4	April 2019	107,37	105,90	-	-	-
5	Mei 2019	108,27	110,65	110,65	-	-
6	Juni 2019	64,71	66,82	66,82	66,82	-
7	Juli 2019	121,44	120,25	120,25	120,25	120,25
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
25	Januari 2021	60,19	58,68	58,68	58,68	58,68
26	Februari 2021	121,71	122,30	122,30	122,30	122,30

Berdasarkan Tabel 12 diperoleh nilai transformasi data untuk orde 2 hingga 5 adalah sama. Hal ini dikarenakan FLRG yang terbentuk pada orde 2 hingga 5 adalah FLR itu sendiri. Secara visual, hasil transformasi data *defuzzifikasi* untuk setiap orde FLRG ditampilkan dalam Gambar 2.



Gambar 2 Grafik transformasi data *defuzzifikasi*

Selanjutnya, berdasarkan Tabel 12 dapat dihitung nilai ketepatan peramalan untuk setiap orde FLRG menggunakan *average forecasting error rate* (AFER) sebagaimana pada persamaan (12) dan *root mean square error* (RMSE) sebagaimana pada persamaan (13). Sebagai contoh, untuk FLRG orde 2 nilai AFER diperoleh sebesar 4,10% dan RMSE sebesar 8,15. Secara lengkap, nilai ketepatan peramalan untuk setiap orde FLRG ditampilkan pada Tabel 13.

Tabel 13 Nilai Ketepatan Peramalan

Orde (z)	AFER	RMSE
2	4,10%	8,15
3	4,22%	8,33
4	4,32%	8,51
5	4,37%	8,70

Berdasarkan Tabel 13 dapat terlihat bahwa nilai AFER untuk FLRG orde 2 hingga 5 berada di bawah 5%. Artinya, setiap orde FLRG masih layak untuk dilakukan peramalan berdasarkan nilai AFER yang ada. Selanjutnya, berdasarkan RMSE pada orde 2 hingga 5 diperoleh nilai yang berada di interval 8,1 sampai dengan 8,7. Secara keseluruhan, dapat dikatakan bahwa berdasarkan nilai AFER maupun RMSE di FTS Saxena Easo untuk FLRG orde $2 \leq z \leq 5$ dinyatakan layak untuk meramalkan di masa mendatang. Selanjutnya, peramalan untuk 1 periode ke depan yakni bulan Maret 2021 dilakukan dengan cara sebagai berikut:





Untuk FLRG orde 2, pada peramalan bulan Maret 2021 (sebagai *next state*) yang perlu diperhatikan yaitu bulan Januari 2021 dan Februari 2021 (sebagai *current state*) dengan nilai *fuzzifikasi* secara berturut-turut yaitu A_3 dan A_{24} (Tabel 4). Nilai *fuzzifikasi* dari A_3 dan A_{24} tidak memiliki grup yang memiliki FLR dengan *current state* yang sama pada FLRG orde 2 (Tabel 5). Sehingga FLRG berdasarkan FLR orde 2 yang terbentuk adalah $A_3, A_{24} \rightarrow \emptyset$. Berdasarkan aturan (i) pada FTS Song dan Chissom maka diperoleh hasil peramalannya adalah *current state* (A_3, A_{24}). Berdasarkan bobot keanggotaan peramalan dari Tabel 10 maka hasil *defuzzifikasi* dari peramalan bulan Maret 2021 ($\hat{p}_{27}^{(2)}$) dapat dihitung sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\hat{p}_{27}^{(2)} &= \frac{\hat{F}_3 + \hat{F}_{24}}{2} \\ &= \frac{-46,79 + 103,18}{2} \\ &= 28,20\end{aligned}$$

Pada peramalan bulan Maret 2021 diperoleh hasil *defuzzifikasi* sebesar 28,20 Selanjutnya dilakukan transformasi data menggunakan persamaan (8) dan diperoleh hasil sebesar 156,03. Untuk peramalan pada FLRG orde 3, 4 dan 5 mengikuti langkah yang sama seperti di atas. Secara lengkap, nilai peramalan untuk masa mendatang yakni bulan Maret 2021 ditampilkan pada Tabel 14.

Tabel 14 Peramalan Periode Mendatang

Orde (z)	$\hat{F}_t^{(z)}$ (%)	$\hat{x}_t^{(z)}$ (Juta US\$)
2	28,20	156,03
3	20,16	146,24
4	1,63	123,69
5	46,03	177,73

Berdasarkan BPS Provinsi Kalimantan Timur, diketahui data aktual impor nonmigas pada bulan Maret 2021 sebesar US\$174,60 juta. Jika dilakukan perbandingan antara nilai peramalan dan data aktual yang ada dapat terlihat bahwa hasil peramalan bulan Maret 2021 pada FLRG orde 5 yaitu US\$177,73 juta tidak jauh berbeda dengan data aktualnya. Pada FTS Saxena Easo diketahui peningkatan orde pada FLRG dilakukan untuk mendapatkan nilai akurasi peramalan yang lebih tinggi. Berdasarkan Tabel 13, dapat terlihat bahwa nilai ketepatan peramalan untuk FLRG orde 2 hingga 5 layak untuk meramalkan di periode mendatang. Pada penelitian ini, jika dilihat berdasarkan peramalan data *out of sample*-nya maka orde yang terbaik yaitu orde 5.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, kesimpulan yang dapat diambil pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Nilai ketepatan peramalan yang diperoleh dalam meramalkan nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur dari bulan Januari 2019 sampai dengan bulan Februari 2021 dengan menggunakan metode *fuzzy time series* Saxena Easo dengan FLRG orde terbaik yaitu orde 5 menggunakan ukuran AFER dan RMSE secara berturut-turut adalah 4,37% dan 8,70.
2. Nilai peramalan untuk bulan Maret 2021 pada nilai impor nonmigas di Provinsi Kalimantan Timur diperoleh sebesar US\$177,73 juta, yang mana diperoleh dari FLRG orde terbaik yaitu orde 5.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Suhartono. (2008). *Analyze Statistic's Data Using R*. Laboratorium Statistika Komputasi ITS: Surabaya.
- [2] Hasbiollah, M., & Hakim, F. R. (2015). *Peramalan Konsumsi Gas Indonesia menggunakan Algoritma Fuzzy Time Series Stevenson Porter*. 1(1), 508–518.
- [3] Song, Q., & Chissom, B. S. (1993). Forecasting enrollments with fuzzy time series - Part I. *Fuzzy Sets and Systems*, 54(1), 1–9.
- [4] Saxena, P., & Easo, S. (2012). Forecasting enrollments based on fuzzy time series with Higher Forecast Accuracy Rate. *Int. J. Computer Technology & Applications*, 3(6), 2033–2037.
- [5] Chen, S. M., & Hsu, C.-C. (2004). A new method to Forecast Enrollments using Fuzzy Time Series. *Proceedings of the 2009 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2(3), 234–244
- [6] Jilani, T. A., Burney, S. M. A., & Ardil, C. (2007). Fuzzy metric approach for fuzzy time series forecasting based on frequency density based partitioning. *International Journal of Computational Intelligence*, 4(1), 112–117.





- [7] Stevenson, M., & Porter, J. (2009). Fuzzy time series forecasting using percentage change as the universe of discourse. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 55, 154–157.
- [8] Pusadan, M. Y. (2014). *Pemrograman MATLAB pada Sistem Pakar Fuzzy*. Deepublish.
- [9] Rusli, M. (2017). *Dasar Perancangan Kendali Logika Fuzzy*. Malang: UB Press.
- [10] Handoyo, Samingun dan Prasajo, A. P. S. (2017). *Sistem Fuzzy Terapan dengan Software R*. UB Press.
- [11] Ananda, R., & Fadhli, M. (2018). *Statistika Pendidikan : Teori dan Praktik dalam Pendidikan*. Medan: CV Widya Puspita
- [12] Kesumawati, A., & Primandari, A. H. (2015). Forecasting Bank Indonesia Rate based on Fuzzy Time Series with Higher Forecast Accuracy Rate. *Proceedings International Conference on Mathematics, Science and Education*, 4–5(30), 1–6.
- [13] Hidayat, K. W., Yuniarti, D., & Siringoringo, M. (2019). Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Samarinda Dengan Metode Double Moving Average. *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, dan Aplikasinya*, 1(1), 143–149.
- [14] Risa, M. (2018). *Ekspor dan Impor*. Banjarmasin: Poliban Press.
- [15] Kementerian Keuangan RI. (2011). Program Diklat Unggulan BPPK. *Edukasi Keuangan*.
- [16] Chalid, N. (2011). Fungsi Impor dalam Perekonomian Indonesia. *Jurnal Ekonomi*, 19(2), 1–9.

