

---

## **Penerapan Metode *Fuzzy Time Series (FTS) Cheng* dan *Markov-Chain* untuk Peramalan *Indonesia Crude Oil Price (ICP)***

**Deby Fakhriyana<sup>1\*</sup>, Indira Ihnu Brilliant<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Departemen Statistika Universitas Diponegoro

<sup>2</sup>Program Studi Statistika, Universitas Negeri Yogyakarta

\**Corresponding author*: [debyfkh@lecturer.undip.ac.id](mailto:debyfkh@lecturer.undip.ac.id)

---

**Abstract.** *In Indonesia, crude oil plays a significant role in the country's economy as it serves as a source of income and meets the country's energy needs. Therefore, fluctuations in crude oil prices have a significant impact on the economic activities of the society. Forecasting the price of Indonesian crude oil is thus crucial. The international price of crude oil in Indonesia is known as the Indonesian Crude Oil Price (ICP). One commonly used statistical method for forecasting is the ARIMA method. However, the ARIMA method has certain assumptions that need to be fulfilled, and many real-world data cannot meet these assumptions. Hence, forecasting using the Fuzzy Time Series (FTS) method, which does not rely on assumptions, is employed. Some popular FTS methods include the Cheng FTS method and the Markov Chain FTS method. This study implements the Cheng FTS and Markov Chain FTS methods on the ICP data from May 2018 to June 2023 to determine the most appropriate method for forecasting. The analysis results using the Cheng FTS method on the testing data yield a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 4,083%, while the Markov Chain FTS method has MAPE value of 4,585%. The Cheng FTS method selected as the appropriate model for forecasting the ICP data since it has a smaller MAPE value. Using the Cheng FTS method, the predicted ICP value for July 2023 is US\$72,907 per barrel.*

**Keywords:** *ICP; FTS Cheng; FTS Markov Chain; MAPE*

---

### **1. PENDAHULUAN**

Sektor energi merupakan salah satu sektor yang dominan dalam proses produksi. Sektor energi juga menjadi salah satu indikator yang sering digunakan untuk mengetahui seberapa baik kegiatan ekonomi berjalan, baik secara makro ekonomi maupun mikro ekonomi. Salah satu sumber energi utama di dunia adalah minyak mentah, oleh karena itu perubahan harga minyak mentah dapat memiliki dampak signifikan pada biaya energi dan ekonomi secara keseluruhan.

Di negara Indonesia, minyak mentah memiliki kontribusi yang besar dalam perekonomian nasional, karena minyak mentah merupakan sumber pendapatan sekaligus untuk memenuhi kebutuhan energi negara. Sehingga fluktuasi harga minyak mentah sangat berdampak pada kegiatan ekonomi masyarakat.

Harga minyak mentah internasional yang berlaku di Indonesia adalah *Indonesian Crude Oil Price (ICP)*. ICP merupakan harga rata-rata minyak mentah Indonesia di Pasar Internasional. Nilai ICP diformulasikan oleh Direktorat Jendral Minyak dan Gas Bumi Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral. Pada tahun 2011 hingga 2014 pergerakan ICP memiliki pola yang

bergerak searah dengan pertumbuhan ekonomi Indonesia [1]. Sedangkan kondisi harga minyak mentah di Indonesia selama periode 2018 mengalami kenaikan yang cukup drastis sebagai dampak dari pemulihan ekonomi global, dan memberikan dorongan positif bagi perekonomian Indonesia. Namun pada tahun 2020, harga minyak mentah turun tajam karena dampak pandemic COVID-19. Hal ini mempengaruhi perekonomian Indonesia secara negatif. Meskipun harga minyak mentah kembali pulih pada tahun 2021, fluktuasi harga tetap menjadi perhatian pemerintah dalam merencanakan anggaran nasional [2]. Oleh karena itu peramalan harga minyak mentah Indonesia merupakan hal yang penting untuk dilakukan.

Data ICP merupakan data *time series*, dan salah satu peramalan data *time series* yang populer dilakukan adalah peramalan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Salah satunya dilakukan oleh [3], dalam studitersebut dilakukan peramalan terhadap harga beberapa jenis minyak mentah Indonesia menggunakan ARIMA dan diperoleh nilai MAPE sebesar 15%-23%. Penelitian lain dilakukan oleh [4] yang menggunakan *Multiple Linear Regression* untuk melakukan peramalan pada beberapa jenis minyak mentah di Indonesia dan diperoleh bahwa model tersebut baik digunakan untuk peramalan minyak mentah SCI dengan nilai MAPE sebesar 9%

Metode ARIMA maupun *Multiple Linear Regression* merupakan metode yang dalam penggunaannya terdapat beberapa asumsi yang perlu dipenuhi, salah satunya adalah asumsi normalitas. Namun kenyataannya, banyak data riil yang tidak memenuhi asumsi. Sehingga diperlukan peramalan yang tidak memerlukan asumsi untuk dipenuhi, salah satunya adalah metode *Fuzzy Time Series* (FTS). FTS merupakan konsep peramalan data *time series* menggunakan logika *fuzzy* [5]. Nilai prediksi yang dihasilkan dalam sistem *fuzzy* menggunakan nilai linguistik, sehingga metode FTS tidak memerlukan asumsi data stasioner seperti pada analisis metode *time series* konvensional lainnya [6]. Peramalan FTS dapat dikembangkan menjadi berbagai metode, yaitu FTS Chen, FTS Cheng, FTS Markov *Chain*, dll.

Beberapa penelitian yang dilakukan menggunakan metode FTS antara lain dilakukan oleh [7] yang menggunakan FTS Cheng untuk melakukan peramalan pada data IHSG, dan diperoleh kesimpulan nilai MAPE di bawah 10%. Penelitian lain dilakukan oleh [8] yang membandingkan kinerja model FTS Markov *Chain* dan FTS Lee terhadap peramalan nilai impor di Sumatera Utara, dan memiliki kesimpulan bahwa kedua metode tersebut cukup baik untuk digunakan dalam peramalan karena memiliki nilai MAPE kurang dari 10% serta jika dibandingkan, metode FTS Markov *Chain* lah yang paling sesuai, karena memiliki nilai MAPE lebih kecil dibandingkan FTS Lee.

Berdasarkan penjelasan yang telah diuraikan sebelumnya, maka penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode FTS Cheng dan FTS Markov *Chain* pada data ICP dari bulan Mei 2018 hingga Juni 2023, serta membandingkan akurasi kedua metode tersebut menggunakan MAPE guna mendapatkan metode yang paling sesuai untuk melakukan peramalan pada data ICP bulan Juli 2023.

## 2. KAJIAN PUSTAKA

Data *time series* adalah sekumpulan data dari serangkaian pengamatan yang beruntun dan diukur pada interval waktu yang tetap. Setiap pengamatan dikatakan sebagai variabel random  $Y_1, Y_2, \dots, Y_t$  dengan  $t = 1, 2, 3, \dots, n$  [9]. Data ini didapat melalui informasi atau pengukuran pada interval waktu yang berbeda secara teratur, seperti interval harian, bulanan, tahunan atau interval

lainnya. Analisis *time series* dapat digunakan untuk menganalisis pola, tren, fluktuasi ataupun membuat prediksi di waktu yang akan datang.

Logika *fuzzy* dikenalkan pertama kali oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Logika *fuzzy* adalah teknik pemrosesan variabel yang memungkinkan beberapa nilai kebenaran yang mungkin diproses oleh variabel yang sama. Sedangkan Song dan Chissom [10] pada tahun 1993 memperkenalkan metode analisis runtun waktu yang berdasarkan himpunan *fuzzy*, yaitu *fuzzy time series*. *Fuzzy time series* menggunakan persamaan relasional *fuzzy* sebagai model. Proses pemodelan pada dasarnya adalah untuk mengembangkan hubungan *fuzzy* antara pengamatan pada waktu yang berbeda.

Jika  $U$  merupakan semesta pembicaraan,  $U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ , maka himpunan *fuzzy*  $A_i$  dari  $U$  dengan fungsi keanggotaannya dinyatakan sebagai berikut.

$$A_i = \frac{f_{A_1}(u_1)}{u_1} + \frac{f_{A_2}(u_2)}{u_2} + \dots + \frac{f_{A_i}(u_n)}{u_n} \quad (1)$$

dengan  $f_{A_i}(u_i)$  adalah derajat keanggotaan  $u_i$  ke  $A_i$  sesuai dengan ketentuan sebagai berikut [7]

- Aturan 1 : Jika  $X_t$  merupakan  $u_i$ , maka derajat keanggotaan untuk  $u_i$  adalah 1 dan  $u_2$  adalah 0,5 sedangkan 0 untuk lainnya.
- Aturan 2 : Jika  $X_t$  merupakan  $u_i$ ,  $1 < i < n$ , maka derajat keanggotaan untuk  $u_i$  adalah 1 serta  $u_{i+1}$  dan  $u_{i-1}$  adalah 0,5 sedangkan 0 untuk lainnya.
- Aturan 3 : Jika  $X_t$  merupakan  $u_n$ , maka derajat keanggotaan untuk  $u_n$  adalah 1 dan  $u_{n-1}$  adalah 0,5 sedangkan 0 untuk lainnya.

FTS Cheng memiliki perbedaan dengan metode sebelumnya, yaitu di tahap penentuan interval dan memberikan bobot berdasarkan perulangan pada FLR yang sama. Berikut adalah algoritma analisis FTS Cheng [7]:

1. Menentukan semesta pembicaraan  $U$

Semesta pembicaraan didefinisikan sebagai  $U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]$  dengan  $D_{min}$  adalah data yang memiliki nilai paling kecil dan,  $D_{max}$  merupakan data yang memiliki nilai paling besar, serta nilai  $D_1$  dan  $D_2$  adalah sembarang bilangan positif yang ditentukan oleh peneliti untuk memudahkan perhitungan.

2. Menentukan Panjang interval dan nilai tengah

Penentuan Panjang interval dihitung menggunakan rumus sturges sebagai berikut:

- a. Menentukan banyak interval

$$k = 1 + 3,322 \log n$$

- b. Menentukan lebar interval

$$l = \frac{R}{k}$$

dengan  $R$  adalah nilai *range*, yang didapat dari

$$R = (D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1) \quad (1)$$

- c. Menghitung sub interval

Pada frekuensi terbanyak pertama dibagi menjadi  $g$  interval yang sama. Berikutnya, frekuensi terbanyak kedua dibagi atas  $g - 1$  interval yang sama, interval pada frekuensi terbanyak ketiga dibagi menjadi  $g - 2$  interval yang sama, dan seterusnya sampai interval dengan frekuensi yang tidak dapat dibagi lagi.

- d. Menghitung nilai tengah masing-masing interval yang terbentuk

$$m_i = \frac{(\text{batas atas interval} - \text{batas bawah interval})}{2}$$

3. Melakukan fuzzifikasi data

Himpunan *fuzzy*  $A_1, A_2, \dots, A_n$  didefinisikan berdasarkan interval yang telah terbentuk, sehingga himpunan *fuzzy*  $A_1, A_2, \dots, A_n$  terhadap  $U$  dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{u_1}, \frac{0,5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n} \right\}$$

$$A_2 = \left\{ \frac{0,5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0,5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n} \right\}$$

...

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

4. Membentuk FLR

Dua himpunan *fuzzy* yang berurutan  $A_i(t - 1)$  dan  $A_j(t)$  dapat dibentuk sebagai FLR  $A_i \rightarrow A_j$

5. Membentuk FLRG

FLR yang memiliki *Current Stage* yang sama dapat dikelompokkan menjadi FLRG. Sebagai contoh,  $A_i \rightarrow A_j, A_i \rightarrow A_m, A_i \rightarrow A_n$  dapat dikelompokkan menjadi  $A_i \rightarrow A_j, A_m, A_n$ . FLRG dapat dibentuk menjadi sebuah matriks.

6. Membentuk matriks pembobot

Menentukan bobot untuk setiap FLRG berdasarkan pada pembobotannya. Matriks pembobotan harus dinormalisasi dengan menerapkan persamaan matriks bobot standar sebagai berikut.

$$w_i^* = \left[ \frac{W_1}{\sum_{i=1}^p W_i}, \frac{W_2}{\sum_{i=1}^p W_i}, \dots, \frac{W_i}{\sum_{i=1}^p W_i} \right] \tag{2}$$

Sehingga didapat matriks pembobot sebagai berikut

$$W^* = \begin{bmatrix} w_{11}^* & w_{12}^* & \dots & w_{1p}^* \\ w_{21}^* & w_{22}^* & \dots & w_{2p}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{p1}^* & w_{p2}^* & \dots & w_{pp}^* \end{bmatrix} \tag{3}$$

7. Melakukan peramalan dan defuzzifikasi data

Setelah didapatkan matriks bobot standar, maka nilai peramalan ( $F_i$ ) dapat ditentukan dengan mengalikan matriks pembobot terstandar  $W^*$  dengan nilai tengah interval ( $m_i$ ).

$$F_i = w_{i1}^*(m_1) + w_{i2}^*(m_2) + \dots + w_{ip}^*(m_p) \tag{4}$$

Pada tahun 2012, Tsaur [11] memperkenalkan analisis FTS Markov *Chain*, yaitu metode analisis FTS yang digabungkan dengan konsep Markov *Chain*. Adapun tahapan analisis FTS Markov *Chain* memiliki tahapan awal yang sama seperti FTS Cheng yaitu diawali dengan penentuan semesta pembicaraan dan dilanjutkan menentukan panjang interval. Berbeda dengan FTS Cheng, penentuan panjang interval pada FTS Markov *Chain* tidak memperhitungkan frekuensi pada masing-masing interval (poin 2.c). Setelah terbentuk FLRG dilanjutkan dengan menghitung matriks transisi.

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \tag{5}$$

$P_{ij}$  = peluang transisi satu langkah dari *state*  $A_i$  ke  $A_j$

$M_{ij}$  = banyak transisi satu Langkah dari *state*  $A_i$  ke *state*  $A_j$

$M_i$  = banyak data yang termasuk dalam *state*  $A_i$

Langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan berdasarkan matriks transisi yang telah terbentuk. Nilai peramalan didapat dari mengalikan nilai tengah interval ( $m_i$ ) dengan matriks transisi yang telah terbentuk ( $P$ ), dengan aturan jika FLRG dari  $A_j$  adalah satu-ke-banyak (misal  $A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$ ), dengan kumpulan data  $Y(t-1)$  pada waktu  $(t-1)$  termasuk dalam *state*  $A_j$ , maka nilai peramalan  $F(t)$  adalah:

$$F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + X(t-1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jn} \quad (5)$$

Pada peramalan menggunakan metode FTS Markov Chain terdapat penyesuaian pada hasil peramalan yang terbentuk. Hal ini bertujuan untuk memperbaiki *error* peramalan yang terlalu besar atau matriks Markov Chain yang bias.

Aturan 1: Jika *state*  $A_i$  berhubungan dengan  $A_j$ , dengan *state*  $A_i$  pada waktu  $(t-1)$  dinyatakan sebagai  $F(t-1) = A_i$ , dan mengalami perpindahan transisi naik ke *state*  $A_j$  pada waktu  $t$ , ( $i < j$ ), maka nilai penyesuaiannya didefinisikan sebagai  $D_{t1} = l/2$  dengan  $l$  merupakan panjang interval.

Aturan 2: Jika *state*  $A_i$  berhubungan dengan  $A_j$ , dengan dari *state*  $A_i$  pada waktu  $(t-1)$  dinyatakan sebagai  $F(t-1) = A_i$ , dan mengalami perpindahan transisi turun ke *state*  $A_j$  pada waktu  $t$ , ( $i > j$ ), maka nilai penyesuaiannya didefinisikan sebagai  $D_{t1} = -l/2$  dengan  $l$  merupakan panjang interval.

Aturan 3: Jika *state* saat ini dalam *state*  $A_i$  pada waktu  $(t-1)$  sebagai  $F(t-1) = A_i$ , dan mengalami perpindahan naik menuju ke *state*  $A_{i+s}$  pada waktu  $t$ ,  $1 \leq s \leq n-i$ , maka nilai kecenderungan penyesuaian  $D_t$  didefinisikan sebagai  $D_{t2} = (l/2)s$ , ( $1 \leq s \leq n-i$ ), dengan  $s$  adalah jumlah perpindahan transisi naik dan  $l$  adalah panjang interval.

Aturan 4: Jika proses didefinisikan sebagai *state*  $A_i$  pada waktu  $(t-1)$  sebagai  $F(t-1) = A_i$ , dan mengalami perpindahan mundur ke *state*  $A_{i-v}$  pada waktu  $t$ ,  $1 \leq v \leq i$ , maka nilai kecenderungan penyesuaian  $D_t$  didefinisikan sebagai  $D_{t2} = (-l/2)v$ , ( $1 \leq v \leq i$ ) dengan  $v$  adalah jumlah perpindahan transisi turun.

Tahap terakhir yaitu membentuk peramalan akhir berdasarkan peramalan awal dan nilai penyesuaian yang telah dibentuk. Namun nilai penyesuaian peramalan tidak selalu digunakan sebagai perhitungan nilai akhir. Terkadang nilai peramalan akhir yang telah disesuaikan membuat nilai peramalan menjadi *overestimate*, sehingga pada kondisi tersebut nilai penyesuaian tidak digunakan dalam melakukan peramalan akhir.

Hasil peramalan yang terbentuk dikatakan baik apabila memiliki nilai penyimpangan yang kecil terhadap nilai aktualnya. Salah satu ukuran ketepatan hasil peramalan adalah MAPE. [8]

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=i}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \times 100\% \quad (5)$$

Jika MAPE bernilai  $< 10\%$  maka dapat dikatakan bahwa kemampuan model dalam melakukan peramalan sangat baik

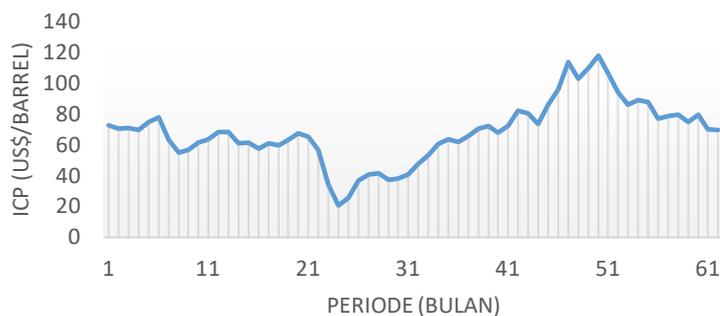
### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data bulanan *Indonesia Crude Oil Price* (ICP) dari bulan Mei 2018 hingga bulan Juni 2023. Data yang didapat dibagi menjadi dua, data *training* dan data *testing*, sebagai data *training* digunakan data ICP dari bulan Mei 2018 hingga

Desember 2022, sedangkan data ICP bulan Januari 2023 hingga Juni 2023 merupakan data *testing*. Data ICP yang digunakan dalam analisis ini dikumpulkan dari Edaran Keputusan Menteri Energi dan Sumber Daya Mineral Republik Indonesia tentang Penetapan Harga Minyak Mentah Indonesia. [12]

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

*Time series plot* dari ICP disajikan pada Gambar 1. Terlihat dari Gambar 1 data ICP pada bulan Mei 2018 sampai Desember 2022 mengalami fluktuasi yang signifikan.



Gambar 1. *Time series plot* ICP Mei 2018-Juni 2023

Nilai ICP paling rendah terjadi pada bulan April 2020, yaitu sebesar US\$20,66/barrel. Hal ini disebabkan karena dampak pandemik COVID-19 yang mengakibatkan penurunan permintaan minyak global. Peristiwa ini juga memberikan pengaruh negatif terhadap perekonomian Indonesia, mengingat negara Indonesia sangat bergantung pada ekspor *crude oil*. Sedangkan nilai ICP paling tinggi yaitu sebesar US\$117,62/barrel terjadi pada bulan Juni 2022. Meskipun ICP mulai berangsur pulih, namun tetap perlu diwaspadai sebab dipenghujung tahun 2022 harga minyak mulai mengalami penurunan.

Metode peramalan *fuzzy time series* diawali dengan mendefinisikan semesta pembicaraan  $U$ . Data *training* merupakan data ICP mulai bulan Mei 2018 hingga bulan Desember 2022 dengan nilai minimum yaitu US\$20,66/barrel dan nilai maksimum US\$117,62/barrel. Pada penelitian ini dipilih nilai  $D1$  adalah 0,06 dan  $D2$  adalah 0,08, dengan tujuan untuk memudahkan saat perhitungan interval, maka didapat himpunan semesta pembicaraan  $U = [20,6; 117,7]$ .

Langkah selanjutnya adalah menentukan interval data. Berdasarkan perhitungan pada Persamaan 1 diperoleh banyak kelas adalah 7. Sedangkan interval masing-masing kelas sebesar

$$l = \frac{117,7 - 20,6}{7} = 13,871$$

Tabel frekuensi untuk tiap interval ditunjukkan pada Tabel 1. Pada metode peramalan menggunakan metode *fuzzy time series Cheng*, hal yang perlu diperhatikan adalah jumlah frekuensi pada tiap interval jumlahnya lebih kecil daripada rata-rata frekuensi keseluruhan. Pada Tabel 1. rata-rata frekuensi keseluruhan adalah 8, dan terlihat pada interval 3, 4 dan 5 memiliki frekuensi diatas rata-rata. Oleh karena itu akan dibentuk sub interval baru dari ketiga interval tersebut. Sub interval yang terbentuk sebanyak 13 interval.

Tabel 1. Tabel Frekuensi dan Sub Interval

Interval	Frekuensi	Sub Interval
1	3	1
2	7	1
3	12	3
4	17	4
5	10	2
6	3	1
7	4	1

Setelah didapat 13 sub interval, maka dilakukan perhitungan terhadap nilai tengah masing-masing interval, yang hasilnya disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai tengah interval

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah
$U_1$	20,6	34,471	27,535
$U_2$	34,471	48,342	41,407
$U_3$	48,343	55,278	51,810
$U_4$	55,278	58,74643	11375
$U_5$	58,74643	62,21429	60,48036
$U_6$	62,21429	65,68214	63,94821
$U_7$	65,68214	69,15	67,41607
$U_8$	69,15	72,61786	70,88393
$U_9$	72,61786	76,08571	74,35179
$U_{10}$	76,08571	83,02143	79,55357
$U_{11}$	83,02143	89,95714	86,48929
$U_{12}$	89,95714	103,8286	96,89286
$U_{13}$	103,8286	117,7	110,7643

Kemudian analisis dilanjutkan dengan menentukan himpunan *fuzzy* yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \left\{ \frac{1}{u_1}, \frac{0,5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_{13}} \right\} \\
 A_2 &= \left\{ \frac{0,5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0,5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_{13}} \right\} \\
 &\vdots \\
 A_{13} &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \dots, \frac{0,5}{u_{12}}, \frac{1}{u_{13}} \right\}
 \end{aligned}$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan fuzzifikasi data atau mengubah setiap data kedalam bentuk linguistik. Sebagai contoh data periode 1 atau pada bulan Mei 2018 sebesar US\$72,46/barrel yang masuk kedalam interval  $U_8$ , maka fuzzifikasi data kedalam  $A_8$ . Hal yang sama juga dilakukan pada data yang lain seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Analisis *Fuzzy Time Series* Cheng

Periode	Data	Fuzzifikasi	FLR
1	72,46	$A_8$	
2	70,36	$A_8$	$A_8 \rightarrow A_8$
3	70,68	$A_9$	$A_8 \rightarrow A_9$
4	69,36	$A_8$	$A_9 \rightarrow A_8$
5	74,88	$A_9$	$A_8 \rightarrow A_9$
⋮	⋮	⋮	⋮
55	87,5	$A_{11}$	$A_{11} \rightarrow A_{11}$
56	76,66	$A_{10}$	$A_{11} \rightarrow A_{10}$

Setelah dilakukan fuzzifikasi data, maka dapat dilanjutkan untuk membentuk *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) yaitu hubungan setiap fuzzifikasi data (*current stage*) dengan fuzzifikasi data berikutnya (*next stage*). Diketahui data periode 1 atau bulan Mei 2018 merupakan fuzzifikasi data kedalam  $A_8$  dan data periode 2 atau Juni 2018 juga merupakan  $A_8$  maka FLR dapat di tulis sebagai  $A_8 \rightarrow A_8$ , begitu seterusnya hingga data pada periode terakhir atau bulan Desember 2022. Kumpulan FLR yang telah terbentuk pada Tabel 3. dapat dikelompokkan kedalam *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) seperti pada Tabel 4. Sebagai contoh pada FLRG  $A_1$  yaitu  $A_1 \rightarrow 2A_1, A_2$  hal ini berarti terdapat 2 bobot pada  $A_1$ . Sehingga jika dibentuk kedalam matriks pembobot ternormalisasi mengikuti Persamaan 2 maka akan terlihat pada Gambar 2.

Tabel 4. FLRG *Fuzzy Time Series* Cheng

<i>Current Stage</i>	<i>Next Stage</i>	FLRG	<i>Current Stage</i>	<i>Next Stage</i>	FLRG
$A_1$	$A_1, A_2$	$A_1 \rightarrow 2A_1, A_2$	$A_8$	$A_7, A_8, A_9, A_{10}$	$A_8 \rightarrow A_7, 2A_8, 2A_9, A_{10}$
$A_2$	$A_2, A_3$	$A_2 \rightarrow 6A_2, A_3$	$A_9$	$A_8, A_{10}, A_{11}$	$A_9 \rightarrow A_8, A_{10}, A_{11}$
$A_3$	$A_4, A_5$	$A_3 \rightarrow A_4, 2A_5$	$A_{10}$	$A_6, A_9, A_{10}$	$A_{10} \rightarrow A_6, A_9, A_{10}$
$A_4$	$A_1, A_5$	$A_4 \rightarrow A_1, A_5$	$A_{11}$	$A_{10}, A_{11}, A_{12}$	$A_{11} \rightarrow A_{10}, 2A_{11}, A_{12}$
$A_5$	$A_3, A_5, A_6$	$A_5 \rightarrow A_3, 2A_5, 4A_6$	$A_{12}$	$A_{11}, A_{13}$	$A_{12} \rightarrow A_{11}, 2A_{13}$
$A_6$	$A_3, A_4, A_5, A_7, A_8$	$A_6 \rightarrow A_3, A_4, A_5, 2A_7, A_8$	$A_{13}$	$A_{12}, A_{13}$	$A_{13} \rightarrow 2A_{12}, 2A_{13}$
$A_7$	$A_5, A_6, A_7, A_8$	$A_7 \rightarrow A_5, A_6, A_7, A_8$			

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	0,667	0,333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0,857	0,143	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0,333	0,667	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0,5	0	0	0	0,5	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0,143	0	0,286	0,571	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0,167	0,167	0,167	0	0,333	0,167	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0,25	0,25	0,25	0,25	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0,167	0,333	0,333	0,1667	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0,333	0	0,3333	0,3333	0	0
10	0	0	0	0	0	0,333	0	0	0,333	0,3333	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3333	0,3333	0,3333	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5	0	0,5
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5	0,5

Gambar 2. Matriks Pembobot Ternormalisasi

Langkah selanjutnya adalah membentuk nilai peramalan terhadap data *training* mengikuti Persamaan 3. Sebagai contoh himpunan *fuzzy*  $A_1$  mempunyai FLRG  $A_1 \rightarrow 2A_1, A_2$  maka didapat  $L_{df} = \begin{bmatrix} 27,535 \\ 41,407 \end{bmatrix}$  yang merupakan nilai tengah interval  $A_1$  dan  $A_2$ , kemudian matriks pembobot untuk  $A_1$   $[0,667 \quad 0,333]$ , maka didapat nilai peramalan untuk himpunan *fuzzy*  $A_1$  adalah US\$32,16/barrel. Langkah yang sama untuk semua himpunan *fuzzy* selanjutnya. Hasil peramalan untuk data lainnya di jelaskan pada Tabel 5.

Tabel 5. Peramalan Data Training Menggunakan FTS Cheng

Periode	Data	Fuzzifikasi	Peramalan
1	72,46	$A_8$	
2	70,36	$A_8$	72,907
3	70,68	$A_9$	72,907
4	69,36	$A_8$	78,976
5	74,88	$A_9$	72,907
⋮	⋮	⋮	⋮
55	87,5	$A_{11}$	87,645
56	76,66	$A_{10}$	87,645

Setelah dilakukan pemodelan pada data *training* maka akan dilanjutkan dengan menghitung nilai peramalan pada data *testing*, dengan mengasumsikan matriks pembobot ternormalisasi telah valid. Hasil analisis terhadap data *testing* terlihat pada Tabel 6. Keakuratan hasil peramalan diukur menggunakan MAPE. Berdasarkan Persamaan 4, diperoleh MAPE sebesar 4,083%.

Tabel 6. Analisis *Fuzzy Time Series* Cheng Data *Testing*

Periode	Data	Fuzzifikasi	Peramalan
1	78,54	$A_{10}$	
2	79,48	$A_{10}$	72,618
3	74,59	$A_9$	72,618
4	79,34	$A_{10}$	78,976
5	70,12	$A_8$	72,618
6	69,36	$A_8$	72,907

Analisis *fuzzy time series* Markov Chain memiliki tahap awal yang sama dengan *fuzzy time series* Cheng, yaitu menentukan semesta pembicaraan  $U$ . Himpunan semesta pembicaraan ditentukan dengan teknik perhitungan sama saat analisis *time series* Cheng, maka didapat himpunan semesta pembicaraan  $U = [20,6; 117,7]$  dan panjang interval kelas adalah 13,871. Batas tiap interval dan nilai tengah tiap interval seperti yang tertera pada Tabel 7.

Tabel 7. Batas dan Nilai Tengah Interval

Interval	Batas Bawah	Batas Atas	Nilai Tengah
$U_1$	20,6	34,471	27,536
$U_2$	34,471	48,343	41,407
$U_3$	48,343	62,214	55,279
$U_4$	62,214	76,086	69,15
$U_5$	76,086	89,957	83,021
$U_6$	89,957	103,83	96,893
$U_7$	103,83	117,7	110,76

Berdasarkan Tabel 7., maka didapat himpunan *fuzzy*

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{u_1}, \frac{0,5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_7} \right\}$$

$$A_2 = \left\{ \frac{0,5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0,5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_7} \right\}$$

$$\vdots$$

$$A_7 = \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \dots, \frac{0,5}{u_6}, \frac{1}{u_7} \right\}$$

Tahapan selanjutnya yaitu fuzzifikasi data juga dilakukan dengan langkah yang sama dengan sebelumnya. Sehingga berdasarkan Tabel 8. maka didapat hasil FLRG pada Tabel 9.

Tabel 8. Fuzzifikasi FTS Markov Chain

Periode	Data	Fuzzifikasi	FLR
1	72,46	$A_4$	
2	70,36	$A_4$	$A_4 \rightarrow A_4$
3	70,68	$A_4$	$A_4 \rightarrow A_4$
4	69,36	$A_4$	$A_4 \rightarrow A_4$
5	74,88	$A_4$	$A_4 \rightarrow A_4$
⋮	⋮	⋮	⋮
55	87,5	$A_5$	$A_5 \rightarrow A_5$
56	76,66	$A_5$	$A_5 \rightarrow A_5$

Tabel 9. FLRG FTS Markov Chain

Current Stage	Next Stage	FLRG
$A_1$	$A_1, A_2$	$A_1 \rightarrow 2A_1, A_2$
$A_2$	$A_2, A_3$	$A_2 \rightarrow 6A_2, A_3$
$A_3$	$A_1, A_3, A_4$	$A_3 \rightarrow A_1, 7A_3, 4A_4$
$A_4$	$A_3, A_4, A_5$	$A_4 \rightarrow 4A_3, 12A_4, 3A_5$
$A_5$	$A_4, A_5, A_6$	$A_5 \rightarrow 2A_4, 4A_5, A_6$
$A_6$	$A_5, A_7$	$A_6 \rightarrow A_5, 2A_7$
$A_7$	$A_6, A_7$	$A_7 \rightarrow 2A_6, 2A_7$

Setelah mendapat FLRG, langkah selanjutnya membentuk matriks peluang transisi. Sebagai contoh FLRG  $A_1 \rightarrow 2A_1, A_2$ , dapat disimpulkan bahwa state  $A_1$  bertransisi atau

berpindah menuju state  $A_1$  sebanyak 2 kali dan menuju  $A_2$  sekali. Langkah tersebut dilakukan untuk semua state sehingga dapat dibentuk matriks peluang transisi seperti Gambar 3.

	1	2	3	4	5	6	7
1	0,667	0,333	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,000	0,857	0,143	0,000	0,000	0,000	0,000
3	0,083	0,000	0,583	0,333	0,000	0,000	0,000
4	0,000	0,000	0,211	0,632	0,158	0,000	0,000
5	0,000	0,000	0,000	0,286	0,571	0,143	0,000
6	0,000	0,000	0,000	0,000	0,333	0,000	0,667
7	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,500	0,500

Gambar 3. Matriks Transisi FTS Markov Chain

Selanjutnya adalah menghitung nilai peramalan pada data *training* sesuai dengan Persamaan 5 dan nilai penyesuaian seperti pada aturan penyesuaian. Namun pada kenyataannya, penggunaan nilai penyesuaian tergantung pada kondisi datanya, karena nilai penyesuaian dapat membuat hasil peramalan lebih akurat, tetapi juga memungkinkan justru membuat peramalan menjadi *overestimated*. Hasil dari peramalan awal, nilai penyesuaian, dan peramalan akhir terdapat pada Tabel 10.

Tabel 10. Nilai Peramalan Data *Training* FTS Markov Chain

Periode	Data	Peramalan Awal	Nilai Penyesuaian	Peramalan Akhir
1	72,46			
2	70,36	70,510	0	70,510
3	70,68	69,184	0	69,184
4	69,36	69,386	0	69,386
5	74,88	68,553	0	68,553
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
55	87,5	84,513	0	84,513
56	76,66	83,599	0	83,599

Setelah dilakukan pemodelan pada data *training* maka akan dilanjutkan dengan menghitung nilai peramalan pada data *testing*, dengan mengasumsikan tabel frekuensi dan matriks peluang transisi telah valid. Hasil analisis terhadap data *testing* terlihat pada Tabel 11. Keakuratan hasil peramalan diukur menggunakan MAPE. Berdasarkan Persamaan 4, diperoleh MAPE untuk peramalan awal sebesar 5,934% dan 4,585% untuk peramalan akhir setelah dilakukan penyesuaian.

Tabel 11. Peramalan Data *Testing* FTS Markov Chain

Periode	Data	Fuzzifikasi	Peramalan Awal	Nilai Penyesuaian	Peramalan Akhir
1	78,54	$A_5$			
2	79,48	$A_5$	78,479	-	78,479
3	74,59	$A_4$	79,016	-13,871	79,016
4	79,34	$A_5$	71,856	13,871	85,727
5	70,12	$A_4$	78,936	-13,871	65,064
6	69,36	$A_4$	69,033	-	69,032

Berdasarkan perhitungan nilai MAPE pada data testing menggunakan FTS Cheng dan FTS Markov Chain diperoleh kesimpulan bahwa model yang sesuai untuk melakukan peramalan data ICP adalah metode FTS Cheng, karena memiliki nilai MAPE yang lebih kecil, yaitu sebesar 4,083%. Sehingga peramalan untuk bulan Juli 2023 akan dilakukan menggunakan metode FTS Cheng, yaitu sebesar 72,907

## 5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan, maka pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa baik metode FTS Cheng ataupun FTS Markov Chain memiliki kriteria kebaikan model MAPE <10%, hal ini menunjukkan bahwa kedua model tersebut baik digunakan untuk melakukan peramalan ICP, dan jika dibandingkan keduanya maka metode FTS Cheng merupakan metode yang paling sesuai, karena memiliki nilai MAPE yang lebih kecil. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan membandingkan lebih banyak metode FTS, seperti FTS Chen, Saxena Easo atau Stevenson Porter, dll.

## Daftar Pustaka

- [1] C. Tjahjaprijadi, "Dampak Penurunan Indonesian Crude Oil Price Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia," 2015. [Online]. Available: <https://fiskal.kemenkeu.go.id/kajian/2015/12/31/145740273503251-dampak-penurunan-indonesian-crude-oil-price-terhadap-pertumbuhan-ekonomi-indonesia>.
- [2] W. Bank, "Indonesia Economic Prospects Halving Poverty," 2021. [Online]. Available: <https://www.worldbank.org/en/country/indonesia/publication/indonesia-economic-prospects-halving-poverty-by-2021-123414>.
- [3] M. Wati, Haviluddin, A. Masyudi, A. Septiarini and H. R. Hatta, "Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Model for Forecasting Indonesian Crude Oil Price," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)*, vol. 9, no. 3, pp. 720-730, 2023.
- [4] D. Suryani, M. Fadhillah and A. Labellapansa, "Indonesian Crude Oil Price (ICP) Prediction Using Multiple Linear Regression Algorithm," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 6, pp. 1057-1063, 2022.
- [5] Vivianti, M. K. Aidid and M. Nusrang, "Implementasi Metode Fuzzy Time Series untuk Peramalan JUmalh Pengunjung di Benteng Fort Rotterdam," *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, vol. 2, no. 1, pp. 1-12, 2020.
- [6] M. Y. Fathoni, "Implementasi Metode Fuzzy Time Series Cheng untuk Prediksi Konsentrasi gas NO<sub>2</sub> di Udara," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 7, no. 1, pp. 17-23, 2017.
- [7] Sumartini, M. N. Hayati and S. Wahyuningsih, "Peramalan Menggunakan Metode Time Series Cheng," *Jurnal EKSPONENSIAL*, vol. 8, no. 1, 2017.
- [8] S. I. J. Telaumbanua and D. Febrian, "Comparison of Fuzzy Time Series Markov Chain and Fuzzy Time Series Lee in North Sumatra IMport Value Forecasting," *Numerical : Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika*, vol. 7, no. 1, 2023.

- [9] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods* Second Edition, New Jersey: Peason, 2006.
- [10] Q. Song and B. S. Chissom, "Fuzzy Time Series and its Models," *Fuzzy Sets and Systems* , vol. 54, pp. 269-277, 1993.
- [11] R. C. Tsaur, "A Fuzzy Time Series Markov Chain Model with an Aplicaion to Forecast The Exchange Rate Between the Taiwan an US Dollar," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 8, no. 7, pp. 4931-4942, 2012.
- [12] D. M. ESDM, "Harga Minyak Mentah," 2018. [Online]. Available: <https://migas.esdm.go.id/post/read/harga-minyak-mentah>.