

PENERAPAN METODE FUZZY TIME SERIES CHENG DALAM MERAMALKAN HARGA SAHAM BBRI, WIFI, DAN BRMS

Yitro Vanem^{1*}, Zakiyyah², Tri Wijayanti Septiarini¹

¹Program Studi Matematika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Indonesia

²Program Studi Statistika, Universitas Terbuka, Tangerang Selatan, Indonesia

*Penulis korespondensi: yitrov21@gmail.com

ABSTRAK

Saham merupakan instrumen investasi populer dengan pertumbuhan peminat yang terus meningkat. Namun, harga saham merupakan data runtun waktu (*time series*) yang sangat dinamis dan seringkali memiliki pola non-linear yang sulit diprediksi secara presisi. Metode *Fuzzy Time Series* (FTS) Cheng memiliki karakteristik yang adaptif terhadap pola data non-linear melalui penerapan pembobotan relasi *fuzzy*. Penelitian ini bertujuan menguji kemampuan model FTS Cheng dalam meramalkan harga saham berdasarkan data historis. Data yang digunakan merupakan harga saham dari tiga segmen yang berbeda, yaitu BBRI, WIFI, dan BRMS. Periode pengumpulan data dimulai dari 10 Juli 2025 hingga 28 November 2025. Berdasarkan evaluasi MAPE, hasil penelitian menunjukkan galat sebesar 2,32% untuk BBRI, 5,73% untuk WIFI, dan 5,94% untuk BRMS. Penelitian ini memberikan model peramalan yang dapat digunakan sebagai salah satu rekomendasi acuan dalam pengambilan keputusan pada transaksi saham dengan karakteristik serupa.

Kata kunci: *Fuzzy Time Series Cheng*, MAPE, peramalan, saham, *Weighted Fuzzy Time Series*.

1. PENDAHULUAN

Saham merupakan salah satu instrumen investasi yang cukup diminati di pasar modal karena menawarkan potensi keuntungan yang relatif tinggi dibandingkan instrumen keuangan lainnya. Minat investor terhadap saham terus meningkat seiring dengan berkembangnya akses informasi dan teknologi perdagangan. Namun demikian, harga saham memiliki karakteristik sebagai data runtun waktu (*time series*) yang sangat dinamis, fluktuatif, dan sering kali menunjukkan pola non-linear yang sulit diprediksi secara presisi. Ketidakpastian ini timbul karena harga saham dipengaruhi oleh berbagai risiko, seperti potensi *capital loss* akibat penurunan harga, risiko likuidasi perusahaan, serta ketidakpastian yang diciptakan oleh kondisi perekonomian, baik pada skala mikro maupun makro ([Irawan & Arif, 2024](#)). Kompleksitas tersebut menjadikan aktivitas peramalan harga saham sebagai aspek krusial dalam pengambilan keputusan investasi, karena kesalahan dalam memprediksi arah pergerakan harga dapat menyebabkan kerugian yang signifikan bagi investor ([Utomo, 2023](#)).

Perbedaan karakteristik setiap saham semakin memperkuat tantangan dalam proses peramalan. Setiap emiten memiliki pola pergerakan harga yang dipengaruhi oleh sektor usaha, skala kapitalisasi pasar, serta sensitivitas terhadap sentimen dan faktor eksternal tertentu. Saham PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI), sebagai emiten perbankan berkapitalisasi besar, umumnya memiliki likuiditas tinggi dan volatilitas yang relatif stabil, sehingga pergerakan harganya cenderung mencerminkan kondisi makroekonomi dan kebijakan moneter. Sebaliknya, saham PT Solusi Sinergi Digital Tbk. (WIFI) merepresentasikan emiten dengan karakteristik pertumbuhan yang lebih fluktuatif, dipengaruhi oleh dinamika sektor teknologi serta perubahan sentimen pasar yang cepat. Sementara itu, saham PT Bumi Resources Minerals Tbk. (BRMS) mencerminkan emiten berbasis komoditas yang pergerakan harganya sangat sensitif terhadap faktor eksternal seperti harga mineral global dan ekspektasi pasar

terhadap aktivitas eksplorasi. Variasi karakteristik tersebut menunjukkan bahwa satu pendekatan peramalan belum tentu memberikan kinerja yang seragam pada seluruh jenis saham.

Karakteristik pergerakan harga saham yang tidak menentu dan cenderung non-linear menjadikan metode peramalan konvensional berbasis asumsi statistik tertentu kurang fleksibel dalam menangkap pola data yang kompleks. Metode-metode tersebut umumnya mengandalkan asumsi linearitas dan kestasioneran data, yang pada prakteknya sering kali tidak terpenuhi pada data harga saham. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan alternatif yang mampu merepresentasikan ketidakpastian dan fleksibilitas pola data secara lebih adaptif. Salah satu pendekatan yang banyak dikembangkan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah *Fuzzy Time Series* (FTS), yang memanfaatkan konsep logika *fuzzy* untuk memodelkan perubahan data berdasarkan hubungan linguistik antar periode tanpa bergantung pada asumsi statistik yang kaku.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model FTS yang dikembangkan oleh [Cheng et al. \(2008\)](#) dengan berbasis *Weighted Fuzzy Logic Relationship* (WFLRG) memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan beberapa jenis FTS lainnya dalam berbagai konteks peramalan. Studi perbandingan yang dilakukan oleh [Lumbanbatu et al. \(2025\)](#) menunjukkan bahwa FTS Cheng memberikan tingkat kesalahan peramalan yang lebih rendah dibandingkan FTS Chen pada peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Hasil serupa juga ditunjukkan oleh [Musikasuwan dan Septarini \(2020\)](#), yang menunjukkan bahwa model *Weighted Fuzzy Time Series* (WFTS) memiliki kinerja yang lebih baik daripada model FTS konvensional pada peramalan indeks komposit Bursa Efek Indonesia (IDX). Selain itu, model FTS Cheng telah diaplikasikan pada berbagai permasalahan peramalan, seperti impor migas dan non-migas ([Arvie, 2022](#)), inflasi di Indonesia ([Putri et al., 2024](#)), serta harga komoditas pertanian ([Sarbaini & Yanti, 2023](#)), dengan hasil yang menunjukkan kinerja yang konsisten. Meskipun demikian, kajian terhadap kinerja model FTS Cheng pada data saham dengan karakteristik pergerakan harga yang berbeda masih relatif terbatas, sehingga membuka peluang untuk dilakukan pengujian lebih lanjut.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Fuzzy Time Series* model Cheng dalam meramalkan harga saham dengan karakteristik pergerakan yang berbeda. Data historis yang digunakan berasal dari tiga emiten, yaitu BBRI, WIFI, dan BRMS, yang dipilih bukan berdasarkan sektor atau tingkat kinerja tertentu, melainkan untuk merepresentasikan variasi pola pergerakan harga saham di pasar modal Indonesia. Dengan membandingkan hasil peramalan pada ketiga saham tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan dan konsistensi kinerja model FTS Cheng, serta kontribusi praktis sebagai salah satu acuan dalam pengambilan keputusan investasi pada saham dengan karakteristik serupa.

2. METODE

2.1. Sumber data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui situs data finansial Investing.com (id.investing.com). Variabel yang diamati adalah harga saham tertinggi harian (*Daily High Price*) dari tiga emiten saham yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Ketiga saham dipilih untuk merepresentasikan karakteristik sektoral dan volatilitas yang berbeda. PT Bank Rakyat Indonesia (Persero) Tbk. (BBRI) dipilih sebagai representasi sektor perbankan dengan kapitalisasi pasar besar dan pergerakan harga yang cenderung stabil. PT Solusi Sinergi Digital Tbk. (WIFI) mewakili sektor teknologi yang dikenal rentan terhadap sentimen pasar dan memiliki tingkat volatilitas tinggi. Sementara itu, PT Bumi Resources Minerals Tbk. (BRMS) merupakan emiten sektor pertambangan yang pergerakan harganya dipengaruhi oleh fluktuasi harga komoditas global.

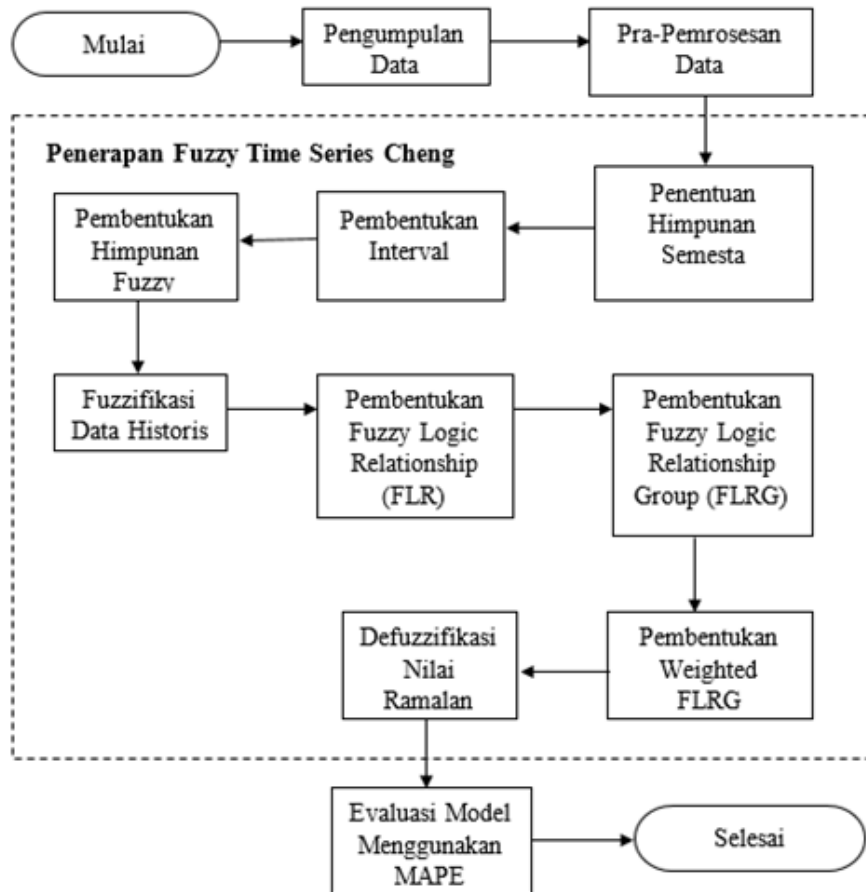
Periode pengamatan (t) dimulai dari tanggal 10 Juli 2025 hingga 28 November 2025 yang mencakup 100 titik data pengamatan (hari bursa).

Tabel 1. Harga saham tertinggi harian

t	Tanggal	Kode Saham		
		BBRI	WIFI	BRMS
1	10/07/2025	3880	2050	412
2	11/07/2025	3920	2130	406
3	14/07/2025	3890	2070	438
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
99	27/11/2025	3810	3930	1005
100	28/11/2025	3750	3810	995

2.2. Kerangka tahapan penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan sistematis seperti pada gambar berikut:



Gambar 1. Diagram alur penelitian

2.3. Fuzzy Time Series Model Cheng

Penelitian ini menerapkan metode *Fuzzy Time Series* yang dikembangkan oleh Cheng *et al.* (2008) berbasis konsep *Weighted Fuzzy Logic Relationship Group*. Metode ini dipilih sebagai penyempurnaan dari model Chen (1996) yang memiliki keterbatasan dalam menangani

pengulangan relasi data historis. Dengan mengintegrasikan pembobotan kronologis pada setiap transisi fuzzy, model Cheng memperhitungkan frekuensi kejadian sebagai faktor probabilitas, sehingga mampu menangkap pola fluktuasi data secara lebih komprehensif dan menghasilkan akurasi peramalan yang lebih presisi ([Sumartini et al., 2017](#)).

Adapun langkah-langkah dalam melakukan *fuzzy time series* model Cheng adalah sebagai berikut ([Nur et al., 2023](#)):

1. Menentukan himpunan semesta (*universe of discourse*)
Menentukan himpunan semesta U yang mencakup seluruh data historis, didefinisikan sebagai:

$$U = [D_{min} - \delta_1, D_{maks} + \delta_2]$$

dimana D_{min} dan D_{maks} berturut-turut merupakan nilai minimum dan maksimum dari data, sedangkan δ_1 dan δ_2 merupakan bilangan positif sembarang yang ditentukan oleh peneliti untuk memberi ruang bagi fluktuasi di luar rentang historis.

2. Menentukan partisi interval
Himpunan semesta U kemudian dipartisi menjadi beberapa interval dengan panjang interval L yang sama, dihitung dengan:

$$L = \frac{(D_{min} - \delta_1) - (D_{maks} + \delta_2)}{p}$$

dimana p merupakan jumlah interval, sehingga terbentuk interval $u_1, u_2, \dots, u_p$ dengan titik tengah interval yang dinotasikan sebagai $m_1, m_2, \dots, m_p$.

3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* pada himpunan semesta
Berdasarkan partisi interval yang telah terbentuk, didefinisikan himpunan *fuzzy* A_i sebagai variabel linguistik pada himpunan semesta U dengan fungsi keanggotaan segitiga:

$$A_1 = 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_{p-1} + 0/u_p$$

$$A_2 = 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + \dots + 0/u_{p-1} + 0/u_p$$

$$A_3 = 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + \dots + 0/u_{p-1} + 0/u_p$$

$$\vdots$$

$$A_p = 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0,5/u_{p-1} + 1/u_p$$

Notasi $"/$ menunjukkan derajat keanggotaan dari setiap u_i terhadap himpunan fuzzy A_i .

4. *Fuzzifikasi* data historis
Melakukan *fuzzifikasi* data dengan menentukan keanggotaan dari setiap data aktual x_t ($t = 1, 2, 3, \dots$) ke dalam interval u_i , kemudian menentukan himpunan *fuzzy* berdasarkan keanggotaan dengan derajat tertinggi ([Wajdi, 2022](#)).
5. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship*
Mengidentifikasi hubungan antara *fuzzifikasi* data pada waktu saat ini dengan data pada waktu berikutnya F_t , didefinisikan *Fuzzy Logic Relationship* (FLR) sebagai:

$$F_t: A_i \rightarrow A_j$$

dengan A_i pada periode $t - 1$ disebut *current state* dan A_j pada periode t disebut *next state*.

6. Menentukan *Fuzzy Logic Relationship Group*
Membentuk *Fuzzy Logic Relationship Group* (FLRG) dengan mengelompokkan FLR berdasarkan *current state* (A_i) beserta dengan frekuensi pengulangannya.
7. Membuat matriks pembobot terstandarisasi (*Weighted Fuzzy Logic Relationship Group*)
Didefinisikan matriks pembobot $W = w_{ij}$

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & \cdots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & \cdots & w_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & w_{ij} & \vdots \\ w_{p1} & w_{p2} & w_{p3} & \cdots & w_{pp} \end{bmatrix} \quad (1)$$

dimana w_{ij} ($i, j = 1, 2, 3, \dots, p$) merupakan elemen matriks di baris ke- i dan kolom ke- j yang masing-masing melambangkan hubungan antara *current state* dengan *next state*. Berdasarkan matriks pembobot, kemudian dibuat bentuk terstandarisasi dari matriks pembobot W , dinotasikan sebagai W^*

$$W^* = \begin{bmatrix} w_{11}^* & w_{12}^* & w_{13}^* & \cdots & w_{1p}^* \\ w_{21}^* & w_{22}^* & w_{23}^* & \cdots & w_{2p}^* \\ \vdots & \vdots & \vdots & w_{ij}^* & \vdots \\ w_{p1}^* & w_{p2}^* & w_{p3}^* & \cdots & w_{pp}^* \end{bmatrix} \quad (2)$$

dengan

$$w_{ij}^* = \frac{w_{ij}}{\sum_{j=1}^p w_{ij}} \quad (3)$$

8. Menentukan *defuzzifikasi* nilai peramalan
Hasil peramalan $\hat{F}_t$ dihitung dengan

$$\hat{F}_t = \sum_{j=1}^p w_{ij}^*(m_j) \quad (4)$$

dimana w_{ij}^* merupakan bobot ternormalisasi untuk transisi dari *current state* (berdasarkan hasil *fuzzifikasi* data x_{t-1}) ke himpunan *fuzzy* A_j , dan m_j merupakan nilai tengah dari A_j .

2.4. Evaluasi peramalan

Akurasi peramalan diukur dengan menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yaitu menghitung rata-rata kesalahan absolut dalam persentase relatif terhadap data historis dengan data aktual. Metode ini digunakan karena ukuran akurasi tidak bergantung pada skala pengukuran, sehingga memungkinkan perbandingan kinerja peramalan dengan objektif:

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{F}_t}{x_t} \right| \right) \times 100\% \quad (5)$$

dengan x_t data aktual periode ke- t , $\hat{F}_t$ data peramalan pada periode ke- t , dan n banyaknya jumlah data peramalan.

Suatu model mempunyai kinerja sangat bagus jika nilai MAPE berada di bawah 10%, dan mempunyai kinerja bagus jika nilai MAPE berada di antara 10% dan 20% ([Sumartini et al., 2017](#)). Ketepatan hasil peramalan dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut: Ketepatan peramalan = $100\% - MAPE$.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Himpunan semesta

Berdasarkan data historis harga saham tertinggi harian dari ketiga emiten yang diteliti, diperoleh D_{min} dan D_{maks} sebagai dasar pembentukan himpunan semesta. Kemudian untuk memperluas batas rentang atas dan bawah, dipilih bilangan positif δ_1 dan δ_2 seperti yang tercantum pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter himpunan semesta

Parameter	Kode Saham		
	BBRI	WIFI	BRMS
D_{min}	3570	2050	406
D_{maks}	4270	4190	1190
δ_1	14	82	37
δ_2	94	210	117

Hasil perhitungan himpunan semesta untuk masing-masing saham ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Himpunan semesta

Himpunan Semesta	Kode Saham		
	BBRI	WIFI	BRMS
U	[3556, 4364]	[1968, 4400]	[369, 1307]

3.2. Partisi interval

Himpunan semesta yang telah dibentuk kemudian dipartisi menjadi 8 kelas ($i = 8$) dengan panjang yang sama. Hasil partisi interval ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Partisi interval

i	u_i	BBRI		WIFI		BRMS	
		Interval	m_i	Interval	m_i	Interval	m_i
1	u_1	3556 - 3657	3606,50	1968 - 2272	2120	369 - 486,25	427,63
2	u_2	3657 - 3758	3707,50	2272 - 2576	2424	486,25 - 603,50	544,88
3	u_3	3758 - 3859	3808,50	2576 - 2880	2728	603,50 - 720,75	662,13
...	...	...	...	...	...	...	...
8	u_8	4263 - 4364	4313,5	4096 - 4400	4248	1189,75 - 1307	1248,38

3.3. Himpunan Fuzzy

Berdasarkan partisi interval yang telah dibuat, dibentuk 8 himpunan fuzzy A_i ($i = 1, 2, 3, \dots, 8$) dengan fungsi keanggotaan segitiga. Setiap himpunan fuzzy didefinisikan:

$$\begin{aligned} A_1 &= 1/u_1 + 0,5/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0/u_7 + 0/u_8 \\ A_2 &= 0,5/u_1 + 1/u_2 + 0,5/u_3 + \dots + 0/u_7 + 0/u_8 \\ A_3 &= 0/u_1 + 0,5/u_2 + 1/u_3 + \dots + 0/u_7 + 0/u_8 \\ &\vdots \\ A_8 &= 0/u_1 + 0/u_2 + 0/u_3 + \dots + 0,5/u_7 + 1/u_8 \end{aligned}$$

3.4. Fuzzifikasi data historis

Setiap data historis ditetapkan kedalam himpunan fuzzy dengan derajat keanggotaan tertinggi. Sebagai contoh, data aktual pertama dari WIFI, yaitu $x_1 = 2050, x_1 \in u_1$. Berdasarkan derajat keanggotaannya, data yang berada pada interval u_1 diasosiasikan ke dalam A_1 karena memiliki derajat tertinggi pada himpunan tersebut ($1/u_1$). Hasil fuzzifikasi dari data historis disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Fuzzifikasi data saham

t	BBRI		WIFI		BRMS	
	x_t	A_t	x_t	A_t	x_t	A_t
1	3880	A_4	2050	A_1	402	A_1
2	3920	A_4	2130	A_1	406	A_1
3	3890	A_4	2070	A_1	438	A_1
...	...	...	...	...	...	...
100	3750	A_2	3810	A_7	995	A_6

3.5. Fuzzy Logic Relationship

Dari hasil fuzzifikasi data historis, dibentuk Fuzzy Logic Relationship sebagai berikut:

Tabel 6. Fuzzy Logic Relationship

t	BBRI		WIFI		BRMS	
	A_i	F_t	A_i	F_t	A_i	F_t
1	A_4	—	A_1	—	A_1	—
2	A_4	A_4	A_1	A_1	A_1	A_1
3	A_4	A_4	A_1	A_1	A_1	A_1
...	...	...	...	...	...	...
100	A_2	A_3	A_7	A_7	A_6	A_6

3.6. Fuzzy Logic Relationship Group

Selanjutnya membuat FLRG, yaitu FLR dengan *current state* yang sama kemudian dikelompokkan beserta dengan frekuensi pengulangan transisinya. Sebagai contoh, untuk *current state* A_1 BBRI terdapat 2 kali pengulangan A_1 dan 1 kali pengulangan A_2 pada next state-nya, maka ditulis $A_1 \rightarrow (2)A_1, (1)A_2$. Demikian hal yang sama diterapkan untuk setiap

current state pada masing-masing saham

Tabel 7. Fuzzy Logic Relationship Group

BBRI	WIFI	BRMS
$A_1 \rightarrow (2)A_1, (1)A_2$	$A_1 \rightarrow (3)A_1, (1)A_2$	$A_1 \rightarrow (30)A_1, (2)A_2$
$A_2 \rightarrow (1)A_1, (5)A_2, (5)A_3$	$A_2 \rightarrow (1)A_1, (1)A_3$	$A_2 \rightarrow (3)A_1, (13)A_2$
$A_3 \rightarrow (3)A_2, (5)A_3, (3)A_4, (1)A_5$	$A_3 \rightarrow (1)A_1, (1)A_2, (29)A_3, (5)A_4, (1)A_5$	$A_3 \rightarrow (1)A_2, (2)A_3, (1)A_4$
...	...	...
$A_8 \rightarrow (2)A_7$	$A_8 \rightarrow (2)A_7$	$A_8 \rightarrow (1)A_8$

3.7. Matriks pembobot dan matriks ternormalisasi

Berdasarkan FLRG yang telah dibuat, dibentuk matriks pembobot W yang merepresentasikan transisi antara *current state* pada *next state* sebagai berikut:

$$W_{BBRI} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 5 & 5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 5 & 3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 19 & 3 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 3 & 17 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 2 & 6 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 8 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} \quad W_{WIFI} = \begin{bmatrix} 3 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 29 & 5 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 7 & 10 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & 12 & 3 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 4 & 4 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 2 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} \quad W_{BRMS} = \begin{bmatrix} 30 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3 & 13 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 8 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3 & 24 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks W kemudian dinormalisasikan:

$$W_{BBRI}^* = \begin{bmatrix} 0.67 & 0.33 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.09 & 0.45 & 0.45 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.25 & 0.42 & 0.25 & 0.08 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.04 & 0.04 & 0.76 & 0.12 & 0.04 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.04 & 0.13 & 0.74 & 0.09 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.09 & 0.18 & 0.55 & 0.18 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.17 & 0.67 & 0.17 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.00 & 0.00 \end{bmatrix}$$

$$W_{WIFI}^* = \begin{bmatrix} 0.75 & 0.25 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.50 & 0.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.03 & 0.03 & 0.78 & 0.14 & 0.03 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.37 & 0.53 & 0.11 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.20 & 0.60 & 0.15 & 0.00 & 0.05 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.44 & 0.44 & 0.11 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.17 & 0.33 & 0.33 & 0.17 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.00 & 0.00 \end{bmatrix}$$

$$W_{BRMS}^* = \begin{bmatrix} 0.75 & 0.25 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.50 & 0.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.03 & 0.03 & 0.78 & 0.14 & 0.03 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.37 & 0.53 & 0.11 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.20 & 0.60 & 0.15 & 0.00 & 0.05 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.44 & 0.44 & 0.11 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.17 & 0.33 & 0.33 & 0.17 \\ 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 & 1.00 & 0.00 \end{bmatrix}$$

3.8. Defuzzifikasi hasil peramalan

Selanjutnya peramalan $\hat{F}_t$ dihitung berdasarkan persamaan 4. Sebagai contoh, peramalan saham BBRI pada periode kedua ($t = 2$) yang berdasarkan keanggotaan dari *current state* periode sebelumnya berada pada himpunan *fuzzy* A_4 ($i = 4$), maka perhitungannya adalah:

$$\begin{aligned}\hat{F}_t &= \sum_{j=1}^p w_{ij}^*(m_j) \\ \hat{F}_2 &= \sum_{j=1}^8 w_{4j}^*(m_j) \\ \hat{F}_2 &= w_{41}^*(m_1) + w_{42}^*(m_2) + w_{43}^*(m_3) + w_{44}^*(m_4) + \\ &\quad w_{45}^*(m_5) + w_{46}^*(m_6) + w_{47}^*(m_7) + w_{48}^*(m_8)\end{aligned}$$

Berdasarkan pembentukan partisi dan nilai tengah (perhitungan pada tabel 4) dan W_{BBRI}^* , substitusi m_j dan $w_{4j}^* \in W_{BBRI}^*$ ($j = 1, 2, 3, \dots, 8$) ke $\hat{F}_2$:

$$\begin{aligned}\hat{F}_2 &= 0 + 0,04(3707,50) + 0,04(3808,50) + 0,76(3909,50 + \\ &\quad 0,12(4010,5) + 0,04(4111,50) + 0 + 0 \\ \hat{F}_2 &= 3917,58\end{aligned}$$

Demikian pula langkah yang sama diterapkan untuk meramalkan setiap data historis. Hasil peramalan dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Defuzzifikasi peramalan

t	BBRI		WIFI		BRMS	
	x_t	$\hat{F}_t$	x_t	$\hat{F}_t$	x_t	$\hat{F}_t$
1	3880	—	2050	—	412	—
2	3920	3917,58	2130	2196	406	434,95
3	3890	3917,58	2070	2196	438	434,95
...	...	...	...	...	...	...
100	3750	3825,33	3810	3792	995	1005,5

3.9. Evaluasi hasil peramalan dan peramalan periode ke-41

Kinerja model kemudian diukur dengan menggunakan *MAPE* yang dihitung dengan persamaan 5. Untuk memudahkan perhitungan *mean absolute percentage error*, dihitung terlebih dahulu *absolute percentage error* dari masing-masing periode peramalan:

Tabel 9. Absolute percentage error

t	BBRI			WIFI			BRMS		
	x_t	$\hat{F}_t$	$\left \frac{x_t - \hat{F}_t}{x_t} \right $	x_t	$\hat{F}_t$	$\left \frac{x_t - \hat{F}_t}{x_t} \right $	x_t	$\hat{F}_t$	$\left \frac{x_t - \hat{F}_t}{x_t} \right $
1	3880	—	—	2050	—	—	412	—	—
2	3920	3917,58	0,06%	2130	2196	3,01%	406	434,95	6,66%
3	3890	3917,58	0,07%	2070	2196	5,74%	438	434,95	0,70%
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

100	3750	3825,33	1,97%	3810	3792	0,47%	995	1005,5	1,04%
-----	------	---------	-------	------	------	-------	-----	--------	-------

Maka, hasil evaluasi model untuk masing-masing emiten saham perhitungan *MAPE* dan ketepatan peramalan sebagai berikut:

Tabel 10. *Mean absolute percentage error*

Emiten saham	<i>MAPE</i>	Ketepatan peramalan
BBRI	2,32%	97,68%
WIFI	5,73%	95,27%
BRMS	5,94%	95,06%

Lebih lanjut, untuk peramalan periode ke-101 ($\hat{F}_{101}$) masing-masing emiten saham:

Tabel 11. Peramalan periode ke-101

t	Tanggal	BBRI	WIFI	BRMS
101	01/12/2025	3744,23	3792	1005

3.10. Pembahasan

Berdasarkan Tabel 10, *fuzzy time series* model Cheng menghasilkan nilai *MAPE* sebesar 2,32% (BBRI), 5,73% (WIFI), dan 5,94% (BRMS) yang mana masing-masing berada dibawah 10%. Berdasarkan kriteria evaluasi, model memiliki kinerja yang sangat bagus ([Sumartini et al., 2017](#)) dengan tingkat akurasi tertinggi dicapai pada saham dengan volatilitas yang cenderung rendah, yaitu BBRI.

Keunggulan utama model Cheng terletak pada penggunaan WFLRG, yang memberikan pembobotan kronologis pada setiap transisi antar *state*. Pembobotan ini memungkinkan model untuk lebih sensitif terhadap pola data yang sering muncul, sehingga meningkatkan akurasi peramalan. Hasil penelitian ini sejalan dengan temuan [Sarbaini dan Yanti \(2023\)](#) yang melaporkan *MAPE* 3,48% pada peramalan harga beras Belida di Kota Pekanbaru, menggunakan model Cheng, serta penelitian [Arvie \(2022\)](#) yang mencapai *MAPE* 6% pada peramalan impor migas dan non-migas.

Berdasarkan studi yang dilakukan oleh [Bose dan Mali \(2019\)](#) ada beberapa hal yang mempengaruhi model FTS, diantaranya penentuan himpunan semesta, pembagian interval, jumlah kelas, dan fungsi keanggotaan. Dalam penelitian ini, parameter-parameter tersebut ditetapkan berdasarkan pertimbangan empiris dan kesesuaian dengan karakteristik data. Hasil *MAPE* yang rendah membuktikan bahwa konfigurasi yang digunakan sudah cukup optimal.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, kinerja FTS yang dikembangkan oleh Cheng terbukti efektif dalam meramalkan harga saham tertinggi harian untuk ketiga emiten (BBRI, WIFI, dan BRMS) secara berturut-turut 2,32%, 5,73%, dan 5,94%. Dengan nilai *MAPE* masing-masing di bawah 10%, menunjukkan akurasi yang sangat bagus sesuai kriteria evaluasi peramalan. Hasil evaluasi penerapan model FTS yang dikembangkan oleh Cheng dalam penelitian ini konsisten dengan studi terdahulu sehingga memperkuat reliabilitas model untuk dijadikan acuan dalam pengambilan keputusan investasi, khususnya pada saham dengan pola serupa. Dengan demikian, model ini dapat direkomendasikan sebagai salah satu acuan dalam pengambilan keputusan investasi dengan saham yang memiliki karakteristik serupa.

Akurasi model dapat dioptimalkan lebih lanjut melalui eksplorasi variasi parameter, penentuan jumlah interval, jumlah kelas, bentuk fungsi keanggotaan, atau periode data yang lebih panjang dan juga dapat terlebih dahulu mengolah data historis menjadi stasioner. Integrasi

dengan variabel eksternal (seperti volume perdagangan atau indikator makroekonomi) juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan ketangguhan model dalam berbagai kondisi pasar.

DAFTAR PUSTAKA

- Arvie, D. (2022). Peramalan import migas dan non-migas menggunakan metode fuzzy time series model cheng. *JATISI*, 9(4), 3519-3528. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i4.2885>.
- Bose, M., & Mali, K. (2019). Designing fuzzy time series forecasting models: A survey. *International Journal of Approximate Reasoning*, 111, 78–99. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2019.05.002>.
- Cheng, C. H., Chen, Y. S., & Chang, T. M. (2008). Fuzzy time series model based on weighted fuzzy logical relationships. *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1287-1295. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.12.022>.
- Irawan, A., & Arif, R. (2024). Pengaruh Likuiditas, Profitabilitas Dan Leverage Terhadap Harga Saham. *Journal of Management and Innovation Entrepreneurship (JMIE)*, 1(2), 180-189. <https://doi.org/10.59407/jmie.v1i2.301>.
- Lumbanbatu, M. T. G., Kartikasari, P., & Fakhriyana, D. (2025). PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG) DENGAN METODE FUZZY TIME SERIES CHEN DAN CHENG. *Jurnal Gaussian*, 14(2), 469-479. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.2.469-479>.
- Musikasuwana, S., & Septiarini, T. W. (2020). Forecasting Indonesia Stock Exchange (IDX) Composite using fuzzy time series methods. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 5(3), 1349–1356.
- Nur, A. N., Nababan, E. S. M., Gultom, P., & Sutarman. (2023). Application of fuzzy time series method Cheng model in forecasting stock prices PT Bukit Asam Tbk. *SITEKIN: Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, 21(1), 88–97. <http://dx.doi.org/10.24014/sitekin.v21i1.22910>.
- Putri, I. A., El Maidah, N., & Furqon, M. A. (2024). Penerapan metode fuzzy time series cheng pada peramalan inflasi di indonesia. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 13(2), 183-191. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i2.12108>.
- Sarbaini, S., & Yanti, D. (2023). Prediksi Harga Beras Belida Di Kota Pekanbaru Menggunakan Fuzzy Time Series Cheng. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan*, 2(3), 234-241. <https://doi.org/10.55826/tmit.v2i3.183>.
- Sumartini, Hayati, M. N., & Wahyuningsih, S. (2017). Peramalan menggunakan metode fuzzy time series Cheng. *Jurnal Eksponensial*, 8(1), 51–56.
- Utomo, W. C. (2023). Prediksi Pergerakan Saham BBRI ditengah Issue Ancaman Resesi 2023 dengan Pendekatan Machine Learning. *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, 9(1), 20-27. <https://doi.org/10.26905/jtmi.v9i1.9135>.
- Wajdi, S. (2022). Pemodelan harga saham BSI dengan metode fuzzy time series Markov chain. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 6(1), 1715–1724. <https://doi.org/10.31004/jptam.v6i1.3187>.