

Penerapan Model Arima Pada Nilai Penutupan Indeks Harga Saham Gabungan Untuk Data yang Hilang

Elma Dwi Ariana Aprilia Zam^{1*}, Widi Ihdina Nabilla², Ahmad Syahrial Pohan³, Riri Syafitri Lubis⁴

^{1,2,3,4}Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) meramalkan nilai penutupan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) harian periode November 2024 hingga November 2025 yang mengandung missing value. Ditemukan sebanyak 121 data hilang yang menyebabkan ketidakteraturan interval waktu, sehingga dilakukan penanganan missing value menggunakan metode interpolasi linear. Tahapan analisis meliputi eksplorasi data, pengujian kestasioneran menggunakan uji Augmented Dickey–Fuller (ADF), differencing untuk mencapai kestasioneran, identifikasi model menggunakan ACF, PACF, dan Extended Autocorrelation Function (EACF), serta pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria Akaike Information Criterion (AIC). Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,1) merupakan model terbaik dengan nilai AIC terendah dibandingkan model kandidat lainnya. Model ini juga memenuhi asumsi diagnostik residual yang meliputi white noise, normalitas, dan homokedastisitas. Evaluasi akurasi model menunjukkan nilai RMSE sebesar 985,29 dan MAPE sebesar 11,61%, yang mengindikasikan kemampuan peramalan yang cukup baik. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,1) dapat digunakan sebagai alat bantu dalam peramalan pergerakan IHSG dan mendukung pengambilan keputusan investasi.

ABSTRACT

This study aims to apply the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model to forecast the daily closing values of the Jakarta Composite Index (JCI) for the period from November 2024 to November 2025 in the presence of Missing Values. A total of 121 missing observations were identified, resulting in irregular time intervals; therefore, Missing Values were handled using the linear interpolation method. The analytical procedure included data exploration, stationarity testing using the Augmented Dickey–Fuller (ADF) test, differencing to achieve stationarity, model identification using the Autocorrelation Function (ACF), Partial Autocorrelation Function (PACF), and Extended Autocorrelation Function (EACF), as well as model selection based on the Akaike Information Criterion (AIC). The results indicate that the ARIMA (0,1,1) model is the best-performing model, as it yields the lowest AIC value among the candidate models. Furthermore, the model satisfies residual diagnostic assumptions, including white noise, normality, and homoscedasticity. Model accuracy evaluation shows an RMSE value of 985.29 and a MAPE value of 11.61%, indicating reasonably good forecasting performance. Therefore, the ARIMA (0,1,1) model can be used as a supporting tool for forecasting JCI movements and assisting investment decision-making.

Kata Kunci: IHSG; ARIMA; Interpolasi Linear; Missing Value; Peramalan Time Series

Email: *elma0703212028@uinsu.ac.id

DOI: <http://dx.doi.org/10.30829/jistech.v10i2.28361>

Diterima 10 Juli 2025; Direvisi 10 November 2025; Disetujui 15 Desember 2025



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution–NonCommercial–ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).

Pendahuluan

Pada dasarnya, investasi merupakan kegiatan menempatkan sejumlah dana pada masa sekarang dengan tujuan memperoleh keuntungan dimasa yang akan datang [1]. Saham merupakan surat berharga yang menunjukkan bukti kepemilikan modal pada suatu perusahaan. Investasi saham memiliki daya tarik tersendiri bagi para investor karena berpotensi memberikan keuntungan yang tinggi, seiring dengan adanya fluktuasi atau pergerakan harga saham [2]. Pasar modal adalah sarana yang menyediakan beragam instrumen keuangan jangka panjang yang dapat diperdagangkan. Keberadaan pasar modal memudahkan perusahaan dalam memperoleh sumber pendanaan, sehingga turut berperan dalam mendorong pertumbuhan dan kemajuan perekonomian nasional [3].

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah indeks pasar yang merepresentasikan perubahan harga saham dari

seluruh perusahaan yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI) [4]. Indeks saham suatu negara mencerminkan kondisi perekonomian yang sedang berlangsung. Penurunan nilai indeks saham menunjukkan bahwa keadaan ekonomi negara tersebut tengah mengalami kemunduran [5]. Nilai penutupan IHSG sering dimanfaatkan sebagai dasar analisis oleh investor, akademisi, maupun pembuat kebijakan untuk memahami dinamika pasar dan melakukan peramalan di masa mendatang. Oleh karena itu, analisis deret waktu terhadap nilai penutupan IHSG menjadi sangat relevan dalam kajian ekonomi dan keuangan.

Dalam penerapannya, data deret waktu IHSG tidak selalu tersedia secara lengkap. Adanya data yang hilang (*Missing Value*) dapat disebabkan oleh hari libur perdagangan, kesalahan pencatatan, maupun kendala teknis lainnya. Keberadaan *Missing Value* ini dapat mengganggu proses analisis dan pemodelan, khususnya pada metode statistik yang mensyaratkan data bersifat kontinu dan berurutan. Jika data yang hilang tidak ditangani dengan baik, hasil pemodelan dapat menjadi bias dan menurunkan akurasi peramalan.

Salah satu metode yang umum digunakan dalam analisis dan peramalan data deret waktu adalah Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Model ARIMA mampu menangkap pola ketergantungan data masa lalu serta tren yang terdapat dalam data, sehingga banyak diaplikasikan pada data ekonomi dan keuangan. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh [6], yang memiliki tujuan untuk mengembangkan model prediksi IHSG periode 2018-2023 dengan algoritma ARIMA yang mempertimbangkan data pandemi covid-19 serta menggunakan metode CRISP-DM. Selain itu telah dilakukan oleh [7] yang memiliki tujuan meramalkan harga emas dunia dengan menggunakan model ARIMA terbaik, dan hasil penelitian menunjukkan bahwa harga emas dunia akan mengalami kenaikan untuk 6 periode yang akan datang.

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis data deret waktu, khususnya untuk data yang bersifat tidak stasioner. Data dikatakan stasioner apabila nilainya berfluktuasi di sekitar rata-rata yang konstan dan memiliki varians yang relatif stabil sepanjang periode pengamatan. Kondisi tersebut umumnya terjadi ketika pola permintaan yang memengaruhi data cenderung tetap dan tidak mengalami perubahan yang berarti dari waktu ke waktu. Sebaliknya, data deret waktu yang tidak stasioner ditandai dengan adanya perubahan pada nilai rata-rata maupun varians seiring berjalannya waktu, sehingga karakteristik data berbeda pada setiap periode pengamatan. Dalam hal ini, model ARIMA menerapkan proses differencing untuk mentransformasi data yang tidak stasioner menjadi stasioner agar dapat dimodelkan secara tepat.

Namun demikian, model ARIMA tidak dapat langsung diterapkan pada data yang mengandung *Missing Value*, sehingga diperlukan suatu metode penanganan data hilang terlebih dahulu agar data memenuhi asumsi pemodelan. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan penanganan *Missing Value* menggunakan metode interpolasi linear. Metode ini dipilih karena kesederhanaannya serta kemampuannya dalam memperkirakan nilai yang hilang berdasarkan hubungan linear antara dua titik data yang berdekatan. Setelah data dilengkapi melalui interpolasi linear, selanjutnya dilakukan pemodelan ARIMA terhadap nilai penutupan IHSG. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model peramalan yang optimal serta memberikan gambaran mengenai efektivitas penerapan ARIMA pada data IHSG yang telah melalui proses penanganan *Missing Value*.

Metodologi Penelitian

Data yang digunakan merupakan data runtun waktu IHSG periode November 2024 hingga November 2025 yang diperoleh dari Yahoo Finance. Dari 365 data yang digunakan ditemukan sebanyak 121 data hilang yang menyebabkan ketidakteraturan interval waktu. Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan. Pertama, pengumpulan data closing price saham IHSG dari November 2024 – November 2025. Selanjutnya, dilakukan analisis deskriptif data untuk merangkum poin-poin data dan membuat plot menggunakan perangkat lunak R untuk melihat tren dan pola musiman pada data harga saham. Setelah itu, dilakukan pemeriksaan stasioneritas data menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF). Jika nilai P-value lebih kecil dari 5%, data dianggap stasioner. Jika tidak, dilakukan differencing untuk membuat data stasioner. Selanjutnya, parameter (p , d , q) untuk model

ARIMA ditentukan berdasarkan plot ACF dan PACF, dan model dengan nilai AIC, MAE, MAPE, dan RMSE terendah dipilih untuk prediksi yang lebih akurat. Terakhir, menggunakan model ARIMA terpilih, dilakukan peramalan harga saham penutupan IHSG dengan menggunakan perangkat lunak R, dan hasil peramalan tersebut ditampilkan dalam plot untuk dibandingkan dengan data harga saham penutupan yang sebenarnya.

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan metode peramalan deret waktu yang tidak melibatkan variabel independen, melainkan menggunakan nilai historis dari variabel dependen. Model ini mampu menghasilkan peramalan jangka pendek yang cukup akurat, namun kurang optimal untuk peramalan jangka panjang. Tujuan utama ARIMA adalah memodelkan hubungan statistik antara data yang diramalkan dengan nilai masa lalunya sehingga pola historis data dapat dimanfaatkan dalam proses peramalan.

ARIMA terdiri atas tiga komponen utama, yaitu autoregressive (AR), integrated (I), dan moving average (MA), yang dinyatakan dalam notasi ARIMA (p , d , q). Parameter p menunjukkan orde AR, d menyatakan jumlah proses differencing untuk mencapai kestasioneran, dan q menunjukkan orde MA. Menurut Box dan Jenkins (1976), model ARIMA digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang tidak stasioner dengan melakukan proses differencing hingga data menjadi stasioner [8]. Bentuk umum ARIMA (p , d , q) sebagai berikut:

$$\phi_p(B)Y_t^* = \theta_1 - \theta_q(B)e_t$$

Dimana:

Y_t^* = data deret waktu yang telah dilakukan differencing

$$\phi_p = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\phi_q = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_q B^q$$

$(1 - B)^d$ = differencing non-musiman pada orde ke-d

e_t = nilai kesalahan pada waktu ke-t

Teknik Interpolasi

Teknik interpolasi digunakan untuk memperkirakan nilai data yang hilang dengan memanfaatkan hubungan antar titik data yang berdekatan. Interpolasi linear merupakan salah satu metode yang paling sederhana, dengan asumsi bahwa hubungan antar dua titik data yang berurutan bersifat linear. Metode ini menaksir nilai yang hilang berdasarkan nilai sebelum dan sesudahnya, sehingga menghasilkan perkiraan yang berada di antara kedua titik tersebut.

Interpolasi linear dipilih karena kemudahannya dalam penerapan serta kemampuannya dalam mempertahankan pola dasar data, khususnya pada data deret waktu yang tidak menunjukkan perubahan ekstrem. Meskipun metode ini mengasumsikan bahwa data yang berdekatan memiliki karakteristik yang serupa, interpolasi linear cukup efektif digunakan untuk menangani *Missing Value* pada data dengan pola yang relatif stabil.

Secara matematis, rumus interpolasi linear dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_t = y_1 + \frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)}(x_t - x_1)$$

Dengan:

y_t = nilai data yang diinterpolasi

y_1 = nilai data pada waktu x_1

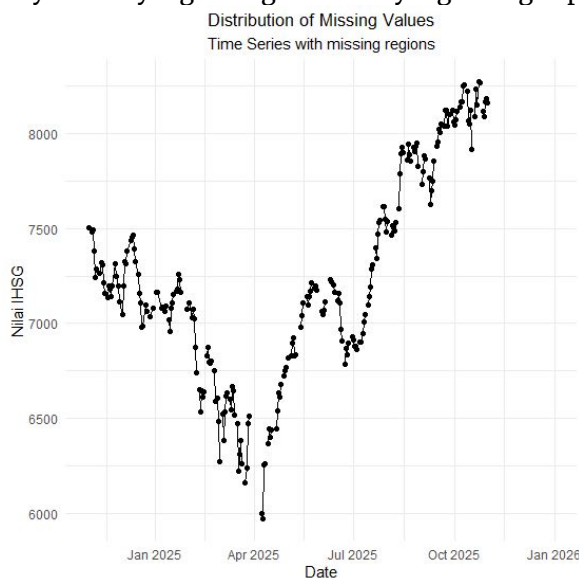
y_2 = nilai data pada waktu x_2

x_t = waktu data yang hilang

x_1, x_2 = waktu sebelum dan sesudah data hilang

Hasil dan Pembahasan

Analisis data dilakukan menggunakan software R. Berdasarkan plot data aktual nilai IHSG dari November 2024 hingga November 2025 terlihat banyak data yang hilang. Cek data yang hilang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Plot Data Aktual Nilai IHSG

Plot diatas merupakan plot asli dari data IHSG harian. Dapat terlihat terdapat banyak data yang hilang. Dari plot diatas, dapat diketahui bahwa terdapat 121 data yang hilang. Hal ini melanggar syarat data *Time Series*, yaitu rentang waktu yang tidak sama. Oleh karena itu, interpolasi linear akan digunakan untuk penanganan *Missing Value*.

Pendugaan Data yang Hilang

Pendugaan nilai yang hilang dilakukan menggunakan teknik interpolasi, yang mempertimbangkan data sebelum dan sesudah titik yang hilang. Interpolasi linear mengasumsikan adanya hubungan linier antar nilai di sekitar

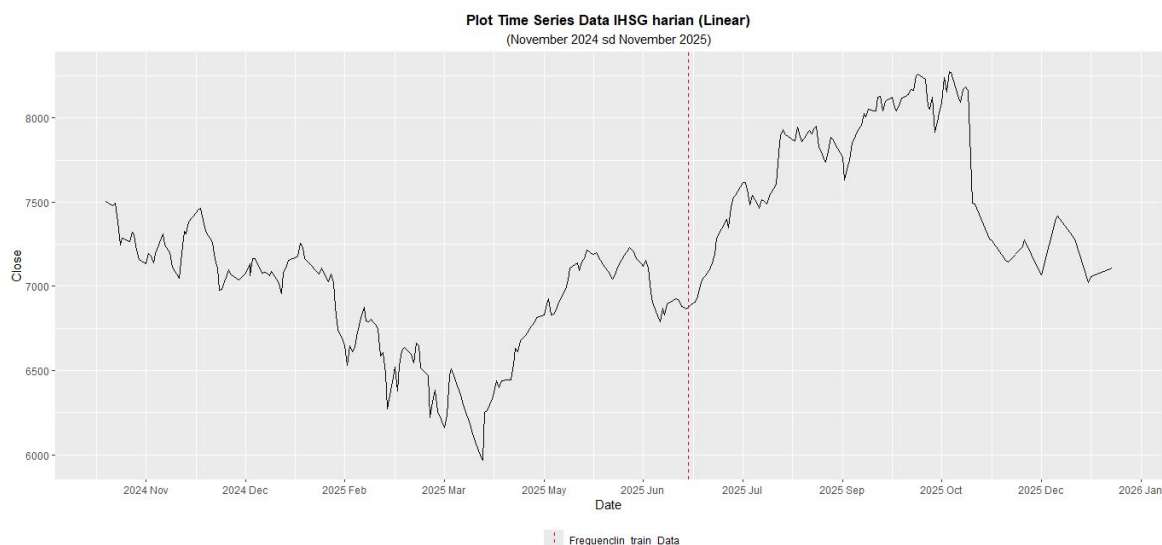
	Date	Close	37	2025-12-08	7419.416	75	2025-01-21	7181.820	113	2025-03-02	6436.638
1	2024-11-01	7505.257	38	2024-12-09	7437.731	76	2025-01-22	7257.128	114	2025-03-03	6519.658
2	2025-11-02	7496.672	39	2024-12-10	7453.287	77	2025-01-23	7232.643	115	2025-03-04	6380.401
3	2025-11-03	7488.088	40	2024-12-11	7464.752	78	2025-01-24	7166.056	116	2025-03-05	6531.399
4	2024-11-04	7479.503	41	2024-12-12	7394.238	79	2025-01-25	7150.626	117	2025-03-06	6617.847
5	2024-11-05	7491.931	42	2024-12-13	7324.789	80	2025-01-26	7135.197	118	2025-03-07	6636.000
6	2024-11-06	7383.868	43	2025-12-14	7302.736	81	2025-01-27	7119.767	119	2025-03-08	6623.404
7	2024-11-07	7243.860	44	2025-12-15	7280.684	82	2025-01-28	7104.337	120	2025-03-09	6610.808
8	2024-11-08	7287.191	45	2024-12-16	7258.631	83	2025-01-29	7088.908	121	2025-03-10	6598.212
9	2025-11-09	7280.281	46	2024-12-17	7157.732	84	2025-01-30	7073.478	122	2025-03-11	6545.850
10	2025-11-10	7273.370	47	2024-12-18	7107.875	85	2025-01-31	7109.196	123	2025-03-12	6665.045
11	2024-11-11	7266.460	48	2024-12-19	6977.238	86	2025-02-03	7030.058	124	2025-03-13	6647.417
12	2024-11-12	7321.986	49	2024-12-20	6983.865	87	2025-02-04	7073.459	125	2025-03-14	6515.633
13	2024-11-13	7308.671	50	2025-12-21	7021.392	88	2025-02-05	7024.228	126	2025-03-15	6501.069
14	2024-11-14	7214.561	51	2025-12-22	7058.918	89	2025-02-06	6875.536	127	2025-03-16	6486.508
15	2024-11-15	7161.258	52	2024-12-23	7096.445	90	2025-02-07	6742.576	128	2025-03-17	6471.947
16	2025-11-16	7152.264	53	2024-12-24	7065.746	91	2025-02-08	6711.098	129	2025-03-18	6223.388
17	2025-11-17	7143.271	54	2024-12-27	7036.571	92	2025-02-09	6679.620	130	2025-03-19	6311.660
18	2024-11-18	7134.277	55	2024-12-30	7079.905	93	2025-02-10	6648.142	131	2025-03-20	6381.674
19	2024-11-19	7195.715	56	2025-12-31	7107.672	94	2025-02-11	6531.990	132	2025-03-21	6258.179
20	2024-11-20	7180.335	57	2025-01-01	7135.438	95	2025-02-12	6645.778	133	2025-03-22	6225.859
21	2024-11-21	7140.912	58	2025-01-02	7163.205	96	2025-02-13	6613.568	134	2025-03-23	6193.538
22	2024-11-22	7195.565	59	2025-01-03	7164.429	97	2025-02-14	6638.459	135	2025-03-24	6161.218
23	2025-11-23	7235.079	60	2025-01-06	7080.474	98	2025-02-15	6702.600	136	2025-03-25	6235.619
24	2025-11-24	7274.594	61	2025-01-07	7083.284	99	2025-02-16	6766.741	137	2025-03-26	6472.356
25	2024-11-25	7314.108	62	2025-01-08	7080.352	100	2025-02-17	6830.882	138	2025-03-27	6510.620
26	2024-11-26	7245.888	63	2025-01-09	7064.588	101	2025-02-18	6873.554	139	2025-03-28	6467.747
27	2024-11-28	7200.157	64	2025-01-10	7088.866	102	2025-02-19	6794.868	140	2025-03-29	6424.874
28	2024-11-29	7114.266	65	2025-01-11							

303	2025-09-08	7766.849	341	2025-10-16	8124.757
304	2025-09-09	7628.605	342	2025-10-17	7915.656
305	2025-09-10	7699.007	343	2025-10-18	7973.430
306	2025-09-11	7747.905	344	2025-10-19	8031.204
307	2025-09-12	7854.060	345	2025-10-20	8088.978
308	2025-09-13	7881.746	346	2025-10-21	8238.084
309	2025-09-14	7909.432	347	2025-10-22	8152.553
310	2025-09-15	7937.118	348	2025-10-23	8274.352
311	2025-09-16	7957.696	349	2025-10-24	8271.722
312	2025-09-17	8025.179	350	2025-10-25	8220.198
313	2025-09-18	8008.433	351	2025-10-26	8168.674
314	2025-09-19	8051.118	352	2025-10-27	8117.151
315	2025-09-20	8047.425	353	2025-10-28	8092.629
316	2025-09-21	8043.732	354	2025-10-29	8166.224
317	2025-09-22	8040.039	355	2025-10-30	8184.064
318	2025-09-23	8125.201	356	2025-10-31	8163.875
319	2025-09-24	8126.558			
320	2025-09-25	8040.665			
321	2025-09-26	8099.333			
322	2025-09-27	8107.304			
323	2025-09-28	8115.274			
324	2025-09-29	8123.245			
325	2025-09-30	8061.062			
326	2025-10-01	8043.822			
327	2025-10-02	8071.081			
328	2025-10-03	8118.301			
329	2025-10-04	8125.499			
330	2025-10-05	8132.696			
331	2025-10-06	8139.894			
332	2025-10-07	8169.281			
333	2025-10-08	8166.029			
334	2025-10-09	8250.938			
335	2025-10-10	8257.859			
336	2025-10-11	8247.640			
337	2025-10-12	8237.421			
338	2025-10-13	8227.202			
339	2025-10-14	8066.522			
340	2025-10-15	8051.175			

Gambar 2. Hasil Pendugaan Nilai Yang Hilang

Eksplorasi Data

Eksplorasi data diperlukan untuk memahami pola yang terkandung dalam data *Time Series*. Selain itu, eksplorasi berperan penting dalam menentukan pembagian data menjadi training dan testing. Data testing yang representatif sebaiknya memiliki pola yang serupa dengan data training. Oleh karena itu, proses eksplorasi digunakan untuk menetapkan proporsi data training dan data testing yang paling sesuai.



Gambar 3. Penetapan Proporsi Data Training dan Testing

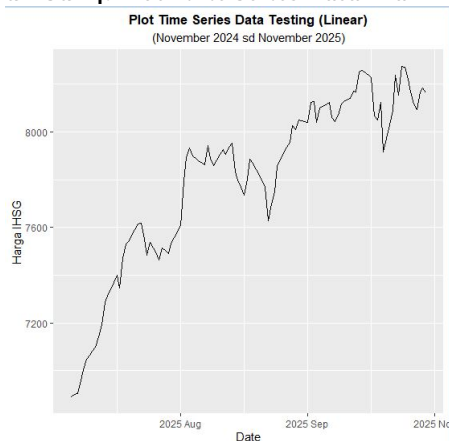
Berdasarkan hasil eksplorasi, diperoleh titik potong yang dianggap optimal untuk pembagian data training dan testing, yaitu pada proporsi data training sebesar 0,67 ($p = 67\%$). Titik ini bertepatan dengan observasi ke-238 atau tanggal 05 Juli 2025.

Splitting Data

Langkah selanjutnya adalah pembagian data menjadi data training dan testing berdasarkan eksplorasi yang telah dilakukan.



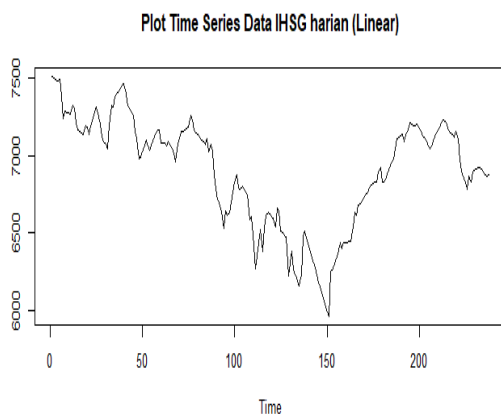
Gambar 4. Plot Time Series Data Training



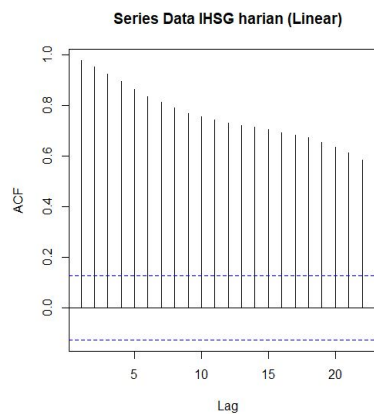
GAMBAR 5 Plot Time Series Data Testing

Cek Kestasioneran Data

Secara eksploratif, kestasioneran data dapat diamati melalui plot deret waktu maupun plot ACF dari variabel yang diuji. Data dianggap tidak stasioner jika plot deret waktu menunjukkan pola tren meningkat atau menurun dalam periode tertentu, atau jika plot ACF memperlihatkan penurunan yang lambat (tails off slowly).



GAMBAR 6 Plot Deret Waktu



GAMBAR 7 Plot ACF Sebelum Differencing

Uji Formal

Secara formal, metode Augmented dickey-Fuller (ADF) digunakan untuk memberikan penilaian yang akurat mengenai kestasioneran data. Hipotesis yang digunakan dalam uji ini adalah sebagai berikut:

H_0 : Data tidak stationer

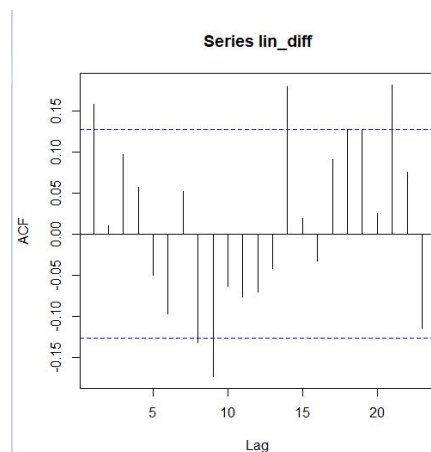
H_1 : Data stationer

Berdasarkan uji yang telah dilakukan didapat nilai p-value $0.7507 > \alpha$ (0.05). Maka keputusan yang diambil adalah gagal tolak H_0 pada α (0.05), artinya data tidak stationer. Untuk menangani ketidakstasioneran ini, perlu dilakukan differencing atau perbedaan.

Setelah dilakukan differencing dilakukan lagi uji kestasioneran data. Dan diperoleh hasilnya adalah p-value $0.01 < \alpha$ (0.05). Maka keputusan yang diambil adalah tolak H_0 pada α (0.05), artinya differencing pertama berhasil membuat data stationer.

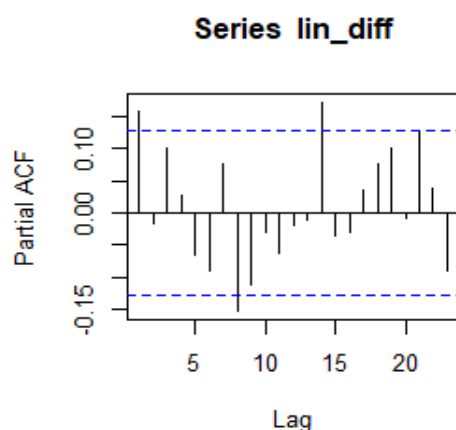
Identifikasi Model ARIMA

Dalam identifikasi model ARIMA, nilai ACF dan PACF dapat digunakan untuk menentukan orde MA(q) dan AR(p). Namun, pada model campuran ARMA(p,q), penentuan p dan q tidak dapat dilakukan secara langsung. Untuk itu, dikembangkan metode Extended Autocorrelation Function (EACF) yang memudahkan identifikasi model ARMA campuran. Pada tabel EACF akan terbentuk segitiga nol (triangle of zeros), di mana nilai pada pojok kiri atas menunjukkan kombinasi orde AR dan MA yang sesuai.



GAMBAR 8 Plot ACF Setelah Differencing

Dari plot ACF di atas, dapat terlihat bahwa tidak terdapat cuts off pada model. Oleh karena itu, model tidak dapat ditentukan.



Gambar 9 Plot PACF

Dari plot PACF di atas, dapat terlihat bahwa tidak terdapat cuts off pada model. Oleh karena itu, model tidak dapat ditentukan.

AR/MA		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
0	x	o	o	o	o	o	o	o	x	x	o	o	o	o	x
1	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x
2	x	x	o	o	o	o	o	o	x	o	o	o	o	o	x
3	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x
4	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x
5	x	x	x	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x
6	x	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	x
7	x	x	x	x	x	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o

Gambar 10 Tabel EACF

Dari tabel EACF di atas, dapat dibentuk model ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), ARIMA (3,1,0), ARIMA (4,1,0), ARIMA (5,1,0), ARIMA (6,1,0), ARIMA (7,1,0). Berdasarkan hasil eksploratif, dapat disimpulkan bahwa terdapat delapan model yang menjadi dugaan model terbaik untuk data IHSG, yaitu ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0),

ARIMA (2,1,0), ARIMA (3,1,0), ARIMA (4,1,0), ARIMA (5,1,0), ARIMA (6,1,0), ARIMA (7,1,0). Kedelapan model akan dianalisis lebih lanjut pada bagian selanjutnya

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dengan signifikansi parameter, Adapun hasilnya adalah sebagai berikut.

ARIMA (0,1,1)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ma1	0.166070	0.065799	0.01161

ARIMA (1,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.158488	0.063985	0.01325

ARIMA (2,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.160778	0.064813	0.01311
ar2	-0.014325	0.064696	0.82477

ARIMA (3,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.162242	0.064485	0.01187
ar2	-0.030593	0.065199	0.63891
ar3	0.100333	0.064221	0.11821

ARIMA (4,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.159452	0.064805	0.01387
ar2	-0.029739	0.065192	0.64826
ar3	0.095917	0.065058	0.14039
ar4	0.026982	0.064461	0.67553

ARIMA (5,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.161140	0.064694	0.01274
ar2	-0.023591	0.065361	0.71815
ar3	0.093916	0.064952	0.14820
ar4	0.037143	0.065179	0.56877
ar5	-0.062488	0.064660	0.33384

ARIMA (6,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.155211	0.064550	0.01619
ar2	-0.020116	0.065125	0.75741
ar3	0.102569	0.065033	0.11475
ar4	0.035195	0.064911	0.58767
ar5	-0.048854	0.065103	0.45300
ar6	-0.091374	0.064930	0.15935

ARIMA (7,1,0)			
	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.162295	0.064625	0.01203
ar2	-0.016216	0.065009	0.80301
ar3	0.099779	0.064881	0.12408
ar4	0.027387	0.065053	0.67376
ar5	-0.047993	0.064907	0.45966
ar6	-0.103063	0.065470	0.11544
ar7	0.077109	0.065005	0.23554

Kekauratan Model

Uji keakuratan model dilakukan dengan membandingkan nilai AIC. Nilai AIC dari setiap model adalah sebagai berikut.

Tabel 1 Nilai Aic

Model	AIC
ARIMA (0,1,1)	2625.664
ARIMA (1,1,0)	2625.871
ARIMA (2,1,0)	2627.395
ARIMA (3,1,0)	2627.822
ARIMA (4,1,0)	2629.220
ARIMA (5,1,0)	2630.288
ARIMA (6,1,0)	2630.316
ARIMA (7,1,0)	2630.914

Dari ukuran AIC terlihat bahwa model yang memiliki nilai AIC terkecil adalah ARIMA(0,1,2), yaitu sebesar 2625.664. Maka dapat disimpulkan bahwa model terbaiknya adalah ARIMA (0,1,2)

Overfitting

ARIMA (0,1,2)

	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	0.165677	0.064649	0.01039
ma2	-0.014636	0.061154	0.81085

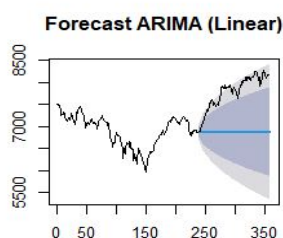
ARIMA (1,1,1)

	Estimasi	Std. Error	p-value
ar1	-0.24912	0.54283	0.6463
ma1	0.40954	0.51569	0.4271

Dari model overfitting ARIMA (0,1,1), dapat terlihat bahwa parameter yang ditambahkan yaitu MA (2) tidak signifikan terhadap model dan hanya parameter ar (1) yang signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa model ARIMA (0,1,2) tidak lebih baik daripada model awal ARIMA (0,1,1). Begitupun model ARIMA (1,1,1) tidak ada parameter yang signifikan, dan menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1) tidak lebih baik dari model ARIMA (0,1,1).

Model Terbaik

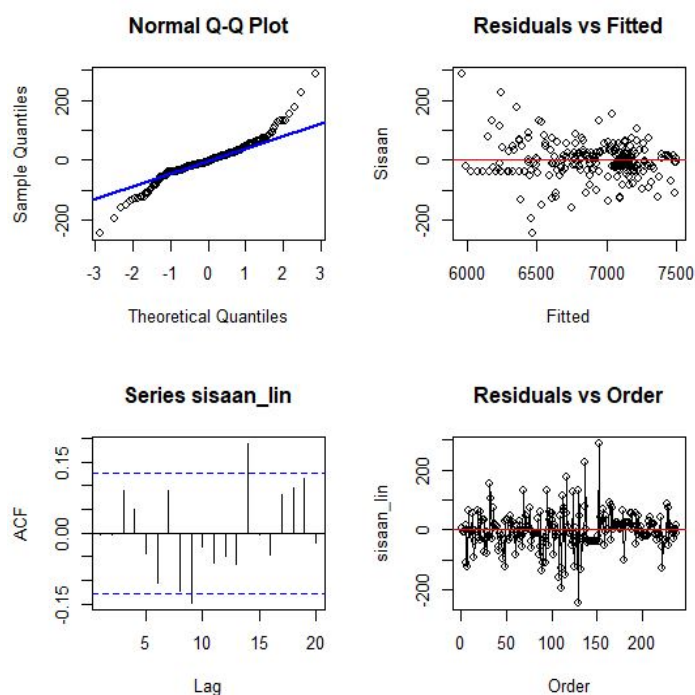
Dari hasil diatas, dapat disimpulkan bahwa model terbaik ada pada model awal yaitu model ARIMA (0,1,1).



Gambar 11 Pendugaan Model Terbaik

Pemeriksaan Asumsi

Pemeriksaan asumsi atau diagnostic checking dilakukan untuk mengetahui model yang digunakan memenuhi asumsi residual untuk dijadikan model dalam peramalan atau tidak. Model ARIMA yang baik adalah model yang memenuhi asumsi residualnya.



Gambar 12 Diagnostic Checking

Ljung-Box Test akan digunakan untuk menguji asumsi white noise, melihat apakah ada korelasi pada residual dari setiap model. Hasil pengujian menunjukkan nilai p-value (0.9562) $> \alpha$ (0.05). Artinya model tersebut memenuhi asumsi white noise.

Pengujian normalitas residual dilakukan menggunakan Kolmogorov-smirnov test. Hasil pengujian menunjukkan nilai p-value (2.2×10^{-16}) $< \alpha$ (0.05). Maka dapat disimpulkan uji normalitas residual terpenuhi.

Uji Box-cox akan digunakan untuk pengujian homokedastisitas residual. Hasil dari pengujiannya menunjukkan nilai lambda (0.7974072) mendekati 1, artinya ragam residual sudah cukup homogen.

Nilai Akurasi

Tabel 2 Nilai Akurasi Model Arima

Model	RMSE	MAPE
ARIMA (Linear)	985.2858	11.60563

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa data IHSG harian periode November 2024 hingga November 2025 mengandung sejumlah *Missing Value* yang menyebabkan data tidak memenuhi karakteristik deret waktu dengan interval yang seragam. Penanganan *Missing Value* menggunakan metode interpolasi linear terbukti mampu menghasilkan data yang lebih representatif untuk dianalisis lebih lanjut.

Hasil uji kestasioneran menunjukkan bahwa data IHSG tidak stasioner pada level, namun menjadi stasioner setelah dilakukan differencing satu kali. Proses identifikasi dan pemilihan model menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,1) merupakan model terbaik berdasarkan nilai AIC terendah serta signifikansi parameter. Model tersebut juga memenuhi seluruh asumsi diagnostik residual, sehingga layak digunakan untuk peramalan.

Evaluasi akurasi model menghasilkan nilai RMSE sebesar 985,29 dan MAPE sebesar 11,61%, yang menandakan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah dan kinerja peramalan yang cukup baik. Dengan demikian, model ARIMA (0,1,1) dapat dijadikan sebagai pendekatan yang efektif dalam meramalkan nilai penutupan IHSG serta sebagai referensi bagi investor dan pengambil kebijakan dalam menghadapi ketidakpastian pasar saham.

Ucapan Terima Kasih

Terimakasih kepada Ibu Dr. Riri Syafitri Lubis, M.Si selaku dosen pengampu matakuliah aljabar linear lanjut, dan terimakasih kepada seluruh anggota kelompok 1 karena sudah mau berdiskusi dan belajar bersama selama menyelesaikan penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] L. P. Kartika, La Gubu, “Jurnal Matematika , Komputasi dan Statistika ISSN : 2503 – 2984 PERAMALAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN GEOMETRIC BROWNIAN MOTION : Saham merupakan salah satu surat berharga yang mampu memberikan tingkat keuntungan yang menarik bagi investor . Perubahan harga s,” vol. 5, no. April, pp. 912–918, 2025.
- [2] B. Aprilianti, D. Kusnandar, and H. Perdana “Peramalan Harga Saham Dengan Metode Svr,” vol. 11, no. 4, pp. 649–658, 2019.
- [3] A. Fitri, D. Kusnandar, and H. Perdana, “PERAMALAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN DENGAN MODEL EXPONENTIAL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL,” vol. 10, no. 3, pp. 309–316, 2021.
- [4] M. F. Mingka and R. S. Lubis, “ANALISIS PORTOFOLIO SAHAM OPTIMAL DENGAN METODE MARKOWITZ DAN MODEL INDEKS TUNGGAL PADA SAHAM,” vol. 4, no. 2, pp. 709–727, 2023.
- [5] I. Sudirman & Purnamasari, “MENGGUNAKAN METODE PEMULUSAN EKSPONENSIAL,” *Pros. Semin. Nas. Mat. Stat. dan Apl.*, pp. 150–157, 2019.
- [6] R. Ibrahim and Y. H. Agustin, “Prediksi IHSG Dengan Algoritma Autoregressive Integrated Moving Avarage (ARIMA),” pp. 1221–1233, 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-2.1963.
- [7] M. A. Gustiansyah *et al.*, “Aplikasi Model ARIMA dalam Peramalan Data Harga Emas Dunia Tahun 2010 – 2022,” vol. 7, no. 1, pp. 84–92, 2023.
- [8] I. Bagus, B. Mahayana, and I. Mulyadi, “Peramalan Penjualan Helm dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Bagus Store),” vol. 5, no. 1, pp. 45–50, 2022, doi: 10.12962/j27213862.v5i1.12469.