

ANALISIS PENGARUH RENTANG DATA HISTORIS TERHADAP PREDIKSI HARGA SAHAM MENGGUNAKAN MODEL ARIMA

Clara Dian Anggraini^{1*}, Santoso Setiawan², Taransa Agasya Tutupoly³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika,
Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

ABSTRACT

Dinamika pergerakan harga saham di Bursa Efek Indonesia, memiliki tingkat fluktuasi yang tinggi sehingga memerlukan instrumen proyeksi yang akurat bagi investor. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh panjang rentang data historis terhadap kualitas prediksi harga saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode penelitian yang digunakan adalah kuantitatif deskriptif dengan data sekunder berupa harga mingguan (*Weekly Closing Price*) yang dibagi ke dalam tiga skenario rentang waktu: 5 tahun, 10 tahun, dan 15 tahun. Prosedur analisis meliputi pengujian stasioneritas dengan penentuan parameter (p, d, q), hingga pengujian diagnostik model. Hasil menunjukkan bahwa seluruh skenario menghasilkan MAPE di bawah 10%. Kinerja terbaik diperoleh pada rentang data 5 dan 15 tahun dengan model ARIMA(0,1,0), masing-masing menghasilkan MAPE 5,65%. Sementara itu, rentang 10 tahun dengan ARIMA(2,0,0) menghasilkan MAPE 7,25%. Temuan ini menunjukkan bahwa penambahan panjang data historis tidak selalu meningkatkan akurasi peramalan ARIMA. Pada kasus saham INDF, data historis 5 tahun telah menghasilkan performa yang setara dengan data 15 tahun sehingga dapat menjadi pilihan yang lebih efisien dalam pemodelan.

Kata Kunci: prediksi saham; rentang data historis; model ARIMA; MAPE; PT Indofood Sukses Makmur Tbk.

ABSTRACT

The dynamics of stock price movements on the Indonesia Stock Exchange exhibit high levels of fluctuation, necessitating accurate projection instruments for investors. This study aims to analyze the influence of historical data spans on the prediction quality of PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) stock prices using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. The research method employed is descriptive quantitative, utilizing secondary data in the form of weekly closing prices divided into three time-span scenarios: 5 years, 10 years, and 15 years. The

analysis procedure includes stationarity testing and the determination of (p, d, q) parameters, followed by model diagnostic testing. The results indicate that the ARIMA model performs exceptionally well, with error values below 10% across all scenarios. The highest accuracy of 94.35%, with a MAPE value of 5.65%, was obtained in the 5-year and 15-year data scenarios using the ARIMA (0,1,0) parameter. Therefore, this study determines that selecting the appropriate historical data and utilizing the ARIMA model are highly effective as investment decision-support instruments to minimize the risk of uncertainty in the capital market.

Keywords: stock prediction; historical data span; ARIMA model; MAPE; PT Indofood Sukses Makmur Tbk

1. PENDAHULUAN

Investasi saham di pasar modal, khususnya harga saham merupakan instrumen keuangan yang menawarkan potensi keuntungan tinggi, namun diiringi dengan risiko volatilitas yang signifikan. Karakteristik pergerakan harga saham yang dinamis sering kali menyulitkan investor dalam mengambil keputusan yang objektif, terutama pada sektor industri barang konsumsi yang sensitif terhadap perubahan ekonomi makro. PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF), sebagai salah satu emiten strategis di Bursa Efek Indonesia[1], menjadi representasi penting bagi stabilitas sektor ini. Meskipun secara fundamental perusahaan menunjukkan kinerja keuangan yang solid, fluktuasi harga sahamnya yang dipengaruhi oleh sentimen pasar makro tetap memerlukan sebuah instrumen analisis prediktif yang mampu mentransformasikan data historis menjadi estimasi masa depan yang reliabel guna mereduksi tindakan spekulatif.

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) telah diakui secara luas sebagai salah satu metode deret waktu (time series) yang efektif dalam menangkap pola tren melalui perhitungan matematis yang terstruktur. Penelitian terdahulu membuktikan bahwa model ARIMA mampu memberikan akurasi yang sangat baik dalam prediksi jangka pendek dengan tingkat kesalahan yang rendah [2]. Namun, Untuk mengukur performa model tersebut, penggunaan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sangat direkomendasikan karena metrik ini mampu menghitung rata-rata persentase selisih antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Keunggulan utama MAPE terletak pada interpretasinya yang mudah dalam bentuk persentase, di mana nilai yang rendah menandakan tingkat akurasi prediksi yang baik. Namun, pemilihan durasi data historis tetap krusial karena penggunaan dataset yang kurang tepat dapat memengaruhi hasil evaluasi relatif ini, terutama jika terdapat fluktuasi pasar yang ekstrem atau data yang mendekati nilai nol [3].

Kesenjangan (gap) penelitian inilah yang menjadi dasar kebaruan ilmiah dalam artikel ini. Sebagian besar penelitian peramalan harga saham, cenderung fokus pada rentang waktu data yang statis tanpa membandingkan sensitivitas panjang dataset terhadap hasil prediksi secara mendalam [4]. Selain itu, fluktuasi pasar modal yang rentan terhadap sentimen dan kondisi ekonomi sering kali memicu munculnya nilai ekstrem yang dapat mengganggu estimasi parameter model. Ketidakteraturan pergerakan harga ini menuntut adanya model yang tidak hanya menangkap pola tren yang mengalami perubahan struktural (structural breaks), tetapi juga mampu mengidentifikasi kesalahan agar prediksi yang dihasilkan lebih stabil dan dapat diandalkan [5]. Perbedaan fundamental penelitian ini dengan studi terdahulu terletak pada penerapan analisis komparatif performa ARIMA melalui pemisahan tiga waktu data historis, yaitu periode rentang 5 tahun untuk menangkap tren ekonomi pasca-pandemi, 10 tahun untuk menangkap satu dekade transisi ekonomi, dan 15 tahun untuk mencakup siklus krisis/makroekonomi yang lebih luas. Fokus observasi dibatasi secara spesifik pada harga penutupan mingguan (weekly closing price) saham perusahaan untuk mengisolasi efek variasi durasi terhadap sensitivitas nilai MAPE.

Berdasarkan pemaparan tersebut, Penelitian ini menganalisis pengaruh panjang data historis terhadap performa model ARIMA pada saham INDF yang belum banyak dikaji secara komparatif pada pasar modal Indonesia. permasalahan utama yang dikaji adalah bagaimana pengaruh variasi durasi dataset historis terhadap konsistensi akurasi model ARIMA, serta pada rentang waktu berapakah model mencapai efisiensi prediksi yang paling optimal untuk saham sektor konsumsi. Dengan demikian, tujuan utama artikel ini adalah untuk mengevaluasi dan memetakan batasan empiris dari panjang data historis terhadap kualitas peramalan harga saham INDF berbasis metrik MAPE. Kontribusi yang dihasilkan dari penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan keilmuan informatika, khususnya pada bidang data sains dan komputasi finansial, dalam merumuskan pedoman pemilihan volume data yang efektif, sekaligus memberikan rekomendasi strategis bagi para investor dalam meminimalkan dalam menganalisis teknikal di pasar modal Indonesia.

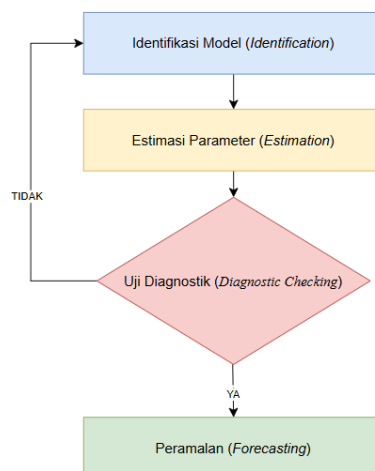
2. METODE PENELITIAN

Pada pendekatan Box-Jenkins, atau yang secara luas diidentifikasi sebagai model ARIMA, merupakan instrumen statistik yang dirancang khusus untuk memproses dan menganalisis data runtun waktu (time series). Keunggulan utama dari metodologi ini

berada pada fleksibilitasnya dalam mengenali beragam karakteristik temporal data, seperti arah tren dan ketergantungan antar-waktu (autocorrelation). Secara struktural, komponen ARIMA dibentuk oleh tiga parameter utama: Autoregressive (AR) yang mengukur pengaruh nilai masa lalu terhadap kondisi saat ini, Moving Average (MA) yang mengeliminasi akumulasi sisa galat (error) dari prediksi sebelumnya, serta Integrated (I) yang berfungsi menyamakan rata-rata dan varians data melalui proses diferensiasi agar memenuhi stasioneritas [6].

Metodologi ARIMA menawarkan beragam keunggulan kompetitif, di antaranya fleksibilitas dalam mengolah dataset non-stasioner, kapasitas untuk merepresentasikan hubungan autokorelasi secara mendalam, serta presisi proyeksi yang sangat reliabel untuk horizon waktu jangka pendek hingga menengah. Kendati demikian, instrumen ini juga memiliki batasan fungsional, seperti ketergantungan pada asumsi linearitas data, kerentanan parameter terhadap perubahan struktural di pasar modal, serta keterbatasan dalam memproses pola musiman yang rumit yang umumnya memerlukan integrasi model lanjutan seperti SARIMA[7].

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode deskriptif untuk menganalisis peramalan data historis. Data yang digunakan adalah data sekunder berupa harga penutupan mingguan (weekly closing price) saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF) yang bersumber dari platform keuangan Investing.com. Fokus utama analisis adalah membandingkan performa model pada tiga variasi dataset historis, yakni rentang waktu 5 tahun, 10 tahun, dan 15 tahun dibagi menjadi 80% untuk data latih (training data) dan 20%. Tahapan analisis data dalam penelitian ini mengikuti prosedur pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) yang meliputi empat langkah utama:



Gambar 1. Tahapan Model ARIMA

a. Identifikasi Model (*Identification*):

- 1) Preprocessing dan Pembagian Data (*Train-Test Split*): melakukan pembersihan data (*preprocessing*) untuk memastikan tidak ada nilai kosong (*missing values*) pada harga saham INDF. Selanjutnya, dataset pada masing-masing rentang waktu dibagi menjadi 80% sebagai data latih (*training data*) untuk mengestimasi parameter model dan 20% sebagai data uji (*testing data*) untuk memvalidasi performa peramalan.
- 2) Stasioneritas: Melakukan uji stasioneritas data menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Tahap awal dalam pemrosesan data menggunakan metode ADL melibatkan verifikasi stasioneritas seluruh variabel, baik pada tingkat *level* maupun *first difference*. Apabila variabel tidak menunjukkan kondisi stasioner pada tingkat *level*, maka diperlukan transformasi melalui mekanisme *differencing*. Secara teknis, prosedur *differencing* ini dapat dieksekusi dengan memanfaatkan fungsi `diff()` yang tersedia pada perangkat lunak dalam pengolahan data [8].
- 3) Differencing: Jika data tidak stasioner, dilakukan proses differencing untuk menstabilkan rata-rata dan varians.
- 4) Penentuan orde ARIMA dilakukan berdasarkan hasil pengujian stasioneritas dan evaluasi beberapa konfigurasi parameter model. Hasil uji ADF digunakan untuk menentukan kebutuhan differencing pada masing-masing rentang data. Selanjutnya, konfigurasi model yang diperoleh dievaluasi berdasarkan kemampuan menghasilkan peramalan dengan tingkat kesalahan yang rendah. Berdasarkan proses tersebut, model ARIMA(0,1,0) digunakan pada data historis 5 tahun dan 15 tahun, sedangkan data historis 10 tahun menggunakan ARIMA(2,0,0). Perbedaan konfigurasi tersebut menunjukkan bahwa panjang rentang data historis dapat menghasilkan karakteristik model yang berbeda.

b. Estimasi Parameter (*Estimation*):

Pada fase ini, perhitungan koefisien dan parameter (p , d , q) dari beberapa kandidat model yang lolos tahap identifikasi dihitung menggunakan metode estimasi kemungkinan maksimum. Evaluasi kelayakan model dalam mempertimbangkan nilai terkecil untuk menjamin akurasi dan efisiensi parameter.

c. Uji Diagnostik (*Diagnostic Checking*):

Model yang telah diestimasi wajib melalui tahapan verifikasi untuk menjamin bahwa nilai error bersifat acak dan mutlak. Pengujian dilakukan melalui analisis grafik serta uji

formal untuk memastikan bahwa residual memenuhi asumsi white noise dan berdistribusi normal, sehingga tidak ada lagi informasi tersisa yang belum ditangkap oleh model. Dengan demikian, Evaluasi diagnostik diimplementasikan untuk memvalidasi kelayakan serta kecukupan model yang telah disusun. Prosedur pemeriksaan ini diklasifikasikan ke dalam dua tahapan utama, yakni pengujian signifikansi terhadap parameter model serta uji kesesuaian model yang mencakup verifikasi asumsi white noise dan pengujian distribusi normal pada residual [9].

d. Peramalan (Forecasting):

Setelah model dinyatakan valid melalui uji diagnostik, persamaan matematis ARIMA diintegrasikan untuk memproyeksikan pergerakan harga penutupan saham INDF pada waktu masa depan (out-of-sample forecasting).

Keakuratan hasil peramalan dari ketiga durasi data tersebut diukur secara kuantitatif menggunakan metode Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Penggunaan MAPE sebagai parameter evaluasi tunggal bertujuan untuk memberikan gambaran persentase rata-rata kesalahan prediksi yang mudah diinterpretasikan oleh investor. Seluruh proses pengolahan data, pemodelan statistik, hingga visualisasi teknis dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka utama seperti Pandas untuk manipulasi data, Statsmodels untuk analisis deret waktu, dan Matplotlib untuk penyajian data visual. Akurasi model ditentukan berdasarkan nilai kesalahan yang disajikan dalam bentuk persentase. Semakin minim persentase kesalahan yang dihasilkan, maka semakin tinggi reliabilitas prediksi tersebut. Untuk memperoleh derajat ketelitian akhir, digunakan formula selisih antara 100% dengan nilai MAPE yang diperoleh [10]:

$$\text{Tingkat Akurasi} = 100\% - \text{MAPE}$$

Interpretasi nilai MAPE untuk menentukan kualitas reliabilitas model proyeksi pada standarisasi evaluasi kemampuan peramalan berdasarkan tabel berikut.

Tabel 1 Ketentuan Nilai MAPE

MAPE (%)	Interpresi Akurasi Peramalan
<10	Sangat Baik
10 – 20	Baik
21 – 50	Cukup
>50	Kurang

Setelah mendapatkan perolehan hasil proyeksi, tahap berikutnya melibatkan pengujian derajat ketepatan melalui evaluasi tingkat akurasi model. Menyadari bahwa tidak ada algoritma yang memiliki kapasitas untuk memprediksi dinamika masa depan secara

mutlak, uji reliabilitas menjadi esensial untuk memvalidasi efektivitas metodologi yang diterapkan. Dalam konteks ini, Mean Absolute Percentage Error (MAPE) digunakan sebagai metrik evaluasi utama, khususnya ketika skala variabel menjadi parameter yang sangat menentukan dalam mengukur tingkat presisi peramalan tersebut[11].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil analisis ini bertujuan untuk memprediksi harga saham menggunakan model ARIMA dengan tiga rentang waktu data latih yang berbeda. Berikut adalah rincian pengujian stasioneritas data, gambaran visualisasi dan hasil akurasi:

a. Pengujian Stasioneritas data

Sebelum tahapan pemodelan dengan algoritma ARIMA diimplementasikan, data deret waktu (time series) yang diobservasi harus mencapai kondisi stasioner. Dalam penelitian ini, stabilitas varians serta rata-rata dari pergerakan harga penutupan saham diuji secara formal menggunakan metode Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test. Pengujian hipotesis dilakukan terhadap tiga data historis dengan menetapkan taraf signifikansi (α) sebesar 0,05.

Tabel 2 ADF Test (Uji Stasioneritas)

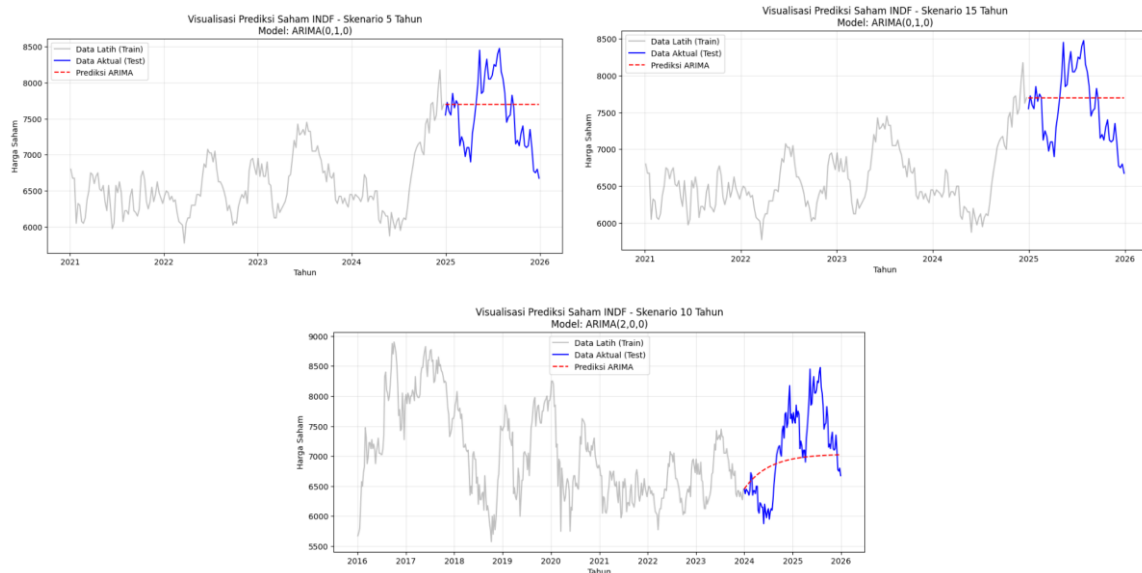
Data Historis	ADF statistic	p-value (awal)	Status	Kondisi Data	p-value (akhir)	Status
5 Tahun	0,05	0.1485	Tidak Stasioner	First differencing ($d = 1$)	0,0001	Stasioner
10 Tahun	0,05	0,0103	Stasioner	Level ($d = 0$)	0,0103	Stasioner
15 Tahun	0,05	0.1485	Tidak Stasioner	First differencing ($d = 1$)	0,0001	Stasioner

Berdasarkan hasil pengujian ini, masing-masing rentang waktu menunjukkan karakteristik stasioneritas yang beragam sebelum mencapai kestabilan. Pada dataset dengan durasi 5 tahun, data awal menyatakan tidak stasioner pada tingkat level dengan nilai ADF p-value yang dihasilkan adalah sebesar 0,1485, sehingga memerlukan proses transformasi linear berupa first differencing ($d = 1$) yang menghasilkan hasil nilai ADF p-value adalah sebesar 0,0001 maka mengonfirmasi bahwa data telah memenuhi kriteria stasioner untuk kemudian membentuk kandidat model ARIMA(0,1,0). Karakteristik yang berbeda ditunjukkan oleh dataset berdurasi 10 tahun, di mana pergerakan harga saham terbukti telah mencapai kondisi stasioner sejak tingkat level awal ($d = 0$) tanpa

memerlukan proses differencing. Hal ini diperkuat dengan perolehan nilai ADF p-value sebesar 0,0103 yang berada di bawah ambang batas signifikansi 0,05, sehingga menghasilkan konfigurasi parameter model ARIMA(2,0,0). Sementara itu, pada akumulasi dataset jangka panjang berdurasi 15 tahun, pola data kembali menunjukkan sifat non-stasioner pada tingkat level. Konsekuensinya, transformasi first differencing ($d = 1$) wajib diterapkan guna menstabilkan fluktuasi runtun waktu, yang menghasilkan nilai ADF p-value yang identik dengan data 5 tahun sehingga membentuk model ARIMA(0,1,0).

b. Visualisasi Prediksi Saham

Prediksi ARIMA cenderung membentuk garis horizontal (statis). Melalui visualisasi data, dapat dicermati perbandingan antara pergerakan harga saham aktual (garis biru) dengan hasil proyeksi model ARIMA (garis merah putus-putus) pada tiga skenario durasi data 5 tahun, 10 tahun, dan 15 tahun.



Gambar 2. Visualisasi Prediksi Saham 5, 10, 15 Tahun

Berdasarkan Gambar diatas, visualisasi hasil peramalan harga saham INDF pada ketiga skenario menunjukkan karakteristik proyeksi yang berbeda sebagai dampak dari variasi panjang dataset historis dan model yang terbentuk:

- 1) Skenario 5 Tahun dan 15 Tahun (Model ARIMA(0,1,0)): Kedua grafik ini menunjukkan tren prediksi (garis merah) yang cenderung statis atau mendatar. Karakteristik ini mencerminkan sifat model *random walk* akibat proses *differencing* satu kali ($d = 1$), di mana proyeksi masa depan sangat bergantung pada nilai observasi terakhir. Meskipun tidak mampu mengikuti volatilitas tajam pada data aktual (garis biru), garis prediksi berada pada titik tengah fluktuasi sehingga secara statistik tetap

menghasilkan galat yang rendah. Kemiripan visual pada kedua skenario ini mempertegas bahwa struktur data INDF lebih dominan dipengaruhi oleh pergerakan kontemporer dibandingkan tren panjang dari satu dekade lalu.

- 2) Skenario 10 Tahun (Model ARIMA(2,0,0)): Berbeda dengan skenario lainnya, grafik ini memperlihatkan garis prediksi yang membentuk kurva landai di awal proyeksi sebelum akhirnya bergerak stabil. Penggunaan komponen *autoregressive* ($p = 2$) membuat model berusaha menangkap dan menyesuaikan diri dengan tren jangka menengah dari periode sebelumnya, walaupun tetap memiliki keterbatasan dalam merespons kejutan pasar ekstrem pada tahun 2025.

Secara keseluruhan, perbedaan visual dan parameter pada gambar tersebut membuktikan bahwa panjangnya rentang data historis secara langsung memengaruhi karakteristik stasioneritas serta pola keterkaitan data masa lalu yang ditangkap oleh algoritma ARIMA. Setelah model ARIMA ditentukan, dilakukan pemeriksaan terhadap residual untuk memastikan bahwa model telah mampu menangkap pola utama pada data deret waktu. Pemeriksaan residual digunakan sebagai evaluasi tambahan terhadap kecukupan model sebelum dilakukan peramalan pada data pengujian. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa model yang digunakan tidak menunjukkan pola sistematis yang dominan pada residual, sehingga model dapat digunakan untuk tahap peramalan. Evaluasi akhir model selanjutnya dilakukan berdasarkan tingkat kesalahan peramalan pada data pengujian menggunakan MAPE.

c. Hasil Akurasi MAPE

Evaluasi performa model dilakukan untuk melihat nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur seberapa besar penyimpangan rata-rata prediksi terhadap data asli.

Tabel 3 Hasil Akurasi dan MAPE

Data Historis	Model ARIMA	MAPE (%)	Akurasi (%)
5 Tahun	(0,1,0)	5,65	94,35
10 Tahun	(2,0,0)	7,25	92,75
15 Tahun	(0,1,0)	5,65	94,35

Berdasarkan Tabel tersebut, data historis 5 tahun dan 15 tahun menghasilkan performa paling optimal dengan nilai MAPE identik sebesar 5,65% (tingkat akurasi 94,35%). Secara struktural, kedua horizon waktu tersebut menghasilkan konfigurasi model ARIMA(0,1,0). Hal ini mengindikasikan bahwa proses differencing satu kali ($d = 1$) sangat adaptif dalam

mengeliminasi tren non-stasioner dan mereduksi volatilitas jangka pendek pada saham INDF. Sementara itu, data historis 10 tahun menunjukkan performa relatif lebih rendah dengan nilai MAPE 7,25% (akurasi 92,75%) melalui model ARIMA(2,0,0).

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel tersebut, analisis terhadap performa model ARIMA pada masing-masing skenario data adalah sebagai berikut:

1. Efektivitas Model ARIMA(0,1,0): Model ini menjadi yang terbaik pada data 5 dan 15 tahun karena penerapan satu kali diferensiasi ($d = 1$) sangat adaptif dalam menghilangkan tren non-stasioner dan volatilitas harga saham perusahaan. Model ARIMA(0,1,0) menunjukkan bahwa setelah proses differencing satu kali, penambahan komponen autoregressive dan moving average tidak memberikan peningkatan model yang lebih baik berdasarkan kriteria seleksi yang digunakan. Namun, kecukupan model tetap perlu dikonfirmasi melalui pengujian residual untuk memastikan tidak terdapat autokorelasi signifikan yang tersisa.
2. Kesetaraan Akurasi Data 5 Tahun dan 15 Tahun: kedua data historis ini menghasilkan nilai MAPE pada data 5 tahun dan 15 tahun menunjukkan bahwa penambahan panjang data historis dari 5 menjadi 15 tahun tidak selalu meningkatkan akurasi peramalan pada kasus saham INDF. Salah satu kemungkinan penjelasan adalah bahwa informasi harga pada periode yang lebih baru telah cukup merepresentasikan pola yang relevan terhadap periode pengujian. Sementara itu, penggunaan data 15 tahun memberikan cakupan dinamika pasar yang lebih panjang, tetapi tidak menghasilkan penurunan MAPE dibandingkan data 5 tahun. Temuan ini menunjukkan bahwa panjang dataset bukan satu-satunya faktor yang menentukan akurasi ARIMA.
3. Penyebab Penurunan Akurasi Data 10 Tahun: Data historis ini menghasilkan MAPE sebesar 7,25%, lebih tinggi dibandingkan skenario 5 dan 15 tahun. Perbedaan tersebut berkaitan dengan karakteristik stasioneritas data dan konfigurasi model yang terbentuk. Pada skenario ini, data telah stasioner pada level sehingga model ARIMA(2,0,0) digunakan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa variasi panjang data historis dapat menghasilkan struktur autokorelasi dan konfigurasi model yang berbeda. Namun, penelitian ini belum menguji faktor makroekonomi atau structural break secara eksplisit sehingga penyebab perbedaan tersebut tidak dapat dikaitkan secara langsung dengan kondisi ekonomi tertentu.

Sebagai pandangan hasil evaluasi, berikut perbandingan beberapa penelitian sebelumnya:

Tabel 4 Perbandingan Penelitian sebelumnya dan Penelitian ini

Peneliti	Objek	Metode	Rentang Data	MAPE	Fokus
Peneliti [4]	BP	ARIMA	3 Tahun	1,47 %	Prediksi harga saham
Peneliti [6]	Saham	ARIMA	9 Bulan	1,12 %	Prediksi dan penanganan outlier
Peneliti [5]	BBCA	ARIMA	4 Tahun	1,32 %	Prediksi harga saham
Penelitian ini	INDF	ARIMA	5,10, dan 15 Tahun	5,65 %	Pengaruh panjang data historis

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kinerja ARIMA perlu dilihat berdasarkan konteks data dan tujuan penelitian. Penelitian terdahulu menunjukkan nilai MAPE yang lebih rendah pada beberapa objek dan periode pengamatan, sedangkan penelitian ini memperoleh MAPE sebesar 5,65% pada data historis 5 tahun dan 15 tahun serta 7,25% pada data historis 10 tahun. Perbedaan tersebut tidak menunjukkan bahwa model pada penelitian ini lebih baik atau lebih buruk secara mutlak, karena setiap penelitian menggunakan objek, periode pengamatan, karakteristik data, dan skema pengujian yang berbeda. Kontribusi penelitian ini terletak pada perbandingan kinerja model ARIMA berdasarkan tiga rentang panjang data historis pada saham INDF, yaitu 5 tahun, 10 tahun, dan 15 tahun.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis pada data saham PT Indofood Sukses Makmur Tbk (INDF), disimpulkan bahwa variasi panjang rentang data historis secara langsung memengaruhi karakteristik stasioneritas dan akurasi model ARIMA. Rentang data historis paling optimal dicapai pada historis 5 tahun dan 15 tahun menggunakan parameter ARIMA(0,1,0) dengan tingkat akurasi mencapai 94,35% (MAPE 5,65%). Hasil ini membuktikan adanya *recency effect* pada data 5 tahun, di mana fluktuasi kontemporer lebih memengaruhi harga saham dibandingkan data 10 tahun (MAPE 7,25%) yang terjebak pada fase transisi pasar. Implikasi praktisnya, investor dan analis keuangan direkomendasikan untuk menggunakan volume dataset jangka pendek (5 tahun) dengan mekanisme *differencing* satu kali ($d = 1$) sebagai instrumen analisis yang adaptif dalam memproyeksikan harga saat penurunan nilai ekonomi dilakukan tindakan spekulatif di pasar modal. Meskipun teruji efektif, penelitian ini memiliki keterbatasan karena berfokus pada satu emiten dan menggunakan variabel harga yang bersifat linear. Oleh karena itu, peneliti selanjutnya disarankan untuk membandingkan model ARIMA dengan algoritma berbasis kecerdasan buatan seperti

LSTM, *Prophet*, atau *Transformer* serta menerapkan metode hibrida untuk menangkap pola data makroekonomi yang lebih kompleks dan non-linear.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Adelina Sitompul and S. Sitepu, “Leibniz: Jurnal Matematika PENERAPAN METODE ARIMA DAN GREY THEORY DALAM MERAMALKAN HARGA SAHAM PT INDOFOOD SUKSES MAKMUR TBK,” Jan. 2024.
- [2] A. Ariadi and E. Herlinawati, “PERAMALAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE: SEBUAH STUDI KASUS PT BANK CENTRAL ASIA TBK,” 2024.
- [3] H. H. Nuha, “Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Penggunaannya,” *JAPATUM* *japatum.matradipti.org*, vol. 3, no. 4, p. 2025, 2024, doi: 10.59328/.
- [4] R. Dwi Karunia, N. Hidayati, J. Soekarno Hatta, T. Kulon, K. Pedurungan, and K. Semarang, “Implementasi Model ARIMA untuk Analisa Prediksi Harga Penutupan Saham Historis Harian Perusahaan BP Minyak dan Gas Multinasional,” vol. 13, no. 3, 2025, doi: 10.26418/justin.v13i3.90747.
- [5] C. Adam *et al.*, “ELKOM (Jurnal Elektronika dan Komputer) Prediksi Harga Saham Menggunakan ARIMA Outlier sebagai Pendekatan Awal Menuju Analisis AI Keuangan,” vol. 18, no. 2, 2025, [Online]. Available: <https://journal.stekom.ac.id/index.php/elkom>
- [6] R. D. Tri Wulandari, N. Nurmalitasari, and H. Permatasari, “PREDIKSI HARGA SAHAM PT BANK CENTRAL ASIA TBK DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA),” *Infotech: Journal of Technology Information*, vol. 10, no. 2, pp. 173–178, Nov. 2024, doi: 10.37365/jti.v10i2.278.
- [7] B. Laksma Pradana, “Time Series Forecasting of LQ45 Stock Index Using ARIMA: Insights and Implications,” *Journal of Management, Accounting and Business Research (JMABR)*, vol. 1, no. 1, pp. 27–40, Jun. 2025, doi: 10.51170/jmabr.v4i.1.160.
- [8] A. R. Hanifa, D. U. Wutsqa, and E. P. Setiawan, “Jurnal Statistika dan Sains Data, 2(1), 2024-36,” 2024.
- [9] M. F. S. Ruliana and N. Fahmi, “Metode Bootstrap dan Jackknife dalam Mengestimasi Parameter Regresi Linear Ganda (Kasus: Data Kemiskinan Kota Makassar Tahun 2017),” *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, vol. 1, no. 2, p. 32, 2025, doi: 10.35580/variansiunm12895.

- [10] M. Zidan Rusminto, S. Adi Wibowo, and F. Santi Wahyuni, “PERAMALAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN METODE ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE) TIME SERIES,” 2024.
- [11] S. Nurhayati and A. Syafiq, “Sistem Prediksi Jumlah Produksi Baju Menggunakan Weighted Moving Average,” *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, no. 1, pp. 14–24, Mar. 2022, doi: [10.34010/jamika.v12i1.6680](#).
- [12] T. Mashadihasanli, “Stock Market Price Forecasting Using the ARIMA Model: An Application to Istanbul, Türkiye,” *İktisat Politikası Araştırmaları Dergisi*, vol. 9, no. 2, pp. 439–454, 2022, doi: [10.26650/JEPR1056771](#).
- [13] R. Maheshwari and V. Kapoor, “Predicting the NSE stock index trends considering global financial variables and ARIMA model,” *Journal of Statistics and Management Systems*, vol. 25, no. 7, pp. 1513–1522, 2022, doi: [10.1080/09720510.2022.2130563](#).
- [14] Z. Li, “Research on the Performance of the ARIMA Model in the Stock Market,” *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, vol. 46, pp. 96–103, 2023, doi: [10.54254/2754-1169/46/20230322](#).
- [15] H. Hewamalage, K. Ackermann, and C. Bergmeir, “Forecast evaluation for data scientists: Common pitfalls and best practices,” *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 37, pp. 788–832, 2023, doi: [10.1007/s10618-022-00894-5](#).
- [16] Y. Feng, Y. Zhang, and Y. Wang, “Out-of-sample volatility prediction: Rolling window, expanding window, or both?,” *Journal of Forecasting*, vol. 43, no. 3, pp. 567–582, 2024, doi: [10.1002/for.3046](#).
- [17] Y. Karavias, P. K. Narayan, and J. Westerlund, “Structural Breaks in Interactive Effects Panels and the Stock Market Reaction to COVID-19,” *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 41, no. 3, pp. 653–666, 2023, doi: [10.1080/07350015.2022.2053690](#).
- [18] H. A. Adam, F. Raditiansyah, M. R. Imani, M. F. Fawwaz, J. Julham, and A. R. Lubis, “Comparison of ARIMA and LSTM Models in Stock Price Forecasting: A Case Study of GOTO.JK,” *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, vol. 8, no. 1, 2024, doi: [10.31289/jite.v8i1.11841](#).
- [19] K. Lahboub and M. Benali, “Assessing the Predictive Power of Transformers, ARIMA, and LSTM in Forecasting Stock Prices of Moroccan Credit Companies,” *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 17, no. 7, p. 293, 2024, doi: [10.3390/jrfm17070293](#).
- [1] [20] S. Tu, J. Huang, H. Mu, J. Lu, and Y. Li, “Combining Autoregressive Integrated Moving Average Model and Gaussian Process Regression to Improve Stock Price Forecast,” *Mathematics*, vol. 12, no. 8, p. 1187, 2024, doi: [10.3390/math12081187](#).