

Perbandingan Metode ARFIMA dan Metode ARIMA-FFNN (Studi Kasus: Harga Saham di PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk) *(Comparison of ARFIMA Method and ARIMA-FFNN Method (Case Study: Stock Prices of PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk))*

Afandi W. Biga¹, Isran K. Hasan², Nurwan³

^{1,2,3}Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Gorontalo
andibiga10@gmail.com¹, isran.hasan@ung.ac.id², nurwan@ung.ac.id³

Article Info	Abstract
Article history: Received: 1 Agustus 2025 Revised: 19 Agustus 2025 Accepted: 20 Agustus 2025 Keywords: ARFIMA ARIMA-FFNN Stock Price Forecasting Time Series Analysis Kata Kunci: ARFIMA ARIMA-FFNN Peramalan Harga Saham Analisis Deret Waktu	This study aims to compare the effectiveness of the Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) model and the Autoregressive Integrated Moving Average–Feedforward Neural Network (ARIMA-FFNN) hybrid model in forecasting the stock price of PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. Forecasting stock prices is a crucial aspect of financial decision-making since accurate predictions can support investors and policymakers in minimizing risks and maximizing returns. In this study, the ARFIMA(1,d,1) model and the ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) hybrid model were applied to historical daily stock price data of PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. The performance of both models was evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE), which is widely recognized as a reliable metric for measuring prediction accuracy. The results revealed that the ARFIMA(1,d,1) model generated a MAPE value of 2.11%, while the ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) model achieved a significantly lower MAPE value of 1.28%. These findings indicate that the hybrid ARIMA-FFNN approach provides more accurate forecasting results compared to the ARFIMA model. Therefore, the ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) model can be considered a more optimal and reliable forecasting method for predicting stock prices in PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. The results of this study highlight the potential of combining traditional time series models with machine learning approaches to enhance forecasting accuracy in financial markets. Abstrak Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan efektivitas model Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average (ARFIMA) dan model hibrida Autoregressive Integrated Moving Average–Feedforward Neural Network (ARIMA-FFNN) dalam meramalkan harga saham PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. Peramalan harga saham merupakan aspek penting dalam pengambilan keputusan keuangan karena prediksi yang akurat dapat membantu investor maupun pembuat kebijakan dalam meminimalkan risiko serta memaksimalkan keuntungan. Dalam penelitian ini, model ARFIMA(1,d,1) dan model hibrida ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) diaplikasikan pada data historis harga saham harian PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. Kinerja kedua model dievaluasi menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), yang secara luas diakui sebagai metrik andal untuk mengukur akurasi prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARFIMA(1,d,1) menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,11%, sedangkan model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) memberikan nilai MAPE yang lebih rendah yaitu 1,28%. Temuan

ini menunjukkan bahwa pendekatan hibrida ARIMA-FFNN menghasilkan hasil peramalan yang lebih akurat dibandingkan dengan model ARFIMA. Dengan demikian, model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) dapat dianggap sebagai metode peramalan yang lebih optimal dan andal untuk memprediksi harga saham di PT Telekomunikasi Indonesia Tbk. Hasil penelitian ini menegaskan potensi penggabungan model deret waktu tradisional dengan pendekatan pembelajaran mesin untuk meningkatkan akurasi peramalan di pasar keuangan.

Corresponding Author:

Afandi W. Biga
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Gorontalo
andibiga10@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Pasar modal adalah pasar di mana berbagai instrumen keuangan jangka panjang yang dapat diperjualbelikan, seperti obligasi, saham, ekuiti, reksa dana, derivatif, dll (Serfiyani et al., 2021). Pasar modal memberi perusahaan dan lembaga lain (seperti pemerintah) dana untuk berinvestasi (Nasution et al., 2023). Pasar modal berperan penting dalam perekonomian suatu negara karena menjalankan dua fungsi: pertama, mendukung usaha dan kedua, memfasilitasi perusahaan untuk mendapatkan dana dari investor (Permata & Ghoni, 2019). Dana yang diperoleh dari pasar modal dapat digunakan untuk mengembangkan bisnis, menambah tenaga kerja, dan berbagai tujuan lainnya. Oleh karena itu, masyarakat dapat menempatkan dana mereka sesuai dengan keuntungan dan risiko masing-masing instrumen.

Salah satu jenis investasi pada aset keuangan yang paling populer adalah saham. Seorang investor menjadi bagian dari perusahaan dengan memiliki sahamnya. Berinvestasi dalam saham tidak hanya memiliki risiko yang tinggi, tetapi juga dapat memberikan timbal balik (*return*) yang tinggi jika dibandingkan dengan bunga yang didapatkan dari menabung atau berinvestasi dalam bentuk lainnya (Ayudiasuti, 2021). Investor harus mempertimbangkan tingkat return dan risiko saat berinvestasi. Salah satu cara untuk mengukur risiko adalah dengan melihat volatilitas return saham (Pratama & Susetyo, 2020). Fluktuasi dari return-return suatu saham selama periode tertentu disebut volatilitas (Fordian et al., 2025; Wulandari, 2021). Ketidakpastian dan risiko yang dihadapi investor akan meningkat ketika ada volatilitas. (Sukamto & Setiawan, 2018).

Analisis deret waktu merupakan salah satu metode statistika yang digunakan untuk meramalkan suatu keadaan yang akan terjadi di masa mendatang. Metode deret waktu yang sering digunakan untuk peramalan yaitu metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Feed Forward Neural Network* (FFNN). ARIMA merupakan metode yang mengasumsikan bahwa rata-rata, varian dan kovarian dari data time series konstan terhadap waktu. Metode ARIMA menggunakan pendekatan iteratif dalam mengidentifikasi suatu model yang ada (Kartikasari, 2020).

Metode *Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average* (ARFIMA) merupakan salah satu metode peramalan time series yang efektif dalam mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang (*long memory*) pada data (Kartikasari, 2020). Kelebihan dari Metode ARFIMA adalah mampu memodelkan persistensi jangka panjang, cukup fleksibel untuk menjelaskan struktur korelasi jangka pendek dan korelasi jangka panjang karena dapat melakukan differencing atau pembedaan terhadap nilai estimasi parameter pembeda berupa bilangan desimal (Hosking, 1981).

Penentuan estimasi parameter pembeda berupa bilangan desimal pada metode ARFIMA banyak menggunakan metode *Geweke Porter Hudak* (GPH) dan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S). Kelebihan dari kedua metode ini adalah sifatnya yang fleksibel dalam menentukan parameter pembeda meskipun nilai parameter pada model ARFIMA belum diketahui (Akbar & Kharisudin, 2019).

Neural Network (NN) adalah salah satu algoritma machine learning yang cara kerjanya menyerupai jaringan syaraf otak manusia untuk mengenali pola data. Terdapat tiga jenis utama NN yaitu *Feed Forward Neural Network* (FFNN), *Radial Basis Function* (RBF), dan *Kohonen Network* (KN). Di antara ketiga metode tersebut, metode FFNN yang paling banyak digunakan untuk melakukan peramalan (Meinanda et al., 2009). Menurut Hapsari dan Walid (2021), FFNN adalah NN yang bergerak maju dan tidak memiliki loop dimana aliran sinyalnya dari neuron input ke neuron output. Metode FFNN disebut juga *backpropagation neural network*.

Berdasarkan penelitian Hasan dan Djakaria (2021) menunjukkan bahwa model ARIMA-NN merupakan model terbaik karena menghasilkan nilai MSE dan RMSE terkecil. Kemudian ada penelitian (Santoso dan Murdianto, 2020) tentang Analisis Pengenalan Bendera Negara Rumpun Melayu Menggunakan Metode *Feed Forward Neuron Network* (FFNN). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode FFNN memberikan pengenalan bendera dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, Pandji et al. (2019) menunjukkan bahwa model ARIMA lebih akurat dalam memprediksi harga saham.

Berdasarkan uraian di atas, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian membandingkan metode ARFIMA dan metode ARIMA-FFNN serta menggunakan estimasi pembeda (d) statistik Hurst melalui metode *Rescaled Range Statistics* (R/S) untuk meramalkan harga saham di PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk.

Dari uraian latar belakang di atas, yang menjadi rumusan masalah dari penelitian ini sebagai berikut: Bagaimana hasil pemodelan pada harga Saham dengan model ARFIMA PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk, Bagaimana hasil pemodelan pada harga Saham dengan model ARIMA-FFNN PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk, Bagaimana perbandingan ketepatan ramalan pada harga Saham antara model ARFIMA dan ARIMA-FFNN PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk.

Dari rumusan masalah di atas, yang menjadi tujuan dari penelitian ini sebagai berikut: Mendapatkan hasil pemodelan pada harga Saham dengan model ARFIMA PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk, Mendapatkan hasil pemodelan pada harga Saham dengan model ARIMA-FFNN PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk, Mengetahui akurasi perbandingan ketepatan ramalan pada harga Saham antara model ARFIMA dan ARIMA-FFNN PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk.

Manfaat dari penelitian ini antara lain: Manfaat Teoritis Penelitian ini sangat diharapkan untuk dapat membantu perkembangan ilmu pengetahuan dan wawasan mengenai metode ARFIMA dan metode ARIMA-FFNN, sehingga dapat digunakan sebagai bahan dan referensi bagi para pembaca. Manfaat Praktis Manfaat praktis penelitian ini sangat diharapkan dapat memberikan acuan ataupun pemecahan masalah kepada instansi yang berkaitan dengan harga Saham di PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk.

2. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Harga Saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk. Sumber data pada penelitian ini merupakan data sekunder tentang Harga Saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM.JK) dari 2 Februari 2022 hingga 20 November 2023. Data ini di peroleh dari *website finance.yahoo.com*. Populasi dan sampel yang dipakai pada penelitian ini adalah Harga Saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM.JK) dari 2 Februari 2022 hingga 20 November 2023 sebanyak 436 data.

Teknik penarikan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sampling jenuh. Sampling jenuh merupakan pengambilan sampel yang menggunakan semua anggota populasi sebagai sampel. Alat bantu atau software yang digunakan sebagai penghitungan pada penelitian ini adalah *RStudio*. *RStudio* digunakan untuk melakukan pemodelan, peramalan serta visualisasi harga saham dengan menggunakan perbandingan metode ARFIMA dan metode ARIMA-FFNN.

2.1 Tahapan Penelitian ARFIMA

Penelitian dengan metode ARFIMA diawali dengan persiapan data penelitian yang digunakan sebagai objek analisis, dalam hal ini berupa data historis harga saham. Data yang telah dikumpulkan kemudian dipetakan ke dalam bentuk grafik runtun waktu untuk memperoleh gambaran awal mengenai pola pergerakan, kecenderungan tren, dan fluktuasi varians. Setelah itu, dilakukan identifikasi pola long memory melalui analisis plot Autocorrelation Function (ACF) atau perhitungan nilai statistik Hurst. Apabila hasil perhitungan menunjukkan nilai Hurst yang signifikan, hal ini menjadi indikasi adanya ketergantungan jangka panjang pada data harga saham yang dianalisis.

Selanjutnya, dilakukan pengujian stasioneritas data untuk memastikan bahwa data memenuhi asumsi stasioneritas yang menjadi syarat utama pemodelan. Pengujian dilakukan dengan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) untuk melihat kestasioneran dalam mean, dan transformasi Box-Cox untuk memastikan kestasioneran dalam varian. Jika data tidak stasioner pada mean, maka diterapkan differencing, sedangkan jika tidak stasioner pada varian, dilakukan transformasi data seperti logaritmik atau Box-Cox. Nilai parameter pembeda (d) kemudian ditentukan menggunakan metode *Rescaled Range Statistics*, yang memberikan estimasi derajat integrasi fraksional dalam model ARFIMA. Dengan nilai estimasi tersebut, dilakukan fractional differencing agar data lebih sesuai dengan karakteristik model.

Setelah fractional differencing, dilakukan pembuatan plot ACF dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk membantu dalam menentukan orde model autoregresif (p) dan moving average (q). Dari hasil analisis ini kemudian ditentukan model ARFIMA(p,d,q), dan parameter autoregresif maupun moving average diestimasi sesuai kebutuhan model. Pemilihan model dilakukan dengan membandingkan nilai Akaike's Information Criterion (AIC), di mana model dengan nilai AIC terkecil dipilih sebagai model terbaik. Untuk memastikan kelayakan model, residual diuji dengan L-Jung Box Test guna mengetahui apakah bersifat white

noise atau tidak. Jika residual tidak memiliki autokorelasi, maka model dianggap layak. Tahap akhir penelitian dengan ARFIMA adalah melakukan peramalan menggunakan model terbaik yang telah dipilih, kemudian mengevaluasi hasil peramalan dengan menghitung nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebagai ukuran akurasi prediksi.

2.2 Tahapan Penelitian ARIMA-FFNN

Penelitian dengan metode ARIMA-FFNN dimulai dengan mempersiapkan data historis harga saham yang akan dianalisis, kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik runtun waktu. Plot data ini membantu peneliti dalam memahami pola pergerakan harga saham, tren jangka panjang, dan fluktuasi varians yang mungkin terjadi. Setelah itu, dilakukan identifikasi pola long memory menggunakan analisis ACF maupun perhitungan nilai statistik Hurst, yang berguna untuk mengetahui ada tidaknya ketergantungan jangka panjang dalam data.

Tahap berikutnya adalah melakukan pengujian stasioneritas data. Uji ADF digunakan untuk menilai kestasioneran pada mean, sedangkan transformasi Box-Cox dilakukan untuk memeriksa kestasioneran pada varian. Apabila data tidak stasioner pada mean, maka dilakukan differencing, sedangkan transformasi diterapkan apabila data tidak stasioner pada varian. Estimasi nilai parameter pembeda (d) diperoleh melalui metode Rescaled Range Statistics dan kemudian digunakan dalam proses fractional differencing agar data menjadi lebih sesuai untuk dimodelkan. Hasil fractional differencing dianalisis melalui plot ACF dan PACF untuk membantu dalam penentuan orde model ARIMA, yakni p (autoregresif) dan q (moving average).

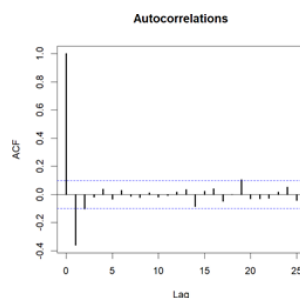
Setelah orde model diperoleh, dilakukan estimasi parameter dan pemilihan model ARIMA terbaik dengan membandingkan nilai AIC. Model dengan nilai AIC terkecil dipilih sebagai model final, kemudian diuji lebih lanjut melalui uji kelayakan menggunakan L-Jung Box Test. Uji ini dilakukan untuk memastikan bahwa residual dari model ARIMA bersifat white noise. Residual yang lolos pengujian kemudian digunakan sebagai input dalam pemodelan Feedforward Neural Network (FFNN). Integrasi residual ARIMA dengan jaringan saraf FFNN membentuk model hibrida ARIMA-FFNN, yang memanfaatkan kekuatan ARIMA dalam menangkap pola linear dan kemampuan FFNN dalam memodelkan pola non-linear pada data.

Tahap akhir penelitian dengan ARIMA-FFNN adalah melakukan peramalan menggunakan model hibrida yang telah terbentuk. Hasil peramalan kemudian dievaluasi dengan menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) sebagai indikator tingkat akurasi model. RMSE dipilih karena mampu menunjukkan rata-rata deviasi kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi, sehingga memberikan gambaran yang jelas mengenai efektivitas model ARIMA-FFNN dalam meramalkan harga saham.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Identifikasi Pola Long Memory

Identifikasi long memory dilakukan untuk melihat apakah data memiliki ketergantungan atau persistensi jangka panjang. Pola long memory dapat diidentifikasi dengan mengamati plot ACF yang menunjukkan penurunan yang lambat dan membentuk pola hiperbolik. Berikut ini plot ACF data in sample harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk dari 2 Februari 2022 hingga 20 November 2023.



Gambar 1. Plot ACF data in sample harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk.

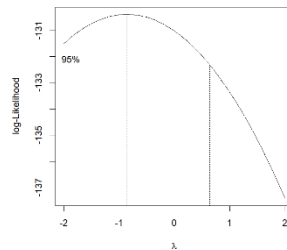
Dari Gambar 1 di atas, data in sample harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk menunjukkan adanya ketergantungan jangka panjang atau (*long memory*). Selain melihat plot ACF data, indikasi ketergantungan jangka panjang dapat dikonfirmasi dengan melihat nilai statistik *Hurst* (0,8391815). Hasil perhitungan nilai statistik *hurst* untuk data *in sample* harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk menggunakan software *Rstudio*.

Dari pernyataan tersebut diperoleh nilai *Hurst* (H) dari data *in sample* adalah $0,5 < H < 1$, hal ini menunjukkan bahwa data memiliki ketergantungan jangka panjang.

3.2 Uji Stasioneritas Data

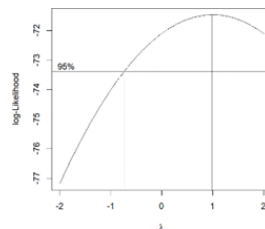
3.2.1 Uji Stasioner dalam Varian

Uji ini dilaksanakan untuk menilai apakah variasi dalam data time series tetap stabil dan tidak mengalami fluktuasi yang teratur. Untuk menguji apakah data *in sample* harga emas telah mencapai kestasioneran dalam varians, perhatikanlah pada plot *Box-Cox* yang ditampilkan dalam gambar di bawah ini.



Gambar 2. Plot Data *In Sample* Uji Stasioner dalam Varian

Dari Gambar 2 di atas dapat dilihat bahwa data tidak stasioner dalam varian karena nilai lamda (λ) $\neq$ 1, sehingga perlu dilakukan transformasi. Berdasarkan hasil uji stasioner dalam varian menggunakan software *RStudio* diperoleh nilai lamda terbaik agar stasioner adalah $\lambda = -0.8607482$. Berikut plot *Box-Cox* data *in sample* setelah ditransformasi menggunakan lamda terbaik.



Gambar 3. Plot data *in sample* uji stasioner dalam varian setelah transformasi.

Dapat dilihat pada Gambar 3 diatas, setelah dilakukan tranformasi diperoleh nilai lamda(λ) = 1, berdasarkan Gambar 3 ketika nilai $\lambda = 1$ maka data sudah stasioner dalam varian sehingga sudah tidak perlu dilakukan transformasi.

3.2.2 Uji Stasioner dalam mean

Pada uji stasioner dalam *mean*, digunakan uji *Augmented Dicky Fuller* untuk melihat apakah *mean* dari data runtun waktu telah konstan dan tidak memiliki fluktuasi periodik. Hasil uji *Augmented Dicky Fuller* nilai *p-value* dari uji ADF adalah 0.4208, dengan taraf signifikansi yang digunakan sebesar 0,05. Nilai dari *p-value* uji ADF sebesar $0.4208 > 0,05$, yang berarti H_0 di terima. Jadi dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam *mean*, maka harus di lakukan differencing untuk menstasionerkan data dalam *mean*. Hasil uji ADF *p-value* = 0, $01 < \alpha = 5\%$. Sehingga keputusan tolak H_0 , yang berarti data telah stasioner dalam *mean*.

3.3 Estimasi Parameter Pembeda d

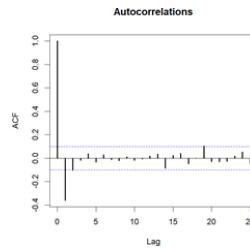
Nilai estimasi parameter pembeda d pada model ARFIMA dapat dihitung dengan menggunakan metode *Rescaled Range Statistics* (R/S). Hasil perhitungan nilai estimasi parameter pembeda d data *in sample* harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk menggunakan Software *RStudio*.

Berdasarkan estimasi parameter pemdeda d memiliki nilai 0,3391815, bahwa nilai pembeda d berada pada interval $0 < d < 0,5$ yang berarti bahwa data memiliki korelasi positif jangka panjang antar pengamatan yang terpisah jauh.

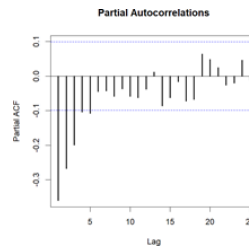
3.4 Identifikasi Model ARFIMA (p, d, q) Berdasarkan Plot ACF dan PACF

Identifikasi model ARFIMA (p, d, q) di tentukan berdasarkan plot ACF dan PACF data setelah didifferencing menggunakan masing-masing nilai parameter pembeda d . Penentuan model ARFIMA(p, d, q) dilihat dari lag yang keluar garis pada plot ACF dan PACF.

Plot ACF dan PACF setelah di differencing dengan $dR/S = 0.3391815$, disajikan pada gambar berikut.



Gambar 4. Plot ACF Differencing $dR/S = 0.3391815$



Gambar 5. Plot PACF Differencing $dR/S = 0.3391815$

Berdasarkan Gambar 4 di atas, *lag* yang terlihat jelas melewati batas adalah *lag ke-1* dan *lag ke-2*. Sehingga dapat diidentifikasi model MA yang terbentuk adalah MA(1), MA(2) sedangkan berdasarkan Gambar 5 di atas, *lag* yang terlihat jelas melewati batas adalah *lag ke-1*, *lag ke-2*, *lag ke-3*, *lag ke-4* dan *lag ke-5*. Sehingga dapat diidentifikasi model AR yang terbentuk adalah AR(1), AR(2), AR(3), AR(4) dan AR(5), dengan menggunakan prinsip parsimony model ARFIMA(p, d, q) yang terbentuk dengan menggunakan $dR/S = 0.3391815$.

3.5 Pemilihan Model Terbaik ARFIMA (p, d, q)

3.5.1 Estimasi Parameter Signifikan ARFIMA (p, d, q)

Pada tahap ini akan di peroleh nilai koefisien-koefisien serta nilai probabilitas dari masing-masing parameter ϕ dan θ . Melalui nilai probabilitas atau $p - value$ yang diperoleh akan didapatkan model-model yang signifikan. Hasil estimasi parameter dengan menggunakan parameter pembeda $dR/S = 0, 3391815$.

Berdasarkan model ARFIMA (p, d, q) menggunakan estimasi parameter pembeda $dR/S = 0, 3391815$ yang signifikan karena nilai $p - value < \alpha (0, 05)$ adalah model ARFIMA (1,d,0), ARFIMA (2,d,0), ARFIMA (1,d,1), ARFIMA (2,d,1), ARFIMA (2,d,2), ARFIMA (0,d,1), dan ARFIMA (0,d,2).

3.5.2 Pemilihan Model Berdasarkan Nilai AIC

Pemilihan model ARFIMA terbaik menggunakan kriteria nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil. Nilai AIC dihitung dengan menggunakan software *RStudio*. Nilai AIC dari model ARFIMA dengan menggunakan estimasi parameter pembeda $dR/S = 0, 3391815$.

Berdasarkan model ARFIMA (p, d, q) dengan menggunakan estimasi parameter pembeda $dR/S = 0, 3391815$ terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil adalah model ARFIMA (1,d,1) dengan nilai AIC terkecil yaitu -8897.222

3.5.3 Uji Diagnostik Model ARFIMA (p, d, q)

Setelah memperoleh model ARFIMA (p, d, q) yang optimal, langkah selanjutnya adalah melakukan uji diagnostik pada model tersebut. Uji diagnostik dilakukan untuk menilai apakah model yang telah dibuat memenuhi asumsi white noise atau tidak. Uji diagnostik model menggunakan uji *L-Jung Box*. Hasil uji diagnostik model ARFIMA (1,d,1) terbaik dengan menggunakan estimasi parameter pembeda $dR/S = 0, 3391815$ menggunakan Software *RStudio* adalah 0,191.

Dari hasil pengujian *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* diperoleh nilai $p - value > \alpha (0, 05)$, sehingga keputusan terima H_0 yang artinya *residual* model-model tersebut bersifat *white noise*, sehingga asumsi *white noise* terpenuhi dan model layak digunakan untuk peramalan.

3.5.4 Model ARFIMA (p, d, q) Terbaik

Setelah mendapatkan model ARFIMA (p, d, q) terbaik, model-model tersebut selanjutnya akan digunakan untuk melakukan peramalan. Persamaan model ARFIMA (1,d,1) dengan $dR/S = 0, 3391815$ adalah sebagai berikut:

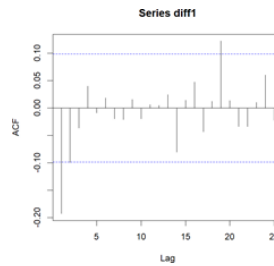
$$\phi(B)(1-B)dGt = \theta(B) \quad \text{at} \quad (1)$$

$$(1-0,94259717B)(1-B)0,3391815Gt = (1-0,58607780B) \quad \text{at} \quad (2)$$

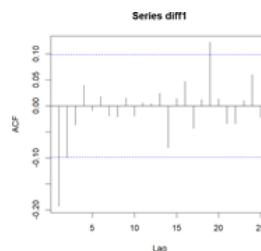
Hasil peramalan model ARFIMA(1,d,1) masing-masing parameter pembeda d setelah dikembalikan pada data awal.

3.6 Identifikasi Model ARIMA (p, d, q) Berdasarkan Plot ACF dan PACF

Identifikasi model ARIMA (p, d, q) di tentukan berdasarkan plot ACF dan PACF. Komponen model untuk AR didapatkan dari plot ACF, serta untuk kompponen model pada MA didapatkan dari plot ACF.



Gambar 6. Plot ACF



Gambar 7. Plot PACF

Berdasarkan Gambar 6 di atas, *lag* yang terlihat jelas melewati batas adalah *lag ke-1* dan *lag ke-19*. Sehingga dapat diidentifikasi model MA yang terbentuk adalah MA(1), MA(19) sedangkan berdasarkan Gambar 7 di atas, *lag* yang terlihat jelas melewati batas adalah *lag ke-1*, *lag ke-2*, *lag ke-19*. Sehingga dapat diidentifikasi model AR yang terbentuk adalah AR(1), AR(2), AR(19), dengan menggunakan prinsip parsimony model ARIMA (p, d, q) yang terbentuk dengan nilai pembentukan model ARIMA (p, d, q) $dR/S = 0.3391815$

3.7 Pemilihan Model Terbaik ARIMA (p, d, q)

3.7.1 Estimasi Parameter Signifikan ARIMA (p, d, q)

Pada tahap ini akan di peroleh nilai koefisien-koefisien serta nilai probabilitas dari masing-masing parameter ϕ dan θ . Melalui nilai probabilitas atau $p - value$ yang diperoleh akan didapatkan model-model yang signifikan.

Berdasarkan model ARIMA (p, d, q) yang signifikan karena nilai $p - value < \alpha$ (0, 05) adalah model ARIMA (0,d,2) dan ARIMA (1,d,0).

Untuk menentukan model terbaik dari model yang lulus uji signifikan dilihat dari nilai RMSE. Dimana model yang mempunyai nilai RMSE terkecil maka model tersebut yang layak digunakan untuk meramalkan harga Saham.

3.7.2 Pemilihan Model Berdasarkan Nilai RMSE

Pemilihan model ARFIMA terbaik menggunakan kriteria nilai RMSE terkecil. Nilai RMSE dihitung dengan menggunakan software *RStudio*. Nilai RMSE dari model ARIMA.

Berdasarkan model ARIMA (p, d, q) terbaik berdasarkan nilai RMSE terkecil adalah model ARFIMA (0,d,2) dengan nilai RMSE terkecil yaitu 76.44243.

Hasil pengujian white noise dengan menggunakan uji *Ljung-Box* diperoleh nilai $p - value > \alpha$ (0, 05), 0, 8786 > 0, 05 sehingga keputusan terima H_0 yang artinya residual model-model tersebut bersifat *white noise*, sehingga asumsi *white noise* terpenuhi dan model layak digunakan untuk peramalan.

3.7.3 Model ARIMA (p, d, q) Terbaik

Setelah mendapatkan model ARIMA (p, d, q) terbaik, model-model tersebut selanjutnya akan digunakan untuk melakukan peramalan. Persamaan model ARIMA (0,d,2) adalah sebagai berikut:

$$\phi p D d 2 t = \mu + \theta q(B) \text{at} \quad (3)$$

$$(-0, 23600) 2 t = (2 - 0, 1090 B) \text{at} \quad (4)$$

3.8 Hybrid Model ARIMA (p, d, q) – FFNN (p, q)

Setelah mendapatkan model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) selanjutnya dimanfaatkan untuk melakukan peramalan. Persamaan model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) d sebagai berikut:

$$Y_t = L_t + N_t \quad (5)$$

$$Y_{2,t} = 5, 300 - 0, 6500 z_{t-2} \quad (6)$$

3.9 Peramalan ARFIMA dan ARIMA-FFNN

Peramalan ARFIMA dan ARIMA-FFNN yang dipilih akan digunakan untuk melakukan peramalan, dan data *out sample* akan digunakan untuk memvalidasi hasil prediksi tersebut. Proses prediksi akan dilakukan selama 44 periode.

Hasil akurasi peramalan model ARFIMA dan ARIMA-FFNN yaitu ARFIMA(1,d,1) dengan nilai MAPE (2,114) dan ARIMA (0,d,2) – FFNN (0,2) dengan nilai MAPE (1,276).

Dari pernyataan diatas, diperoleh nilai MAPE model ARFIMA(1,d,1) nilai MAPE model ARFIMA(1,d,1) sebesar 2.114 atau sebesar 2,11% dan nilai MAPE model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) sebesar 1.276 atau sebesar 1,28% oleh sebab itu model paling optimal dalam meramalkan harga saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk adalah model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) dengan nilai MAPE sebesar sebesar 1.276 atau sebesar 1,28%.

4. KESIMPULAN DAN SARAN/REKOMENDASI

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa, *Pertama* Model ARFIMA (1,d,1) dengan $dR/S = 0,3391815$ adalah $\phi p(B)(1 - B)dGt = \theta q(B)at$ dan $(1 - 0,94259717B)(1 - B)0,3391815Gt = (1 - 0,58607780B)at$, *Kedua* Model ARIMA (0,d,2) adalah $\phi pDd2t = \mu + \theta q(B)at$ dan $(1 - 0,23600)2t = (1 - 0,1090B)at$, *Persamaan* model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) adalah $Yt = Lt + Nt$ dan $Y2,t = 5,300 - 0,6500zt-2$, *Ketiga* Nilai MAPE model ARFIMA(1,d,1) nilai MAPE model ARFIMA(1,d,1) sebesar 2.114 atau sebesar 2,11% dan nilai MAPE model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) sebesar 1.276 atau sebesar 1,28% oleh sebab itu model paling optimal dalam meramalkan harga saham pada PT. Telekomunikasi Indonesia Tbk adalah model ARIMA(0,d,2)-FFNN(0,2) dengan nilai MAPE sebesar sebesar 1.276 atau sebesar 1,28%.

4.2 Saran/Rekomendasi

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa rekomendasi yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian berikutnya disarankan untuk menggunakan data dengan rentang waktu yang lebih panjang maupun frekuensi yang berbeda, seperti data mingguan atau bulanan, guna memperoleh gambaran yang lebih komprehensif terhadap dinamika harga saham. Kedua, meskipun model ARIMA-FFNN terbukti lebih optimal dibandingkan ARFIMA dalam penelitian ini, pengembangan model hibrida dengan metode kecerdasan buatan lain seperti Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU), atau Support Vector Regression (SVR) dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan akurasi prediksi. Ketiga, penelitian di masa mendatang juga dapat memperluas objek kajian pada perusahaan lain atau sektor berbeda untuk membandingkan kinerja model dalam konteks yang lebih beragam. Selain itu, faktor eksternal seperti kondisi makroekonomi, kebijakan pemerintah, maupun sentimen pasar juga dapat dimasukkan ke dalam model untuk menguji sejauh mana variabel-variabel tersebut memengaruhi kinerja peramalan. Dengan memperhatikan aspek-aspek tersebut, penelitian selanjutnya diharapkan mampu memberikan kontribusi yang lebih luas dalam pengembangan metode peramalan harga saham yang akurat dan aplikatif.

REFERENSI

- Akbar, M. J. I., & Kharisudin, I. (2019). Model arfima untuk analisis data kecepatan angin di bandara internasional ahmad yani. *Unnes Journal of Mathematics*, 8(2), 89-101.
- Ayudiasuti, L. (2021). Analisis pengaruh keputusan investasi mahasiswa. *Jurnal Ilmu Manajemen*, 9(3), 1138-1149.
- Fordian, D., Alexandri, M. B., Suryanto, S., & Kusairi, S. (2025). Pengaruh Variabel Makroekonomi dan Covid-19 terhadap Volatilitas Return Saham di Bursa Efek Indonesia Periode Maret 2017–April 2023. *AdBispreneur: Jurnal Pemikiran dan Penelitian Administrasi Bisnis dan Kewirausahaan*, 9(1), 13-29.
- Hapsari, N. W., & Walid, W. (2021). Pemodelan ARIMAX, FFNN, dan ARIMAX-FFNN untuk peramalan produksi padi Provinsi Jawa Tengah. *Unnes Journal of Mathematics*, 12-21.
- Hasan, I. K., & Djakaria, I. (2021). Perbandingan Model Hybrid ARIMA-NN dan Hybrid ARIMA-GARCH untuk Peramalan Data Nilai Tukar Petani di Provinsi Gorontalo. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 5(2), 155-165.
- Hosking, J. R. M. (1981). Equivalent forms of the multivariate portmanteau statistic. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 43(2), 261-262.
- Kartikasari, P. (2020). Prediksi Harga Saham Pt. Bank Negara Indonesia Dengan Menggunakan Model Autoregressive Fractional Integrated Moving Average (Arfima). *Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang*, 8(1).

- Meinanda, M. H., Annisa, M., Muhandri, N., & Suryadi, K. (2009). Prediksi masa studi sarjana dengan artificial neural network. *Internetworking Indonesia Journal*, 1(2), 31-35.
- Nasution, S. A., Lasmi, A., Silalahi, P. R., & Nasution, A. (2023). Efektivitas Galeri Investasi Syariah Bursa Efek Indonesia (GIS BEI) UINSU Medan Dalam Meningkatkan Literasi Pasar Modal. *El-Mal: Jurnal Kajian Ekonomi & Bisnis Islam*, 4(3), 548-559.
- Pandji, B. Y., Indwiarti, I., & Rohmawati, A. A. (2019). Perbandingan Prediksi Harga Saham dengan model ARIMA dan Artificial Neural Network. *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC)*, 4(2), 189-198.
- Permata, C. P., & Ghoni, M. A. (2019). Peranan pasar modal dalam perekonomian negara Indonesia. *Jurnal AkunStie (JAS)*, 5(2), 50-61.
- Pratama, A. A. I., & Susetyo, A. (2020). Pengaruh Closing Price, Trading Volume Activity, dan Volatilitas Return Saham Terhadap Bid-Ask Spread Pada Perusahaan LQ45 Tahun 2017. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Manajemen, Bisnis Dan Akuntansi (JIMMBA)*, 2(1), 81-88.
- Santoso, H., & Murdianto, D. (2020). Analisis Pengenalan Bendera Negara Rumpun Melayu Menggunakan Metode Feed Forward Neural Network. *Jurnal Teknologi dan Informasi*, 10(2), 144-152.
- Serfiyani, C. Y., Purnomo, R. S. D., & Hariyani, I. (2021). *Capital market top secret: Ramuan sukses bisnis pasar modal Indonesia*. Penerbit Andi.
- Sukanto, A. S., & Setiawan, W. (2018). Peramalan saham berdasarkan data masa lalu dengan pendekatan fuzzy time series. *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 4(2), 192-196.
- Wulandari, D. (2021). *Pengaruh Beta Saham, Perencanaan Pajak, Refined Economic Value Added dan Market Value Added Terhadap Return Saham Pada Perusahaan Dengan Saham Bluechip Yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2018-2019* (Doctoral dissertation, Universitas PGRI Adi Buana Surabaya).