

Prediksi Harga NASDAQ Composite Menggunakan Model Arima dan Implikasinya terhadap Pembacaan Tren Sektor Teknologi Periode 2015-2025

Arya Mardhani Syaputra^{1*}, Achmad Fitro²

^{1,2}Universitas Negeri Surabaya, Indonesia

Alamat: Jalan Ketintang, Kecamatan Karang Pilang, Kota Surabaya, Jawa Timur 60231

*Korespondensi penulis: aryamardhanisyaputra@gmail.com

Abstract. *This study forecasts the monthly closing values of the NASDAQ Composite Index for 2015-2025 using the ARIMA model and examines its implications for reading technology sector trends. The research is based on NASDAQ's role as an index that widely represents technology-related companies and is contextually associated with digitalization, interest rate changes, the COVID-19 pandemic, and artificial intelligence developments. This study applies a quantitative univariate time series approach using the Box-Jenkins procedure, including log transformation, Augmented Dickey-Fuller (ADF) stationarity testing, ACF-PACF identification, AIC/BIC-based model selection, parameter estimation, residual diagnostics, and accuracy evaluation using MAE, MSE, RMSE, and MAPE. The results show that ARIMA(0,1,0) with drift follows the general direction of NASDAQ Composite movements with a MAPE of 12.21%, indicating good forecasting accuracy. However, the model tends to underestimate sharp upward movements and is better interpreted as a random walk with weak positive drift. Contextually, NASDAQ Composite movements can be read as part of technology and digital economy dynamics. Thus, ARIMA offers a simple, transparent, and replicable framework, while sectoral interpretations remain contextual and non-causal.*

Keywords: NASDAQ Composite, ARIMA, indeks forecasting, technology sector trends

Abstrak. Penelitian ini bertujuan memprediksi nilai penutupan bulanan Indeks NASDAQ Composite periode 2015-2025 menggunakan model ARIMA serta mengkaji implikasinya terhadap pembacaan tren sektor teknologi. Latar belakang penelitian ini didasari oleh peran NASDAQ sebagai indeks yang merepresentasikan perusahaan teknologi, yang pergerakannya secara kontekstual berkaitan dengan digitalisasi, pandemi COVID-19, perubahan suku bunga, dan perkembangan artificial intelligence. Metodologi penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif deret waktu univariat dengan tahapan Box-Jenkins, meliputi transformasi log harga, uji stasioneritas ADF, identifikasi model melalui ACF-PACF, pemilihan model terbaik berdasarkan AIC/BIC, estimasi parameter, diagnostik residual, serta evaluasi akurasi menggunakan MAE, MSE, RMSE, dan MAPE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,0) with drift mampu mengikuti arah umum pergerakan NASDAQ Composite dengan nilai MAPE sebesar 12,21%, sehingga menunjukkan akurasi prediksi yang tergolong baik. Namun, model cenderung kurang sensitif terhadap lonjakan tajam dan lebih tepat dipahami sebagai random walk dengan indikasi drift positif yang lemah, bukan sebagai bukti kuat adanya tren kenaikan deterministik. Secara kontekstual, pergerakan NASDAQ Composite dapat dibaca sebagai bagian dari dinamika perusahaan teknologi dan ekonomi digital. Kesimpulannya, ARIMA memberikan kerangka prediksi yang sederhana, transparan, dan replikatif untuk membaca pola historis NASDAQ, sementara interpretasi terhadap tren sektor teknologi tetap bersifat kontekstual dan tidak bersifat kausal.

Kata kunci: NASDAQ Composite, ARIMA, prediksi indeks, tren sektor teknologi

1. LATAR BELAKANG

Pasar modal global tidak hanya berfungsi sebagai mekanisme alokasi modal, tetapi juga sebagai cerminan ekspektasi kolektif investor terhadap pertumbuhan ekonomi, risiko makro, kebijakan moneter, dan inovasi industri. Pergerakan harga saham dan indeks pasar merefleksikan bagaimana informasi baru diterjemahkan menjadi keputusan beli, jual, atau

tahan, sehingga indeks saham dapat dipahami sebagai ringkasan kuantitatif optimisme dan ketidakpastian pasar. NASDAQ Composite menempati posisi strategis karena didominasi perusahaan teknologi, termasuk perangkat lunak, semikonduktor, cloud computing, e-commerce, dan layanan digital. Indeks ini juga memiliki efek spillover ke pasar negara berkembang, seperti IHSG, yang menunjukkan peranannya sebagai indikator global terhadap tren ekonomi digital (Pidekso & Azrimultiya, 2026). Dalam konteks tersebut, pemodelan ARIMA digunakan untuk membaca pola historis NASDAQ Composite sebagai indeks acuan global, sehingga hasil prediksi dapat memberikan gambaran awal mengenai arah pergerakan NASDAQ Composite sebagai proksi indeks teknologi global yang berpotensi menjadi referensi bagi pasar lain. Namun, karena ARIMA yang digunakan dalam penelitian ini bersifat univariat, model ini tidak dimaksudkan untuk menguji hubungan spillover secara kausal, melainkan untuk memprediksi pola pergerakan indeks berdasarkan data historis harga.

Periode 2015-2025 menyediakan konteks empiris unik karena mencakup berbagai rezim pasar. Fase awal ditandai ekspansi digital dan layanan berbasis data, memperkuat kapitalisasi pasar sektor teknologi. Pandemi COVID-19 pada 2020 memicu volatilitas tinggi, tetapi juga mempercepat digitalisasi di pendidikan, kesehatan, pekerjaan jarak jauh, dan rantai pasok (Kobiela, 2022). Setelah pandemi, kebijakan moneter, termasuk pemangkasan maupun kenaikan suku bunga The Federal Reserve, memengaruhi valuasi saham teknologi. Saham pertumbuhan dan teknologi cenderung sensitif terhadap perubahan suku bunga karena valuasinya banyak bergantung pada ekspektasi arus kas masa depan. Ketika suku bunga meningkat, tingkat diskonto yang digunakan dalam penilaian juga naik, sehingga nilai kini arus kas masa depan dapat menurun dan menekan harga saham, terutama pada saham berorientasi pertumbuhan (Seabury, 2026). Sejak 2023, akselerasi kecerdasan buatan generatif mendorong optimisme pasar terhadap perusahaan teknologi, terutama pada subsektor semikonduktor, data center, dan infrastruktur cloud. Optimisme tersebut tercermin dari reli saham teknologi dan semikonduktor, meningkatnya permintaan chip AI, serta besarnya investasi perusahaan teknologi dalam infrastruktur komputasi berbasis AI (Saeed Azhar, Twesha Dikshit, 2026). Dengan demikian, NASDAQ Composite bergerak dalam berbagai rezim: ekspansi digital, pandemi, tekanan moneter, dan optimisme AI, sehingga prediksi indeks memerlukan pendekatan kuantitatif yang mampu menangkap pola historis di tengah volatilitas tinggi.

Metode deret waktu, khususnya ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), banyak digunakan untuk memprediksi harga saham dan indeks karena mampu

menangkap pola temporal data historis (Dhyani et al., 2020; Ganesan & Kannan, 2021). ARIMA telah diterapkan pada saham individual (Rusminto et al., 2024), harga emas (Jayanti et al., 2025), cryptocurrency (Listiani, 2022), dan saham farmasi India (Meher, 2021). Prosedur Box-Jenkins, yang meliputi uji stasioneritas, differencing, identifikasi ACF dan PACF, serta pemilihan model terbaik menggunakan AIC, BIC, MAPE, MAE, dan RMSE, memastikan model menangkap struktur temporal dengan akurat. Dibandingkan dengan model kompleks seperti LSTM, ARIMA lebih konsisten pada data univariat terbatas dan lebih transparan untuk interpretasi hasil prediksi. Kobiela et al. (2022) melaporkan ARIMA lebih unggul 3,4 kali dibanding LSTM pada prediksi NASDAQ 30 hari, sementara Tjen (2025) menunjukkan bahwa ARIMA-GARCH memiliki kinerja prediksi yang lebih stabil dibandingkan LSTM pada IHSG dalam konteks dinamika pasar selama periode pandemi COVID-19, berdasarkan nilai MSE, RMSE, dan MAPE. Kirelli (2024) menambahkan bahwa ARIMA tetap kuat dalam prediksi proporsional meskipun LSTM unggul pada beberapa metrik tertentu.

Meskipun banyak penelitian ARIMA sebelumnya, studi yang menempatkan NASDAQ Composite 2015-2025 sebagai objek utama masih terbatas, terutama yang menggabungkan prediksi ARIMA dengan interpretasi tren sektor teknologi di berbagai rezim pasar: ekspansi digital, pandemi, koreksi suku bunga, dan AI boom. Celah inilah yang menjadi dasar penelitian ini. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi harga NASDAQ Composite menggunakan ARIMA dan menganalisis tren sektor teknologi selama 2015-2025. Secara metodologis, penelitian menerapkan tahapan Box-Jenkins: uji stasioneritas, differencing, identifikasi ACF dan PACF, pemilihan model terbaik, pemeriksaan residual, dan evaluasi akurasi (MAPE, MSE, RMSE, MAE). Secara teoretis, penelitian ini memperluas literatur peramalan deret waktu dan bisnis digital, sedangkan secara praktis menyediakan kerangka estimasi transparan dan replikatif yang dapat membantu investor dan analis membaca tren indeks teknologi secara lebih terukur.

2. KAJIAN TEORITIS

Pasar Modal dan Indeks Saham sebagai Indikator Ekonomi

Pasar modal merupakan mekanisme keuangan yang mempertemukan pihak yang membutuhkan pendanaan jangka panjang dengan investor yang memiliki kelebihan dana melalui instrumen seperti saham, obligasi, reksa dana, dan derivatif. Dalam perspektif manajemen keuangan, pasar modal tidak hanya menjadi tempat transaksi sekuritas, tetapi juga berfungsi sebagai sistem pembentukan harga yang merefleksikan informasi, ekspektasi

keuntungan, risiko, dan sentimen investor. Perubahan harga saham menunjukkan bahwa pasar modal bersifat dinamis karena setiap informasi baru, baik berasal dari kinerja perusahaan, kondisi makroekonomi, maupun perubahan kebijakan global, dapat diterjemahkan menjadi keputusan beli, jual, atau tahan oleh pelaku pasar. Saputra et al. (2021) serta Pidekso et al. (2026) menunjukkan bahwa indeks global dan faktor makroekonomi memiliki keterkaitan dengan pergerakan indeks saham, sehingga pasar modal perlu dipahami sebagai sistem yang terbuka terhadap perubahan ekonomi domestik maupun internasional.

Indeks saham berperan sebagai indikator agregat yang menggambarkan arah pergerakan pasar atau sektor tertentu. Sebagai ukuran gabungan dari sejumlah saham, indeks dapat digunakan untuk membaca kondisi pasar, sentimen investor, ekspektasi pertumbuhan, serta persepsi risiko terhadap industri tertentu. Marisetty (2024) menegaskan bahwa indeks saham internasional dapat dianalisis melalui pendekatan deret waktu karena pergerakannya mengandung pola historis yang dapat digunakan untuk memprediksi kondisi masa depan. Dengan demikian, prediksi indeks saham penting bukan untuk menghasilkan kepastian absolut, melainkan untuk menyediakan estimasi kuantitatif yang membantu investor, analis, dan akademisi memahami arah pasar secara lebih sistematis. Dalam penelitian ini, indeks saham diposisikan sebagai objek analisis karena pergerakannya dapat merepresentasikan respons kolektif pasar terhadap perubahan ekonomi dan perkembangan sektor teknologi.

NASDAQ Composite dan Karakteristik Sektor Teknologi

NASDAQ Composite merupakan salah satu indeks saham global yang memiliki karakter kuat sebagai representasi sektor teknologi dan ekonomi digital. Indeks ini banyak memuat perusahaan berbasis inovasi, seperti perangkat lunak, semikonduktor, layanan cloud, e-commerce, platform digital, bioteknologi, dan kecerdasan buatan. Karakter tersebut menjadikan NASDAQ berbeda dari indeks yang lebih dominan pada sektor konvensional karena nilai perusahaan teknologi sangat dipengaruhi oleh ekspektasi pertumbuhan, prospek arus kas masa depan, belanja riset dan pengembangan, serta kemampuan perusahaan menciptakan inovasi. Kobiela (2022) menggunakan data saham yang terdaftar di NASDAQ untuk membandingkan ARIMA dan LSTM, sedangkan Kirelli (2024) menggunakan saham Oracle sebagai contoh perusahaan teknologi di NASDAQ. Kedua studi tersebut menunjukkan bahwa saham berbasis teknologi dapat dianalisis melalui pendekatan prediksi deret waktu berbasis harga historis.

Sektor teknologi memiliki sensitivitas tinggi terhadap perubahan ekspektasi pasar, terutama karena perusahaan teknologi sering dikategorikan sebagai growth stocks. Ketika suku bunga meningkat, valuasi perusahaan teknologi dapat mengalami tekanan karena nilai perusahaan banyak bergantung pada proyeksi pendapatan masa depan. Sebaliknya, ketika terjadi akselerasi inovasi, seperti digitalisasi, cloud computing, dan artificial intelligence, pasar cenderung membentuk ekspektasi positif terhadap perusahaan teknologi. Azis (2023), melalui prediksi harga saham Tencent menggunakan ARIMA, memperlihatkan bahwa saham perusahaan teknologi dapat dimodelkan berdasarkan pola historis, meskipun dinamika industrinya tetap dipengaruhi oleh inovasi dan sentimen pasar. Dalam konteks penelitian ini, penggunaan ARIMA univariat didasarkan pada asumsi bahwa harga indeks merupakan hasil agregasi informasi pasar. Sejalan dengan konsep Efficient Market Hypothesis, harga saham dan indeks pasar mencerminkan informasi yang tersedia bagi investor, termasuk ekspektasi terhadap suku bunga, inovasi teknologi, dan sentimen pasar (Fama, 1970). Oleh karena itu, ARIMA digunakan sebagai pendekatan awal untuk memodelkan pola historis NASDAQ Composite yang telah terbentuk melalui respons pasar terhadap berbagai informasi tersebut. Namun, model ini tidak digunakan untuk menguji pengaruh makroekonomi secara kausal, karena variabel seperti suku bunga, inflasi, dan sentimen investor tidak dimasukkan secara eksplisit ke dalam model. Oleh karena itu, NASDAQ Composite dalam penelitian ini tidak hanya diperlakukan sebagai indeks harga, tetapi juga sebagai proksi untuk membaca arah tren sektor teknologi global selama periode 2015-2025.

Konsep Deret Waktu dalam Prediksi Pasar Keuangan

Data deret waktu merupakan data yang disusun berdasarkan urutan waktu, sehingga setiap observasi memiliki hubungan temporal dengan observasi sebelumnya. Dalam pasar keuangan, harga saham, indeks saham, return, dan volume perdagangan termasuk data deret waktu karena bergerak secara periodik dan dapat menunjukkan tren, volatilitas, autokorelasi, serta gangguan acak. Dhyani et al. (2020) menjelaskan bahwa data pasar saham dapat dianalisis menggunakan teknik peramalan karena harga sekuritas bergerak mengikuti pola waktu tertentu. Meher et al. (2021) juga menunjukkan bahwa harga penutupan saham dapat digunakan sebagai variabel utama dalam peramalan karena merepresentasikan titik akhir penilaian pasar pada suatu periode perdagangan. Dengan demikian, pendekatan deret waktu menjadi relevan ketika penelitian bertujuan memahami pola historis dan menghasilkan prediksi berdasarkan pergerakan data masa lalu.

Dalam analisis deret waktu, stasioneritas menjadi syarat penting karena model seperti ARIMA membutuhkan data dengan rata-rata dan varians yang relatif stabil. Apabila data belum stasioner, proses differencing dilakukan untuk mengurangi tren dan menstabilkan struktur data. Listiani et al. (2022), dalam peramalan cryptocurrency, menunjukkan bahwa data harga yang tidak stasioner perlu ditransformasikan sebelum model ARIMA diterapkan. Ganesan et al. (2021) juga menekankan bahwa pemodelan harga saham dengan ARIMA memerlukan identifikasi pola historis melalui pengujian dan pemilihan parameter yang tepat. Relevansi konsep ini terhadap NASDAQ Composite terletak pada karakter indeks teknologi yang cenderung mengalami tren jangka panjang dan fluktuasi tajam, sehingga pemodelan deret waktu harus diawali dengan pengujian stasioneritas, identifikasi autokorelasi, dan evaluasi akurasi model.

Model ARIMA dalam Peramalan Indeks Saham

ARIMA atau *Autoregressive Integrated Moving Average* merupakan model deret waktu univariat yang menggabungkan tiga komponen utama, yaitu autoregressive, integrated, dan moving average. Komponen autoregressive menjelaskan hubungan nilai saat ini dengan nilai masa lalu; komponen integrated menunjukkan proses differencing untuk menghasilkan data stasioner; sedangkan moving average menangkap pengaruh error masa lalu terhadap nilai saat ini. Khanderwal et al. (2021) menggunakan ARIMA untuk memprediksi harga saham dan menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan ketika data historis menjadi dasar utama peramalan. Rusminto et al. (2024) juga menerapkan ARIMA dalam peramalan harga saham dan memperlihatkan bahwa model tersebut relevan untuk membaca pola harga berdasarkan data masa lalu. Dengan demikian, ARIMA memiliki posisi penting sebagai model statistik klasik yang masih digunakan dalam prediksi pasar keuangan.

Pemodelan ARIMA umumnya mengikuti prosedur Box-Jenkins yang mencakup identifikasi model, estimasi parameter, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan. Tahap identifikasi dilakukan melalui uji stasioneritas, ACF, dan PACF untuk menentukan kandidat parameter p , d , dan q . Setelah itu, model dipilih dengan mempertimbangkan kriteria seperti AIC, BIC, signifikansi parameter, serta perilaku residual. Evaluasi akurasi dapat menggunakan MAPE, MAE, MSE, dan RMSE. Jayanti et al. (2025) menempatkan ARIMA sebagai model yang berguna dalam aplikasi peramalan karena prosedurnya relatif sistematis dan dapat direplikasi. Meskipun demikian, ARIMA memiliki keterbatasan karena bersifat linear, sensitif terhadap stasioneritas, dan tidak secara langsung memasukkan variabel eksternal seperti suku bunga, inflasi, sentimen investor, maupun perubahan teknologi. Oleh

karena itu, penggunaan ARIMA pada NASDAQ perlu disertai interpretasi kritis terhadap kondisi pasar teknologi.

Penelitian Terdahulu tentang ARIMA pada Pasar Keuangan

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa ARIMA banyak digunakan dalam prediksi indeks saham karena mampu menangkap pola historis secara sistematis. Dhyani et al. (2020) pada NIFTY 50, Minhaj et al. (2022) pada indeks saham dan saham terpilih, serta Marisetty (2024) pada indeks saham internasional menunjukkan bahwa ARIMA dapat menghasilkan prediksi yang memadai, meskipun akurasinya berbeda antarindeks karena dipengaruhi stabilitas pola historis, volatilitas, dan karakter pasar. Temuan ini menegaskan bahwa ARIMA relevan untuk indeks saham, tetapi hasilnya tidak dapat digeneralisasi tanpa memperhatikan struktur data masing-masing indeks.

Pada saham individual, ARIMA cenderung lebih stabil karena pola harga satu emiten lebih mudah diidentifikasi dibanding indeks agregat. Khandelwal et al. (2021), Meher et al. (2021), Ganesan et al. (2021), serta Rusminto et al. (2024) menunjukkan bahwa ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi harga saham berbasis data historis, terutama ketika harga penutupan menjadi variabel utama. Dalam konteks teknologi, Kobiela et al. (2022), Kirelli (2024), dan Azis (2023) memperlihatkan bahwa saham berbasis teknologi dapat dianalisis dengan ARIMA, baik pada data NASDAQ, Oracle, maupun Tencent. Namun, sebagian besar studi tersebut masih berfokus pada saham individual atau perusahaan tertentu, bukan NASDAQ Composite sebagai indeks agregat sektor teknologi.

Literatur juga memperlihatkan bahwa ARIMA memiliki keterbatasan ketika menghadapi volatilitas ekstrem, outlier, dan pola non-linear. Listiani et al. (2022) pada cryptocurrency dan penelitian harga emas 2024-2025 menunjukkan bahwa ARIMA fleksibel diterapkan pada instrumen keuangan non-saham, tetapi tetap rentan terhadap shock pasar dan pengaruh eksternal seperti inflasi, suku bunga, nilai tukar, serta sentimen investor. Karena itu, beberapa penelitian mengembangkan model pembanding atau hybrid. Targa et al. (2023) membandingkan ARIMA dengan machine learning, Tjen (2025) menggunakan ARIMA-GARCH dan LSTM pada IHSG, Dila et al. (2024) menerapkan ARIMA-GARCH pada return saham BBRI, sedangkan Cindi et al. (2025) memperkenalkan ARIMA Outlier sebagai pendekatan awal menuju analisis AI keuangan.

Berdasarkan sintesis tersebut, penelitian ini mengambil posisi berbeda dari studi sebelumnya. Penelitian terdahulu telah membuktikan relevansi ARIMA pada saham individual, indeks saham, cryptocurrency, emas, dan saham teknologi, tetapi kajian yang

secara khusus memprediksi NASDAQ Composite periode 2015-2025 dan mengaitkannya dengan tren sektor teknologi masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya mengevaluasi akurasi ARIMA, tetapi juga menafsirkan hasil prediksi sebagai gambaran dinamika sektor teknologi dalam periode ekspansi digital, pandemi, tekanan suku bunga, dan AI boom.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif yang berfokus pada pemodelan data deret waktu univariat untuk menghasilkan estimasi harga yang akurat. Objek penelitian yang dianalisis adalah data sekunder berupa nilai penutupan bulanan NASDAQ Composite periode Januari 2015 hingga Desember 2025. Dataset dikumpulkan secara sistematis melalui teknik crawling pada basis data finansial Yahoo Finance dengan memanfaatkan pustaka (library) *quantmod* dalam lingkungan pemrograman RStudio. Penggunaan data bulanan dipilih untuk merepresentasikan pola pergerakan historis NASDAQ Composite secara periodik, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam implementasi metodologi Box-Jenkins.

Tahapan pra-pemrosesan data dilakukan secara ketat guna menjamin integritas analisis statistik dan keberlanjutan deret waktu. Langkah awal mencakup identifikasi dan penanganan nilai kosong (*missing values*) akibat hari libur bursa melalui teknik *interpolation* atau *forward fill* guna menjaga kontinuitas temporal data. Selanjutnya, diaplikasikan transformasi logaritma (*log-transformation*) pada data harga penutupan; langkah ini bukan sekadar prosedur rutin, melainkan upaya spesifik untuk menstabilkan varians dan memitigasi dampak masalah heteroskedastisitas yang inheren pada indeks bursa saham yang volatil. Transformasi ini krusial agar pola data menjadi lebih teratur sebelum dilakukan pengujian stasioneritas.

Untuk menjamin validitas peramalan dan mengurangi risiko *overfitting*, penelitian ini melakukan pembagian dataset secara kronologis sesuai karakter data deret waktu. Evaluasi model peramalan sebaiknya menggunakan data *out-of-sample*, yaitu data yang tidak digunakan dalam proses estimasi model (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Seluruh observasi dibagi menjadi data latih sebesar 70% dan data uji sebesar 30%. Data latih digunakan untuk membangun dan mengestimasi parameter model, sedangkan data uji digunakan untuk menilai akurasi prediksi pada data yang belum dipelajari model. Pembagian 70:30 dipilih agar data latih mencakup pola historis utama NASDAQ Composite, sementara data uji tetap merepresentasikan periode pasar yang berbeda,

termasuk fase koreksi, pemulihan setelah tekanan suku bunga, dan optimisme terhadap sektor teknologi.

Prasyarat utama dalam pemodelan ARIMA adalah kestasioneran data dalam rata-rata dan varians. Penelitian ini melakukan pengujian stasioneritas secara formal menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) dengan mempertimbangkan keberadaan konstanta (drift) dan tren guna menghindari kesalahan identifikasi akar unit. Apabila data ditemukan tidak stasioner ($p - value > 0,05$), maka dilakukan proses pembedaan atau differencing orde d untuk mencapai kondisi stasioner. Proses ini menjamin bahwa model statistik yang dibangun bersifat stabil dan tidak menghasilkan korelasi palsu (spurious regression).

Identifikasi ordo optimal bagi komponen autoregressive (p) dan moving average (q) diawali dengan analisis visual melalui plot Auto Correlation Function (ACF) serta Partial Auto Correlation Function (PACF). Hasil observasi visual tersebut kemudian divalidasi menggunakan algoritma Stepwise melalui fungsi `auto.arima()` di RStudio. Algoritma ini bekerja secara iteratif untuk memilih model kandidat yang paling parsimoni dengan menyeimbangkan akurasi dan kompleksitas berdasarkan kriteria informasi terkecil, yaitu Akaike Information Criterion (AIC) dan Bayesian Information Criterion (BIC).

Secara matematis, model ARIMA (p, d, q) yang dikembangkan diformulasikan ke dalam persamaan formal sebagai berikut:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i\right) (1 - B)^d X_t = c + \left(1 - \sum_{j=1}^q \theta_j B^j\right) e_t$$

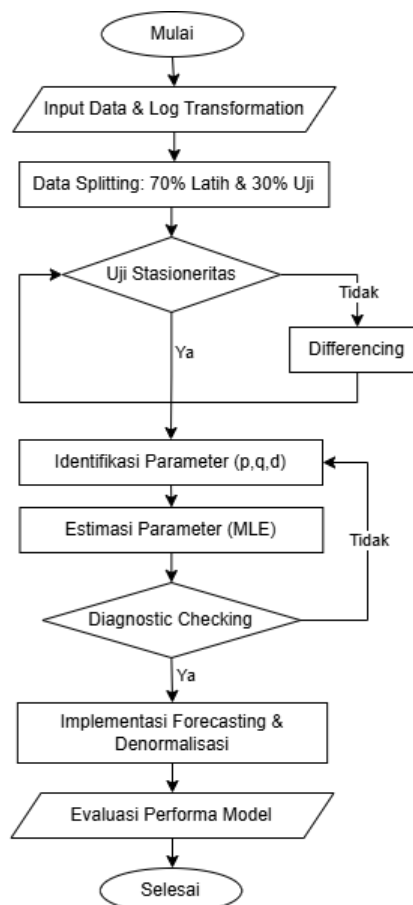
Dalam persamaan ini, B merepresentasikan operator backshift, ϕ adalah koefisien AR, dan θ merupakan koefisien MA. Estimasi parameter model dilakukan dengan menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) guna mendapatkan nilai koefisien yang paling tepat merepresentasikan karakteristik data historis NASDAQ Composite.

Setelah model terbentuk, prosedur pemeriksaan diagnostik (diagnostic checking) wajib dilakukan untuk menjamin validitas model sebelum digunakan untuk peramalan. Pengujian utama yang diterapkan adalah Uji Ljung-Box pada residual model untuk memverifikasi asumsi white noise. Kriteria keberhasilan pengujian ini adalah diperolehnya nilai $p - value > 0,05$, yang mengindikasikan bahwa sisaan model telah bersifat acak dan tidak lagi mengandung pola autokorelasi antarperiode yang dapat mengganggu akurasi.

Validitas residual model diperkuat lebih lanjut melalui pengujian Jarque-Bera untuk mengevaluasi apakah residual terdistribusi secara normal. Selain itu, diterapkan pengujian ARCH-LM Test untuk mendeteksi keberadaan efek heteroskedastisitas bersyarat. Langkah

ini krusial untuk memastikan bahwa varians residual bersifat konstan (homoskedastis); jika ditemukan efek volatilitas yang tersisa, maka akan disarankan penggunaan model hibrida atau penyesuaian parameter lebih lanjut agar model tetap layak digunakan untuk proses proyeksi harga.

Tahap akhir adalah mengevaluasi performa prediksi dengan membandingkan nilai hasil proyeksi terhadap data aktual pada set data uji. Akurasi model diukur melalui metrik statistik Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Squared Error (MSE), dan Root Mean Square Error (RMSE). Interpretasi akurasi prediksi dalam penelitian ini mengacu pada Lewis (1982), yaitu MAPE kurang dari 10% dikategorikan sangat baik, MAPE 10%–20% dikategorikan baik, MAPE 20%–50% dikategorikan cukup, dan MAPE lebih dari 50% dikategorikan rendah. Dengan acuan tersebut, MAPE digunakan untuk menilai kemampuan model ARIMA dalam memprediksi harga penutupan NASDAQ Composite berdasarkan pola historis data.

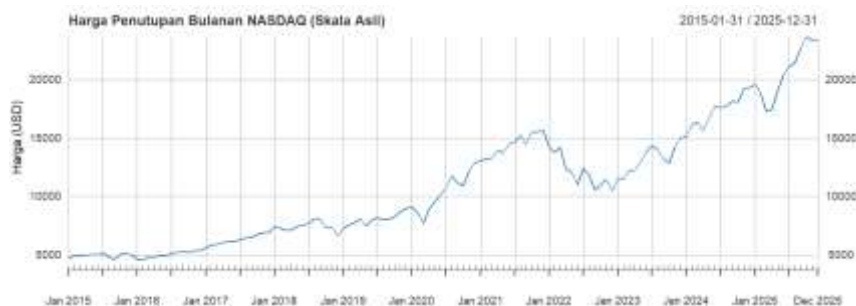


Gambar 1. Alur Pemodelan ARIMA untuk Prediksi Harga Penutupan NASDAQ Composite

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Data dan Pemodelan ARIMA

Penelitian ini menggunakan data nilai penutupan bulanan NASDAQ Composite periode Januari 2015 sampai Desember 2025 sebanyak 132 observasi. Data diperoleh dalam frekuensi bulanan berdasarkan nilai penutupan akhir bulan. Hasil pra-pemrosesan menunjukkan bahwa tidak terdapat missing value, sehingga seluruh observasi dapat digunakan dalam proses analisis. Secara visual, pergerakan NASDAQ Composite menunjukkan tren meningkat dalam jangka panjang. Pada awal periode, indeks berada pada kisaran sekitar 4.500-5.000 poin indeks, kemudian mengalami kenaikan bertahap hingga mencapai level di atas 20.000 poin indeks menjelang akhir 2025.



Gambar 2. Harga NASDAQ Composite 2015-2025

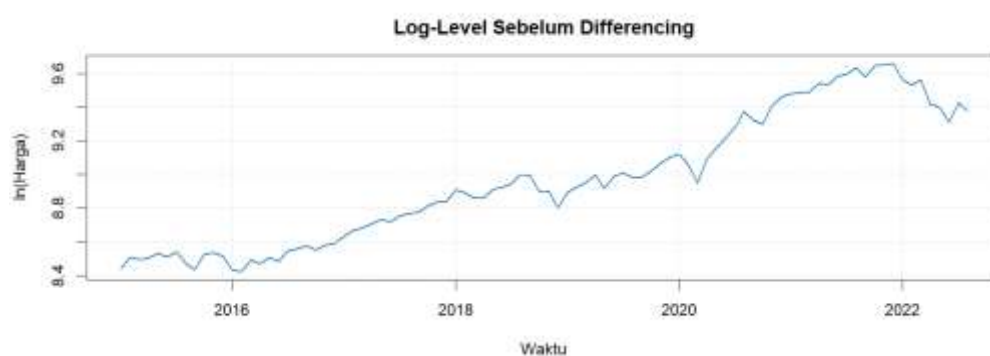
Pola historis tersebut memperlihatkan beberapa fase pergerakan penting. Periode 2015-2019 menunjukkan kenaikan yang relatif stabil dan secara kontekstual dapat dikaitkan dengan ekspansi ekonomi digital. Pada 2020-2021, NASDAQ mengalami akselerasi kenaikan yang beririsan dengan meningkatnya penggunaan layanan digital selama pandemi COVID-19. Selanjutnya, pada 2022 terlihat koreksi cukup tajam yang secara kontekstual dapat dikaitkan dengan tekanan suku bunga dan penyesuaian valuasi saham teknologi. Pada 2023-2025, indeks kembali bergerak meningkat, terutama sejalan dengan optimisme pasar terhadap perkembangan artificial intelligence, semikonduktor, cloud computing, dan ekosistem teknologi digital. Namun, interpretasi tersebut bersifat kontekstual karena model ARIMA hanya menggunakan informasi historis harga.

Sebelum dilakukan pemodelan ARIMA, data harga NASDAQ ditransformasi ke dalam bentuk log untuk mereduksi skala data dan membantu menstabilkan varians. Selanjutnya, uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) digunakan untuk menguji stasioneritas data. Hasil uji ADF pada data log sebelum differencing menunjukkan nilai ADF statistic sebesar -2,1392 dengan p-value 0,5189. Karena p-value lebih besar dari 0,05, data belum stasioner. Setelah dilakukan differencing orde pertama, nilai ADF statistic menjadi -3,6043

dengan p-value 0,0373. Nilai tersebut lebih kecil dari 0,05, sehingga data dinyatakan stasioner pada differencing pertama. Dengan demikian, komponen integrasi dalam model ARIMA adalah $d = 1$.

Tabel 1 Hasil Uji Stasioneritas ADF

Tahap Pengujian	ADF Statistic	p-value	Keterangan
Sebelum differencing	-2,1392	0,5189	Tidak stasioner
Setelah differencing orde pertama	-3,6043	0,0373	Stasioner

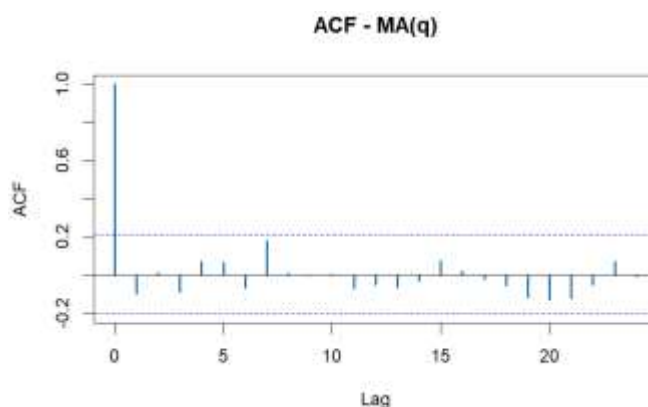


Gambar 3. Log-Level Sebelum Differencing

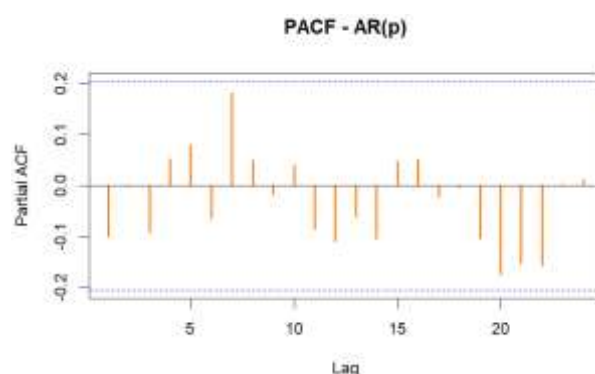


Gambar 4. Log level Setelah Differencing $d=1$

Plot ACF dan PACF setelah differencing menunjukkan bahwa tidak terdapat spike dominan yang melewati batas signifikansi secara kuat. Pola ini mengindikasikan bahwa struktur autokorelasi setelah differencing relatif lemah. Oleh karena itu, model sederhana berpotensi lebih sesuai dibandingkan model dengan parameter yang kompleks.



Gambar 5. Plot ACF Setelah Differencing d=1



Gambar 6. Plot PACF Setelah Differencing d=1

Pemilihan model dilakukan dengan membandingkan beberapa kandidat ARIMA berdasarkan nilai kriteria informasi. Berdasarkan hasil pemodelan, model terbaik adalah ARIMA(0,1,0) with drift dengan nilai AIC sebesar -275,0000, AICc sebesar -274,8668, dan BIC sebesar -269,9815. Model ini dipilih karena memiliki kinerja paling baik dibandingkan kandidat lain dan memenuhi prinsip parsimoni. Secara substantif, model ARIMA(0,1,0) with drift menunjukkan bahwa pergerakan NASDAQ Composite lebih menyerupai random walk dengan kecenderungan pertumbuhan positif.

Tabel 2 Perbandingan Kandidat Model ARIMA

Model	Nilai AICc
ARIMA(2,1,2)(1,0,1)[12] with drift	Inf
ARIMA(0,1,0) with drift	-274,8668
ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[12] with drift	-272,0751
ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[12] with drift	-272,1293
ARIMA(0,1,0)	-273,4986
ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[12] with drift	-273,0918
ARIMA(0,1,0)(0,0,1)[12] with drift	-273,1117
ARIMA(0,1,0)(1,0,1)[12] with drift	Inf
ARIMA(1,1,0) with drift	-273,6648
ARIMA(0,1,1) with drift	-273,6690
ARIMA(1,1,1) with drift	-271,6152

Tabel 3 Ringkasan Model Terbaik

Komponen	Nilai
Model terbaik	ARIMA(0,1,0) with drift
AIC	-275,0000
AICc	-274,8668
BIC	-269,9815
Drift	0,010283
p-value drift	0,0637

Nilai drift sebesar 0,010283 menunjukkan arah pertumbuhan positif pada log harga NASDAQ Composite. Namun, p-value sebesar 0,0637 berada di atas taraf signifikansi 5%, sehingga drift belum dapat dinyatakan signifikan secara statistik pada tingkat kepercayaan 95%. Dalam pengujian ekonometrika, taraf signifikansi 10% dapat digunakan untuk menunjukkan bukti statistik yang bersifat marginal atau lemah (Gujarati & Porter, 2009; Wooldridge, 2016), sementara p-value tetap perlu ditafsirkan berdasarkan konteks dan kekuatan bukti yang dihasilkan (Wasserstein & Lazar, 2016). Dengan demikian, hasil ini lebih tepat dipahami sebagai indikasi lemah adanya drift positif pada pola historis NASDAQ Composite, bukan sebagai bukti kuat adanya tren kenaikan deterministik. Pada model ARIMA(0,1,0) with drift, temuan ini menunjukkan bahwa pergerakan indeks lebih mendekati pola random walk dengan indikasi drift positif.

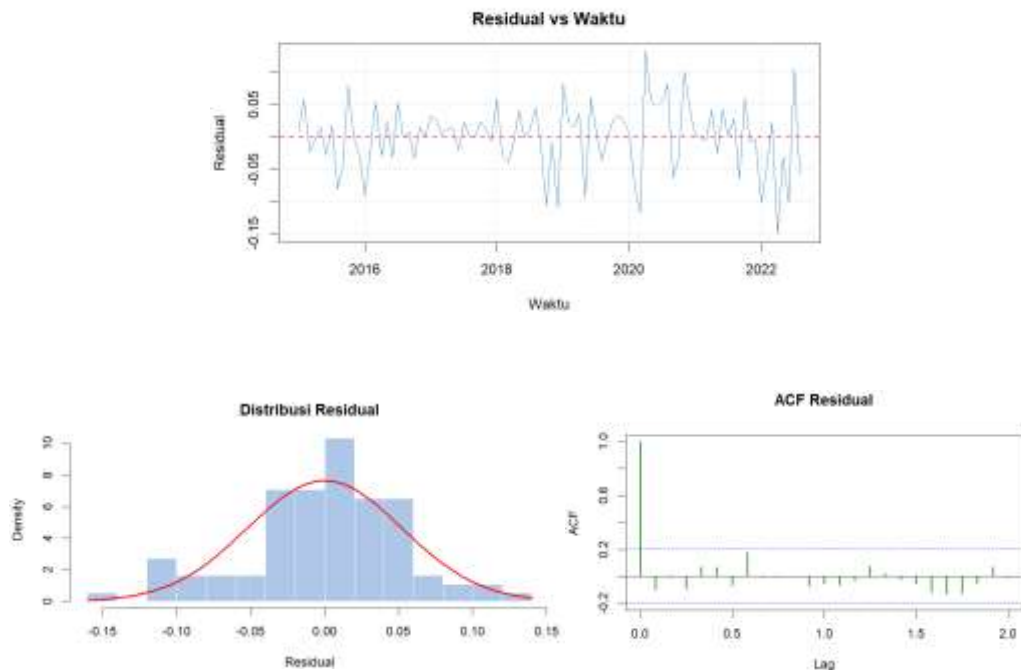
Evaluasi Model dan Akurasi Prediksi

Kelayakan model diperiksa melalui diagnostik residual. Hasil uji Ljung-Box menunjukkan p-value sebesar 0,7959 pada lag 6, 0,8501 pada lag 12, dan 0,9096 pada lag 24. Seluruh nilai tersebut lebih besar dari 0,05, sehingga residual tidak mengandung autokorelasi yang signifikan. Dengan demikian, residual model dapat dikatakan menyerupai white noise.

Hasil uji Jarque-Bera menunjukkan p-value sebesar 0,1868, yang berarti residual tidak menyimpang secara signifikan dari distribusi normal. Selain itu, hasil uji ARCH-LM memperoleh p-value sebesar 0,1743. Nilai tersebut lebih besar dari 0,05, sehingga tidak ditemukan indikasi heteroskedastisitas bersyarat yang signifikan pada residual. Hasil ini menunjukkan bahwa model ARIMA(0,1,0) with drift cukup layak digunakan untuk memodelkan pola historis NASDAQ Composite pada data bulanan.

Tabel 4 Hasil Diagnostik Residual

Uji Diagnostik	p-value	Keputusan
Ljung-Box lag 6	0,7959	Tidak terdapat autokorelasi residual
Ljung-Box lag 12	0,8501	Tidak terdapat autokorelasi residual
Ljung-Box lag 24	0,9096	Tidak terdapat autokorelasi residual
Jarque-Bera	0,1868	Residual berdistribusi normal
ARCH-LM	0,1743	Tidak terdapat efek ARCH signifikan

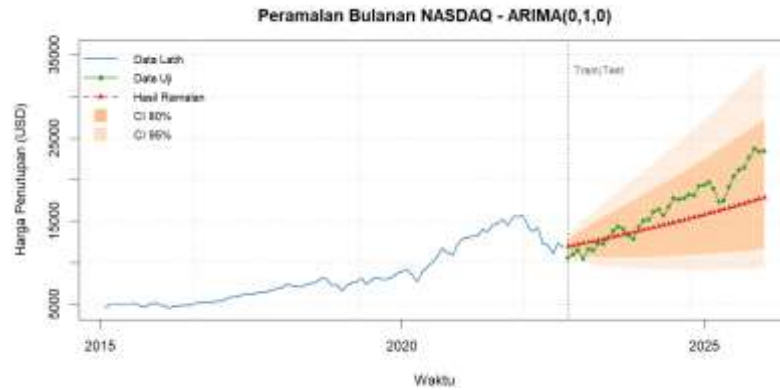


Gambar 7 Diagnostik Residual

Evaluasi akurasi dilakukan pada data uji periode September 2022 sampai Desember 2025 sebanyak 40 observasi. Hasil pengujian menunjukkan MAE sebesar 2.209,0534 poin indeks, MSE sebesar 7.569.468,5084, RMSE sebesar 2.751,2667 poin indeks, dan MAPE sebesar 12,2123%. Berdasarkan kategori MAPE, nilai tersebut berada pada rentang 10-20%, sehingga model memiliki tingkat akurasi yang baik.

Tabel 5 Evaluasi Akurasi Prediksi

Metrik Evaluasi	Nilai
MAE	2.209,0534 poin indeks
MSE	7.569.468,5084
RMSE	2.751,2667 poin indeks
MAPE	12,2123%



Gambar 8 Grafik Perbandingan Aktual dan Prediksi NASDAQ

Grafik perbandingan aktual dan prediksi menunjukkan bahwa model ARIMA mampu mengikuti arah umum pergerakan NASDAQ Composite. Namun, pada periode 2024-2025, model cenderung menghasilkan prediksi yang lebih rendah dibandingkan nilai aktual. Kondisi ini menunjukkan bahwa model mengalami underestimation ketika NASDAQ mengalami kenaikan tajam. Hal tersebut dapat dipahami karena ARIMA(0,1,0) with drift merupakan model linear sederhana yang lebih kuat dalam menangkap pola tren historis daripada perubahan pasar yang bergerak sangat cepat.

Dengan demikian, nilai MAPE sebesar 12,2123% tidak menunjukkan kegagalan model, melainkan memperlihatkan bahwa model memiliki akurasi prediksi yang baik untuk membaca arah umum indeks, tetapi terbatas dalam mengikuti akselerasi tajam pada fase kenaikan. Keterbatasan ini penting karena NASDAQ Composite banyak dipengaruhi oleh saham teknologi yang memiliki karakter growth stocks, sehingga pergerakannya dapat berubah cepat ketika ekspektasi pasar terhadap inovasi, suku bunga, atau prospek laba perusahaan teknologi mengalami perubahan.

Interpretasi Tren NASDAQ dan Implikasi pada Sektor Teknologi

Hasil model ARIMA(0,1,0) with drift menunjukkan bahwa NASDAQ Composite memiliki indikasi arah pertumbuhan positif berdasarkan pola historis bulanan. Namun, indikasi tersebut perlu ditafsirkan secara hati-hati karena nilai drift belum signifikan pada taraf 5%. Dengan demikian, model lebih tepat dipahami sebagai random walk dengan indikasi drift positif yang lemah, bukan sebagai bukti kuat adanya tren kenaikan deterministik. Secara kontekstual, pola tersebut dapat dikaitkan dengan karakter NASDAQ Composite sebagai indeks yang banyak merepresentasikan perusahaan teknologi dan ekonomi digital.

Kenaikan NASDAQ pada periode akhir pengamatan beririsan dengan meningkatnya optimisme pasar terhadap artificial intelligence, semikonduktor, cloud computing, dan layanan digital. Namun, karena model yang digunakan bersifat univariat, penelitian ini tidak menyatakan bahwa faktor-faktor tersebut menyebabkan kenaikan indeks. ARIMA hanya membaca pola historis harga, sehingga interpretasi terhadap sektor teknologi harus dipahami sebagai pembacaan kontekstual atas dinamika indeks, bukan sebagai pengujian hubungan sebab-akibat.

Temuan ini sejalan dengan Kobiela et al. (2022), yang menunjukkan bahwa ARIMA dapat bersaing dengan LSTM ketika prediksi hanya menggunakan satu fitur historis harga. Hasil penelitian ini juga mendukung Rusminto et al. (2024), yang menunjukkan bahwa ARIMA dapat digunakan untuk prediksi harga saham jangka pendek dengan akurasi yang memadai. Selain itu, proses pemodelan yang menggunakan ADF, ACF, dan PACF selaras dengan (Dhyani et al., 2020), yang menekankan pentingnya prosedur Box-Jenkins dalam peramalan indeks saham.

Di sisi lain, hasil ini juga mendukung catatan Minhaj et al. (2022) bahwa ARIMA memiliki keterbatasan dalam menghadapi pasar yang sangat volatil. Dalam penelitian ini, keterbatasan tersebut terlihat dari kecenderungan model melakukan underestimation pada saat NASDAQ mengalami akselerasi kenaikan. Berbeda dengan temuan Dila et al. (2024), yang menunjukkan perlunya ARIMA-GARCH ketika residual mengandung heteroskedastisitas, hasil ARCH-LM dalam penelitian ini tidak signifikan. Oleh karena itu, pada data bulanan NASDAQ Composite yang digunakan, model ARIMA masih cukup memadai tanpa penambahan komponen GARCH.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, model ARIMA yang digunakan bersifat univariat sehingga tidak memasukkan variabel eksternal seperti suku bunga The Fed, inflasi, nilai tukar, kondisi geopolitik, sentimen AI, maupun laporan keuangan perusahaan teknologi. Kedua, data yang digunakan berbentuk bulanan sehingga pergerakan volatilitas harian tidak dapat ditangkap secara rinci. Ketiga, ARIMA merupakan model linear sehingga kemampuannya terbatas dalam menangkap pola non-linear dan shock ekstrem di pasar saham. Keempat, hasil prediksi tidak boleh dipahami sebagai kepastian harga, tetapi sebagai estimasi berbasis pola historis. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penggunaan ARIMAX, ARIMA-GARCH, LSTM, atau model hybrid untuk menangkap dinamika pasar yang lebih kompleks.

Secara keseluruhan, model ARIMA(0,1,0) with drift memberikan kerangka prediksi yang sederhana, transparan, dan replikatif untuk membaca pola historis NASDAQ Composite periode 2015-2025. Dengan MAPE sebesar 12,2123%, model menunjukkan akurasi yang baik dalam mengikuti arah umum indeks, meskipun masih terbatas dalam menangkap kenaikan tajam pada periode akhir pengujian. Oleh karena itu, ARIMA relevan digunakan sebagai pendekatan awal dalam prediksi indeks NASDAQ, sementara interpretasi terhadap tren sektor teknologi tetap perlu mempertimbangkan keterbatasan model univariat.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA(0,1,0) with drift mampu digunakan untuk memprediksi nilai penutupan bulanan NASDAQ Composite periode 2015–2025 dengan tingkat akurasi yang tergolong baik, yang ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 12,21%. Hasil diagnostik residual juga menunjukkan bahwa model telah memenuhi asumsi dasar pemodelan deret waktu, yaitu tidak terdapat autokorelasi residual, penyimpangan normalitas yang signifikan, maupun heteroskedastisitas bersyarat. Meskipun demikian, nilai parameter *drift* tidak signifikan pada taraf 5%, sehingga model lebih tepat diinterpretasikan sebagai *random walk* dengan kecenderungan *drift* positif yang lemah daripada sebagai bukti adanya tren kenaikan deterministik. Oleh karena itu, hasil prediksi mampu menggambarkan pola umum pergerakan indeks, tetapi belum cukup sensitif dalam menangkap lonjakan harga yang terjadi pada akhir periode pengamatan. Selain itu, prediksi yang dihasilkan hanya didasarkan pada pola historis sehingga tidak dapat dijadikan sebagai satu-satunya dasar dalam pengambilan keputusan investasi.

Saran

Berdasarkan keterbatasan penelitian, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model prediksi dengan memasukkan variabel eksternal yang berpotensi memengaruhi pergerakan NASDAQ Composite, seperti suku bunga The Fed, inflasi, nilai tukar, kondisi geopolitik, sentimen *artificial intelligence*, serta kinerja fundamental perusahaan teknologi melalui pendekatan ARIMAX, ARIMA-GARCH, LSTM, maupun model *hybrid*. Selain itu, penggunaan data harian atau mingguan, serta perbandingan dengan data bulanan, perlu dilakukan untuk mengevaluasi stabilitas model dan meningkatkan akurasi prediksi pada berbagai horizon waktu. Bagi praktisi dan investor, hasil penelitian ini sebaiknya digunakan sebagai salah satu alat pendukung analisis (*decision support tool*) yang

dikombinasikan dengan analisis fundamental dan kondisi ekonomi makro, sehingga keputusan investasi dapat dilakukan secara lebih komprehensif dan akurat.

DAFTAR REFERENSI

- Azis, M. K. (2023). *Sistem Prediksi Harga Saham Tencent (Tcehy) Menggunakan Metode Arima*. 1–45. https://repository.unpkediri.ac.id/11308/20/RAMA_55201_19103020180_0703018704_0720117501_01_front_ref.pdf
- Cindi, A., MUhammad, I., & Trimono. (2025). *View of Prediksi Harga Saham Menggunakan ARIMA Outlier sebagai Pendekatan Awal Menuju Analisis AI Keuangan*.
- Dhyani, B., Kumar, M., Verma, P., & Jain, A. (2020). Stock Market Forecasting Technique using Arima Model. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(6), 2694–2697. <https://doi.org/10.35940/ijrte.f8405.038620>
- Dila, F., Kankan, P., & Nurani, R. B. (2024). *View of Peramalan Return Saham Subsektor Perbankan Menggunakan Model ARIMA-GARCH.pdf*.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417. <https://doi.org/10.2307/2325486>
- Ganesan, A., & Kannan, A. (2021). *Stock Price Prediction using ARIMA Model*. 226–234.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (5th ed.). McGraw-Hill/Irwin.
- Hyndman, Rob J.; Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (OTexts, Ed.; 3 rd).
- Jayanti, L. D., Lestari, & Suparno. (2025). *Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) pada Aplikasi RStudio*. 1275–1289.
- Khandelwal, S., & Mohanty, D. (2021). Stock Price Prediction Using ARIMA Model. *International Journal of Marketing & Human Resource Research*, 2(2), 98–107. <https://doi.org/10.47747/ijmhrr.v2i2.235>
- Kirelli, Y. (2024). *Black Sea Journal of Engineering and Science Comparative Analysis Of Lstm And Arima Models In Stock Price Prediction : A Technology Company*. (2023), 866–873. <https://doi.org/10.34248/bsengineering.1445997>
- Kirelli, Y. (2024). Comparative Analysis of LSTM and ARIMA Models in Stock Price Prediction: A Technology Company Example. *Black Sea Journal of Engineering and Science*, 7(5), 866–873. <https://doi.org/10.34248/bsengineering.1445997>
- Kobiela, D., Krefta, D., Król, W., & Weichbroth, P. (2022). ARIMA vs LSTM on NASDAQ stock exchange data. *Procedia Computer Science*, 207(Kes), 3830–3839. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.445>
- Listiani, A., & Mahkya, D. Al. (2022). Peramalan Cryptocurrency dengan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Risiko Kerugian dengan Value at Risk (VaR). *Journal of Science and Applicative Technology*, 6(2), 85. <https://doi.org/10.35472/jsat.v6i2.904>
- Marisetty, N. (2024). Forecasting of Selected International Stock Indices Returns By Using Arima Model. *International Journal of Development Research*, 14(07), 66083–66091.

- Meher, B. K., Hawaldar, I. T., Spulbar, C., & Birau, R. (2021). Forecasting stock market prices using mixed ARIMA model: A case study of Indian pharmaceutical companies. *Investment Management and Financial Innovations*, 18(1), 42–54. [https://doi.org/10.21511/imfi.18\(1\).2021.04](https://doi.org/10.21511/imfi.18(1).2021.04)
- Minhaj, N., Ahmed, R., Khalique, I. A., & Imran, M. (2022). A Comparative Research of Stock Price Prediction of Selected Stock Indexes and the Stock Market by Using Arima Model. *Global Economics Science*, 4(1), 1–19. <https://doi.org/10.37256/ges.4120231426>
- Pidekso, A. S., & Azrimultiya, V. (2026). *Pengaruh Makroekonomi dan Indeks Global Terhadap Indeks Harga*. 5(1), 68–82.
- Rusminto, M. Z., Wibowo, S. A., & Wahyuni, F. S. (2024). *Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) Time Series*. 8(2), 1263–1270.
- Saeed Azhar, Twesha Dikshit, and U. H. (2026). *S&P 500, Nasdaq hit record closing highs on AI optimism, Micron joins \$1 trillion club*. Reuters. <https://www.reuters.com/business/wall-st-futures-gain-us-iran-peace-talk-hopes-2026-05-26/>
- Saputra, A. A., & Herianingrum, S. (2021). Pengaruh Makroekonomi dan Indeks Global Terhadap Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI). *Jurnal Ekonomi Syariah Teori Dan Terapan*, 8(1), 54–65.
- Seabury, C. (2026). *Impact of Interest Rates on U.S. Stocks and Bonds*. Investopedia. <https://www.investopedia.com/articles/stocks/09/how-interest-rates-affect-markets.asp?utm=>
- Targa, S. R. A. E. V., Sri, L., Murnawam, & Rosalin, S. (2023). *View of Prediksi Indeks Bursa Efek Indonesia 2023 Pendekatan ARIMA, Machine Learning dengan R Programming*.
- Tjen, Y. C. (2025). *Peramalan IHSG dengan Metode ARIMA-GARCH dan LSTM Pada Periode Sebelum, Masa dan Sesudah Covid-19*.
- Wasserstein, R. L., & Lazar, N. A. (2016). The ASA Statement on p-Values: Context, Process, and Purpose. *The American Statistician*, 70(2), 129–133. <https://doi.org/10.1080/00031305.2016.1154108>
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (6th ed.). Cengage Learning.
- Zidan Rusminto, M., Adi Wibowo, S., & Santi Wahyuni, F. (2024). *Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) Time Series*. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1263–1270. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9089>