



# Peramalan Harga Saham Serentak Menggunakan Model *Multivariate Singular Spectrum Analysis*

Aris Marjuni

Program Magister Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang

Naskah Diterima : 3 Desember 2021; Diterima Publikasi : 13 Juli 2022

DOI : 10.21456/vol12iss1pp17-25

## Abstract

Stock price fluctuations in the stock market are widely influenced by financial environment changes in both micro and macro that are usually unpredictable and can not be controlled by stock players. On the other side, stock price information is very essential and much needed for both buyers and traders. Stock price forecasting is one of the analytical techniques to obtain stock price prediction based on the previous historical stock prices. The open and close prices are important information in stock trading. The opening price can influence the movement towards the closing price, and the closing price becomes important for the next day's opening price. In technical analysis, the relationship between the two stock prices can be parametric or non-parametric. This study discusses the stock price prediction or forecasting through the non-parametric approach using a multivariate singular spectrum analysis method with the consideration that open and close prices are simultaneously working in the same system and time. Performance evaluation using Mean Absolute Percentage Error shows that the multivariate singular spectrum analysis method can produce predicted open and close prices with an error rate of 3.18% and 3.21%, respectively. Hence, this method can be used as an alternative for stock price forecasting simultaneously.

**Keywords:** Stock Price Forecasting; Multivariate Model; Singular Spectrum Analysis; Non-Parametric Approach

## Abstrak

Fluktuasi harga saham di pasar saham dipengaruhi banyak faktor mikro dan makro, termasuk perubahan lingkungan finansial yang pada umumnya bersifat *unpredictable* dan tidak semua faktor tersebut dapat dikendalikan oleh pelaku perdagangan saham. Pada sisi yang lain, informasi harga saham sangat diperlukan oleh para pembeli atau penjual saham. Peramalan harga saham merupakan salah satu teknik analisis untuk mendapatkan prediksi harga saham berdasarkan historis harga saham sebelumnya. Harga saham pembukaan dan penutupan (*open price and close price*) merupakan informasi penting pada perdagangan saham. Harga saham pembukaan dapat mempengaruhi pergerakan menuju harga penutupan, dan harga penutupan menjadi informasi penting untuk harga pembukaan hari berikutnya. Dalam analisis teknikal, relasi kedua harga saham tersebut dapat bersifat parametrik maupun non-parametrik. Penelitian ini membahas analisis prediksi harga saham tersebut melalui pendekatan non-parametrik menggunakan metode *multivariate singular spectrum analysis* dengan pertimbangan bahwa kedua harga saham tersebut berada pada sistem dan waktu yang bersamaan. Evaluasi performansi menggunakan *mean absolute percentage error* menunjukkan bahwa metode *multivariate singular spectrum analysis* mampu menghasilkan prediksi harga pembukaan dan penutupan dengan tingkat kesalahan masing-masing sebesar 3.18% dan 3.21%. Sehingga metode tersebut dapat digunakan sebagai alternatif untuk peramalan harga saham secara serentak.

**Kata Kunci:** Peramalan Harga Saham; Model Multivariat; Singular Spectrum Analysis; Pendekatan Non-Parametric

## 1. Pendahuluan

Harga saham pada pasar saham pada umumnya memiliki karakteristik dinamis, non-linier, tidak stabil, dan tidak mudah diperkirakan. Harga saham dapat berubah dari menit ke menit dalam satu hari bergantung pada penawaran dan permintaan pasar (Adnyana, 2020; Vijh *et al.*, 2020). Perubahan atau fluktuasi harga saham dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor, antara lain aksi perusahaan (seperti akuisisi, *merger*, pembelian saham baru, dan divestasi saham), kinerja perusahaan (seperti hutang

dividen, rasio hutang, laba per saham, dan level keuntungan), kebijakan pemerintah (seperti kebijakan impor ekspor, kebijakan investasi asing, dan kebijakan hutang asing), nilai tukar mata uang, kondisi makro (seperti inflasi, tingkat suku bunga, dan tingkat pengangguran), sentimen dan rumor pasar, stabilitas politik dan ekonomi, serta manipulasi pasar (Syukur dan Marjuni, 2020). Informasi harga saham sangat diperlukan bagi para pemain pasar saham, baik para penjual (*trader*) maupun pembeli (*buyer*). Pemegang saham memerlukan informasi

\*) Penulis korespondensi: aris.marjuni@dsn.dinus.ac.id

harga terbaik untuk menjual saham agar supaya mendapatkan keuntungan, untuk mendapatkan modal baru atau dana segar (*fresh capital*), atau diperkirakan saham tersebut mengalami tren penurunan sehingga tidak merugi di waktu mendatang. Penjualan saham pada umumnya dilakukan pada saat harga saham mengalami tren kenaikan. Sebaliknya, pembeli saham memerlukan informasi harga untuk pembelian saham pada saat informasi saham tertentu mengalami tren penurunan, atau saham tersebut diperkirakan memiliki tren profit yang lebih baik di waktu mendatang. Menentukan informasi harga terbaik saham di waktu mendatang tidaklah mudah karena perubahan harga saham dari waktu ke waktu dipengaruhi oleh banyak faktor dan sulit diprediksi secara pasti. Hingga saat ini belum ada teori yang dapat menjelaskan secara pasti karakteristik perubahan dan perbedaan harga antara saham yang satu dengan saham lainnya (Valenzuela *et al.*, 2019). Namun demikian, ketersediaan informasi harga-harga saham masa lalu memberikan peluang secara teoritis untuk dapat dianalisis, diprediksi, dan digunakan sebagai bahan pertimbangan informasi harga saham di waktu mendatang. Prediksi harga saham yang baik diharapkan dapat dipergunakan sebagai pertimbangan untuk melakukan penjualan atau pembelian saham.

Peramalan (*forecasting*) harga saham merupakan salah satu kajian penelitian yang sangat populer untuk mendapatkan harga prediksi saham dengan memanfaatkan teknik-teknik statistik dan komputasi. Beberapa teknik dan analisis deret waktu (*time series*) berbasis statistik telah dikembangkan untuk prediksi harga saham, seperti *autoregressive integrated moving average*, *generalized autoregressive conditional heteroscedasticity*, dan *multivariate regression* (Abreau *et al.*, 2019). Teknik analisis deret waktu harga saham semakin menunjukkan perkembangan yang sangat cepat dan signifikan sejak mulai berkembangnya teknik-teknik *data mining* dan *machine learning* (Wiranata dan Djunaidy, 2021; Shen dan Shafiq, 2020). Beberapa teknik prediksi pada data deret waktu menggunakan kedua pendekatan tersebut, antara lain *self-organizing map neural network* dan *genetic programming* (Tsai *et al.*, 2018), *conditional predictions* (Ogrosky *et al.*, 2019), *genetic algorithm*, *backpropagation neural network* dan *artificial neural networks* (Rajakumar *et al.*, 2019), *support vector regression* dan *support vector regression* (Lahmir, 2018). Teknik pendekatan populer lain yang mendapatkan banyak perhatian pada analisis deret waktu adalah teknik *singular spectrum analysis* (SSA) (Leles *et al.*, 2018). Teknik SSA tidak hanya digunakan untuk analisis deret waktu, namun juga dapat digunakan untuk mengintegrasikan beberapa teknik lain seperti statistik multivariat, sistem dinamis, dan pemrosesan sinyal deret waktu

(Suhartono *et al.*, 2019). Popularitas SSA juga ditunjukkan dari karakteristiknya yang bersifat non-parametrik, yang berarti bahwa SSA dapat diimplementasikan tanpa memerlukan berbagai asumsi seperti stasionaritas dan normalitas dari data secara statistik (Syukur dan Marjuni, 2020).

Secara teknis, SSA merupakan salah satu metode analisis deret waktu yang bertujuan menguraikan deret waktu menjadi sejumlah komponen yang bersifat independen, mudah ditafsirkan, dan memiliki kecenderungan yang tidak statis, seperti trend, oscillatory, dan noise (Leles *et al.*, 2018; Xiao *et al.*, 2019). Dari komponen-komponen tersebut, deret waktu direkonstruksi kembali dengan memilih trend dan komponen-komponen utama dari deret waktu. SSA merupakan metode analisis deret waktu yang memiliki kehandalan dalam menangani berbagai permasalahan yang melibatkan data deret waktu, seperti peramalan, pencarian trend simultan atas deret waktu yang berbeda-beda, penghalusan kurva trend, ekstraksi komponen musiman, ekstraksi siklus, pencarian struktur deret waktu jangka pendek, maupun untuk deteksi titik perubahan. Terdapat 2 (dua) jenis metode SSA, yaitu *univariate* SSA dan *multivariate* SSA (MSSA) (Saayman dan Klerk, 2019). *Univariate* SSA atau biasanya hanya disingkat sebagai SSA saja, bekerja pada deret waktu tunggal. Metode SSA beserta varian-varianannya telah banyak diterapkan pada analisis dan prediksi harga saham (Syukur dan Marjuni, 2020). Sedangkan MSSA bekerja pada beberapa deret waktu pada sistem yang bersamaan (Rodrigues dan Mahmoudvand, 2018). Untuk kasus-kasus dimana sebuah sistem melibatkan deret waktu majemuk (lebih dari satu), maka MSSA menjadi satu metode alternatif untuk analisis deret waktu. Penelitian ini membahas penerapan MSSA untuk prediksi harga saham menggunakan data multivariat.

Informasi harga saham pada pasar saham pada umumnya memiliki beberapa jenis harga pada setiap harinya, yaitu harga pembukaan (*open price*), harga tertinggi (*maximum*), harga terendah (*minimum*), dan harga penutupan (*close price*) (Stiawan, 2021). Harga tertinggi dan terendah merupakan besaran statistik dari pergerakan harga saham pada hari tersebut. Sedangkan harga pembukaan dan penutupan merupakan harga riil saham pada hari tersebut. Informasi harga pembukaan dan penutupan pada suatu hari tertentu merupakan informasi penting yang diperlukan oleh pelaku pasar saham untuk mempersiapkan aktivitas transaksi pada hari yang lain atau hari ke depan. Harga pembukaan pada umumnya dipengaruhi oleh harga penutupan hari sebelumnya, aksi-aksi korporat, maupun harga-harga komoditas yang relevan dengan produk saham. Harga penutupan mencerminkan informasi pelaku pasar pada saat perdagangan saham pada hari tersebut, dan biasanya digunakan sebagai harga acuan bagi para pemodal untuk berinvestasi menambah modal atau

melepas saham untuk menambah modal. Harga penutupan merupakan komponen harga paling penting untuk kepentingan analisis harga saham. Analisis deret waktu yang melibatkan kedua harga tersebut dapat dijadikan pertimbangan dalam pemodelan deret waktu *multivariate* karena kedua atribut bergerak pada sistem dan hari yang bersamaan, dan diduga saling memiliki keterkaitan. Atas pertimbangan adanya relevansi dari kedua harga tersebut di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan informasi prediksi atau peramalan harga saham secara *multivariate* berdasarkan harga pembukaan dan harga penutupan menggunakan metode MSSA.

## 2. Kerangka Teori

### 2.1. Multivariate Singular Spectrum Analysis (MSSA)

MSSA merupakan perluasan dari metode SSA. Metode SSA bekerja pada deret waktu tunggal, sedangkan MSSA bekerja pada sistem atau multi (dua atau lebih) deret waktu pada waktu dan sistem yang sama). Secara teknis, implementasi MSSA memiliki 2 (dua) tahapan utama, yaitu dekomposisi deret waktu (*decomposition*) menjadi komponen-komponen utama deret waktu dan rekonstruksi kembali (*reconstruction*) deret waktu tersebut menjadi model peramalan dengan memanfaatkan komponen utama deret waktu tersebut.

#### 2.1.1 Dekomposisi Deret Waktu

Dekomposisi deret waktu bertujuan untuk memisahkan deret waktu melalui struktur trayektori menjadi komponen-komponen utama deret waktu yang dapat diinterpretasikan, seperti *trend*, *oscillation* atau *cycle*, maupun *noise*. Tahapan dekomposisi sistem deret waktu ini dilakukan melalui 2 (dua) proses, yaitu penyematan deret waktu (*time series embedding*) untuk membentuk matriks trayektori Hankel dan dilanjutkan dengan dekomposisi untuk mendapatkan komponen utama deret waktu.

Misalkan diketahui  $P$  deret waktu berukuran  $N$ , yaitu  $X = (x_j^{(p)} : p = 1, 2, \dots, P; j = 1, 2, \dots, N)$ , proses penyematan deret waktu dilakukan melalui pemetaan atau transformasi vektor deret waktu  $X^{(p)} = (x_1^{(p)}, x_2^{(p)}, \dots, x_N^{(p)})$  menjadi matriks multidimensi  $[Y_1^{(p)}, Y_2^{(p)}, \dots, Y_K^{(p)}]$ , dengan  $Y_j^{(p)} = (x_j^{(p)}, x_{j+1}^{(p)}, \dots, x_{j+M-1}^{(p)})^T \in \mathbb{R}^M$ ,  $M$  adalah *window length* ( $2 \leq M \leq N$ ) untuk setiap deret waktu dan  $K = N - M + 1$  (Mao dan Shang, 2019). Proses penyematan deret waktu ini menghasilkan matriks trayektori Hankel  $Y^{(p)} = [Y_1^{(p)}, \dots, Y_M^{(p)}]$ . Sehingga untuk semua  $P$  deret waktu diperoleh blok matriks trayektori Hankel  $Y^{(p)}$  ( $p = 1, 2, \dots, P$ ) yang didefinisikan sebagai sebagai  $Y$  berukuran  $M \times PK$ , sebagaimana pada (1).

$$Y = [Y^{(1)T} Y^{(2)T} \dots Y^{(P)T}]$$

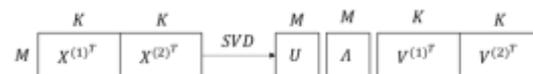
Setelah proses pembentukan matriks trayektori melalui penyematan deret waktu, proses selanjutnya adalah dekomposisi matriks trayektori Hankel untuk mendapatkan komponen-komponen utama deret waktu yaitu nilai-nilai *eigenvalue* dan *eigenvector* (*eigendecomposition*) (Mao dan Shang, 2019). Proses dekomposisi ini dilakukan menggunakan metode *singular value decomposition* (SVD) yang menghasilkan 3 (tiga) komponen matriks, yaitu matriks  $U$ ,  $S$ , dan  $V$ , dengan formula pada (2).

$$Y = \sqrt{\alpha} U \Lambda V^T$$

dimana  $\alpha$  adalah faktor normalisasi sebesar  $PK$ ,  $U$  adalah matriks singular kiri berukuran  $M \times M$ ,  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$  adalah matriks diagonal *eigenvalue* ( $\lambda_i$ ) dari  $Y$ , sedangkan matriks  $V$  adalah matriks singular kanan berukuran  $PK \times M$  yang memuat  $P$  sub-series  $V_D$  berukuran  $K \times M$  dan bersesuaian dengan tiap deret  $X^{(p)}$ . Matriks  $V^T$  selanjutnya dapat diformulasikan pada (3).

$$V^T = [V^{(1)T} V^{(2)T} \dots V^{(P)T}]$$

Skema dekomposisi matriks trayektori untuk kasus 2 (dua) deret waktu disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. SVD untuk 2 (dua) deret waktu

(Mao dan Shang, 2019)

#### 2.1.2 Rekonstruksi Deret Waktu

Tahapan dekomposisi bertujuan untuk memisahkan deret waktu melalui struktur trayektori menjadi komponen-komponen utama deret waktu melalui pengelompokan deret waktu (*grouping*) dan perataan diagonal (*diagonal averaging*). Proses pengelompokan dilakukan berdasarkan nilai komponen utama (*principal components*) dan bertujuan untuk penguraian matriks menjadi kelompok-kelompok (*groups*) yang saling terpisah kemudian menjumlahkan matriks-matriks tersebut dalam setiap kelompoknya (Mao dan Shang, 2019). Misal  $D = \{d_1, \dots, d_m\}$  adalah sekumpulan elemen  $d_1, \dots, d_m$ , maka matriks  $Y_D$  yang bersesuaian dengan  $D$  didefinisikan sebagai  $Y = Y_{d_1} + Y_{d_2} + \dots + Y_{d_m}$ . Kontribusi elemen  $Y_D$  dihitung sesuai proporsi *eigenvalue* sebesar  $\sum_{d \in D} \lambda_d / \sum_{d=1}^M \lambda_d$ . Selanjutnya, matriks rekonstruksi deret waktu untuk grup  $D$  tersebut, yaitu matriks  $R_D$  berukuran  $M \times PK$ , diformulasikan pada (4).

$$R_D = \sqrt{\alpha} U \Lambda_D V^T$$

Proses berikutnya berupa perataan diagonal yang bertujuan untuk mengkonversi deretan waktu yang sudah dipisah-pisahkan ( $R_{(p)}$ ) ke deret waktu awal yang berukuran  $P \times N$  (Mao dan Shang, 2019). Dalam hal ini terdapat  $P$  submatriks berukuran  $M \times K$  yang dikelompokkan kembali. Misal  $R_D$  adalah submatriks dengan komponen

$r_{ij}^{(p)}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq K$ . Misal  $m^* = \min(M, K)$  dan  $k^* = \max(M, K)$ . Sebelum rekonstruksi deret waktu, terlebih dahulu dilakukan Hankelization, yaitu jika  $M < K$  maka  $r_{ij}^* = r_{ij}^{(p)}$  dan  $r_{ij}^* = r_{ji}^{(p)}$ . Selanjutnya, deret waktu direkonstruksi melalui rata-rata diagonal matriks  $\tilde{x}_j^{(p)}$  berdasarkan formulasi pada (5).

$$\tilde{x}_j^{(p)} = \begin{cases} \frac{1}{j} \sum_{t=1}^j r_{t,j-t+1}^*; 1 \leq j < m^* \\ \frac{1}{m^*} \sum_{t=1}^{m^*} r_{t,j-t+1}^*; m^* \leq j < k^* \\ \frac{1}{N-j+1} \sum_{t=j-k^*+1}^{N-k^*+1} r_{t,j-t+1}^*; k^* \leq j < N \end{cases} \quad (5)$$

Rata-rata diagonal dihitung untuk semua matriks  $R_p$  dan selanjutnya digunakan untuk rekonstruksi matriks deret waktu multivariat  $\tilde{x}$  sebagaimana dinyatakan pada (6).

$$X = \tilde{x}^p = (\tilde{x}_1^{(p)}, \tilde{x}_2^{(p)}, \dots, \tilde{x}_N^{(p)}) \quad (6)$$

### 3. Metode

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan metode eksperimen untuk mengevaluasi metode MSSA yang digunakan untuk peramalan harga saham. Tahapan-tahapan utama: penyiapan *dataset*, analisis deret waktu, proses peramalan, dan evaluasi kinerja model berdasarkan hasil peramalan.

#### 3.1. Penyiapan Data (Data Preparation)

Data yang akan digunakan untuk eksperimen adalah data deret waktu, dan dipilih salah satu data publik harga saham harian yang diunduh dari *website* Yahoo! Finance, yaitu data deret waktu harga saham harian PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRIJK) pada periode tanggal 01/01/2021 hingga 31/05/2022 dalam mata uang Rupiah (IDR) dengan alamat URL: <https://finance.yahoo.com/quote/BMRIJK/>. Dataset memiliki 341 *records* dengan 6 (enam) atribut, yaitu *open*, *high*, *low*, *close*, *adj. close*, dan *volume*. Dalam eksperimen ini hanya mengambil 2 (dua) atribut, yaitu *open price* dan *close price* sebagai studi kasus atribut *multivariate* dua deret waktu pada sistem yang sama.

Data deret waktu dari kedua atribut tersebut dinyatakan pada Tabel 1. Penelitian ini menggunakan data secara langsung (*as-is*) yang diunduh dari sumber data. Tidak terdapat pra-pemrosesan data secara khusus dalam eksperimen ini, kecuali hanya penghapusan data yang tidak lengkap untuk memastikan keseragaman dalam deret waktu seluruh atribut berada dalam jangka waktu yang bersamaan.

Dari data tersebut dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu 308 data dari data harga saham selama 12 bulan pada periode tanggal 01/01/2021 hingga 31/03/2022 digunakan untuk evaluasi model, sedangkan 33 data dari 2 data harga saham selama bulan pada periode

tanggal 01/04/2022 hingga 31/05/2022 digunakan untuk peramalan dan pengujian model.

Tabel 1. Data harga saham harian PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRIJK) periode: 01/01/2021-31/05/2022 (dalam satuan Rupiah / IDR)

No.	Tanggal	Open Price	Close Price
1.	04/01/2021	6350	6500
2.	05/01/2021	6550	6425
3.	06/01/2021	6425	6425
4.	07/01/2021	6450	6475
5.	08/01/2021	6475	6550
6.	11/01/2021	6575	6850
7.	12/01/2021	6900	6950
8.	13/01/2021	7050	6925
9.	14/01/2021	7050	6850
10.	15/01/2021	6875	6725
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
335.	19/05/2022	7800	7900
336.	20/05/2022	7950	8000
337.	23/05/2022	8050	7875
338.	24/05/2022	7950	7925
339.	25/05/2022	7900	7850
340.	27/05/2022	8000	8100
341.	30/05/2022	8200	8200

#### 3.2. Analisis Deret Waktu dan Peramalan (Time Series Analysis and Forecasting)

Berdasarkan data yang telah dikumpulkan, kemudian dilakukan analisis deret waktu multivariat untuk *open price* dan *close price* menggunakan metode MSSA. Berdasarkan kerangka teori MSSA yang telah dijelaskan sebelumnya, maka tahapan-tahapan pada analisis deret waktu menggunakan metode MSSA dapat diringkas pada Gambar 2.

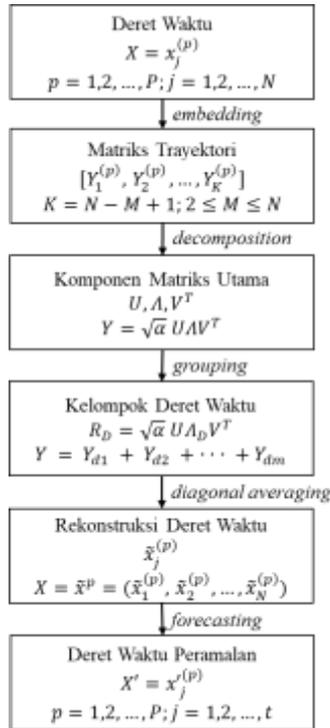
Tahapan *embedding* merupakan penyematan deret waktu untuk membentuk matriks trayektorii sebagaimana pada (1). Tahapan *decomposition* dilakukan untuk mendapatkan matriks komponen utama dari matriks trayektorii sebagaimana pada (2) dan (3). Selanjutnya, tahapan *grouping* dilakukan untuk mendapatkan kelompok deret waktu sebagaimana pada (4) dan dilanjutkan perataan diagonal pada setiap kelompok menggunakan (5) untuk mendapatkan matriks rekontruksi deret waktu. Terakhir, dari rekonstruksi deret waktu tersebut kemudian digunakan untuk peramalan pada periode waktu  $t$ .

#### 3.3. Evaluasi Kinerja (Performance Evaluation)

Berdasarkan hasil peramalan, selanjutnya dilakukan evaluasi performansi model MSSA dengan melakukan perbandingan antara data peramalan dan data aktual untuk setiap variabel. Performansi model diukur dengan besaran *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yaitu dengan cara menghitung rata-rata dari total kesalahan relatif antara nilai aktual dengan nilai peramalan (Xiao *et al.*, 2019), yang diformulasikan pada (7).

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \quad (7)$$

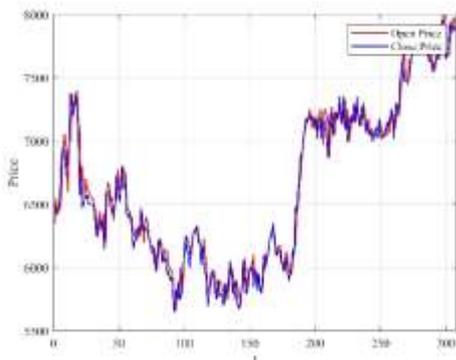
dimana  $N$  adalah panjang deret waktu,  $Y_t$  adalah nilai aktual deret waktu, dan  $\hat{Y}_t$  adalah nilai peramalan deret waktu pada periode waktu  $t$ . Semakin kecil nilai MAPE menunjukkan tingkat kesalahan yang semakin kecil atau memiliki akurasi yang lebih baik.



Gambar 2. Tahapan analisis deret waktu MSA

**4. Hasil dan Pembahasan**

Data deret waktu untuk evaluasi model MSA dalam penelitian ini merupakan data harga saham harian, yaitu *open price* dan *close price* PT Bank Mandiri (Persero) Tbk (BMRI.JK) pada periode tanggal 01/01/2021 hingga 31/03/2022 dengan jumlah data sebanyak 308 buah. Visualisasi dari data deret waktu tersebut disajikan pada Gambar 3.

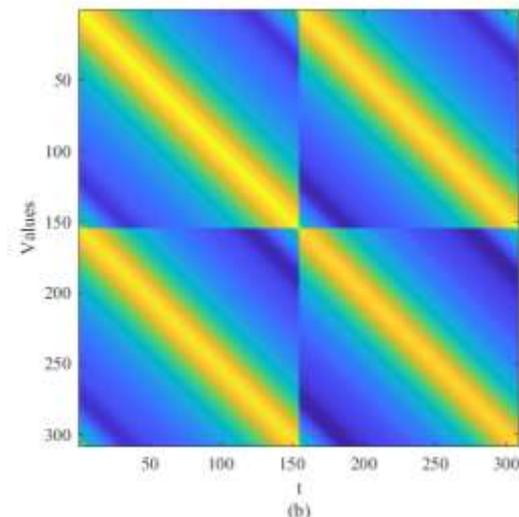
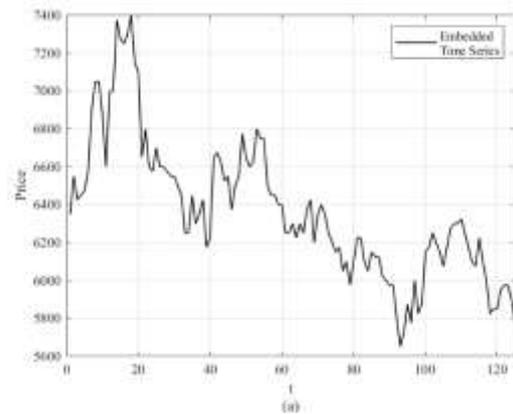


Gambar 3. Plot deret waktu *open price* dan *close price*

Tahap awal dari implementasi model MSA adalah penyematan deret waktu yang diawali dengan transformasi deret waktu menjadi deret waktu multidimensi dengan *window length*  $M$  maksimum

sebesar  $N/2$  (Jin *et al.*, 2021). Penyematan deret waktu ini pada umumnya merupakan prosedur standar dalam analisis time series, karena kedalaman dan akurasi analisis dipengaruhi oleh panjang pendeknya deret waktu yang ditanamkan dalam pembentukan matriks trayektori. Dengan panjang deret waktu  $N = 308$  maka diperoleh *window length* sebesar  $M = 154$ , sehingga akan menghasilkan deret waktu yang disematkan berukuran maksimum sebesar  $K = N - M + 1 = 155$ .

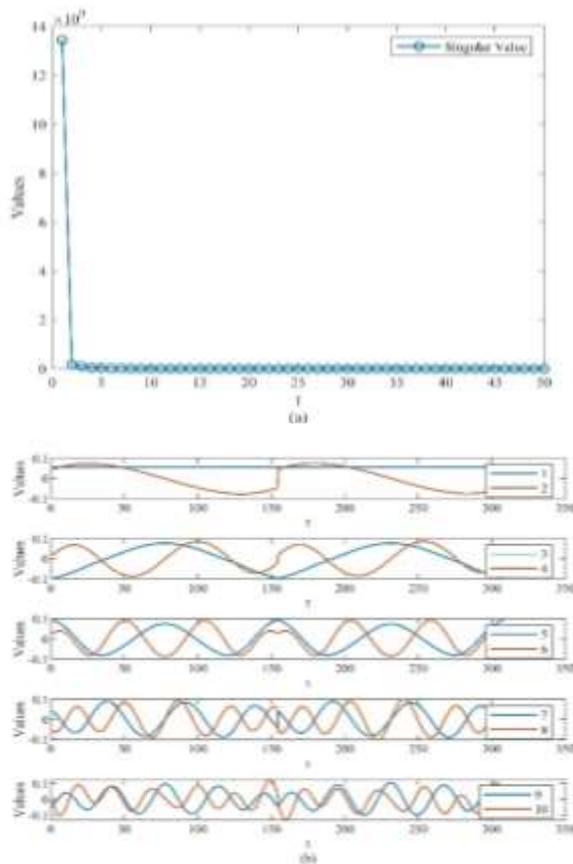
Penyematan deret waktu tersebut menghasilkan matriks trayektori berupa matriks *Hankel*, yaitu matriks bujur sangkar dengan nilai setiap diagonal (dari arah kiri naik ke kanan) adalah konstan. Visualisasi deret waktu yang disematkan dan kovarian matriks trayektori yang dihasilkan dari deret waktu multivariat disajikan pada Gambar 4. Tahapan berikutnya adalah dekomposisi komponen utama dari matriks trayektori untuk memperoleh nilai *eigenvalue* dan *eigenvector* atau *eigendecomposition* menggunakan SVD.



Gambar 4. (a) Plot deret waktu tertanam, (b) Plot kovarian matriks trayektori

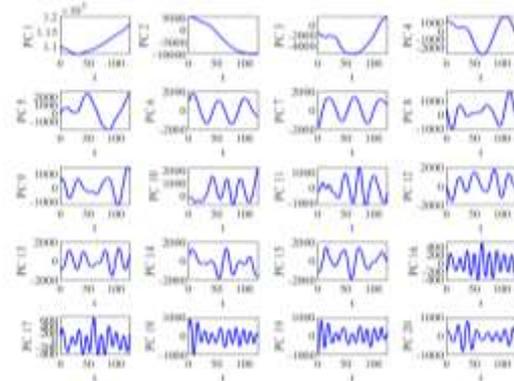
Dari *eigendecomposition* ini diperoleh matriks *singular value* berisikan 308 nilai *eigenvalue* yang terurut dari besar ke kecil pada diagonal utama dan matriks *singular vector* yang berisi nilai-nilai

*eigenvector* yang bersesuaian dengan setiap nilai *eigenvalue*. Matriks *singular value* yang diperoleh berupa matriks bujur sangkar berukuran  $308 \times 1$ , dan matriks singular vektor berukuran  $308 \times 308$  yang merepresentasikan jumlah komponen deret waktu yang terbentuk. Plot nilai *eigenvalue* dan visualisasi 10 *eigenvector* dari matriks trayektori disajikan pada Gambar 5. Nilai -nilai *eigenvalue* dan *eigenvector* dari dekomposisi matriks trayektori selanjutnya digunakan untuk menentukan nilai-nilai komponen utama (*principal components*) pada tahapan rekonstruksi deret waktu. Komponen utama deret waktu diproyeksikan pada setiap *eigenvector*. Pasangan dari *eigenvalue* dan komponen utama yang bersesuaian membentuk osilasi dari deret waktu.

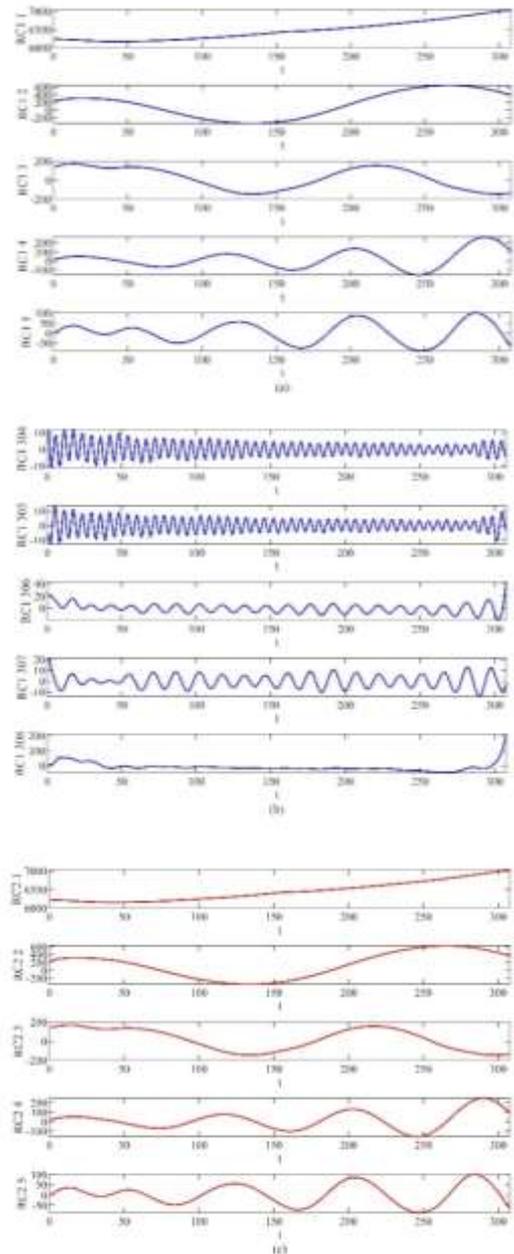


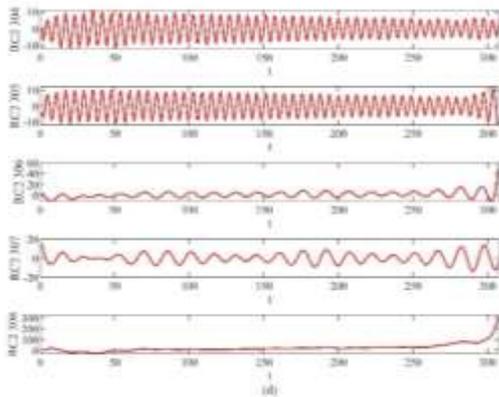
Gambar 5. (a) Plot 50 *eigenvalue* pertama, (b) Plot 5 *eigenvector* pertama

Setiap pasangan dapat merepresentasikan karakteristik dari deret waktu, seperti jenis deret waktu non-linier maupun fluktuasi harmonik. Vektor *eigenvalue* dan *eigenvector* yang membentuk komponen utama memiliki struktur yang bersifat temporal sehingga kedua vektor juga merepresentasikan karakteristik sebuah deret waktu.



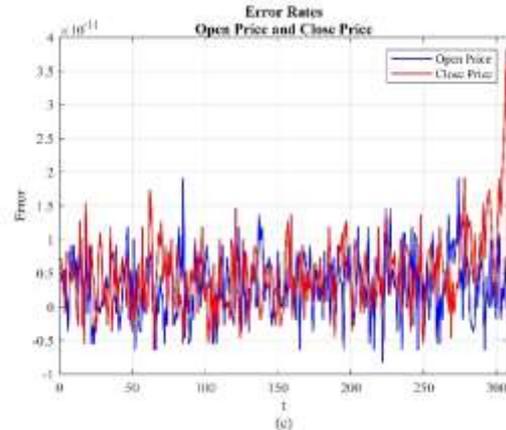
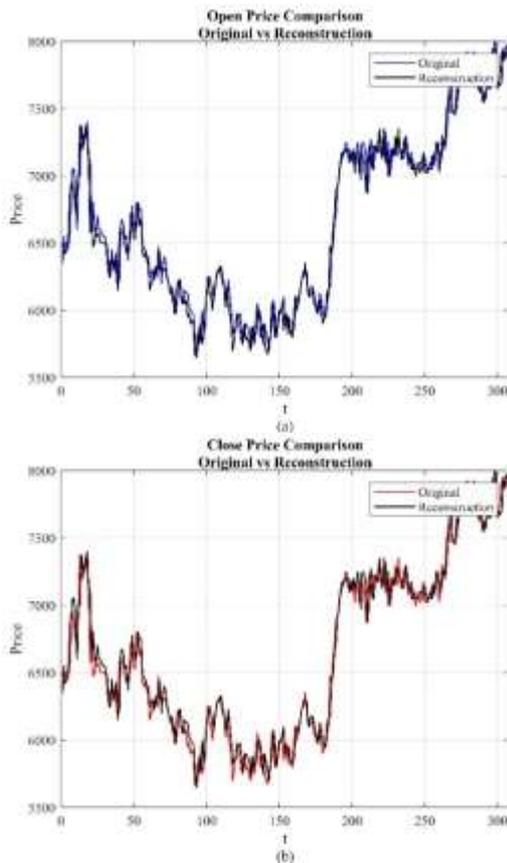
Gambar 6. Plot 20 *principle component* pertama





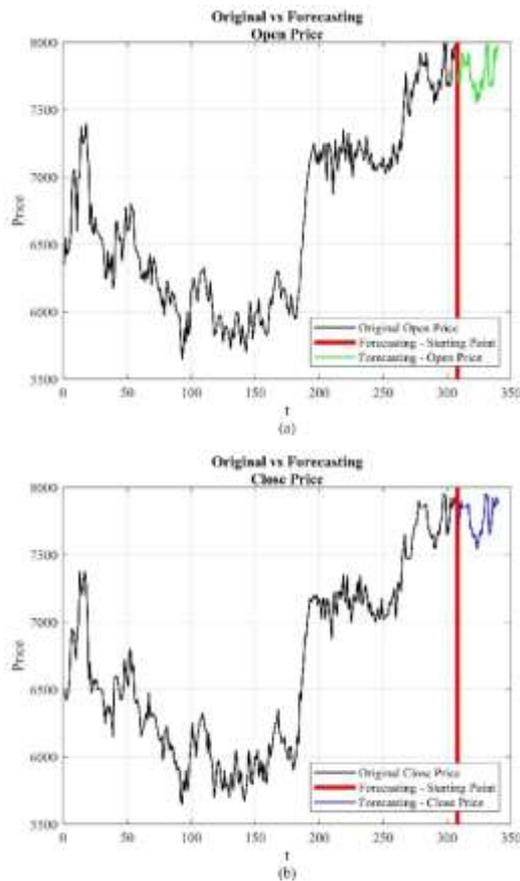
Gambar 7. (a) Plot 5 RC1 pertama, (b) Plot 5 RC1 terakhir, (c) Plot 5 RC2 pertama, (d) Plot 5 RC2 terakhir

Inversi dari komponen utama dan *eigenvector* selanjutnya digunakan untuk rekonstruksi deret waktu. Visualisasi 20 nilai komponen utama pertama berdasarkan masing-masing *eigenvector* disajikan pada Gambar 6. Tahapan berikutnya adalah rekonstruksi deret waktu menggunakan formulasi pada (4), yang diperoleh dari multiplikasi nilai *eigenvector* terhadap nilai komponen utama.



Gambar 8. (a) Plot deret waktu *original* dan *reconstruction* untuk *open price*, (b) Plot deret waktu *original* dan *reconstruction* untuk *close price*, (c) Plot tingkat kesalahan *reconstruction* untuk *open price* dan *close price*

Rekonstruksi ini juga menghasilkan pemisahan deret waktu, yaitu deret waktu pertama (*open price*) dan deret waktu kedua (*close price*). Selanjutnya, *diagonal averaging* pada matriks ini diperoleh komponen-komponen rekonstruksi untuk masing-masing deret waktu. Langkah ini bersesuaian dengan Hankelization pada (5). Gambar 7 menampilkan sampel komponen rekonstruksi deret waktu pada kelompok deret waktu *open price* (RC1) dan *close price* (RC2). Tahapan terakhir dari implementasi MSSA adalah menggabungkan seluruh komponen rekonstruksi menjadi deret waktu multivariat yang utuh, sebagaimana diformulasikan pada (6). Hasil rekonstruksi deret waktu tersebut disajikan pada Gambar 8, dan menunjukkan bahwa rekonstruksi deret waktu multivariat memberikan pola deret waktu yang mendekati deret waktu aktual (*original*), baik untuk deret waktu *open price* (Gambar 8(a)) dan *close price* (Gambar 8(b)). Model rekonstruksi deret waktu selanjutnya dapat digunakan untuk peramalan. Pada studi ini, peramalan *open price* dan *close price* selama 33 hari dari deret waktu asal, yaitu periode 01/04/2022 hingga 31/05/2022 (tidak termasuk hari libur). Grafik peramalan dinyatakan pada Gambar 9, dengan titik awal mulai 01/04/2022, dengan peramalan untuk *open price* (warna hijau) pada Gambar 9(a) dan peramalan untuk *close price* (warna biru) pada Gambar 9(b).



Gambar 9. Perbandingan deret waktu original dan peramalan (a) *open price* (b) *close price*

Hasil peramalan untuk periode tanggal 01/04/2022 hingga 31/05/2022 dinyatakan pada Tabel 2. Tabel 2 juga menyajikan perbandingan antara harga saham aktual dengan harga peramalan untuk *open price* dan *close price*, sekaligus tingkat kesalahan (*error rate*) dan nilai MAPE dari kedua harga saham pada rentang waktu peramalan.

Tabel 2. Actual Price (A), Forecast Price (F), dan Error Rate (E) dari *Open Price* dan *Close Price* pada Periode: 01/04/2022 hingga 31/05/2022

Date	Open Price			Close Price		
	A	F	E (%)	A	F	E (%)
01/04	7900	7700	2,53	7875	7725	1,90
04/04	7825	7775	0,64	7825	7800	0,32
05/04	7800	7700	1,28	7825	7900	0,96
06/04	7800	7800	0,00	7675	7850	2,28
07/04	7675	7925	3,26	7700	7850	1,95
08/04	7800	7875	0,96	7700	7850	1,95
11/04	7700	7825	1,62	7675	7850	2,28
12/04	7675	7850	2,28	7700	7875	2,27
13/04	7675	7825	1,95	7725	7875	1,94
14/04	7725	7925	2,59	7675	7700	0,33
18/04	7675	7725	0,65	7625	7700	0,98
19/04	7625	7725	1,31	7575	7650	0,99
20/04	7650	7675	0,33	7850	7625	2,87
21/04	8000	7650	4,38	8300	7650	7,83
22/04	8200	7700	6,10	8275	7550	8,76
25/04	8200	7550	7,93	8225	7550	8,21
26/04	8250	7625	7,58	8350	7625	8,68
27/04	8275	7575	8,46	8225	7675	6,69
28/04	8775	7700	12,25	8950	7650	14,53

Date	Open Price			Close Price			
	A	F	E (%)	A	F	E (%)	
09/05	8625	7725	10,43	8325	7750	6,91	
10/05	7825	7650	2,24	8100	7775	4,01	
11/05	8100	7800	3,70	8000	7950	0,63	
12/05	7975	7800	2,19	7875	7950	0,95	
13/05	7875	8000	1,59	7800	7925	1,60	
17/05	7800	7975	2,24	7850	7650	2,55	
18/05	7975	7675	3,76	7900	7675	2,85	
19/05	7800	7700	1,28	7900	7775	1,58	
20/05	7950	7675	3,46	8000	7925	0,94	
23/05	8050	7700	4,35	7875	7850	0,32	
24/05	7950	7950	0,00	7925	7875	0,63	
25/05	7900	7875	0,32	7850	7925	0,96	
27/05	8000	7975	0,31	8100	7875	2,78	
30/05	8200	7950	3,05	8200	7900	3,66	
MAPE			3,18	MAPE			3,21

## 5. Kesimpulan

Penelitian ini menerapkan metode MSSA untuk peramalan harga saham pembukaan (*open price*) dan penutupan (*close price*) secara serentak. Pemilihan *open price* dan *close prices* untuk membangun model MSSA dilakukan dengan pertimbangan bahwa kedua harga saham tersebut berjalan pada waktu dan sistem yang bersamaan. Dalam hal ini, *open price* di awal sesi perdagangan bergerak menuju *close price* pada akhir sesi perdagangan. Di sisi yang lain, kedua jenis harga saham tersebut memiliki karakteristik yang berbeda namun saling mempengaruhi. Sehingga peramalan kedua jenis harga saham menggunakan satu model MSSA secara serentak dirasakan lebih efisien untuk kepentingan analisis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MSSA memberikan performansi hasil peramalan *open price* dan *close price* dengan tingkat kesalahan di bawah 5% berdasarkan nilai MAPE, yaitu masing-masing sebesar 3,18% dan 3,21%. Berdasarkan hasil tersebut maka dapat disimpulkan bahwa model MSSA dapat dipergunakan sebagai alternatif acuan untuk analisis dan peramalan beberapa variabel deret waktu serentak yang berjalan pada sistem yang bersamaan.

Namun demikian, penerapan model MSSA pada studi ini masih perlu ditingkatkan, terutama pada pemilihan besaran *window length* untuk menentukan ukuran deret waktu yang disematkan (*embedded time series*) pada tahapan dekomposisi dan rekonstruksi deret waktu. Pada studi ini, *window length* yang digunakan sebesar maksimum dari setengah ukuran deret waktu aktual dengan menggunakan dasar dari kajian literatur yang sudah ada. Pada studi ini belum dilakukan pembahasan apakah ukuran *window length* yang dipilih tersebut telah mampu menghasilkan model MSSA dengan tingkat kesalahan optimum atau belum. Isu ini dapat digunakan sebagai bahan studi lanjutan (*future works*) guna menetapkan panjang *window length* terbaik untuk penyematkan deret waktu pada tahapan pemodelan MSSA.

**Daftar Pustaka**

- Abreau, R.J., Souze, R.M., Oliveira, J.G., 2019. Applying Singular Spectrum Analysis and ARIMA-GARCH for forecasting EUR/USD exchange rate. *Revista de Administração Mackenzie* 20 (4), 1–32.
- Adnyana, I.M., 2020. Manajemen Investasi dan Portofolio. Lembaga Penerbitan Universitas Nasional, Jakarta.
- Jin, X., Liu, X., Guo, J., Shen, Y., 2021. Multi-channel singular spectrum analysis on geocenter motion and its precise prediction. *Sensors* 21 (4), 1–15.
- Lahmiri, S., 2018. Minute-ahead stock price forecasting based on singular spectrum analysis and support vector regression. *Applied Mathematics and Computation* 320, 444–451.
- Leles, M.C.R., Mozelli, L.A., Júnior, C.L.N., Sbruzzi, E.F., Guimarães, H.N., 2018. Study on singular spectrum analysis as a new technical oscillator for trading rules design. *Fluctuation and Noise Letters* 17 (4), 1–21.
- Mao X., Shang, P., 2019. Multivariate singular spectrum analysis for traffic time series,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 526, 121063:1–13.
- Ogrosky, H.R., Stechmann, S.N., Chen, N., Majda, A.J., 2019. Singular spectrum analysis with conditional predictions for real-time state estimation and forecasting. *Geophysical Research Letters* 46 (3), 1851–1860.
- Rajakumar, M.P., Jegatheesan, R., Chandy, R., Sampath, T., 2019. Prediction of stock prices using unstructured and semi-structured qualitative data - a neural network approach. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems* 12 (2), 156–169.
- Rodrigues, P.C., Mahmoudvand, R., 2018. The benefits of multivariate singular spectrum analysis over the univariate version,” *Journal of The Franklin Institute* 355 (1), 544–564.
- Saayman A., Klerk, J.de, 2019. Forecasting tourist arrivals using multivariate singular spectrum analysis,” *Tourism Economics* 25 (3), 330–354.
- Shen, J., Shafiq, M.O., 2020. Short-term stock market price trend prediction using a comprehensive deep learning system. *Journal of Big Data* 7 (66), 1–33.
- Stiawan, E., 2021. Pasar Modal Syariah. CV Sinar Jaya Berseri, Bengkulu.
- Suhartono, Setyowati, E., Salehah, N.A., Lee, M.H., Rahayu, S.P., Ulama, B.S.S., 2019. A hybrid singular spectrum analysis and neural networks for forecasting inflow and outflow currency of Bank Indonesia. In: *Communications in Computer and Information Science*, vol. 937. Springer, Singapore, 3–18.
- Syukur, A., Marjuni, A., 2020. Stock price forecasting using univariate singular spectral analysis through Hadamard transform. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems* 13 (2), 96–107.
- Tsai, M.C., Cheng, C.H., Tsai, M.I., Shiu, H.Y. Forecasting leading industry stock prices based on a hybrid time-series forecast model. *PLoS One* 13 (12), 1–24.
- Valenzuela, O., Rojas, F., Pomares, H., Rojas, I., 2019. *Theory and Applications of Time Series Analysis*. Springer Cham, Switzerland.
- Vijh, M., Chandola, D., Tikkiwal, V.A. dan Kumar, A., 2020. Stock closing price prediction using machine learning techniques. *Procedia Computer Science* 167 (2019), 599–606.
- Wiranata, R.B., Djunaidy, A., The stock exchange prediction using machine learning techniques: a comprehensive and systematic literature review. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika* 14 (2), 91–112.
- Xiao, J., Zhu, X., Huang, C., Yang, X., Wen, F., Zhong, M., 2019. A new approach for stock price analysis and prediction based on SSA and SVM. *International Journal of Information Technology & Decision Making* 18 (1), 287–310.