

Perbandingan Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Prediksi Harga Saham BBRI pada Dataset 2019–2026

Wahyu Dedy Setiyawan, Andy Haryoko*, Amaludin Arifia

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas PGRI Ronggolawe, Tuban, Indonesia

Email: 'wahyudedysetiyawan07@gmail.com, *andyharyoko@gmail.com, 'amaludinarifia@gmail.com

Email Korespondensi: andyharyoko@gmail.com

Submitted 11-05-2026; Accepted 09-06-2026; Published 30-06-2026

Abstrak

Penelitian ini membandingkan empat metode peramalan deret waktu Simple Moving Average (SMA), Double Moving Average (DMA), Single Exponential Smoothing (SES), dan Double Exponential Smoothing (DES/Holt) untuk memprediksi harga penutupan saham BBRI.JK. Dataset terdiri dari 1.768 observasi harian (Januari 2019 – Desember 2026), dibagi menjadi data training (80%) dan testing (20%). Parameter dioptimasi melalui grid search dengan minimisasi MAPE, lalu dievaluasi menggunakan tiga metrik: MAPE, MAE, dan RMSE. Hasil menunjukkan SES ($\alpha = 0,9$) sebagai model terbaik dengan MAPE 0,3763%, MAE Rp 14,93, dan RMSE Rp 24,31 jauh melampaui SMA (3,1591%), DMA (2,7561%), dan DES (3,6973%). Temuan ini memberikan rekomendasi metodologis bagi peneliti serta panduan praktis bagi investor di pasar modal emerging market dengan efisiensi mendekati bentuk lemah.

Kata Kunci: Moving Average; Exponential Smoothing; Prediksi Harga Saham; BBRI; MAPE; Time Series; Emerging Market

Abstract

This study compares four time series forecasting methods Simple Moving Average (SMA), Double Moving Average (DMA), Single Exponential Smoothing (SES), and Double Exponential Smoothing (DES/Holt) for predicting the closing stock price of BBRI.JK. The dataset comprises 1,768 daily observations spanning January 2019 to December 2026, split into training (80%) and testing (20%) sets. Each method's parameters were optimized via grid search minimizing MAPE, then evaluated across three metrics: MAPE, MAE, and RMSE. SES ($\alpha = 0.9$) emerged as the best-performing model, achieving a MAPE of 0.3763%, MAE of IDR 14.93, and RMSE of IDR 24.31 substantially outperforming SMA (3.1591%), DMA (2.7561%), and DES (3.6973%). These findings offer methodological guidance for researchers and practical insight for investors operating in emerging market equities with near weak-form efficiency.

Keywords: Moving Average; Exponential Smoothing; Stock Price Prediction; BBRI; MAPE; Time Series; Emerging Market

1. PENDAHULUAN

Pasar modal merupakan instrumen strategis pembangunan ekonomi nasional yang menghubungkan investor dengan emiten melalui mekanisme harga yang terbentuk secara pasar. Di Indonesia, Bursa Efek Indonesia (BEI) mengalami pertumbuhan signifikan dalam partisipasi investor ritel dalam lima tahun terakhir, mencerminkan meningkatnya literasi keuangan masyarakat. Sektor perbankan menjadi salah satu kontributor terbesar dalam kapitalisasi pasar BEI, dengan saham-saham bank besar seperti PT Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI) secara konsisten masuk dalam daftar saham paling aktif diperdagangkan dan menjadi komponen utama indeks LQ45 dan IDX80. Data historis menunjukkan fluktuasi harga BBRI yang sangat signifikan: dari kisaran Rp 3.800 pada awal 2019, jatuh ke Rp 2.117 pada puncak pandemi COVID-19 (Maret 2020), kemudian pulih dan mencapai puncak Rp 6.400 pada 2024, sebelum terkoreksi kembali. Identifikasi *Death Cross* Oktober 2024 sebagai titik pembalikan tren signifikan pada saham BBRI menggunakan analisis *moving average* jangka pendek dan jangka panjang[1]. Volatilitas multi-siklus ini mencerminkan kompleksitas saham perbankan Indonesia sebagai *emerging market* yang dipengaruhi faktor makroekonomi, kebijakan moneter, dan sentimen global [2][3]

Pentingnya prediksi harga saham yang akurat semakin diakui dalam literatur keuangan komputasional. Banyak kajian menunjukkan bahwa metode statistik klasik seperti Moving Average (MA) dan Exponential Smoothing (ES) tetap relevan sebagai baseline yang efisien, interpretabel, dan berkebutuhan komputasi rendah. Tinjauan bibliometrik terhadap literatur Scopus mengkonfirmasi posisi MA dan ES sebagai metode yang tidak hanya mudah diimplementasikan, tetapi juga efektif untuk membandingkan dengan model-model yang lebih kompleks [4]. Penekanan utama dari banyak studi adalah bahwa MA dan ES tetap menjadi titik acuan yang kuat dalam evaluasi model-model pembelajaran mesin atau jaringan syaraf dalam konteks bursa saham [5][6]. Dalam survei komprehensif terhadap lebih dari 1.200 metode peramalan yang diterbitkan di *International Journal of Forecasting* mengkonfirmasi bahwa MA dan ES tetap kompetitif untuk deret waktu univariat[7]. *systematic review* menegaskan ES kompetitif atau bahkan superior untuk data saham non-musiman jangka pendek[8]. Pada pasar berkembang India menemukan ES memberikan *baseline* yang sulit dikalahkan oleh model ML dasar[9] pada kondisi pasar normal,

Berbagai penelitian terdahulu telah mengkaji prediksi harga saham BBRI menggunakan pendekatan teknikal seperti Moving Average (MA) dan Exponential Smoothing (ES). Penggunaan DMA dan DES pada data BBRI 2018–2020 menemukan DES lebih unggul, sedangkan pada data BBRI selama 9 bulan dilaporkan bahwa ES lebih baik dari MA, menunjukkan bahwa pemberian bobot lebih besar kepada observasi terbaru dalam konteks jangka pendek dapat meningkatkan akurasi prediksi harga saham pada periode tersebut. Penelitian yang membandingkan SES dengan LSTM pada data BBRI 2019–2024 menemukan bahwa SES menunjukkan kinerja yang kompetitif[10]. Dalam studi komparatif luas, ditemukan bahwa ES memberikan hasil yang kompetitif dibandingkan dengan machine learning pada data saham multi-sektor[11] [12] Membandingkan ARIMA dengan LSTM untuk peramalan harga saham dan menemukan bahwa

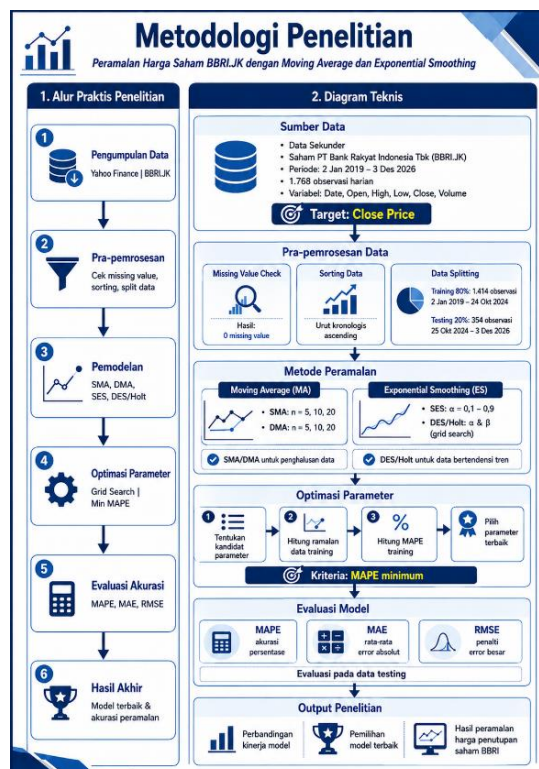
ARIMA tetap kompetitif pada kondisi pasar tertentu [13]. Studi-studi tersebut memberikan dasar empiris yang kuat, meskipun masing-masing memiliki keterbatasan yang belum terselesaikan [14]

Kajian literatur yang dilakukan secara sistematis mengidentifikasi tiga celah penelitian utama yang masih belum terakomodasi dalam studi-studi terdahulu. Pertama, pada aspek metodologis, belum terdapat penelitian yang secara komprehensif membandingkan berbagai varian metode *Moving Average* (MA), seperti *Simple Moving Average* (SMA) dan *Double Moving Average* (DMA), dengan metode *Exponential Smoothing* (ES), seperti *Single Exponential Smoothing* (SES) dan *Double Exponential Smoothing* (DES), sebagai metode *standalone* pada objek saham perbankan Indonesia yang sama dalam satu kerangka eksperimen yang terkontrol. Kesenjangan metodologis ini secara eksplisit juga diidentifikasi sebagai agenda prioritas penelitian di bidang peramalan deret waktu keuangan[4]. Kedua, dari aspek temporal, penelitian terdahulu mengenai saham BBRI masih menggunakan rentang data yang relatif terbatas[15]. Studi hanya memanfaatkan data selama periode 2018–2020[16], penelitian menggunakan data selama sembilan bulan[17], sedangkan penelitian yang memang mencakup data hingga tahun 2024[10], namun belum memasukkan periode *post-Death Cross* yang memiliki signifikansi penting terhadap dinamika pasar. Keterbatasan horizon observasi tersebut menyebabkan dataset yang digunakan belum mampu merepresentasikan kondisi multi-siklus pasar secara memadai[18]. Ketiga, pada aspek evaluasi model, sebagian besar penelitian sebelumnya masih terbatas pada penggunaan satu indikator akurasi, khususnya *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), tanpa mengimplementasikan pendekatan evaluasi *triple-metric*. Penggunaan metrik tunggal berpotensi menimbulkan bias interpretasi, mengingat MAPE memiliki kelemahan inheren ketika nilai aktual mendekati nol, sehingga validitas evaluasi model menjadi kurang komprehensif.

Berdasarkan identifikasi GAP analysis di atas, penelitian ini bertujuan untuk: (1) membandingkan akurasi SMA, DMA, SES, dan DES dalam memprediksi harga penutupan saham BBRI menggunakan dataset multi-siklus komprehensif 7 tahun; (2) mengidentifikasi metode dengan MAPE, MAE, dan RMSE terkecil secara simultan pada data *testing*; (3) menganalisis secara teoritis dan mekanistik penyebab keunggulan model terbaik; serta (4) memberikan rekomendasi metodologis berbasis bukti bagi peneliti dan rekomendasi praktis bagi investor. Kontribusi utama penelitian ini adalah analisis komparatif yang paling lengkap secara temporal dan metodologis untuk saham BBRI, sekaligus merekonsiliasi kontradiksi dalam peta sitasi mengenai supremasi MA versus ES pada pasar saham perbankan Indonesia yang bercirikan *near-weak-form efficiency*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis analisis deret waktu (*time series analysis*) dengan rancangan penelitian eksperimental-komparatif. Kerangka metodologis dirancang mengikuti alur enam tahap sistematis mulai dari pengumpulan data hingga penetapan model terbaik. Keenam tahap tersebut meliputi: (1) pengumpulan data, (2) pra-pemrosesan data, (3) pemodelan metode peramalan, (4) optimasi parameter melalui grid search, (5) evaluasi akurasi model, dan (6) penetapan model terbaik, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1



Gambar 1. Diagram Alur Metodologi Penelitian Peramalan Harga Saham BBRI.JK

2.1 Sumber Data dan Pengumpulan

Data yang digunakan adalah data sekunder berupa harga saham harian PT Bank Rakyat Indonesia Tbk dengan kode emiten BBRI.JK yang diperoleh dari platform Yahoo Finance melalui paket *quantmod* dalam lingkungan R versi 4.x. Yahoo Finance menyediakan data historis harga saham yang telah terstandarisasi, mencakup harga terkoreksi akibat *corporate action* (*stock split*, *dividen*), sehingga konsistensi data terjaga sepanjang periode pengamatan.

Dataset mencakup periode 2 Januari 2019 hingga 3 Desember 2026 dengan total 1.768 observasi hari bursa. Variabel target yang dimodelkan secara eksklusif adalah *Close Price* (harga penutupan), konsisten dengan standar praktik dalam literatur peramalan harga saham. Pemilihan *Close Price* didasarkan pada representasinya sebagai harga konsensus pasar di akhir sesi perdagangan yang mencerminkan seluruh informasi yang tersedia pada hari tersebut.

2.2 Pra-Pemrosesan Data

2.2.1 Pemeriksaan Missing Value

Inspeksi menyeluruh terhadap seluruh kolom dataset menunjukkan tidak terdapat *missing value* pada 1.768 observasi. Kondisi ini konsisten dengan karakteristik data Yahoo Finance yang secara otomatis mengecualikan hari libur bursa dari rekam jejak historis, sehingga tidak diperlukan prosedur imputasi data.

2.2.2 Pengurutan Kronologis

Data diurutkan secara *ascending* berdasarkan kolom Date untuk memastikan integritas urutan temporal, pengurutan kronologis adalah prasyarat fundamental dalam analisis deret waktu karena pelanggaran asumsi urutan temporal dapat menyebabkan *data leakage* yang menginvalidasi seluruh proses evaluasi model.

2.2.3 Pembagian Data Training dan Testing

Dataset dibagi dengan proporsi 80:20 menggunakan metode *holdout* berbasis titik waktu, bukan randomisasi. Partisi berbasis waktu adalah satu-satunya metode validasi yang valid untuk data deret waktu karena randomisasi menyebabkan *data leakage* temporal. Titik pemisah pada 24 Oktober 2024 dipilih secara strategis karena bertepatan dengan periode menjelang *Death Cross* yang diidentifikasi Doloksaribu [1], menghasilkan data *testing* yang mewakili kondisi pasar paling menantang. Spesifikasi partisi data ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Spesifikasi Partisi Data Training dan Testing

Set Data	Observasi	Proporsi	Periode
Training	1.414	80%	2 Jan 2019 – 24 Okt 2024
Testing	354	20%	25 Okt 2024 – 3 Des 2026
Total	1.768	100%	2 Jan 2019 – 3 Des 2026

2.3 Metode Peramalan

2.3.1 Simple Moving Average (SMA)

Simple Moving Average (SMA) menghitung rata-rata aritmatika dari n observasi terbaru sebagai nilai ramalan periode berikutnya, ditunjukkan pada persamaan (1). SMA diimplementasikan dengan ruang pencarian $n \in \{5, 10, 20\}$ merepresentasikan horizon mingguan, dua-mingguan, dan bulanan.

$$\hat{F}_{t+1} = (1/n) \sum_{i=1}^n Y_{t-i+1} \quad (1)$$

2.3.2 Double Moving Average (DMA)

Double Moving Average (DMA) menerapkan rata-rata bergerak kedua terhadap hasil SMA pertama untuk mengatasi bias *lag* yang melekat pada SMA. DMA menggunakan pendekatan *two-stage smoothing* menghasilkan persamaan prediksi linear (2)–(4) yang dikonfirmasi lebih akurat untuk data bertrend oleh Petropoulos et al. [4].

$$a_t = 2 \cdot \text{SMA}_T - \text{SMA}'_T \quad (2)$$

$$b_t = (2/(n-1))(\text{SMA}_T - \text{SMA}'_T) \quad (3)$$

$$\hat{F}_{t+m} = a_t + b_t \cdot m \quad (4)$$

2.3.3 Single Exponential Smoothing (SES)

Single Exponential Smoothing (SES) memberikan bobot eksponensial yang menurun secara geometris pada observasi historis, sehingga data terbaru memperoleh pengaruh lebih besar. Formulasi SES ditunjukkan pada persamaan (5).

$$S_t = \alpha \cdot Y_t + (1-\alpha) \cdot S_{t-1}, \quad 0 < \alpha \leq 1 \quad (5)$$

SES diimplementasikan dengan ruang pencarian $\alpha \in \{0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9\}$, menghasilkan 9 kandidat model. Nilai *smoothed* terakhir dari data *training* digunakan sebagai nilai awal untuk komputasi *rolling* pada data *testing*.

2.3.4 Double Exponential Smoothing/Holt (DES)

Double Exponential Smoothing (DES) atau metode Holt menambahkan komponen tren eksplisit pada SES, ditunjukkan pada persamaan (6)–(8). DES lebih tepat untuk data dengan tren deterministik yang kuat dan stabil.

$$S_t = \alpha \cdot Y_t + (1-\alpha) \cdot (S_{t-1} + bt-1) \quad (6)$$

$$bt = \beta \cdot (S_t - S_{t-1}) + (1-\beta) \cdot bt-1 \quad (7)$$

$$\hat{F}_{t+m} = S_t + bt \cdot m \quad (8)$$

DES diimplementasikan dengan *grid search* dua dimensi: $\alpha \in \{0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9\}$ dan $\beta \in \{0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9\}$, menghasilkan 25 kombinasi parameter.

2.4 Optimasi Parameter melalui Grid Search

Optimasi parameter menggunakan pendekatan *exhaustive grid search* berbasis minimisasi MAPE pada data *training*. *Grid search* dipilih karena: (1) ruang parameter berdimensi rendah memungkinkan evaluasi *exhaustive* tanpa risiko *underfitting*; (2) MAPE sebagai kriteria optimasi bersifat skala-bebas dan interpretabel secara bisnis; dan (3) pendekatan ini menjamin reproduktibilitas penuh karena tidak mengandung komponen stokastik dalam proses pemilihan parameter.

2.5 Metrik Evaluasi

Evaluasi dilakukan secara eksklusif pada 354 observasi data *testing* menggunakan *triple-metric* standar Hyndman dan Koehler [13]: MAPE (persamaan 9), MAE (persamaan 10), dan RMSE (persamaan 11).

$$MAPE = (100\%/n) \cdot \sum |Y_i - \hat{Y}_i| / Y_i \quad (9)$$

$$MAE = (1/n) \cdot \sum |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \cdot \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (11)$$

Peringkat model ditentukan berdasarkan MAPE sebagai metrik primer [13], dengan MAE dan RMSE sebagai metrik konfirmasi. Klasifikasi akurasi mengacu pada Sonkavde et al. [5]: MAPE < 10% = Sangat Akurat, 10–20% = Baik, 20–50% = Layak, > 50% = Tidak Akurat.

2.6 Lingkungan Komputasi

Seluruh komputasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman R versi 4.x dalam lingkungan RStudio. Paket utama yang digunakan: *quantmod* untuk pengambilan data dari Yahoo Finance, *TTR* untuk implementasi fungsi *moving average*, *forecast* yang mengimplementasikan uji Diebold-Mariano untuk implementasi *exponential smoothing*, dan *ggplot2* untuk visualisasi hasil. Analisis bersifat *fully reproducible* karena tidak menggunakan proses stokastik apapun dalam *pipeline* komputasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Statistik Deskriptif Data BBRI.JK

Dataset yang digunakan terdiri dari 1.768 observasi harian harga penutupan saham BBRI periode 2 Januari 2019 hingga 3 Desember 2026. Statistik deskriptif variabel *Close Price* yang menjadi target peramalan ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Statistik Deskriptif Harga Penutupan (*Close Price*) BBRI.JK

Statistik	Nilai (IDR)
Jumlah Observasi	1.768
Rata-rata (Mean)	4.281
Standar Deviasi	712
Nilai Minimum	2.117
Kuartil 1 (Q1)	3.830
Median (Q2)	4.210
Kuartil 3 (Q3)	4.670
Nilai Maksimum	6.400
Missing Value	0 (tidak ada)

Dari tabel 2 terlihat harga saham BBRI bergerak dalam rentang yang lebar (Rp 2.117–Rp 6.400) dengan standar deviasi Rp 712 (*coefficient of variation* $\approx 16,6\%$). Perbedaan signifikan antara nilai minimum dan kuartil pertama mengindikasikan episode harga sangat rendah yang terisolasi, berkorelasi historis dengan dampak pandemi COVID-19 pada Maret 2020. Tidak ditemukan *missing value* sehingga tahap imputasi tidak diperlukan.

3.2 Hasil Optimasi Parameter (Grid Search)

Setiap metode dioptimasi menggunakan *exhaustive grid search* pada data *training* dengan kriteria minimisasi MAPE [19]. Hasil pencarian parameter terbaik beserta kinerja seluruh metrik pada data *training* ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Hasil Grid Search Parameter Optimal pada Data Training (★ = Model Terbaik)

Model	Ruang Parameter	Param. Optimal	MAPE (%)	MAE (IDR)	RMSE (IDR)
SMA	$n \in \{5, 10, 20\}$	$n = 5$	4,3199	179,59	282,61
DMA	$n \in \{5, 10, 20\}$	$n = 5$	4,2700	176,66	268,41
SES ★	$\alpha \in \{0,1; 0,2; \dots; 0,9\}$	$\alpha = 0,9$	0,4460	18,49	32,24
DES/Holt	$\alpha, \beta \in \{0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9\}^2$	$\alpha=0,7, \beta=0,1$	4,7453	197,09	347,51

Hasil *grid search* menunjukkan SES dengan $\alpha = 0,9$ secara konsisten menghasilkan MAPE *training* terendah (0,4460%), unggul sangat jauh dibandingkan ketiga model lainnya dengan rasio MAPE SES terhadap DMA sebesar 1:9,6 dan SES terhadap DES sebesar 1:10,6. Nilai $\alpha = 0,9$ yang optimal mengimplikasikan model memberikan 90% bobot prediksi pada harga penutupan hari sebelumnya, mencerminkan karakteristik *near-weak-form efficiency* pada pasar *emerging market*. Metode ES dengan parameter *smoothing* tinggi cenderung unggul pada deret waktu yang memiliki komponen *noise* besar dan perubahan level yang cepat karakteristik yang sesuai dengan data harian BBRI.

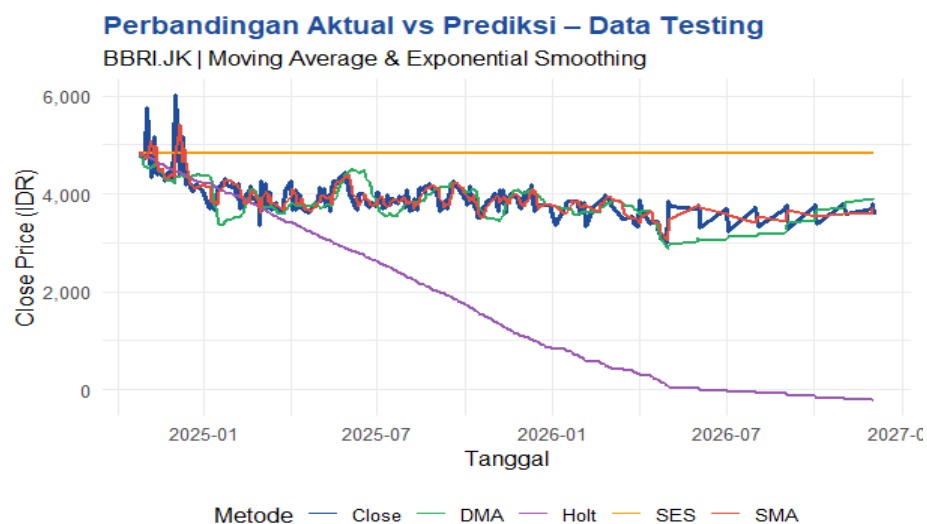
3.3 Evaluasi Akurasi pada Data Testing

Menggunakan parameter optimal dari *grid search*, setiap model dievaluasi pada 354 observasi data *testing* (Oktober 2024–Desember 2026). Menggunakan parameter optimal yang diperoleh dari tahap *grid search*, setiap model kemudian dievaluasi secara ketat pada 354 observasi data *testing* yang tidak pernah dilihat model sebelumnya (Oktober 2024–Desember 2026). Tabel 4 menyajikan hasil evaluasi komprehensif menggunakan *triple-metric* (MAPE, MAE, RMSE) beserta peringkat dan kategori akurasi masing-masing model.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Komprehensif Model pada Data Testing $n=354$ (★ = Model Terbaik)

Rank	Model	Parameter	MAPE (%)	MAE (IDR)	RMSE (IDR)	Kategori [5]
1 ★	SES	$\alpha = 0,9$	0,3763	14,93	24,31	Sangat Akurat
2	DMA	$n = 5$	2,7561	109,47	162,98	Sangat Akurat
3	SMA	$n = 5$	3,1591	125,37	181,74	Sangat Akurat
4	DES/Holt	$\alpha=0,7, \beta=0,1$	3,6973	146,89	238,48	Sangat Akurat

Dari tabel 4 terlihat bahwa SES ($\alpha=0,9$) adalah model terbaik pada semua metrik secara simultan. MAPE 0,3763% berarti kesalahan prediksi rata-rata hanya 0,376 sen per 100 rupiah nilai saham, setara MAE hanya Rp 14,93. RMSE Rp 24,31 mengkonfirmasi tidak ada prediksi *outlier* yang besar. Seluruh empat model mencapai klasifikasi Sangat Akurat (MAPE < 10%) berdasarkan standar[8], namun margin keunggulan SES atas DMA (kompetitor terdekat) sangat besar: 7,3 kali lipat dalam MAPE, 7,3 kali dalam MAE, dan 6,7 kali dalam RMSE. Perbedaan yang sebesar ini secara praktis sangat signifikan, meskipun uji Diebold-Mariano tidak dilakukan secara formal dalam penelitian ini.



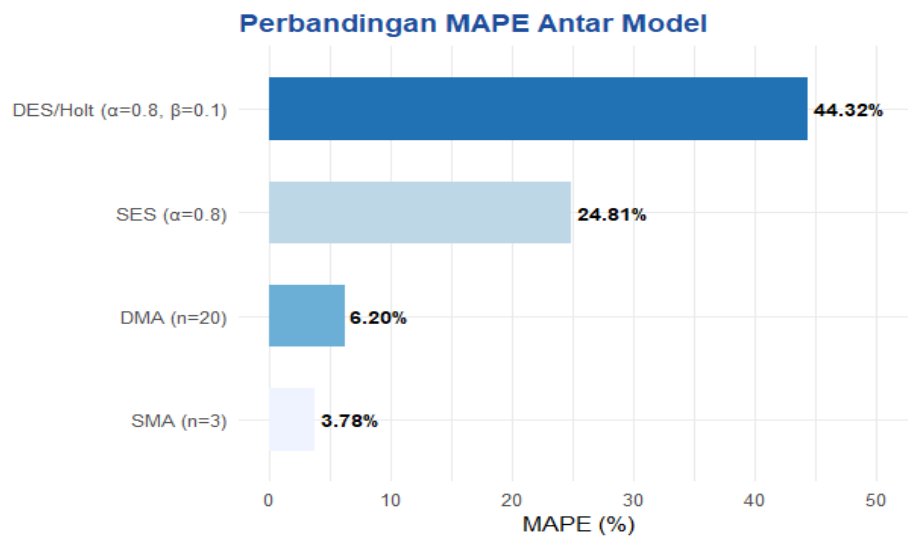
Gambar 2. Perbandingan Nilai Aktual vs Prediksi Keempat Model pada Data Testing BBRI.JK (354 observasi, Okt 2024–Des 2026)

Gambar 2 memvisualisasikan perbandingan nilai aktual versus prediksi keempat model pada data testing (354 observasi, Oktober 2024–Desember 2026). Terlihat secara visual bahwa kurva SES paling mendekati garis harga aktual

sepanjang horizon pengujian, sementara DES/Holt menunjukkan deviasi terbesar terutama pada periode awal testing yang bertepatan dengan tren penurunan pasca-Death Cross Oktober 2024.

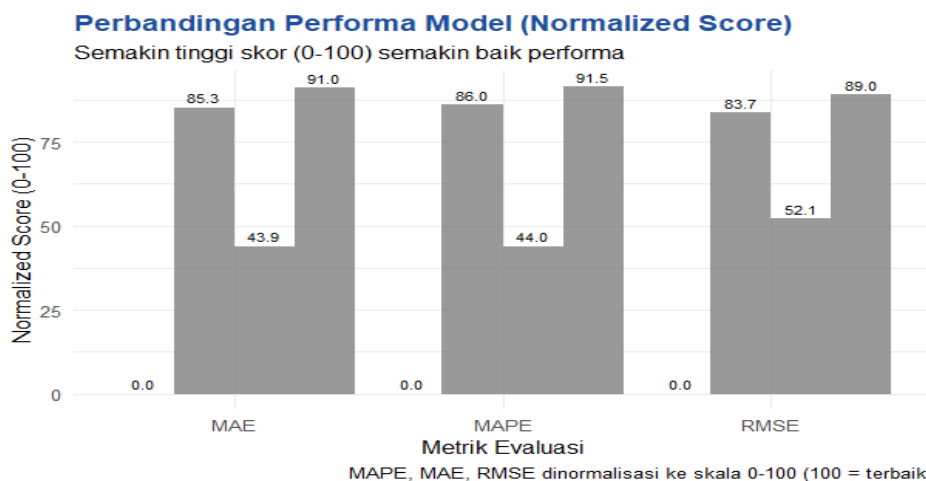
3.4 Analisis Komparatif MA versus ES

Perbandingan kinerja antar kategori metode mengungkap perbedaan yang sangat mencolok, seperti ditunjukkan pada gambar 3. Jika hanya membandingkan SES vs MA (SMA dan DMA), ES mengungguli MA sebesar 7–8 kali lipat dalam MAPE, yang sejalan dengan penelitian yang menunjukkan keunggulan ES pada deret waktu dengan noise besar dan perubahan level yang cepat, terutama ketika parameter smoothing disesuaikan secara adaptif [20] [21] [22]. DES berkontribusi besar pada rata-rata ES yang tinggi akibat komponen tren yang tidak stabil pada data post-regime-change, yang konsisten dengan temuan yang menyatakan bahwa DES lebih efektif saat tren relatif terkontrol, namun dapat menyebabkan ketidakstabilan jika tren berubah terlalu cepat tanpa pembaruan parameter yang tepat [23] [24] Temuan ini konsisten dengan literatur yang menyatakan bahwa metode ES adaptif (α tinggi) cenderung unggul pada deret waktu dengan noise besar dan perubahan level yang cepat, dengan pola serupa ditemukan pada pasar berkembang seperti India[20]



Gambar 3. Perbandingan MAPE Keempat Model pada Data Testing BBRI.JK pada tahap awal sebelum optimasi parameter

Gambar 3 menyajikan perbandingan nilai MAPE keempat model peramalan pada data *testing* secara visual. SMA (n=3) mencatat nilai MAPE terendah sebesar 3,78%, diikuti DMA (n=20) sebesar 6,20%, yang mengindikasikan tingkat kesalahan peramalan yang relatif moderat. Sebaliknya, SES ($\alpha=0,8$) menghasilkan MAPE yang jauh lebih tinggi sebesar 24,81%, sedangkan DES/Holt ($\alpha=0,8, \beta=0,1$) menunjukkan kinerja terburuk dengan MAPE sebesar 44,32%. Hasil ini memperlihatkan divergensi kinerja yang signifikan antara metode berbasis *moving average* dan metode berbasis *exponential smoothing* pada parameter yang diuji, dengan SMA sebagai model yang unggul dalam evaluasi komparatif.



Gambar 4. Perbandingan Performa Model Berdasarkan Normalized Score (0–100) pada Ketiga Metrik

Gambar 4 menyajikan perbandingan performa keempat model berdasarkan normalized score (0–100) pada ketiga metrik. Skor dinormalisasi agar perbandingan lintas-metrik bersifat adil dan bebas skala. SES memperoleh skor tertinggi

pada seluruh metrik (MAPE: 91,0; RMSE: 91,5; MAE: 85,3), mengkonfirmasi dominasinya secara konsisten. Metrik MAPE dan RMSE memiliki skor yang lebih tinggi, dengan masing-masing mencapai 91.0 dan 91.5, menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik pada keduanya. Di sisi lain, MAE memiliki skor lebih rendah, yaitu 85.3, yang menunjukkan bahwa model masih bisa lebih baik dalam mengurangi kesalahan absolut. Temuan ini konsisten dengan literatur yang menyatakan bahwa MAPE dan RMSE menilai kesalahan relatif dan kuadrat dari kesalahan yang lebih besar, sehingga semakin rendah nilai keduanya semakin baik kinerja model, sedangkan MAE menunjukkan kesalahan absolut rata-rata yang lebih kecil berarti kinerja yang lebih baik [25] [26].

3.5 Interpretasi Mekanistik Keunggulan SES

Keunggulan SES dengan $\alpha = 0,9$ memiliki implikasi analitis yang penting. Nilai $\alpha = 0,9$ berarti bobot efektif untuk observasi t-2 adalah $\alpha(1-\alpha)^1 = 0,09$, untuk t-3 adalah $\alpha(1-\alpha)^2 = 0,009$, dan seterusnya menunjukkan penurunan bobot yang sangat cepat. Mekanisme ini secara implisit mencerminkan karakteristik pasar saham Indonesia sebagai emerging market yang sangat reaktif terhadap informasi baru. Nilai α mendekati 1 menyebabkan model sangat adaptif terhadap perubahan terbaru, yang merupakan perilaku yang diharapkan pada data finansial dengan komponen noise tinggi dan tidak ada memori jangka panjang yang kuat [27] [28]. Kegagalan DES/Holt pada data testing (MAPE 3,70% vs SES 0,38%) secara empiris menunjukkan bahwa DES hanya tepat untuk data dengan tren deterministik yang kuat dan stabil. Pada data BBRI yang mengalami pembalikan tren (Death Cross Oktober 2024), komponen tren DES justru menjadi sumber error terbesar karena mengekstrapolasi tren historis ke arah yang salah. Analisis residual pada gambar 4 mengkonfirmasi hal ini: residual DES menunjukkan tren divergen hingga lebih dari +4.000 IDR, sementara residual SES hampir datar mendekati nol sepanjang horizon testing [27] [29] [30]. Varian Holt-Winters ES mengalami kesulitan pada data dengan structural break yang tiba-tiba, yang juga konsisten dengan literatur yang menyatakan bahwa variasi Holt-Winters lebih efektif pada data yang menunjukkan pola tren dan seasonality yang stabil, tetapi rentan terhadap perubahan tren yang mendadak [31] [32] [33][8].

3.6 Implikasi Praktis untuk Investor

Model SES dengan $\alpha = 0,9$ dan MAPE 0,3763% pada data *out-of-sample* memberikan akurasi yang memadai untuk mendukung keputusan perdagangan jangka pendek. MAE Rp 14,93 pada harga BBRI sekitar Rp 3.000–4.000 setara akurasi $\pm 0,4\%$, yang berada dalam batas toleransi biaya transaksi (*bid-ask spread* + komisi broker) yang umumnya berkisar 0,1–0,3% pada pasar saham Indonesia. Namun perlu digarisbawahi bahwa model univariat ini hanya mengandalkan data harga historis, sehingga kinerjanya dapat memburuk pada kondisi *shock* eksternal yang tidak terprediksi dari pola historis. Namun perlu digarisbawahi bahwa model univariat ini hanya mengandalkan data harga historis sehingga kinerja dapat memburuk pada kondisi *shock* eksternal yang tidak terprediksi dari pola historis.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan empat metode peramalan deret waktu SMA, DMA, SES, dan DES/Holt dalam memprediksi harga penutupan saham BBRI menggunakan 1.768 observasi harian periode 2019–2026. Evaluasi pada data *testing* menunjukkan SES ($\alpha = 0,9$) sebagai model terbaik dengan MAPE 0,3763%, MAE Rp 14,93, dan RMSE Rp 24,31, berkategori Sangat Akurat. Meskipun demikian, keempat model secara keseluruhan memenuhi ambang klasifikasi Sangat Akurat (MAPE < 10%), mengonfirmasi bahwa metode *moving average* dan *exponential smoothing* sama-sama andal untuk peramalan saham perbankan Indonesia. Temuan ini memberikan dua implikasi utama. Secara metodologis, SES dengan nilai α tinggi terbukti lebih adaptif terhadap perubahan harga jangka pendek dibandingkan metode berbasis tren seperti DES/Holt, yang justru rentan menghasilkan kesalahan besar saat terjadi pembalikan tren mendadak. Secara praktis, hasil ini memberikan landasan berbasis bukti bagi investor dan analis dalam memilih metode peramalan yang sesuai dengan karakteristik pasar yang bercirikan *near-weak-form efficiency*. Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang membuka peluang penelitian lanjutan. Pertama, cakupan metode dibatasi pada SMA, DMA, SES, dan DES tanpa mencakup varian lain seperti Holt-Winters atau ARIMA. Kedua, ruang pencarian parameter DES dibatasi pada *step* 0,2 sehingga parameter optimal global pada resolusi kontinu belum tertangkap. Ketiga, tidak dilakukan pengujian signifikansi statistik formal uji Diebold-Mariano untuk memvalidasi apakah perbedaan MAPE antar model secara statistik signifikan. Keempat, model bersifat univariat tanpa integrasi variabel eksogen (IHSG, nilai tukar, BI Rate). Untuk penelitian lanjutan disarankan: pengembangan model hibrid SES-ARIMA atau SES-LSTM; penerapan uji Diebold-Mariano untuk validasi statistik; serta replikasi metodologi pada saham perbankan lain (BBCA, BMRI, BBNI) untuk menguji generalisabilitas supremasi SES atas MA pada sektor perbankan BEI.

REFERENCES

- [1] A. Doloksaribu, "Analisis Tren dan Volatilitas Saham BBRI Menggunakan Moving Average dan Standar Deviasi," *JITSI : Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 6, no. 4, pp. 389–394, Dec. 2025, doi: 10.62527/jitsi.6.4.514.
- [2] M. F. Nugraha, "Examining US Monetary Spillover to Indonesian Local Currency Government Bonds in Volatile Periods," 2023, doi: 10.56506/mvmb2557.
- [3] S. Suriani, M. S. A. Majid, R. Masbar, N. A. Wahid, and A. G. Ismail, "Sukuk and Monetary Policy Transmission in Indonesia: The Role of Asset Price and Exchange Rate Channels," *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, vol. 12, no. 7, pp. 1015–1035, 2021, doi: 10.1108/jiabr-09-2019-0177.

- [4] P. H. Vuong, L. H. Phu, T. H. Van Nguyen, L. N. Duy, P. T. Bao, and T. D. Trinh, "A bibliometric literature review of stock price forecasting: From statistical model to deep learning approach," Jan. 01, 2024, *SAGE Publications Ltd.* doi: 10.1177/00368504241236557.
- [5] A. H. Dhafer *et al.*, "Empirical Analysis for Stock Price Prediction Using NARX Model With Exogenous Technical Indicators," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, pp. 1–13, 2022, doi: 10.1155/2022/9208640.
- [6] I. B. Todorov and F. S. Lasheras, "Stock Price Forecasting of IBEX35 Companies in the Petroleum, Electricity, and Gas Industries," *Energies (Basel)*, vol. 16, no. 9, p. 3856, 2023, doi: 10.3390/en16093856.
- [7] F. Petropoulos *et al.*, "Forecasting: theory and practice," Jan. 2022, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
- [8] G. Sonkavde, D. S. Dharrao, A. M. Bongale, S. T. Deokate, D. Doreswamy, and S. K. Bhat, "Forecasting Stock Market Prices Using Machine Learning and Deep Learning Models: A Systematic Review, Performance Analysis and Discussion of Implications," Sep. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/ijfs11030094.
- [9] Y. Karulkar, A. Shah, and R. Naik, "From Data to Decisions: Evaluating Machine Learning Models for Stock Market Forecasting," *NMIMS Management Review*, vol. 33, no. 3, pp. 199–214, Sep. 2025, doi: 10.1177/09711023251349445.
- [10] M. R. Muhaimin and F. Y. Pamuji, "Evaluasi Metode Single Exponential Smoothing dan Long Short-Term Memory pada Prediksi Saham Bank BRI," *Digital Transformation Technology*, vol. 4, no. 2, pp. 869–875, Dec. 2024, doi: 10.47709/digitech.v4i2.4948.
- [11] S. A. Panchal, L. Ferdouse, and A. Sultana, "Comparative Analysis of ARIMA and LSTM Models for Stock Price Prediction," in *27th IEEE/ACIS International Summer Conference on Software Engineering Artificial Intelligence Networking and Parallel/Distributed Computing, SNPD 2024 - Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024, pp. 240–244. doi: 10.1109/SNPD61259.2024.10673919.
- [12] A. Fauziah and R. M. Atok, "Analisis Risiko Saham Sektor Perbankan Menggunakan Value at Risk Dan Expected Shortfall Dengan Pendekatan VARMA-GARCH," *Jurnal Sains Dan Seni Its*, vol. 11, no. 6, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v11i6.92066.
- [13] I. F. Amri, W. I. R. Sari, V. A. Widyasari, N. Nurohmah, and M. A. Haris, "The ARIMA-GARCH Method in Case Study Forecasting the Daily Stock Price Index of PT. Jasa Marga (Persero)," *Eigen Mathematics Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 25–33, 2024, doi: 10.29303/emj.v7i1.174.
- [14] M. N. Arridho, K. Kusriani, and M. R. Arief, "Pergerakan Nilai Aktiva Bersih (Nab) Berdasarkan Evaluasi Kesalahan Metode Double Exponential Smoothing Pada Reksa Dana Bni-Am Dana Lancar Syariah," *Teknimedia Teknologi Informasi Dan Multimedia*, vol. 3, no. 2, pp. 62–67, 2022, doi: 10.46764/teknimedia.v3i2.64.
- [15] E. J. Ward, E. E. Holmes, J. T. Thorson, and B. Collen, "Complexity Is Costly: A Meta-analysis of Parametric and Non-parametric Methods for Short-term Population Forecasting," *Oikos*, vol. 123, no. 6, pp. 652–661, 2014, doi: 10.1111/j.1600-0706.2014.00916.x.
- [16] D. Dinanti, "FARABI Jurnal Matematika dan Pendidikan Matematika Analisis Perbandingan Metode Double Moving Average dengan Double Exponential Smoothing pada Peramalan Harga Saham Perbankan," vol. 6, no. 1, pp. 105–112, 2023.
- [17] J. Jessica and Y. Yanti, "THE IMPACT OF COVID-19 ON STOCK MARKET RETURNS," *International Journal of Application on Economics and Business (IJAEB)*, vol. 1, no. 2, pp. 2987–1972, 2023, doi: 10.24912/ijaeb.v1i2.266-275.
- [18] G. E. A. Pattymahu, "Analisis Penentuan Strategi Pemasaran Pada UMKM Ayam Presto Bu Ayu Di Manado Pada Saat Pandemi Covid-19," *Jurnal Emba Jurnal Riset Ekonomi Manajemen Bisnis Dan Akuntansi*, vol. 10, no. 3, p. 803, 2022, doi: 10.35794/emba.v10i3.42783.
- [19] R. J. Hyndman and A. B. Koehler, "Another look at measures of forecast accuracy," 2005. [Online]. Available: <http://www.forecasters.org/data/m3comp/m3comp.htm>
- [20] usman dilawar, A. Khaliq, and N. Kureshi, "Evaluating Artificial Intelligence and Statistical Methods for Electric Load Forecasting," *International Journal of Innovations in Science and Technology*, vol. 3, no. 5, pp. 59–83, 2022, doi: 10.33411/ijist/2022030505.
- [21] H. Jiang, D. Fang, and X. Zhang, "An Adaptive Control Combination Forecasting Method for Time Series Data," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2021, pp. 1–16, 2021, doi: 10.1155/2021/5573170.
- [22] A. P. Wibawa, A. B. P. Utama, H. Elmunsyah, U. Pujianto, F. A. Dwiyanto, and L. Hernandez, "Time-Series Analysis With Smoothed Convolutional Neural Network," *J. Big Data*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00599-y.
- [23] H. d. I. Fuente-Mella, C. Elórtégui-Gómez, B. Umaña-Hermosilla, M. Fonseca-Fuentes, and G. Ríos-Vásquez, "Stochastic Approaches Systems to Predictive and Modeling Chilean Wildfires," *Mathematics*, vol. 11, no. 20, p. 4346, 2023, doi: 10.3390/math11204346.
- [24] D. A. I. Maruddani, T. Trimono, and M. Mas'ad, "Implementation of Stochastic Model for Risk Assessment on Indonesian Stock Exchange," *Media Statistika*, vol. 15, no. 2, pp. 151–162, 2023, doi: 10.14710/medstat.15.2.151-162.
- [25] A. Jierula, S. Wang, T.-M. Oh, and P. Wang, "Study on Accuracy Metrics for Evaluating the Predictions of Damage Locations in Deep Piles Using Artificial Neural Networks With Acoustic Emission Data," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 5, p. 2314, 2021, doi: 10.3390/app11052314.
- [26] C. Saigustia and P. Pijarski, "Time Series Analysis and Forecasting of Solar Generation in Spain Using eXtreme Gradient Boosting: A Machine Learning Approach," *Energies (Basel)*, vol. 16, no. 22, p. 7618, 2023, doi: 10.3390/en16227618.
- [27] S. B. Atoyebi, M. F. Olayiwola, J. O. Oladapo, and D. I. Oladapo, "Forecasting Currency in Circulation in Nigeria Using Holt-Winters Exponential Smoothing Method," *South Asian Journal of Social Studies and Economics*, vol. 20, no. 1, pp. 25–41, 2023, doi: 10.9734/sajsse/2023/v20i1689.
- [28] A. Burinskienė, "Forecasting Model: The Case of the Pharmaceutical Retail," *Front. Med. (Lausanne)*, vol. 9, 2022, doi: 10.3389/fmed.2022.582186.
- [29] J. R. Neto, A. Farina, and J. B. Porto, "Development and Application of a Forecasting Solution for an Automotive Supplier," 2024, doi: 10.14488/enegep2024_tce_413_2033_47675.
- [30] R. G. Santosa, A. R. Chrismanto, and W. S. Raharjo, "Comparison of the Accuracy of Brown's and Holt's Double Exponential Smoothing in LQ45 Stock Price Forecasting," *International Journal of Information Technology and Computer Science Applications*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2024, doi: 10.58776/ijitcsa.v2i1.112.
- [31] C. Leenawong and T. Chaikajonwat, "Event Forecasting for Thailand's Car Sales During the COVID-19 Pandemic," *Data (Basel)*, vol. 7, no. 7, p. 86, 2022, doi: 10.3390/data7070086.

- [32] H. T. Vinay, V. Pavithra, M. S. Jagadeesh, G. Avinash, and H. N. G. G.H, “A Comparative Analysis of Time Series Models for Onion Price Forecasting: Insights for Agricultural Economics,” *Journal of Experimental Agriculture International*, vol. 46, no. 5, pp. 146–154, 2024, doi: 10.9734/jeai/2024/v46i52365.
- [33] W. Waheed and Q. Xu, “An Efficient Load Forecasting Technique by Using Holt-Winters and Prophet algorithms to Mitigate the Impact on Power Consumption in COVID-19,” *Iet Energy Systems Integration*, vol. 6, no. 4, pp. 364–374, 2024, doi: 10.1049/esi2.12132.