

Analisis Komparasi Model Peramalan Prophet Dan Arima Dalam Memprediksi Harga Saham Penutupan PT ANTM

Rohimatul Anwar^{1*}, Linda Rassiyanti²

¹Universitas Lampung, Lampung, Indonesia

²Institut Teknologi Sumatera, Lampung, Indonesia

Informasi Artikel

Diterima Redaksi: 31 Mei 2025
Revisi Akhir: 15 Juni 2025
Diterbitkan Online: 29 Juni 2025

Kata Kunci

ARIMA
Prophet
Saham
Time Series

Korespondensi

E-mail:
rohimatul.anwar@fmipa.unila.ac.id*

A B S T R A C T

PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) is a major mining company in Indonesia whose shares are actively traded on the Indonesia Stock Exchange. Its stock price is influenced by both internal and external factors. Time series forecasting methods, such as ARIMA and Prophet, are used to predict future stock movements. ARIMA is known for its flexibility and high prediction accuracy, while Prophet is capable of handling missing values and shifting trends, making it suitable for complex financial data. This study aims to compare the performance of ARIMA and Prophet models in forecasting ANTM stock prices. The dataset consists of monthly closing stock prices from January 2016 to May 2025. The models are evaluated using Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Akaike Information Criterion (AIC), and Bayesian Information Criterion (BIC). The results show that the ARIMA model performs better to predict PT ANTM's traded than Prophet model, with lower MAPE, AIC, and BIC values of 7.88, 433.24, and 423.63, respectively.

PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) adalah perusahaan pertambangan besar di Indonesia yang sahamnya aktif diperdagangkan di Bursa Efek Indonesia. Harga sahamnya dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal. Memprediksi pergerakan harga saham di masa depan bagi PT ANTM dapat digunakan metode peramalan deret waktu seperti ARIMA dan Prophet. ARIMA dikenal fleksibel dan mampu memberikan hasil prediksi yang akurat. Sementara itu, Prophet unggul dalam menangani data yang memiliki nilai hilang dan tren yang berubah, menjadikannya cocok untuk data pasar keuangan yang dinamis. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa model ARIMA dan Prophet dalam memprediksi harga saham ANTM. Data yang digunakan adalah harga penutupan saham bulanan selama periode Januari 2016 hingga Mei 2025. Perbandingan dilakukan berdasarkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Akaike Information Criterion (AIC), dan Bayesian Information Criterion (BIC). Hasil analisis menunjukkan bahwa model ARIMA memiliki performa lebih baik dengan nilai MAPE 7.88, AIC 433.24, dan BIC 423.63, yang lebih rendah dibandingkan dengan model Prophet.

©2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License (CC-BY-SA) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Pasar modal memainkan peran penting dalam keuangan karena memungkinkan investor mendapatkan keuntungan dari berbagai jenis investasi yang dipilih [1]. Pergerakan harga saham di pasar modal menjadi perhatian utama bagi para investor, analis keuangan, dan pengambil kebijakan. Kemampuan untuk memprediksi harga saham di masa depan memiliki nilai strategis dalam pengambilan keputusan investasi, pengelolaan risiko, dan formulasi kebijakan ekonomi.

PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) merupakan salah satu perusahaan pertambangan besar di Indonesia yang tercatat aktif di Bursa Efek Indonesia (BEI). Pergerakan harga saham ANTM sangat dipengaruhi oleh berbagai variabel, baik dari dalam maupun luar perusahaan. Di antaranya adalah fluktuasi harga komoditas global seperti nikel dan emas, kebijakan pemerintah di sektor pertambangan, performa keuangan perusahaan, persepsi pasar, serta situasi ekonomi makro secara keseluruhan, yang semuanya berperan dalam menentukan tingkat volatilitas saham ANTM.

Dunia keuangan mengalami transformasi besar berkat kemajuan teknologi, terutama dalam bagaimana investor dan trader menganalisis serta membuat keputusan. Salah satu inovasi penting adalah penggunaan algoritma peramalan deret waktu untuk memprediksi harga saham [2]. Berbagai metode peramalan deret waktu telah dikembangkan untuk memprediksi pergerakan harga saham di masa datang. Peramalan merupakan metode untuk memperkirakan

suatu nilai di masa depan dengan menggunakan data masa lalu [3]. Dua pendekatan yang populer dan sering digunakan dalam memprediksi suatu nilai adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan model Prophet yang dikembangkan oleh Facebook.

Metode ARIMA, yang juga dikenal sebagai pendekatan Box-Jenkins, merupakan salah satu teknik analisis deret waktu yang memiliki tingkat fleksibilitas tinggi. Model ini dikenal mampu menangani berbagai jenis data runtun waktu dan sering menghasilkan prediksi yang cukup akurat [4]. Model ARIMA adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat peramalan [5]. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan peramalan jangka pendek yang akurat. ARIMA sangat bagus digunakan jika observasi dari deret waktu (*time series*) secara statistik berhubungan satu sama lain (*dependent*). Tujuan ARIMA adalah untuk menentukan hubungan statistik yang baik antar variabel yang diramal dengan nilai historis variabel tersebut sehingga peramalan dapat dilakukan dengan model tersebut [6].

Di sisi lain, model prophet muncul sebagai alternatif yang menjanjikan. Model prophet mampu berkinerja lebih unggul dan metode yang ditawarkan untuk membantu tim pemasaran dalam melakukan peramalan [7]. Prophet dirancang untuk menjadi robust dan mudah digunakan, bahkan bagi pengguna yang tidak memiliki latar belakang statistik yang mendalam. Kemampuannya dalam menangani data dengan *missing values* dan perubahan tren secara otomatis menjadikannya menarik untuk diterapkan pada data pasar keuangan yang seringkali kompleks. Adapun penelitian terdahulu terkait SAHAM yaitu Model Volatilitas ReturnIndex Saham Syariah Indonesia Melalui Pendekatan Bayesian Markov Switching GARCH[8].

Penelitian terkait peramalan menggunakan model ARIMA dan Prophet sudah ada yang melakukan, seperti yang telah dilakukan oleh [9] Isil Yenidogan dan Aykut Cayir pada tahun 2018. Hasil penelitian tersebut menyimpulkan bahwa model prophet terbukti memiliki kinerja peramalan yang jauh lebih baik (RMSE 245.09) dibandingkan ARIMA (RMSE 593.80) ketika diterapkan pada data harga Bitcoin per jam dari Mei 2016 hingga Januari 2018. Penelitian lain menunjukkan bahwa algoritma ARIMA memberikan kinerja yang lebih unggul dibandingkan algoritma Prophet dan Long Short-Term Memory (LSTM), ditinjau dari nilai Root Mean Square Error (RMSE) yang diperoleh, yaitu sebesar 762.009. Nilai ini diperoleh dalam studi peramalan jumlah pengunjung berdasarkan data penjualan tiket Saloka Theme Park, yang dikumpulkan selama periode 1 Januari 2020 hingga 24 April 2023 [10].

Meskipun masing-masing metode memiliki karakteristik, keunggulan, dan keterbatasan tersendiri, kajian yang membandingkan keduanya secara menyeluruh dalam konteks peramalan harga saham di pasar modal Indonesia, terutama dengan fokus pada saham PT ANTM, masih relatif terbatas. Pemahaman mengenai model yang memiliki tingkat keakuratan dan kehandalan tinggi dalam memprediksi harga saham ANTM akan memberikan wawasan yang berharga bagi para pelaku pasar, investor, dan analis keuangan dalam pengambilan keputusan investasi yang lebih informatif.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis komparatif terhadap kinerja model ARIMA dan Prophet dalam memprediksi harga saham PT ANTM. Saham PT ANTM memiliki karakteristik volatilitas yang fluktuatif dengan pola musiman dan tren jangka panjang yang dinamis, sehingga sesuai untuk dianalisis menggunakan model peramalan deret waktu seperti ARIMA dan Prophet [11]. Kombinasi faktor volatilitas, tren, dan musiman tersebut menjadikan saham ANTM sebagai objek yang relevan untuk dianalisis menggunakan kedua model ini.

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan sejumlah metrik evaluasi yang relevan untuk mengukur akurasi prediksi dari masing-masing model. Temuan dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi empiris terhadap literatur akademik mengenai peramalan harga saham di pasar modal Indonesia serta menawarkan implikasi praktis bagi pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan berbasis data.

2. Metode Penelitian

Jenis Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan penelitian kuantitatif yang bersifat pembandingan dua model. Pemodelan yang dilakukan dengan menggunakan pemodelan peramalan deret waktu, yaitu model ARIMA dan model Prophet. Pembandingan kedua model peramalan deret waktu dengan menggunakan nilai MAPE, AIC, dan BIC. Analisis data dilakukan dengan menggunakan bantuan aplikasi perangkat lunak R.

Jenis dan Sumber Data

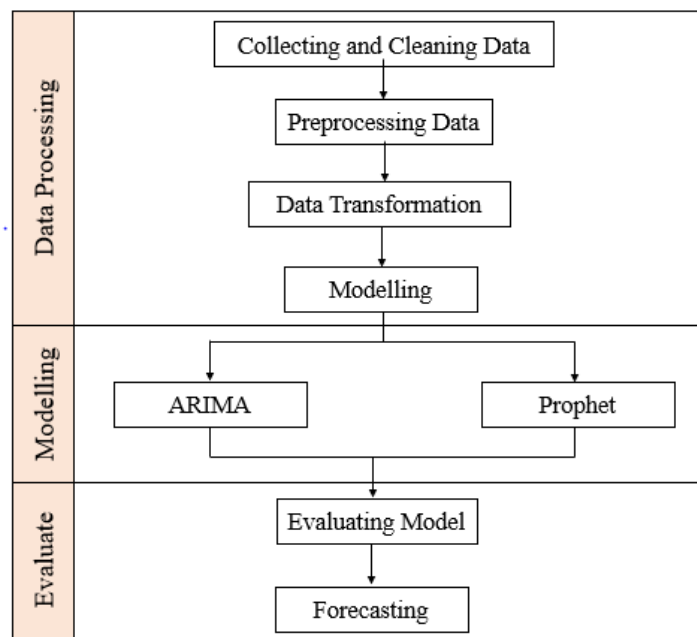
Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari id.investing.com. Dalam analisis deret waktu, umumnya diperlukan setidaknya 50 data historis untuk menghasilkan model yang baik [12]. Adapun data yang dianalisis merupakan harga penutupan saham bulanan selama 9 tahun terakhir pada periode Januari 2016 hingga Mei 2024 dengan total observasi sebanyak 100 (Tabel 1). Untuk keperluan pemodelan peramalan, digunakan minimal 16 observasi, jumlah yang masih dianggap memadai untuk menghasilkan estimasi yang dapat diterima dari segi akurasi [3].

Tabel 1. Data harga saham penutupan PT ANTM periode Januari 2016 s.d. Mei 2024

No	Tanggal (y)	Harga saham penutupan
1	1 Januari 2016	329
2	1 Februari 2016	364
3	1 Maret 2016	464
:	:	:
:	:	:
99	1 April 2024	1600
100	1 Mei 2024	1640

Tahapan Analisis

Penelitian ini menggunakan tiga tahapan analisis dalam membanding model ARIMA dan Prophet, yaitu data processing, modelling, dan evaluating (Gambar 1). Adapun penjelasan tahapan tersebut sebagai berikut:



Gambar 1. *Flowchart* tahapan penelitian

1. *Data Processing*

a. *Collecting dan cleaning data*

Penelitian ini mengumpulkan data historis harga saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM) selama 9 tahun terakhir, yaitu periode Januari 2016 hingga April 2024. Selanjutnya dilakukan pembersihan data yang tidak diperlukan dan data yang tidak diperlukan. Data yang digunakan adalah data per tanggal 1 setiap bulannya dan data harga penutupan saham periode Januari 2016 hingga April 2024.

b. *Pre-processing Data*

Tahap ini melibatkan persiapan data yang telah dibersihkan agar sesuai dan optimal untuk pemodelan menggunakan Prophet dan ARIMA. Pada model ARIMA, dilakukan pengujian stasioneritas menggunakan uji statistik seperti *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) test. Uji ADF dilakukan dengan menghitung nilai (tau) statistik dengan menggunakan rumus (1).

$$\tau = \frac{\hat{\rho}_k}{SE(\hat{\rho}_k)} \quad (1)$$

Apabila nilai statistik $\tau < \text{tabel}$ maka H_0 tidak dapat ditolak. Hal ini mengindikasikan bahwa data yang diuji bersifat tidak stasioner [13]. Hipotesis yang digunakan dalam penelitian ini dirumuskan sebagai berikut:

$H_0: \phi = 0$ (data tidak stasioner)

$H_1: \phi \neq 0$ (data stasioner)

c. *Data Transformation*

Jika hasil uji stasioneritas menunjukkan bahwa data tidak stasioner, teknik *differencing* akan diterapkan. *Differencing* dilakukan dengan menghitung perbedaan antara observasi berurutan. Proses ini dapat diulang (*differencing* orde kedua, ketiga, dst) hingga data menjadi stasioner [14].

2. Modelling

Pada tahap ini, penelitian dilakukan dengan pemodelan dan analisis terhadap data harga saham PT ANTM. Dua metode peramalan deret waktu yang populer dan memiliki karakteristik berbeda akan diimplementasikan dan dibandingkan, yaitu Prophet dan ARIMA.

a. ARIMA

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan suatu metode yang dikembangkan oleh Box dan Jenkins, sehingga sering dikenal sebagai model Box–Jenkins. Metode ini merupakan kombinasi unsur-unsur *autoregresif*, perbedaan (integrasi), dan perataan bergerak sebagai dasar dalam analisis deret waktu [15]. Model ARIMA memiliki perbedaan mendasar dibandingkan dengan metode *Exponential Smoothing*, yakni dalam hal jenis informasi yang digunakan dalam proses peramalan. ARIMA mempertimbangkan struktur autokorelasi dalam data untuk identifikasi model, sementara ARIMA, melibatkan formulasi matematis yang lebih kompleks, sehingga pemahaman konseptualnya cenderung lebih sulit [7].

Menurut [16] Widowati dkk tahun 2016 langkah awal dalam tahap ini adalah menentukan apakah data deret waktu bersifat stasioner atau tidak. Kestasioneran suatu deret waktu dapat diidentifikasi melalui analisis plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF), dengan melihat apakah koefisien autokorelasi dan autokorelasi parsial cenderung mendekati nol seiring bertambahnya *lag*. Jika ditemukan sebanyak q *lag* autokorelasi yang secara signifikan berbeda dari nol, maka pola tersebut mengindikasikan proses *Moving Average* berorde q atau MA(q). Sebaliknya, jika terdapat p *lag* autokorelasi parsial yang signifikan, maka hal tersebut menunjukkan proses *Autoregressive* berorde p atau AR(p).

1. Autoregressive Model (AR)

Bentuk umum model *autoregressive* dengan ordo p (AR(p)) atau model ARIMA ($p,0,0$) dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \mu' + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad (2)$$

Dimana

Y_t = peubah bebas atau peubah yang diramalkan

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ = peubah bebas

μ' = suatu konstanta

ϕ_p = parameter autoregresi ke- p

e_t = nilai kesalahan pada saat t

2. Moving Average Model (MA)

Bentuk umum model *moving average* ordo q (MA(q)) atau ARIMA (0,0, q) dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \mu' - e_t - \phi_1 Y_{et-1} - \phi_2 Y_{et-2} + \dots - \phi_p Y_{et-k} \quad (3)$$

Dimana:

μ' = suatu konstanta

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ = parameter-parameter moving average

e_{t-k} = nilai kesalahan pada saat $t - k$

3. Model campuran

a) Proses ARMA

Model umum untuk campuran proses AR(1) murni dan MA(1) murni, sebagai contoh ARIMA (1,0,1) dinyatakan sebagai berikut:

$$Y_t = \mu' + \phi_1 Y_{t-1} + e_t - \theta_1 e_{t-1} \quad (4)$$

atau

$$(1 - \phi_1 B)Y_t = \mu' + (1 - \theta_1 B)e_t \quad (5)$$

AR(1) MA(1)

B adalah operator langkah mundur dengan $B^k e_t = e_{t-k}$

b) Proses ARIMA

Model ARIMA telah dikaji secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins dalam karya mereka yang dipublikasikan pada tahun 1976. karena itulah model ini lebih sering disebut juga metode Box-Jenkins. Model *Autoregressive* (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule (1926), kemudian disempurnakan lebih lanjut oleh Walker (1931). Sementara itu, konsep *Moving Average* (MA) mulai digunakan oleh Slutsky (1937). Namun, kontribusi teoretis yang lebih mendasar terhadap penggabungan kedua model tersebut menjadi ARMA diberikan oleh Wold (1938). Wold merumuskan dasar teoritis model ARMA serta prosedur identifikasi dan estimasi untuk proses AR, MA, dan ARMA. Pengembangan selanjutnya mencakup deret waktu musiman dan proses non-stasioner, yang melahirkan model ARIMA (p, d, q) sebagai bentuk umum untuk menganalisis data deret waktu dengan tren maupun musiman melalui proses diferensiasi. Persamaan untuk kasus sederhana ARIMA (1,1,1) adalah sebagai berikut:

$$(1 - B)(1 - \phi_1 B)X_t = \mu' + (1 - \theta_1 B)e_t \quad (6)$$

pembedaan AR(1) MA(1)

b. Prophet

Prophet adalah sebuah paket yang dikembangkan oleh Sean J. Taylor dan Ben Letham dari Tim Ilmu Data di Facebook pada tahun 2017 [17]. Prophet merupakan perangkat *open-source* yang dirancang untuk peramalan data deret waktu dan dapat diimplementasikan dalam bahasa pemrograman Python maupun R [18]. prophet telah diterapkan secara luas di berbagai sektor, seperti penjualan ritel, transportasi, dan layanan keuangan, serta terbukti mampu menghasilkan peramalan dengan tingkat akurasi yang tinggi [19]. Algoritma ini mengidentifikasi tren pola yang ada dan pengaruh musiman dalam data deret waktu untuk membuat prediksi. Rumus untuk model ini ditunjukkan di bawah:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (7)$$

$g(t)$ adalah model tren yang menggambarkan peningkatan atau penurunan data dalam jangka panjang, $s(t)$ adalah perubahan periodik yang dapat diinterpretasikan bagaimana data dapat dipengaruhi oleh faktor musiman mingguan atau tahunan, $h(t)$ adalah model dampak hari libur (acara besar) yang memengaruhi kalender bisnis, dan ϵ_t adalah suku galat, yaitu yaitu perbedaan antara observasi aktual dan nilai yang diperkirakan oleh

model, yang mencerminkan variasi acak atau ketidaktepatan model dalam menangkap pola data [7]. Persamaan model linearnya dijelaskan persamaan (8):

$$g(t) = (k + \alpha(t)^T \delta)t + (m + \alpha(t)^T \gamma) \quad (8)$$

Persamaan model logistic dijelaskan pada persamaan (9):

$$g(t) = \frac{C(t)}{1 + \exp(-(k + \alpha(t)^T \delta)(t - (m + \alpha(t)^T \gamma)))} \quad (9)$$

$C(t)$ adalah kapasitas yang berubah seiring waktu (daya dukung waktu), k adalah tingkat pertumbuhan m adalah parameter penyeimbang, γ adalah vektor penyesuaian titik perubahan, δ adalah vektor penyesuaian tingkat pertumbuhan, T adalah total waktu, dan t adalah waktu berjalan [20]. Di sisi lain, musiman ditangani dengan menggunakan deret Fourier pada persamaan (10):

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \alpha_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{T}\right) \quad (10)$$

N adalah parameter (deret *Fourier*), T adalah periode dari deret waktu (misalnya, 365.25 untuk musiman tahunan, 7 untuk musiman mingguan), dan (n, b_n) adalah koefisien yang diestimasi dari data.

$$h(t) = [1(t \in D1), \dots, 1(t \in DL)]K \quad (11)$$

D adalah tanggal-tanggal hari libur yang mencakup periode historis dan masa depan, t adalah menunjukkan waktu tertentu yang bertepatan dengan hari libur, dan K adalah merepresentasikan perubahan atau efek hari libur terhadap hasil prediksi model [21]. Berdasarkan persamaan (11), maka persamaan untuk perubahan hari libur dapat dibentuk melalui persamaan (12) [22].

$$h(t) = Z(t)k \quad (12)$$

Prophet menggunakan waktu sebagai represor dan mencoba untuk menyesuaikan beberapa persamaan deret waktu linear dan non linear sebagai komponen fungsi waktu. Pemodelan musiman dianggap sebagai komponen aditif dimana pendekatan yang sama diambil oleh *Exponential Smoothing* dalam teknik Holt-Winters [23].

3. Evaluate

a. Evaluating model

Evaluasi kinerja model dalam penelitian ini dilakukan menggunakan tiga metrics, yaitu MAPE, AIC, dan BIC. Adapun penjelasannya sebagai berikut:

1) Mean Absolute Percent Error (MAPE):

MAPE digunakan untuk menghitung rata-rata selisih persentase nilai prediksi dan nilai actual [21]. MAPE digunakan sebagai indikator untuk mengevaluasi tingkat akurasi suatu model peramalan serta membandingkan kinerja antar model peramalan yang berbeda [24]. Pengukuran kesalahan menggunakan MAPE merepresentasikan tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan oleh model, yang dihitung berdasarkan persamaan berikut (12):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_t F_t}{A_t} \right| \quad (12)$$

Pada waktu t , A_t merepresentasikan nilai aktual (actual value), sedangkan F_t menunjukkan nilai hasil prediksi (forecast value). Evaluasi kesalahan dilakukan dengan menghitung selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi, kemudian membaginya dengan nilai aktual dan mengambil nilai absolutnya, sebagaimana diterapkan dalam perhitungan MAPE [17]. Nilai MAPE yang diinginkan adalah $MAPE < 10\%$, yaitu dapat dikatakan model dikategorikan sangat baik dalam memprediksi data kedepannya [25].

2) AIC dan BIC

Selain menggunakan nilai RMSE untuk mengukur tingkat keakuratan yang benar (tidak *overfitting* atau *underfitting*), evaluasi model dapat menggunakan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) dan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Persamaan untuk mendapatkan nilai AIC dirumuskan pada persamaan (13):

$$AIC = e^{\frac{2k}{n}} \frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n} = \frac{2k}{n} + \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n} \right) \quad (13)$$

Dalam konteks perhitungan BIC atau Schwarz Information Criterion (SIC), k menyatakan jumlah parameter yang diestimasi dalam model regresi, n merupakan jumlah observasi, dan u menunjukkan residual atau galat dari model. Nilai BIC diperoleh melalui persamaan sebagai berikut (14):

$$BIC = n^{\frac{2k}{n}} \frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n} = \frac{k}{n} + \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^n \hat{u}_i^2}{n} \right) \quad (14)$$

Model regresi yang dianggap optimal adalah model yang memiliki nilai AIC dan BIC paling rendah, karena keduanya mencerminkan *trade-off* antara tingkat kecocokan model dan kompleksitasnya [26].

b. Forecasting

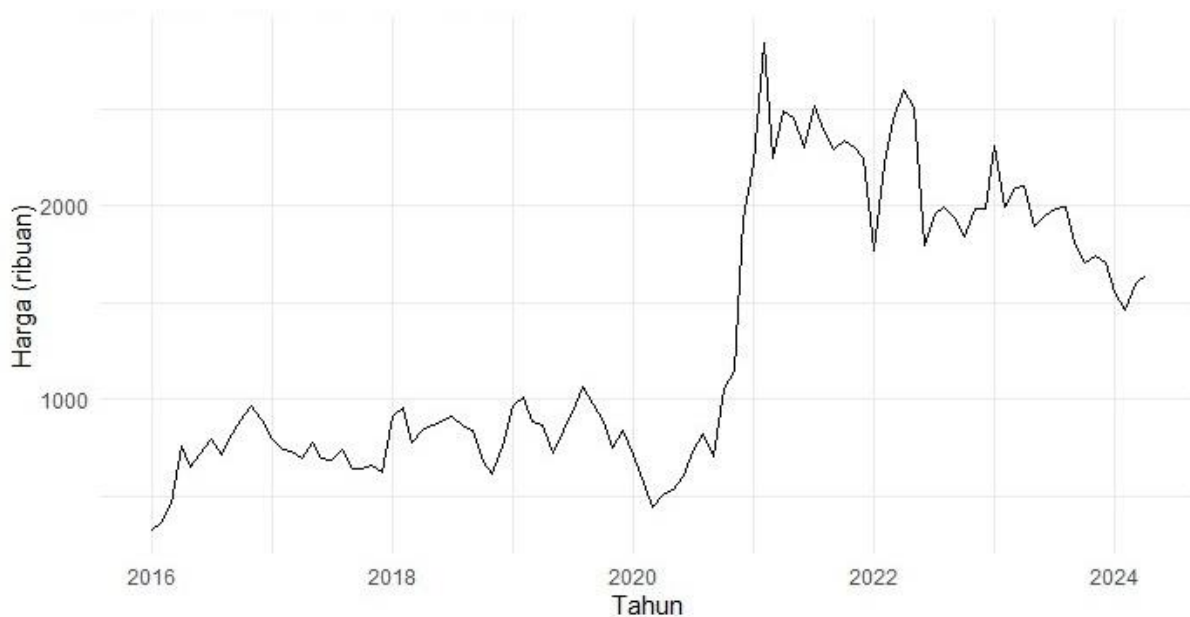
Tahap akhir dalam proses pemodelan adalah *forecasting*, yaitu upaya untuk melakukan prediksi terhadap kondisi di masa depan dengan tingkat akurasi setinggi mungkin. Proses ini mempertimbangkan seluruh informasi yang tersedia, termasuk data historis serta pengetahuan mengenai peristiwa atau faktor yang berpotensi memengaruhi hasil peramalan di masa mendatang [15]. Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan prediksi harga saham PT ANTM di masa depan menggunakan dua pendekatan yang berbeda. Hasil prediksi ini akan menjadi dasar untuk mengevaluasi kinerja dan akurasi masing-masing model dalam memprediksi pergerakan harga saham. Perbandingan antara hasil peramalan Prophet dan ARIMA pada data pengujian akan memberikan wawasan mengenai model mana yang lebih sesuai untuk memprediksi harga saham PT ANTM dalam konteks penelitian ini.

3. Hasil dan Pembahasan

Eksplorasi Data

Gambar 2 memperlihatkan harga saham penutupan PT ANTM berubah dari waktu ke waktu. Harga saham PT ANTM di awal periode terlihat cukup stabil dengan fluktuasi ringan dan

berada di bawah 1.000. Periode September 2019 hingga September 2020 menunjukkan penurunan yang cukup signifikan, terutama disebabkan oleh dampak pandemi Covid-19 di Indonesia. Penerapan kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) serta pengaruh hari libur (*holidays effect*) turut memberikan kontribusi terhadap penurunan tersebut. Periode bulan Juli 2021 terjadi lonjakan harga saham yang sangat tajam. Kenaikan ini berlangsung cepat dan signifikan, mencapai lebih dari 2.500, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti sentimen pasar atau kebijakan ekonomi.

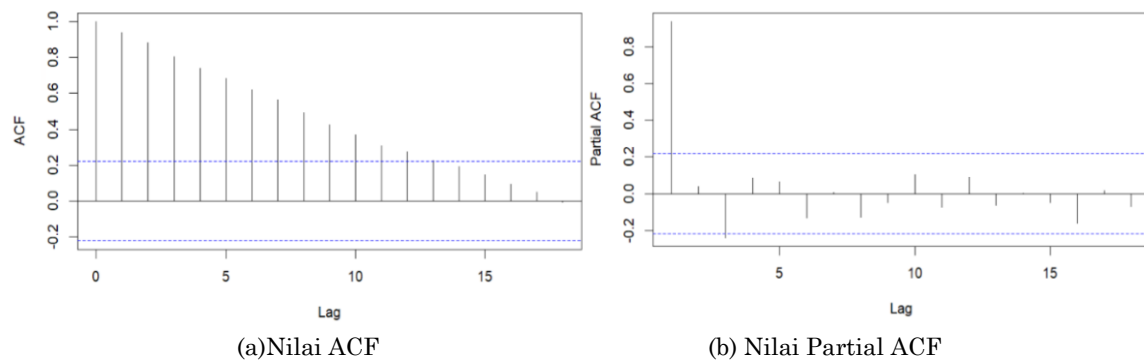


Gambar 2. Plot *time series* harga saham penutupan PT ANTM periode Januari 2016 hingga Mei 2025

Setelah mencapai puncaknya, harga antam mulai menurun dan menjadi lebih fluktuatif. Meski demikian, nilainya tetap jauh lebih tinggi dibanding periode awal. Menjelang akhir periode, harga menunjukkan tanda-tanda kenaikan lagi, meskipun tidak setajam sebelumnya. Secara keseluruhan, pola ini mencerminkan pergerakan harga antam yang tidak stabil dan cenderung berubah-ubah, baik dari segi rata-rata maupun variasinya. Hal ini memberi sinyal bahwa data belum stasioner.

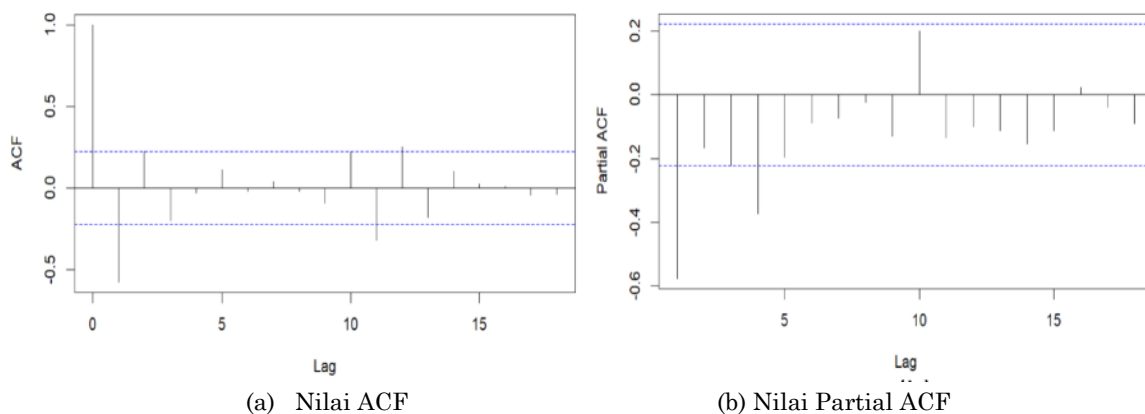
ARIMA

Dalam analisis ARIMA, data deret waktu dibagi menjadi dua subset, yaitu 70% sebagai data pelatihan (*training data*) untuk membangun model, dan 30% sebagai data pengujian (*testing data*) untuk mengevaluasi performa prediktif model. Sebelum melakukan pemodelan pemeriksaan stasioner pada *training data* sangatlah penting. Suatu deret waktu dikatakan stasioner apabila nilai-nilainya berfluktuasi di sekitar rata-rata tertentu dengan varians yang konstan sepanjang waktu. Kestasioneran data dapat dievaluasi secara eksploratif melalui plot *Autocorrelation Function* (ACF), serta diverifikasi secara statistik menggunakan uji ADF [27].



Gambar 3. Plot nilai ACF setiap *lag*

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa plot ACF menunjukkan bahwa nilai autokorelasi menurun secara perlahan dari satu lag ke lag berikutnya. Pola ini mengindikasikan bahwa data masih mengandung tren dan belum stasioner. Hal ini diperkuat dengan hasil uji ADF yang memiliki nilai *p-value* sebesar 0.687, dengan taraf nyata 5% maka data dianggap tidak stasioner. Oleh sebab itu, perlu dilakukan transformasi data, seperti *differencing* agar sifat stasioner bisa tercapai dan model yang dibangun akan lebih akurat dan dapat diandalkan. Gambar 4 merupakan plot ACF setelah dilakukan *differencing* dua kali. Plot tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar nilai autokorelasi berada dalam batas signifikan dan tidak lagi membentuk pola yang sistematis. Selain itu, *lag* pertama yang hanya menunjukkan autokorelasi signifikan, sementara *lag* berikutnya mendekati nol. Hal ini mengindikasikan bahwa data sudah bersifat stasioner. Selain itu, diperkuat dengan hasil uji ADF yang menunjukkan nilai *p-value* sebesar 0.01.



Gambar 4. Plot ACF setelah *differencing* dua kali

Setelah mendapatkan data yang stasioner, selanjutnya membentuk beberapa model ARIMA dari plot ACF dan PACF. Tabel 2 menunjukkan nilai AIC dan BIC terendah dimiliki oleh model ARIMA(1,2,1). Hasil estimasi menunjukkan bahwa model ini memiliki nilai MAPE sebesar 11.97, nilai ini hanya berbeda sedikit dengan MAPE model ARIMA(1,2,2). Berdasarkan nilai AIC, BIC, dan MAPE maka dari 5 model yang diperoleh maka model ARIMA(1,2,1) dipilih menjadi model terbaik dalam penelitian ini dan selanjutnya akan digunakan untuk melakukan peramalan menggunakan data testing.

Tabel 2. Nilai MAPE, AIC, dan BIC pada model ARIMA

Model	MAPE	AIC	BIC
ARIMA(1.2.1)	11.97	1051.77	10158.80
ARIMA(2.2.1)	12.26	1051.79	1061.16
ARIMA(3.2.1)	12.27	1051.04	1063.76
ARIMA(1.2.2)	11.95	1052.70	1062.07
ARIMA(2.2.2)	12.30	1053.18	1064.90

Hasil peramalan harga antam menggunakan model ARIMA (1.2.1) dan data testing tersaji pada Tabel 2. Nilai MAPE yang diperoleh menggunakan model terbaik dan data *testing* sebesar 7.88. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model terbaik yang diperoleh menggunakan data *training* sangat baik diterapkan di data *testing*. Sedangkan nilai AIC dan BIC yang diperoleh adalah 433.24 dan 437.63.

Tabel 3 menunjukkan peramalan harga antam bulan Mei 2025 s.d. Desember 2026 dengan menggunakan model ARIMA. Berdasarkan hasil yang disajikan pada Tabel 3, dapat diinterpretasikan bahwa harga saham PT ANTM selama periode yang diamati menunjukkan tren peningkatan yang signifikan, dengan rata-rata kenaikan sebesar Rp360,64 per bulan. Selain itu juga, diprediksi bahwa pada akhir tahun 2026 harga saham antam akan menyentuh angka Rp9.000. Harga dugaan ini tidak jauh berbeda dengan aktual harga saham antam di awal bulan Mei 2025, yaitu tertinggi Rp2.850. Harga saham tersebut berada di dugaan selang kepercayaan 95% untuk harga saham bulan Mei 2025, yaitu berada di interval Rp2700.496 s.d. Rp3469.761.

Tabel 3. Peramalan harga saham antam Mei 2025 s.d. Desember 2026 dengan Model ARIMA

No	Waktu	Peramalan Harga Saham	Selang Kepercayaan 95%	
			Batas Bawah	Batas Atas
1	01/05/2025	3085.128	2700.496	3469.761
2	01/06/2025	3448.570	2824.730	4072.410
3	01/07/2025	3808.739	2922.246	4695.232
4	01/08/2025	4169.285	2998.480	5340.091
5	01/09/2025	4529.788	3052.924	6006.653
6	01/10/2025	4890.297	3086.562	6694.031
7	01/11/2025	5250.804	3100.358	7401.251
8	01/12/2025	5611.312	3095.233	8127.391
9	01/01/2026	5971.819	3072.027	8871.612
10	01/02/2026	6332.327	3031.496	9633.158
11	01/03/2026	6692.835	2974.319	10411.350
12	01/04/2026	7053.342	2901.107	11205.577
13	01/05/2026	7413.850	2812.414	12015.286

No	Waktu	Peramalan Harga Saham	Selang Kepercayaan 95%	
			Batas Bawah	Batas Atas
14	01/06/2026	7774.357	2708.741	12839.974
15	01/07/2026	8134.865	2590.548	13679.183
16	01/08/2026	8495.373	2458.252	14532.493
17	01/09/2026	8855.880	2312.242	15399.518
18	01/10/2026	9216.388	2152.874	16279.902
19	01/11/2026	9576.896	1980.479	17173.312
20	01/12/2026	9937.403	1795.365	18079.441

PROPHET

Prophet dirancang untuk menyederhanakan analisis runtun waktu dan musim melalui struktur data (*data frame*) yang intuitif. Saat membangun model peramalan dengan Prophet, perlu menentukan kolom "ds" sebagai representasi waktu dan kolom "y" sebagai nilai yang ingin diramalkan. Hanya kedua kolom ini yang diperlukan, kolom lain dalam data akan diabaikan [23]. Dalam konteks penelitian ini, "ds" adalah kolom tanggal dan "y" adalah harga saham penutupan PT ANTM. Sebelum tahap peramalan dilakukan, dataset terlebih dahulu dibagi menjadi dua bagian, yaitu 70% sebagai *training data* dan 30% sebagai *testing data* [7], sehingga jumlah *training data* sebanyak 70 data. Setelah proses data *preprocessing* dilakukan, selanjutnya dibangun model menggunakan *library prophet* pada *software R*.

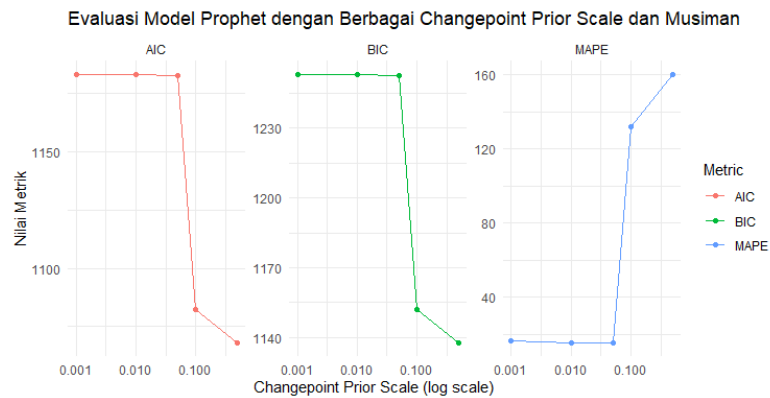
Model Prophet cenderung lebih sederhana dibandingkan ARIMA karena tidak memerlukan penentuan parameter AR, MA, maupun tingkat *differencing* secara eksplisit dalam proses pemodelannya. Selain komponen utama, model Prophet memerlukan pengaturan *changepoint* melalui *changepoint prior scale*. *Changepoint* berfungsi mendeteksi kemungkinan perubahan dalam deret waktu. Parameter *changepoint prior scale* berfungsi untuk mengatur tingkat fleksibilitas tren dalam model Prophet. Pengaturan ini bertujuan untuk menyeimbangkan kompleksitas model guna meminimalkan risiko *overfitting* maupun *underfitting* terhadap data [7]. Dalam penelitian ini, penentuan nilai *changepoint prior scale* didasarkan pada asumsi subjektif, dengan menguji lima variasi nilai, yaitu 0.001, 0.01, 0.05, 0.10, dan 0.50, untuk mengevaluasi pengaruhnya terhadap kinerja model peramalan.

Pemodelan Prophet terdapat tiga kemungkinan kondisi yaitu *underfitting*, normal, dan *overfitting*. Untuk menganalisis dampak *changepoint prior scale* dan efek musiman akan digunakan pada lima nilai yang berbeda dan performa model akan dibandingkan melalui evaluasi pada nilai MAPE, AIC, dan BIC serta visualisasi dari model peramalan disajikan pada Tabel 4 dan Gambar 5.

Tabel 4. Evaluasi model prophet berdasarkan nilai *changepoint prior scale* dan efek musiman

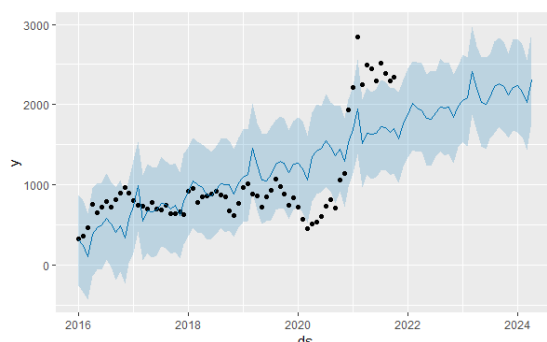
<i>Changepoint prior scale</i>	MAPE	AIC	BIC
0.001	16.31	1183.34	1253.05
0.01	15.39	1183.39	1252.84

0.05	15.59	1182.69	1252.39
0.1	131.83	1082.31	1152.03
0.5	160.31	1067.98	1137.65

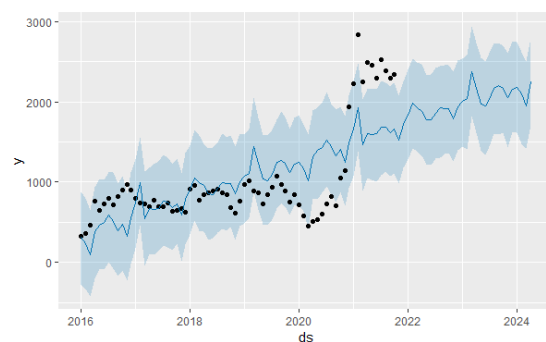


Gambar 5. Line chart evaluasi model prophet pada *changepoint prior scale* dan efek musiman

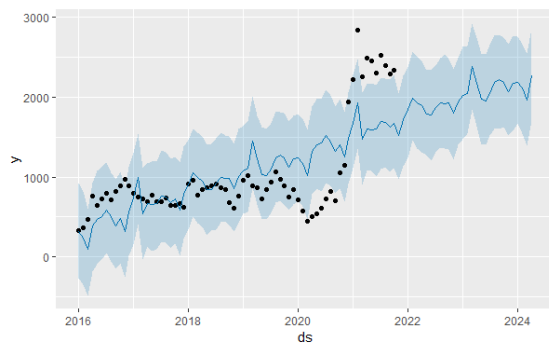
Berdasarkan Gambar 5, analisis variasi *changepoint prior scale* dan efek musiman pada model Prophet menunjukkan bahwa semakin meningkat nilai *Changepoint prior* hingga 0.5 maka secara simultan dan signifikan akan menurunkan nilai AIC, dan BIC, sedangkan MAPE mengalami kenaikan mulai dari *changepoint prior scale* 0.01. Ketika nilai *Changepoint prior* 0.001 nilai MAPE sebesar adalah 16.31, sedangkan saat *Changepoint prior* ditingkatkan menjadi 0.01 hingga 0.05 nilai MAPE mengalami penurunan secara signifikan dan simultan, yaitu berurutan-turut 15,39 dan 15.59. Hal ini mengindikasikan peningkatan performa model Prophet dalam memprediksi harga saham antam kedepannya. Fenomena ini mengimplikasikan adanya perubahan tren yang dinamis dalam data harga saham bulanan PT ANTM yang memerlukan model dengan kemampuan adaptasi yang tinggi. Namun demikian, risiko *overfitting* akibat *changepoint prior scale* yang terlalu besar perlu dipertimbangkan. Hal ini dapat dilihat pada nilai MAPE yang besar pada *changepoint prior scale* 0.1 dan 0.5, sehingga prediksi pada data uji menjadi tidak akurat dan tidak representatif. Model yang terlalu mengikuti perubahan kecil pada data historis cenderung gagal melakukan prediksi yang stabil pada masa depan. Selain membandingkan model berdasarkan nilai evaluasi, analisis juga dapat dilengkapi dengan visualisasi hasil peramalan untuk mengamati kinerja masing-masing model secara grafis dalam merepresentasikan pola data historis dan prediksi.



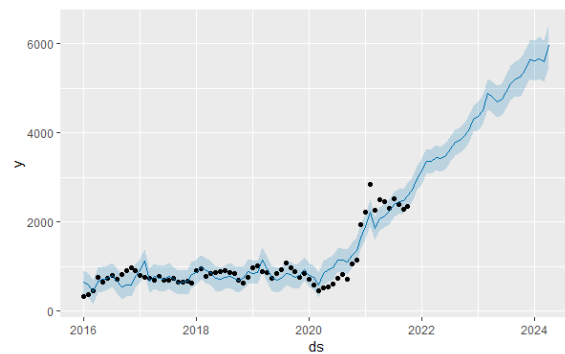
(a) Changepoint prior scale 0.001



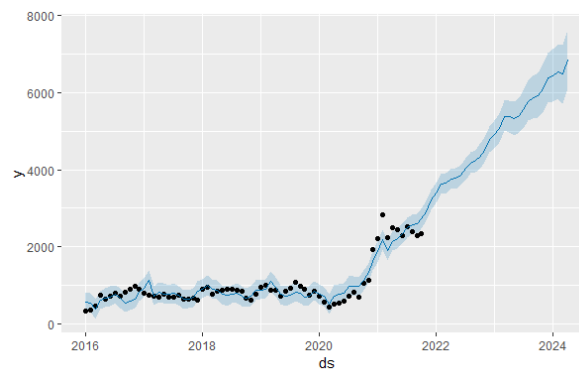
(b) Changepoint prior scale 0.01



(c) Changepoint prior scale 0.05



(d) Changepoint prior scale 0.1



(e) Changepoint prior scale 0.5

Gambar 6. Grafik hasil peramalan data pada berbagai nilai *changepoint prior scale*

Hasil evaluasi pada Tabel 3 menunjukkan bahwa model Prophet dengan *changepoint prior scale* sebesar 0.05 menghasilkan akurasi terbaik dengan nilai MAPE, AIC, dan BIC terendah. Sebaliknya, peningkatan *changepoint prior scale* menjadi 0.1 dan 0.5 justru menyebabkan lonjakan MAPE secara drastis, yang mengindikasikan bahwa model mengalami *overfitting*. *Overfitting* ini terjadi karena Prophet menjadi terlalu fleksibel dalam mengikuti fluktuasi data latih yang bersifat jangka pendek atau *noise*, sehingga kehilangan kemampuan memprediksi pola secara akurat pada data uji. Prophet mendeteksi terlalu banyak titik perubahan tren yang tidak signifikan, sehingga prediksi pada data uji menjadi tidak stabil. Karakteristik saham PT ANTM yang volatil dan tidak sepenuhnya berpola musiman membuat Prophet kurang efektif jika pengaturan fleksibilitas model terlalu besar. Dengan demikian, *changepoint prior scale* yang moderat (0.05) memberikan hasil yang optimal karena mampu menjaga keseimbangan antara fleksibilitas dan akurasi prediksi.

Tabel 5. Peramalan harga saham antam dengan model prophet

No	Waktu	Peramalan harga saham	Selang Kepercayaan 95%	
			Batas Bawah	Batas Atas
1	01/05/2025	2538.95	1963.53	3108.86
2	01/06/2025	2550.90	1982.56	3099.75
3	01/07/2025	2637.39	2069.56	3182.4
4	01/08/2025	2628.67	2092.78	3169.05

No	Waktu	Peramalan harga saham	Selang Kepercayaan 95%	
			Batas Bawah	Batas Atas
5	01/09/2025	2565.42	1973.41	3109.91
6	01/10/2025	2611.55	2028.74	3140.03
7	01/11/2025	2470.48	1924.83	3054.86
8	01/12/2025	2664.31	2080.56	3217.41
9	01/01/2026	2788.97	2192.08	3310.44
10	01/02/2026	2933.37	2379.69	3454.44
11	01/03/2026	2874.67	2326.27	3452.24
12	01/04/2026	2837.00	2287.96	3417.02
13	01/05/2026	2732.55	2148.62	3278.22
14	01/06/2026	2726.62	2174.22	3321.5
15	01/07/2026	2810.99	2266.55	3363.18
16	01/08/2026	2877.09	2324.85	3452.93
17	01/09/2026	2863.25	2328.58	3399.27
18	01/10/2026	2869.91	2346.14	3443.86
19	01/11/2026	2742.45	2212.54	3276.77
20	01/12/2026	2890.59	2317.84	3408.6

Tabel 5 menunjukkan peramalan harga antam bulan Mei 2025 s.d. Desember 2026 dengan menggunakan model Prophet. Berdasarkan Tabel 4 menunjukkan bahwa perkiraan harga saham PT ANTM pada periode waktu tersebut akan mengalami pola yang naik turun sesuai dengan pola data aktual. Sebagai contoh, pada mulai Agustus 2025 diprediksi akan mengalami penurunan harga saham antam dari bulan Juli 2025, yaitu Rp 2628.67 menjadi Rp2565.42. Akan tetapi, bulan Oktober 2025 akan mengalami peningkatan kembali menjadi Rp2661.55. Selain itu juga, diprediksi bahwa pada akhir tahun 2026 harga saham PT ANTM akan mengalami kenaikan yang signifikan, yaitu menyentuh angka Rp2890.59. Harga dugaan yang diperoleh oleh model Prophet lebih jauh rendah dibandingkan yang dihasilkan oleh model ARIMA. Sebagai contoh, bulan Mei 2025 model ARIMA memprediksi harga saham antam sebesar Rp3085.128 sedangkan model Prophet memprediksi sebesar Rp1578.40. Nilai dugaan yang dihasilkan model Prophet pada bulan Mei 2025 sangat jauh dibandingkan data aktual Mei 2025, yaitu realisasinya adalah sebesar Rp 2538.95.

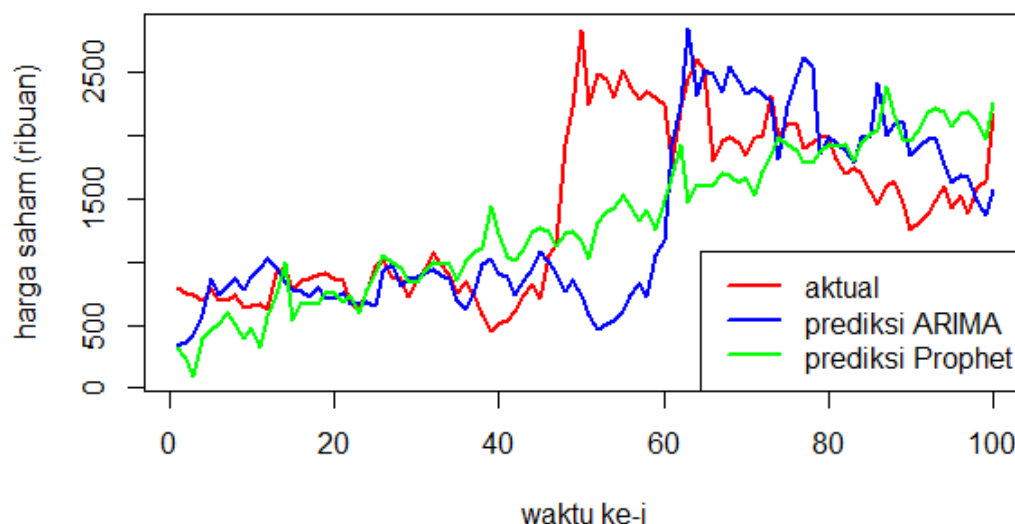
Evaluate

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, model ARIMA terbaik adalah ARIMA (1.2.1) dan Prophet pada *changepoint prior scale* 0.5. Setelah diperoleh model terbaik dari kedua model tersebut maka dilakukan perbandingan model terbaik dari ke-dua model tersebut dengan membandingkan nilai MAPE, AIC, dan BIC.

Tabel 6. Komparasi evaluasi model

<i>Model</i>	MAPE	AIC	BIC
ARIMA (1.2.1)	7.88	433.24	437.63
Prophet	15.59	1182.69	1252.39

Tabel 6 menunjukkan model ARIMA adalah model terbaik dalam memprediksi harga saham antam kedepannya dibandingkan model Prophet. Hal ini ditunjukkan dengan nilai MAPE, AIC, dan BIC dengan nilai berturut-turut 7.88, 433.24, dan 423.63. Sedangkan nilai MAPE, AIC, dan BIC dengan nilai kesalahan sampai dengan 999.78. Hal ini juga sesuai dengan hasil prediksi harga saham antam yang diperoleh pada Tabel 3 dan Tabel 5, yaitu prediksi harga saham Antam menggunakan model ARIMA lebih mendekati harga saham antam aktual bulan Mei 2025 dibandingkan yang dihasilkan model Prophet.



Gambar 7. Line chart antara data aktual saham PT ANTAM prediksi Model Prophet dan ARIMA

Gambar 7 menunjukkan bahwa pergerakan data antara data aktual saham PT ANTAM dengan data prediksi menggunakan model ARIMA menghasilkan pergerakan data yang sama. Temuan ini mengindikasikan adanya hubungan yang kuat antara data aktual periode Januari 2016 hingga Mei 2025 dengan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model ARIMA. Sedangkan, pergerakan data aktual dan prediksi saham PT ANTAM menggunakan model Prophet tidak semua prediksi mengikuti pergerakan data aktualnya, seperti yang terjadi pada waktu ke-34 (bulan Oktober 2019). Data aktual harga saham PT ANTAM pada Oktober 2019 faktanya mengalami penurunan dari Rp 975 (bulan September 2019) menjadi Rp 890 (bulan Oktober 2019), sedangkan prediksi harga saham menggunakan model Prophet mengalami peningkatan dari Rp977.43 (bulan September 2019) menjadi Rp 983.70 (bulan Oktober 2019). Berdasarkan analisis hasil peramalan, model Prophet tidak menunjukkan kecocokan yang signifikan terhadap data aktual

dari Januari 2016 hingga Mei 2025, yang mengindikasikan adanya kelemahan dalam merepresentasikan dinamika tren saham pada periode tersebut. Jarak pergerakan data antara aktual dan prediksi harga saham menggunakan model ARIMA menghasilkan jarak yang tidak signifikan berjauhan, akan tetapi jarak antara data saham PT ANTM aktual dan prediksi menggunakan model Prophet menghasilkan jarak yang sangat signifikan jauh. Hal ini menunjukkan adanya ketidaktepatan dalam menduga nilai prediksi harga saham PT ANTM, sesuai dengan nilai MAPE, AIC, dan BIC model Prophet yang besar.

Berdasarkan hasil visualisasi prediksi, model ARIMA menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mengikuti pola data aktual dibandingkan model Prophet. Hal ini terlihat dari garis prediksi ARIMA yang cenderung mendekati pergerakan harga saham aktual sepanjang periode pengamatan. Model ARIMA mampu menangkap fluktuasi harga yang terjadi dalam jangka pendek serta merespons perubahan tren dengan cukup baik, khususnya pada periode sekitar waktu ke-50 (bulan Februari 2021) hingga ke-100 (bulan April 2025), di mana terjadi lonjakan harga saham yang signifikan. Sebaliknya, model Prophet menghasilkan pola prediksi yang lebih halus dan cenderung lambat dalam merespons perubahan mendadak. Prophet tampak kurang mampu menyesuaikan prediksi dengan pergerakan aktual, terutama pada saat terjadi lonjakan tajam, yang menyebabkan deviasi prediksi Prophet menjadi semakin besar. Hal ini menunjukkan bahwa Prophet lebih sesuai digunakan pada data dengan pola musiman atau tren yang stabil, sedangkan ARIMA lebih unggul untuk memprediksi data saham yang bersifat volatil seperti PT ANTM. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model ARIMA lebih akurat dan lebih tepat digunakan dalam memodelkan serta memprediksi harga saham PT ANTM dibandingkan dengan model Prophet pada penelitian ini.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis data harga saham penutupan PT ANTM melalui perbandingan model ARIMA dan Prophet, penelitian ini menyimpulkan bahwa model ARIMA menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan model Prophet. Model ARIMA mampu memprediksi harga saham PT ANTM dengan tingkat kedekatan yang tinggi terhadap nilai aktual, ditunjukkan oleh nilai evaluasi MAPE, AIC, dan BIC yang lebih rendah dibandingkan model Prophet, masing-masing sebesar 7.88, 433.24, dan 423.63. Model Prophet kurang cocok untuk digunakan dalam memprediksi harga saham penutupan PT ANTM karena data saham PT ANTM bersifat acak, *volatile*, dan lebih didominasi oleh pola *auto-correlation* yang kuat tanpa menunjukkan pola musiman yang jelas. Sebaliknya, model Prophet yang secara konseptual dirancang untuk data dengan pola musiman yang teratur, kurang efektif dalam menangani data saham dengan fluktuasi jangka pendek yang dinamis. Kondisi ini lebih sesuai dengan karakteristik model ARIMA yang efektif dalam menangkap hubungan historis dan fluktuasi jangka pendek. Secara visual, model ARIMA juga terbukti lebih akurat dalam mengikuti pola pergerakan harga saham aktual dibandingkan dengan model Prophet, yang cenderung memberikan hasil prediksi yang lebih halus dan kurang responsif terhadap perubahan tajam. Dengan demikian, model ARIMA dinilai lebih tepat untuk digunakan dalam peramalan harga saham PT ANTM pada periode penelitian ini. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dan pertimbangan praktis bagi investor, analis, dan peneliti dalam memilih metode peramalan yang sesuai untuk saham dengan karakteristik volatilitas tinggi dan pola yang tidak terstruktur secara musiman.

Daftar Pustaka

- [1] P. K. Dewi Lubis, H. H. Br Silalahi, A. Fitria Sinaga, P. Nidia Sapma, and V. Sitio, "Pasar Modal Dan Pengaruhnya Terhadap Perekonomian Di Indonesia," *JAKA (Jurnal Akuntansi, Keuangan, dan*

- Audit.*, vol. 5, no. 1, pp. 196–214, 2024, doi: 10.56696/jaka.v5i1.10755.
- [2] A. Wiejaya and I. Fenriana, “Prediksi Harga Saham Top 10 NASDAQ dengan Time Series Prophet,” vol. 7, no. 2, 2024, doi: 10.32877/bt.v7i2.1736.
 - [3] R. J. Hyndman and A. V Kostenko, “Minimum sample size requirements for seasonal forecasting models,” *Foresight Int. J. Appl. Forecast.*, vol. 6, no. 6, pp. 12–15, 2007.
 - [4] M. K. Douglas C. Montgomery, Cheryl L. Jennings, *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Inggris: Wiley, 2008.
 - [5] B. Hendrawan, “Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi IHSG,” *205 | J. Integr.*, vol. 4, no. 2, pp. 205–211, 2012.
 - [6] Zulhamidi and R. Hardianto, “Peramalan Penjualan Teh Hijau Dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Pada PT. MK),” *J. PASTI (Penelitian dan Apl. Sist. dan Tek. Ind.)*, vol. 11, no. 3, pp. 231–244, 2017.
 - [7] C. Chandra and S. Budi, “Analisis Komparatif ARIMA dan Prophet dengan Studi Kasus Dataset Pendaftaran Mahasiswa Baru,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 278–287, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2676.
 - [8] A. Afnanda, M. Maiyastri, and D. Devianto, “Model Volatilitas Return Index Saham Syariah Indonesia Melalui Pendekatan Bayesian Markov Switching GARCH,” *Lattice J. J. Math. Educ. Appl.*, vol. 4, no. 1, pp. 14–26, 2024, doi: 10.30983/lattice.v4i1.8381.
 - [9] I. Yenidogan, A. Cayir, O. Kozan, T. Dag, and C. Arslan, “Bitcoin Forecasting Using ARIMA and PROPHET,” *UBMK 2018 - 3rd Int. Conf. Comput. Sci. Eng.*, vol. C, pp. 621–624, 2018, doi: 10.1109/UBMK.2018.8566476.
 - [10] D. Rizkya, H. Roosaputri, and C. Dewi, “Perbandingan Algoritma ARIMA, Prophet, dan LSTM dalam Prediksi Penjualan Tiket Wisata Taman Hiburan (Studi Kasus: Saloka Theme Park),” *J. Penerapan Sist. Infomatika (Komputer Manajemen)*, vol. 4, no. 3, pp. 507–517, 2023.
 - [11] G. A. R. J. Hyndman, “Forecasting: Principles and Practice,” Melbourne, Australia: OTexts, 2021.
 - [12] A. Soejoeti, *Analisis Runtun Waktu*. Penerbit Karunika. Universitas Terbuka, 1987.
 - [13] D. C. Gujarati, Damodar N; Porter, “Basic Econometrics,” Fifth Edit., New York: McGraw-Hill/Irwin, 2009.
 - [14] E. R. Putri *et al.*, “Penerapan Algoritma Prophet Facebook untuk Memprediksi Jumlah Calon Mahasiswa Baru,” vol. 5, no. 4, pp. 1588–1596, 2024.
 - [15] S. A. Sinaga, “Implementasi Metode Arima (Autoregressive Moving Average) Untuk Prediksi Penjualan Mobil,” *J. Glob. Technol. Comput.*, vol. 2, no. 3, pp. 102–109, 2023, doi: 10.47065/jogtc.v2i3.4013.
 - [16] Widowati, S. P. Putro, S. Koshio, and V. Oktaferdian, “Implementation of ARIMA Model to Asses Seasonal Variability Macrobenthic Assemblages,” *Aquat. Procedia*, vol. 7, pp. 277–284, 2016, doi: 10.1016/j.aqpro.2016.07.039.
 - [17] B. Jange, “Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan XGBoost,” *Arbitr. J. Econ. Account.*, vol. 3, no. 2, pp. 231–237, 2022, doi: 10.47065/arbitrase.v3i2.495.
 - [18] K. M. Riyantoko, Prismahardi Aji ;Fahrudin, Resna Maulana ; Hindrayani, “Water Availability Forecasting Using Univariate and Multivariate Prophet Time Series Model for ACEA (European Automobile Manufacturers Association),” *Int. J. Data Sci. Eng. Anaylitics*, vol. 1, no. 2, pp. 43–54, 2021, doi: 10.33005/ijdasea.v1i2.12.
 - [19] E. Giovany Syuhada and M. Y. Helmi Setyawan, “Analisis Komparasi Metode Prophet Dan Metode Exponential Smoothing Dalam Peramalan Jumlah Pengangguran Di Jawa Barat: Systematic Literature Review,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 2, pp. 1369–1377, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6827.
 - [20] A. O. Umrah, “Perbandingan Metode Varimax dan Prophet dalam Peramalan dan Analisis Harga Optimal Umroh di Indonesia,” pp. 937–946, 2024.
 - [21] F. Oktavia and A. Witanti, “Implementasi Prophet Forecasting Model Dalam Prediksi Kualitas Udara Daerah Istimewa Yogyakarta,” *Jl. Jemb. Merah No. 84 C Gejayan Yogyakarta*, vol. 11, no. 1, pp. 64–74, 2024.
 - [22] S. J. Taylor and B. Letham, “Forecasting at Scale,” *Am. Stat.*, vol. 72, no. 1, pp. 37–45, 2018, doi: 10.1080/00031305.2017.1380080.
 - [23] Solarwinds, “Holt-Winters Forecasting and Exponential Smoothing Simplified,” 2019.
 - [24] C. Beaumont, S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGee, “Forecasting: Methods and Applications,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 35, no. 1, p. 79, 1984, doi: 10.2307/2581936.
 - [25] R. Apriliyanti, N. Satyahadewi, and W. Andani, “Application of Extreme Learning Machine Method on Stock Closing Price Forecasting Pt Aneka Tambang (Persero) Tbk,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 2, pp. 1057–1068, 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss2pp1057-1068.
 - [26] A. Widarjono, *EKONOMETRIKA: Teori dan Aplikasi untuk ekonomi dan bisnis*. 2007.
 - [27] 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.