

Pemodelan Harga Saham BSI dengan Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain*

Salman Wajdi

Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam, Universitas Islam Negeri Imam Bonjol Padang
e-mail: salman.kelasfebi@gmail.com

Abstrak

Saham adalah salah satu instrumen lembaga keuangan yang paling populer. Salah satu pilihan perusahaan ketika memutuskan untuk pendanaan perusahaan adalah menerbitkan saham. Harga saham yang mengalami fluktuasi baik berupa kenaikan maupun penurunan membuat para investor membutuhkan suatu pemodelan untuk melihat pergerakan harga saham. Dengan adanya indikasi lonjakan atau turunan harga saham, perlu adanya pembentukan model dalam memprediksi harga saham BSI. Fluktuasi harga saham BSI dapat dimodelkan dengan model runtun waktu, salah satunya adalah *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC). Pada penelitian ini dimodelkan harga saham BSI dari periode 2 Januari 2020 sampai 19 November 2021 sebanyak 460 data. Berdasarkan tingkat akurasi yaitu nilai MAPE, model FTSMC memberikan nilai akurasi < 10% sehingga dapat disimpulkan bahwa model ini dapat memodelkan harga saham BSI dengan baik.

Kata Kunci : *Harga Saham, Lembaga Keuangan, Model Fuzzy Time Series Markov Chain, Tingkat Akurasi MAPE*

Abstract

Stock is one of the most popular financial institution instruments. One of the company's choices when deciding to fund a company is to issue stock. Stock prices fluctuate in the form of increases or decreases, making investors need a model to see stock price movements. With indications of stock price spikes or derivatives, it is necessary to build a model in predicting BSI stock prices. BSI stock price fluctuations can be modeled with time series models, one of which is the *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTSMC). In this study, the BSI stock price modeled from January 2, 2020 to November 19, 2021, with 460 data. Based on the level of accuracy, namely the MAPE value, the FTSMC model provides an accuracy value of <10% so it can be concluded that this model can model BSI's stock price well.

Keywords: *stock prices, financial institutions, fuzzy time series markov chain model, MAPE*

PENDAHULUAN

Saham adalah salah satu instrumen pasar keuangan yang paling populer. Salah satu pilihan perusahaan ketika memutuskan untuk pendanaan perusahaan adalah menerbitkan saham. Saham juga didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau pihak (badan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroaan terbatas. Dengan menyertakan modal tersebut, maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan, aset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS) (Abdul, 2010). Uang yang dikeluarkan untuk memperoleh bukti penyertaan atau pemilikan suatu perusahaan disebut harga saham. Di pasar sekunder atau dalam aktivitas perdagangan saham sehari-hari, harga-harga saham mengalami fluktuasi baik berupa kenaikan ataupun penurunan (Abdul, 2010). Bank di Indonesia yang bergerak di bidang perbankan syariah salah satunya adalah Bank Syariah Indonesia. Bank ini merupakan hasil penggabungan Bank Syariah Mandiri, BNI Syariah, dan BRI Syariah menjadi Satu. PT Bank Syariah Indonesia (BSI) resmi diperkenalkan pada pembukaan perdagangan saham di Bursa Efek

Indonesia (BEI). Setelah dikenalkan, emiten dengan kode saham BRIS tercatat meraih kinerja positif, salah satunya dengan kenaikan harga saham per lembar hingga 5 kali lipat.

Harga saham yang mengalami fluktuasi baik berupa kenaikan ataupun penurunan membuat para investor membutuhkan suatu pemodelan untuk melihat pergerakan harga saham. Dengan adanya indikasi lonjakan atau turunan harga saham, perlu adanya pembentukan model dalam menentukan harga saham BSI. Salah satunya dengan analisis runtun waktu (*time series*) yang memiliki beberapa macam metode pemodelan secara univariat pada data runtun waktu. Data runtun waktu merupakan serangkaian data yang diperoleh dari pengamatan suatu kejadian pada urutan waktu terjadi (Wei, 2006). Selain *time series* klasik, salah satu metode pemodelan baru yang telah dikembangkan adalah metode *Fuzzy Time Series*. *Fuzzy Time Series* (FTS) merupakan penerapan matematika *fuzzy* di bidang *time series*. FTS pertama kali diusulkan oleh Song dan Chissom. Sejak saat itu, banyak metode FTS yang diusulkan antara lain model *Weighted*, *Chen*, dan *Markov*.

Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC) adalah konsep baru yang pertamakali diusulkan oleh Tsaur (Tsaur, 2012), untuk menganalisis keakuratan prediksi nilai tukar mata uang Taiwan dengan dolar US. Dalam penelitiannya, Tsaur menggabungkan metode *Fuzzy Time Series* dengan rantai markov. Penggabungan tersebut bertujuan untuk memperoleh probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode FTSMC memberikan akurasi yang cukup baik dibandingkan metode FTS yang diusulkan oleh (Song dan Chissom, 1993), (Cheng, 2008), (Singh, 2007) serta (Li dan Cheng, 2007) (Tsaur, 2012).

Pada tahun 2012, Aladag dkk mengusulkan suatu pendekatan runtun waktu *fuzzy* musiman berbasis SARIMA dan model multiplikatif neuron. Ia menerapkannya pada data jumlah tagihan yang diterima oleh penyedia layanan kesehatan. Sebagai perbandingan, data juga dianalisis dengan pendekatan runtun waktu *fuzzy* lainnya. Penelitian ini diperoleh bahwa metode berbasis SARIMA dan model multiplikatif neuron memiliki akurasi peramalan terbaik dibandingkan dengan metode lain (Aladag, 2012). Pada tahun 2020, Ramadani dkk melakukan peramalan harga bitcoin dengan menggunakan tiga metode FTS yaitu FTS-Chen, FTS-Segmented Chen dan FTSMC. Dari hasil penelitian tersebut, diperoleh metode FTSMC memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dibandingkan dengan metode FTS lainnya karena memiliki nilai MAPE yang paling kecil (Ramadani, 2020).

Pada tahun 2020, Yousif dkk memprediksi indeks polusi udara harian berdasarkan *Fuzzy Time Series Markov Chain*. Hasil model yang diusulkan menunjukkan mengungguli model lainnya. Dengan demikian, model yang diusulkan dapat menjadi pilihan yang lebih baik dalam peramalan polusi udara yang dapat berguna untuk mengelola kualitas udara (Alyousifi, 2020). Selanjutnya pada tahun 2021, dalam melakukan peramalan metode Chen dan Hsu didasarkan pada perbedaan data historis. Dengan menggunakan metode Rantai Markov Chen & Hsu, dapat mencapai hasil peramalan dengan tingkat kesalahan yang rendah (Zaenurrohman, 2021).

Berdasarkan uraian penelitian yang telah dilakukan, pemodelan yang dilakukan dengan model FTS memperlihatkan hasil yang cukup bagus. Pada penelitian tersebut, beberapa peneliti melakukan penelitian FTS dengan berbagai macam jenis FTS seperti FTS Klasik, Chen dan Cheng. Dengan kata lain, masih sedikit terdapat sebuah penelitian dengan model FTS *Markov Chain*. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan diterapkan model FTS *Markov Chain*. Selanjutnya, hasil pemodelan dari model akan dilihat akurasinya berdasarkan nilai MAPE dari model tersebut.

METODE PENELITIAN

Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yaitu data harga saham BSI yang di akses melalui website <https://ir.bankbsi.co.id/> (Bank BSI. 2021). Data yang diambil adalah data harian mulai dari 2 Januari 2020 sampai 19 November 2021 sebanyak 460 data.

Analisis Data

Pada tahap ini dilakukan analisis data untuk memodelkan harga saham BSI dengan menggunakan model FTSMC. Pengolahan data dilakukan dengan menggunakan bantuan *software* RStudio dan Microsoft Excel. Berikut langkah-langkah model FTSMC:

Langkah 1. Mengumpulkan data historis, lalu mendefinisikan himpunan semesta U.

Langkah awal adalah menentukan nilai minimum (D_{min}) dan maksimum (D_{max}) dari data historis. Selanjutnya menentukan nilai D_1 dan D_2 secara bebas oleh peneliti selama kedua nilai bilangan tersebut masih real positif. Nilai D_1 dan D_2 bertujuan untuk mempermudah dalam pembentukan interval. Berikut adalah rumus himpunan semesta U:

$$U = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]. \quad (1)$$

Langkah 2. Menentukan jumlah dan panjang interval.

Himpunan semesta U dipartisi menjadi beberapa bagian dengan interval (n) yang sama, dengan menggunakan rumus *Sturges* berikut (Sturges, 1926):

$$n = 1 + 3,322 \log N, \quad (2)$$

dengan N adalah banyaknya data historis. Selanjutnya menentukan panjang interval, dengan menggunakan rumus:

$$l = \frac{[D_{min} - D_1, D_{max} + D_2]}{n}, \quad (3)$$

dimana l adalah panjang interval dan n adalah banyak interval. Masing-masing interval dapat dihitung dengan,

$$u_n = [D_{min} - D_1 + (n-1)l; D_{min} - D_1 + nl]. \quad (4)$$

Langkah 3. Menentukan himpunan *fuzzy* untuk seluruh himpunan semesta U dengan beberapa aturan sebagai berikut:

1. Jika data historis (Y_t) adalah u_i , maka derajat keanggotaan u_i adalah 1, u_{i+1} adalah 0.5 dan lainnya adalah 0.
2. Jika data historis (Y_t) adalah u_i , $1 < i < n$, maka derajat keanggotaan u_i adalah 1, u_{i-1} dan u_{i+1} adalah 0.5 dan lainnya adalah 0.
3. Jika data historis (Y_t) adalah u_n , maka derajat keanggotaan u_n adalah 1, u_{n-1} adalah 0.5 dan lainnya adalah 0.

$$A_1 = \frac{1}{u_1}, \frac{0.5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n}$$

$$A_2 = \frac{0.5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0.5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n}$$

$$A_3 = \frac{0}{u_1}, \frac{0.5}{u_2}, \frac{1}{u_3}, \frac{0.5}{u_4}, \dots, \frac{0}{u_n}$$

$$A_n = \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \dots, \frac{0.5}{u_{n-1}}, \frac{0}{u_n}$$

Langkah 4. Melakukan *fuzzyfikasi* terhadap data historis.

Fuzzyfikasi adalah proses mengidentifikasi data ke dalam *fuzzy set*. Jika data historis yang dikumpulkan termasuk ke dalam interval u_i , maka data tersebut difuzzyfikasi ke dalam A_i .

Langkah 5. Menentukan *fuzzy logical relationship* (FLR) dan *fuzzy logical relationship group* (FLRG).

Definisi 1. (Cheng, 2008) Jika $F(t) = A_i$ dan $F(t - 1) = A_j$ maka hubungan antara $F(t)$ dan $F(t - 1)$ disebut sebagai fuzzy logical relationship (FLR). Hubungan ini dapat dinyatakan dengan $A_i \rightarrow A_j$, dimana A_i disebut left-hand side (LHS) dan A_j disebut right-hand side (RHS) dari FLR. Jika terdapat dua FLR mempunyai himpunan fuzzy yang sama (LHS $A_i \rightarrow A_{j1}, A_i \rightarrow A_{j2}$), maka dapat dikelompokkan ke dalam fuzzy logical relationship group (FLRG) $A_i \rightarrow A_{j1}, A_{j2}$.

Langkah 6. Membuat matriks probabilitas transisi Markov. Probabilitas transisional untuk state tersebut dapat dituliskan sebagai berikut (Tsaur, 2012):

$$P_{ij} = \frac{M_{ij}}{M_i}, i, j = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (5)$$

Probabilitas transisi dari state ke satu langkah adalah P_{ij} . Jumlah data dari state adalah M_i . Waktu transisi dari keadaan ke satu langkah adalah M_{ij} . Matriks probabilitas transisi R dari keadaan ditulis sebagai berikut:

$$R = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Langkah 7. Menghitung hasil pemodelan awal.

Nilai pemodelan awal dapat dihitung berdasarkan matriks probabilitas yang diperoleh pada langkah sebelumnya dengan aturan sebagai berikut:

Aturan 1. Jika FLRG dari A_i bertransisi ke himpunan kosong ($A_i \rightarrow \phi$), maka hasil pemodelan $F(t)$ adalah m_i , yaitu nilai tengah dari u_i dengan persamaan:

$$F(t) = m_i \quad (7)$$

Aturan 2. Jika FLRG dari A_i bertransisi satu ke satu ($A_i \rightarrow A_k$ dengan $P_{ij} = 0$ dan $P_{ik} = 1, j \neq k$), maka hasil pemodelan $F(t)$ adalah m_k yaitu nilai tengah dari u_k dengan persamaan:

$$F(t) = m_k P_{ik} = m_k \quad (8)$$

Aturan 3. Jika FLRG dari A_j bertransisi satu ke banyak ($A_j \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_n, j = 1, 2, \dots, n$) dan kumpulan data $X(t - 1)$ pada saat $t - 1$ yang berada pada state A_j , maka hasil pemodelan $F(t)$ sebagai berikut:

$$F(t) = m_1 P_{j1} + m_2 P_{j2} + \dots + m_{j-1} P_{j(j-1)} + X(t - 1) P_{jj} + m_{j+1} P_{j(j+1)} + \dots + m_n P_{jn} \quad (9)$$

Dengan $m_1, m_2, \dots, m_{j-1}, m_{j+1}, \dots, m_n$ merupakan titik tengah dari $u_1, u_2, \dots, u_{j-1}, u_{j+1}, \dots, u_n$ dan m_j disubstitusikan ke $X(t - 1)$ agar diperoleh informasi dari state A_j saat $t - 1$.

Langkah 8. Menghitung nilai penyesuaian pada pemodelan (Adjusted Value)

Tujuan dari menghitung nilai penyesuaian pada pemodelan adalah untuk memperbaiki error pemodelan yang disebabkan oleh matriks *Markov Chain* yang bias. Oleh sebab itu, diperlukan nilai penyesuaian (D_t) pemodelan untuk memperbaiki error tersebut dengan aturan-aturan berikut:

- Jika state A_i bertransisi dengan A_j , dimulai dari state A_i pada saat $t - 1$ sebagai $F(t - 1) = A_i$ dan terjadi perpindahan transisi naik ke state A_j pada saat $t, (i < j)$ maka nilai penyesuaian D_t adalah $D_{t1} = (l/2)$.
- Jika state A_i bertransisi dengan A_j , dimulai dari state A_i pada saat $t - 1$ sebagai $F(t - 1) = A_i$ dan terjadi perpindahan transisi turun ke state A_j pada saat $t, (i > j)$ maka nilai penyesuaian D_t adalah $D_{t1} = -(l/2)$.

- c. Jika state A_i pada saat $t - 1$ sebagai $F(t - 1) = A_i$ dan terjadi perpindahan lompatan transisi maju (ke depan) ke state A_{i+s} pada saat t , $1 \leq s \leq n - i$, maka nilai penyesuaian D_t adalah $D_{t2} = (l/2)s$, dengan s adalah banyak lompatan perpindahan transisi maju.
- d. Jika state A_i pada saat $t - 1$ sebagai $F(t - 1) = A_i$ dan terjadi perpindahan lompatan transisi mundur (ke belakang) ke state A_{i-v} pada saat t , $1 \leq v \leq i$, maka nilai penyesuaian D_t adalah $D_{t2} = -(l/2)v$, dengan v adalah banyak lompatan perpindahan transisi mundur.

Langkah 9. Menentukan hasil pemodelan akhir.

Pemodelan akhir merupakan hasil dari pemodelan awal yang dijumlahkan dengan nilai penyesuaian. Bentuk umum dari hasil pemodelan akhir $F'(t)$ adalah

$$F'(t) = F(t) \pm D_{t1} \pm D_{t2}. \tag{10}$$

Setelah diperoleh model untuk harga saham BSI, langkah selanjutnya adalah melihat tingkat akurasi model tersebut dengan menghitung nilai MAPE dari hasil dugaan yang diperoleh. Berikut ini merupakan rumus MAPE yang digunakan:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|X_t - \hat{X}_t|}{X_t} \times 100\% \tag{11}$$

Kriteria keakuratan MAPE adalah sebagai berikut (Sturges, 1926):

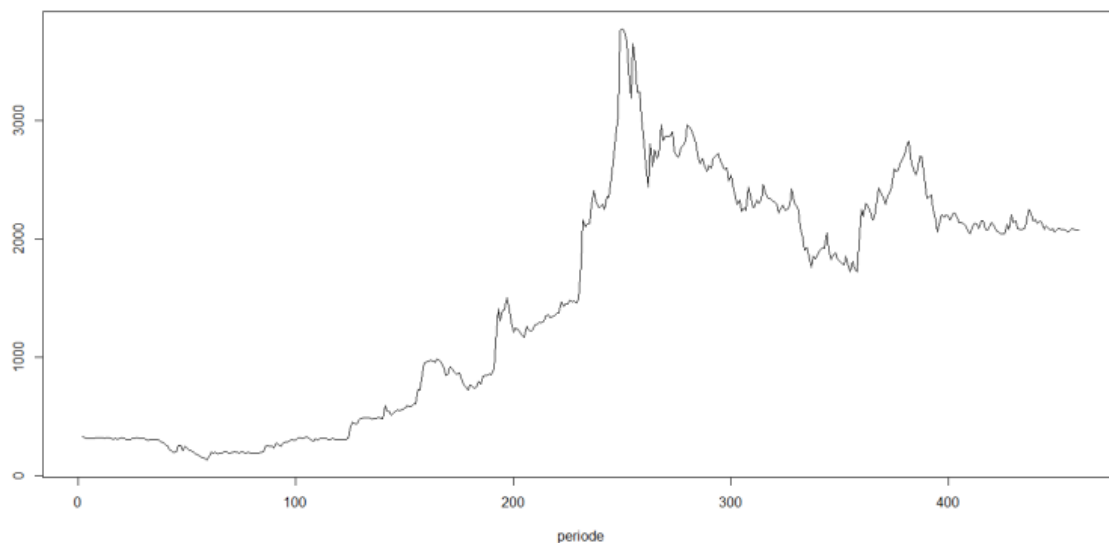
- a. Ketepatan pemodelan sangat baik saat nilai MAPE < 10%
- b. Ketepatan pemodelan baik saat nilai MAPE 10% -20%
- c. Ketepatan pemodelan cukup saat nilai MAPE 20% -50%
- d. Ketepatan pemodelan tidak akurat saat nilai MAPE > 50%.

dimana X_t adalah data aktual dan \hat{X}_t adalah data hasil pemodelan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Deskripsi Data

Pada bagian ini akan diuraikan hasil pemodelan yang berkaitan dengan teori yang telah dijelaskan. Data yang digunakan adalah data harian harga saham BSI mulai dari 2 Januari 2020 sampai 19 November 2021 sebanyak 460 data. Model yang digunakan dalam pemodelan harga saham BSI yaitu *Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC)*. Tahap awal yang dilakukan adalah memplot data harga saham BSI yang dapat ditampilkan pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Plot Data Harian Harga Saham BSI

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa pola data harga saham BSI untuk setiap periode mengalami fluktuasi, mempunyai trend naik dan trend turun. Titik tertinggi harga saham BSI setiap harinya terjadi pada pertengahan periode. Karena data harga saham BSI berfluktuasi disekitaran nilai tengah dan ragam, maka model yang cocok digunakan untuk mengolah data tersebut tanpa menggunakan asumsi-asumsi adalah model *Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC)*. Berikut ini akan diolah data harga saham BSI dengan menggunakan model FTSMC.

b. Penentuan Model *Fuzzy Time Series Markov Chain (FTSMC)*

Berikut ini merupakan uraian langkah model FTSMC. Data yang digunakan pada pemodelan ini adalah data harga saham BSI. Langkah pertama adalah mendefinisikan himpunan semesta, sehingga diperoleh: $u_1 = [135.0, 498.6]$, $u_2 = [498.6, 862.2]$, $u_3 = [862.2, 1225.8]$, $u_4 = [1225.8, 1589.4]$, $u_5 = [1589.4, 1953.0]$, $u_6 = [1953.0, 2316.6]$, $u_7 = [2316.6, 2680.2]$, $u_8 = [2680.2, 3043.8]$, $u_9 = [3043.8, 3407.4]$, $u_{10} = [3407.4, 3771.0]$.

Tahap selanjutnya menentukan himpunan *fuzzy* untuk setiap variabel linguistik yang diperoleh sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \left\{ \frac{1}{u_1}, \frac{0.5}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{0}{u_{10}} \right\} \\
 A_2 &= \left\{ \frac{0.5}{u_1}, \frac{1}{u_2}, \frac{0.5}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{0}{u_{10}} \right\} \\
 A_3 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0.5}{u_3}, \frac{1}{u_4}, \frac{0.5}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{0}{u_{10}} \right\} \\
 A_4 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0.5}{u_4}, \frac{1}{u_5}, \frac{0.5}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{0}{u_{10}} \right\} \\
 A_5 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0.5}{u_6}, \frac{1}{u_7}, \frac{0.5}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{0}{u_{10}} \right\} \\
 A_6 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0.5}{u_7}, \frac{1}{u_8}, \frac{0.5}{u_9}, \frac{0}{u_{10}} \right\} \\
 A_7 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0.5}{u_8}, \frac{1}{u_9}, \frac{0.5}{u_{10}} \right\} \\
 A_8 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0.5}{u_9}, \frac{1}{u_{10}} \right\} \\
 A_9 &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{0.5}{u_{10}} \right\} \\
 A_{10} &= \left\{ \frac{0}{u_1}, \frac{0}{u_2}, \frac{0}{u_3}, \frac{0}{u_4}, \frac{0}{u_5}, \frac{0}{u_6}, \frac{0}{u_7}, \frac{0}{u_8}, \frac{0}{u_9}, \frac{1}{u_{10}} \right\}
 \end{aligned}$$

Setelah variabel linguistik didefinisikan, langkah selanjutnya adalah proses fuzzifikasi. Proses ini dilakukan untuk menentukan interval linguistik dari data aktual. Sebagai contoh, diketahui bahwa nilai aktual dari data harga saham BSI pada 2 Januari 2020 adalah 332. Artinya data tersebut berada pada interval linguistik u_1 . Variabel linguistiknya adalah A_1 . Kemudian dilakukan proses fuzzifikasi seperti pada TABEL 1.

Tabel 1. Data Fuzzifikasi

| Waktu | Periode | Data Aktual | Data Fuzzy | Waktu | Periode | Data Aktual | Data Fuzzy |
|-------|----------|-------------|------------|-------|-----------|-------------|------------|
| 1 | 2 Jan 20 | 332 | A_1 | 231 | 11 Des 20 | 1785 | A_5 |
| 2 | 3 Jan 20 | 328 | A_1 | 232 | 14 Des 20 | 2160 | A_6 |
| 3 | 4 Jan 20 | 324 | A_1 | 233 | 15 Des 20 | 2100 | A_6 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 228 | 7 Des 20 | 1475 | A_4 | 458 | 17 Nov 21 | 2080 | A_6 |

| | | | | | | | |
|-----|-----------|------|----------------|-----|-----------|------|----------------|
| 229 | 8 Des 20 | 1460 | A ₄ | 459 | 18 Nov 21 | 2070 | A ₆ |
| 230 | 10 Des 20 | 1490 | A ₄ | 460 | 19 Nov 21 | 2070 | A ₆ |

Variabel linguistik telah ditentukan di setiap tabel untuk data aktual. Hal ini berarti data aktual berada dalam himpunan *fuzzy*. Tahap selanjutnya adalah menentukan hubungan antara himpunan *fuzzy* dengan menentukan *fuzzy logic relations* (FLR) dan *fuzzy logic relations group* (FLRG) sesuai Definisi 1. Hasil yang diperoleh berdasarkan TABEL 2.

Tabel 2. Fuzzy Logic Relations (FLR)

| t | Periode | FLR | t | Periode | FLR |
|-----|-----------------------|---------------------------------|-----|-----------------------|---------------------------------|
| 1 | 2 Jan 20 → 3 Jan 20 | A ₁ → A ₁ | 231 | 11 Des 20 → 14 Des 20 | A ₅ → A ₆ |
| 2 | 3 Jan 20 → 4 Jan 20 | A ₁ → A ₁ | 232 | 14 Des 20 → 15 Des 20 | A ₆ → A ₆ |
| 3 | 4 Jan 20 → 5 Jan 20 | A ₁ → A ₁ | 233 | 15 Des 20 → 16 Des 20 | A ₆ → A ₆ |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 228 | 7 Des 20 → 8 Des 20 | A ₄ → A ₄ | 458 | 17 Nov 21 → 18 Nov 21 | A ₆ → A ₆ |
| 229 | 8 Des 20 → 10 Des 20 | A ₄ → A ₄ | 459 | 18 Nov 21 → 19 Nov 21 | A ₆ → A ₆ |
| 230 | 10 Des 20 → 11 Des 20 | A ₄ → A ₅ | 460 | 19 Nov 21 → 20 Nov 21 | A ₆ → ∅ |

Berdasarkan TABEL 2 dapat diamati hubungan himpunan *fuzzy* dari hari ke hari. Hubungan ini dapat dinyatakan dengan $A_i \rightarrow A_j$, dimana A_i disebut *left-hand side* (LHS), dan A_j disebut *right-hand side* (RHS) dari FLR.

Relasi himpunan *fuzzy* di atas menunjukkan bahwa relasi FLR berada dalam satu grup. Maksud dari relasi tersebut menyatakan bahwa himpunan *fuzzy* pada ruas kiri hanya memiliki relasi dengan himpunan *fuzzy* pada ruas kanan. Dengan menggunakan grup hubungan logika *fuzzy*, matriks probabilitas transisi R dapat diperoleh,

$$R = \begin{bmatrix} 1.000 & 0 & \dots & 0 \\ 0.029 & 0.886 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0.714 \end{bmatrix}$$

Setelah diperoleh matriks probabilitas, dilanjutkan dengan menghitung nilai pemodelan awal. Dalam menghitung nilai pemodelan awal yaitu dengan menggunakan matriks R di atas. Berikut disajikan nilai pemodelan awal pada TABEL 3:

Tabel 3. Hasil Pemodelan Awal Model Fuzzy Time Series Markov Chain

| No. | Tanggal | Data Aktual | Nilai Pemodelan Awal | No. | Tanggal | Data Aktual | Nilai Pemodelan Awal |
|-----|----------|-------------|----------------------|-----|-----------|-------------|----------------------|
| 1 | 2 Jan 20 | 332 | 0 | 231 | 11 Des 20 | 1785 | 1797.3923 |
| 2 | 3 Jan 20 | 328 | 332 | 232 | 14 Des 20 | 2160 | 2177.7283 |
| 3 | 4 Jan 20 | 324 | 328 | 233 | 15 Des 20 | 2100 | 2124.5208 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 228 | 7 Des 20 | 1475 | 1422.7576 | 458 | 17 Nov 21 | 2080 | 2115.6528 |

| | | | | | | | |
|-----|-----------|------|-----------|-----|-----------|------|-----------|
| 229 | 8 Des 20 | 1460 | 1409.5758 | 459 | 18 Nov 21 | 2070 | 2106.7849 |
| 230 | 10 Des 20 | 1490 | 1435.9394 | 460 | 19 Nov 21 | 2070 | 2097.9170 |

Setelah diperoleh nilai pemodelan awal, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai penyesuaian. Berikut disajikan nilai penyesuaian pada TABEL 4.

Tabel 4. Hasil Penyesuaian Model *Fuzzy Time Series Markov Chain*

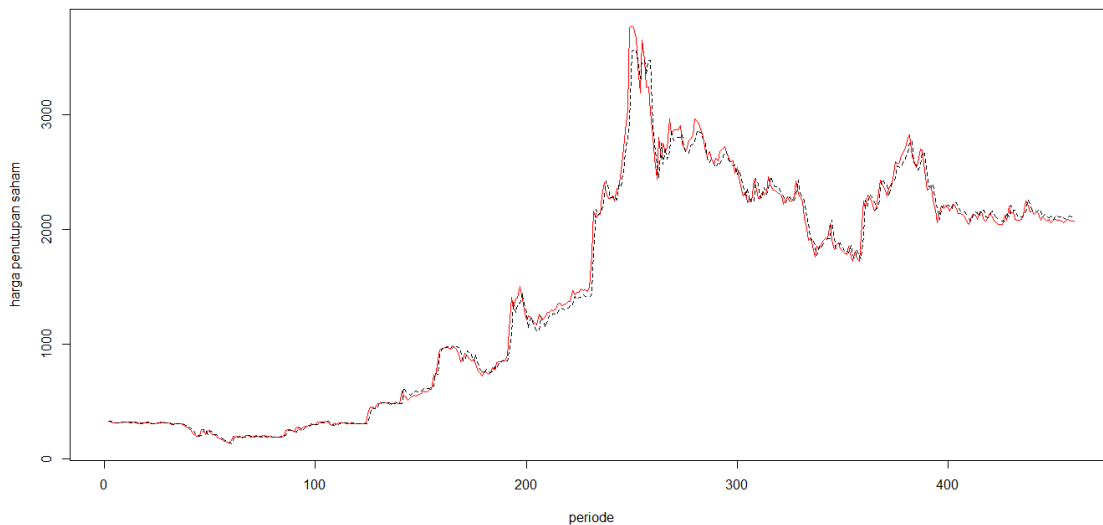
| No. | Tanggal | Data Aktual | Nilai Penyesuaian | No. | Tanggal | Data Aktual | Nilai Penyesuaian |
|-----|-----------|-------------|-------------------|-----|-----------|-------------|-------------------|
| 1 | 2 Jan 20 | 332 | 0.0 | 231 | 11 Des 20 | 1785 | -363.6 |
| 2 | 3 Jan 20 | 328 | 0.0 | 232 | 14 Des 20 | 2160 | 0.0 |
| 3 | 4 Jan 20 | 324 | 0.0 | 233 | 15 Des 20 | 2100 | 0.0 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 228 | 7 Des 20 | 1475 | 0.0 | 458 | 17 Nov 21 | 2080 | 0.0 |
| 229 | 8 Des 20 | 1460 | 0.0 | 459 | 18 Nov 21 | 2070 | 0.0 |
| 230 | 10 Des 20 | 1490 | -363.6 | 460 | 19 Nov 21 | 2070 | 0.0 |

Setelah diperoleh nilai penyesuaian, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai pemodelan akhir. Untuk menghitung nilai pemodelan akhir adalah dengan menjumlahkan nilai pemodelan awal dengan nilai penyesuaian. Berikut disajikan nilai pemodelan akhir pada TABEL 5.

Tabel 5. Hasil Pemodelan Akhir Model *Fuzzy Time Series Markov Chain*

| No. | Tanggal | Data Aktual | Nilai Pemodelan Akhir | No. | Tanggal | Data Aktual | Nilai Pemodelan Akhir |
|-----|-----------|-------------|-----------------------|-----|-----------|-------------|-----------------------|
| 1 | 2 Jan 20 | 332 | 0 | 231 | 11 Des 20 | 1785 | 1433.7923 |
| 2 | 3 Jan 20 | 328 | 332 | 232 | 14 Des 20 | 2160 | 2177.7283 |
| 3 | 4 Jan 20 | 324 | 328 | 233 | 15 Des 20 | 2100 | 2124.5208 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 228 | 7 Des 20 | 1475 | 1422.7576 | 458 | 17 Nov 21 | 2080 | 2115.6528 |
| 229 | 8 Des 20 | 1460 | 1409.5758 | 459 | 18 Nov 21 | 2070 | 2106.7849 |
| 230 | 10 Des 20 | 1490 | 1072.3394 | 460 | 19 Nov 21 | 2070 | 2097.9170 |

Setelah diperoleh nilai pemodelan akhir, data aktual dan nilai pemodelan akhir disajikan dalam bentuk grafik sebagai berikut:



Gambar 2. Grafik Data Aktual dan Hasil Pemodelan

Berdasarkan Gambar 2 diatas diperoleh grafik data hasil pemodelan mendekati data aktualnya. Hal ini terlihat dari garis data aktual berimpit dengan hasil pemodelan akhir. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model *Fuzzy Time Series Markov Chain* dapat memodelkan data harga saham BSI dengan baik. Setelah diperoleh pemodelan, selanjutnya akan dihitung nilai MAPE untuk mengetahui tingkat keakuratan model yang telah diperoleh. Setelah menghitung nilai MAPE berdasarkan persamaan (11), diperoleh nilai MAPE sebesar 6,4%. Berdasarkan kriteria MAPE, dapat disimpulkan bahwa ketepatan pemodelan sangat baik karna nilai MAPE < 10%.

SIMPULAN

Model FTSMC merupakan model yang baik tingkat akurasiya karena memiliki nilai MAPE < 10%. Hal ini menunjukkan bahwa model telah sangat baik dalam menjelaskan keragaman data runtun waktu. Hasil pemodelan dengan model FTSMC mendekati data aktualnya.

SARAN

1. Bagi peneliti selanjutnya bisa menggunakan data yang lain untuk memodelkan suatu objek dengan menggunakan model FTSMC.
2. Bagi para investor bisa memilih saham yang baik untuk berinvestasi pada periode berikutnya dan dimasa yang akan datang.
3. Perlu dilanjutkan kepada peneliti selanjutnya untuk memprediksi harga saham BSI pada periode berikutnya dengan model FTSMC yang lebih spesifik.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdul A. (2010). *Manajemen Investasi Syariah*. Bandung: Alfabeta.
- Aladag, S., Aladag, C. H., Menten, T., dan Egrioglu, E. (2012). "A New Seasonal Fuzzy Time Series Method Based on The Multiplicative Neuron Model and Sarima". *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*. Vol. **41** (3), pp. 337-345.
- Alyousifi, Yousif, Mahmud Othman, Rajalingam Sokkalingam, Ibrahima Faye, and Petronio C.L. Silva. (2020). "Predicting Daily Air Pollution Index Based on Fuzzy Time Series Markov Chain Model". *Symmetry* 12. No. 2: 293.
- Bank BSI. (Tanpa Tahun). *Harga Saham BSI*. <https://ir.bankbsi.co.id/>, Diakses pada 19 Desember 2021.

- Cheng, C., Chen, T., Teoh, H. J., dan Chiang, C. (2008). "Fuzzy Time-Series Based On Adaptive Expectation Model For TAIEX Forecasting". Expert Systems with Applications. Vol. **34**, pp. 1126-1132.
- C. H. Cheng, G. W. Cheng and J. W. Wang. (2008). "Multi-Attribute Fuzzy Time Series Method Based On Fuzzy Clustering" Expert Systems with Applications. Vol. **34**, No.2, pp.1235-1242.
- Q. Song and B. S. Chissom. (1993). "Forecasting enrollments with fuzzy time series – Part I". Fuzzy Sets and Systems. Vol. **54**, No.1, pp.1-9.
- Ramadani, K., dan Devianto,D. (2020). "The Forecasting Model of Bitcoin Price with Fuzzy Time Series Markov Chain and Chen Logical Method". AIP Conference Proceedings. **2296**: 020095.
- Sturges, H.A. (1926). "The Choice Of A Class Interval". Journal of the American Statistical Association. Vol. **21**(153). pp. 65-66.
- S. R. Singh. (2007). "A Simple Method Of Forecasting Based On Fuzzy Time Series". Applied Mathematics and Computation. Vol.**186**. No.1, pp.330-339.
- S. T. Li and Y. C. Cheng. (2007). "Deterministic Fuzzy Time Series Model For Forecasting Enrollments". Computers and Mathematics with Applications. Vol.**53**. No.12, pp.1904-1920.
- Tsaur, R.C. (2012). "A Fuzzy Time Series-Markov Chain Model With An Application To Forecast The Exchange Rate Beetween The Taiwan And US Dollar". International Journal of Innovative Computing, Information, and Control. Vol. **8**(7B). pp. 4931-4942.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Boston: Pearson.
- Zaenurrohman et al. (2021). *J. Phys.: Conf. Ser.* **1943** 012128