



Analisis Performansi Forecasting Harga Saham Amazon Dengan ARIMA, ANN, dan LSTM

Chandra Wibawa Syahputra^{*1}, Basuki Rahmat², M. Muharrom Al Haromainy³

^{1,2,3}Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, UPN "Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia

Email: chandrawsyahputra@gmail.com^{*1}; basukirahmat.if@upnjatim.ac.id²;

retnomumpuni.if@upnjatim.ac.id³

Syahputra, C. W., Rahmat, B., & Al Haromainy, M.M. (2025). Analisis Performansi Forecasting Harga Saham Amazon Dengan ARIMA, ANN, dan LSTM. *Journal Cerita: Creative Education of Research in Information Technology and Artificial Informatics*, 11(2), 293-301

DOI: <https://doi.org/10.33050/cerita.v11i2.3814>

ABSTRAK

Saham adalah instrumen keuangan yang diperdagangkan untuk memperoleh keuntungan, tetapi memiliki risiko tinggi. Banyak investor kesulitan memahami pergerakan harga dan meramalkan tren pasar. Berbagai metode seperti ARIMA, ANN, dan LSTM telah dikembangkan untuk memprediksi harga saham berdasarkan data historis. Penelitian ini membandingkan metode-metode tersebut dalam memprediksi harga saham Amazon. Hasil menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa terbaik dengan learning rate 0.001, menghasilkan MAPE 1.34% dan RMSE 3.0501. Temuan ini menegaskan bahwa LSTM memberikan akurasi lebih tinggi dalam analisis pasar saham.

Kata kunci: Saham, ARIMA, ANN, LSTM, Prediksi

ABSTRACT

Stocks are financial instruments traded for profit but come with high risks. Many investors struggle to understand price movements and predict market trends. Various methods, such as ARIMA, ANN, and LSTM, have been developed to forecast stock prices using historical data. This study compares these methods in predicting Amazon's stock prices. The results show that LSTM outperforms the others with a learning rate of 0.001, achieving a MAPE of 1.34% and an RMSE of 3.0501. These findings confirm that LSTM provides higher accuracy for stock market analysis.

Keywords: Stocks, ARIMA, ANN, LSTM, Prediction.

I. PENDAHULUAN

Investasi dalam bentuk jual beli saham menjadi satu dari trend yang kerap muncul belakangan ini di kalangan masyarakat. Saham memiliki arti sebagai instrumen keuangan yang dikeluarkan oleh sebuah perusahaan Perseroan Terbatas (PT) (Eka Patriya, 2020). Memiliki saham berarti seseorang akan mempunyai hak kepemilikan terhadap sebuah perusahaan. Dengan begitu, seorang pemilik saham akan mendapat keuntungan dalam waktu jangka pendek, menengah, maupun panjang.

Kegiatan yang sering dilakukan dengan melibatkan saham contohnya adalah trading. Trading adalah proses jual beli asset yang terjadi pada sekuritas, misalnya aset saham (Mulyadi & Lestari, 2022). Trading dianggap menguntungkan karena dapat dilakukan secara fleksibel dan biaya terjangkau dengan data yang aman. Namun, tetap ada resiko berupa modal yang besar dan kemungkinan kerugian pada waktu yang tidak tepat. Meskipun begitu, banyak orang yang menjadikan trading sebagai sumber penghasilan mereka.

Satu dari sektor saham yang digemari banyak orang adalah e-commerce. E-commerce adalah bisnis yang memanfaatkan teknologi untuk memperoleh keuntungan dengan mencakup proses distribusi, penjualan, pembelian, marketing, dan service dari sebuah produk melalui jaringan komputer (Yusuf et al., 2023). E-commerce melibatkan transfer dana, pertukaran data elektronik, sistem manajemen, dan pengumpulan data secara otomatis (Amrullah et al., 2022). Platform Amazon.com merupakan satu dari e-commerce yang menjadi gerbang bagi pasar modal yang paling banyak memberikan pengaruh untuk jual beli di seluruh dunia (Suryani et al., 2024). Hal ini dibuktikan dengan penguasaan Amazon terhadap kompetitornya sebesar 37,8%, yang menjadikannya sebagai e-commerce kuat di berbagai negara termasuk Indonesia. Dengan antusias yang tinggi dan pengaruh yang besar tidak heran jika banyak orang yang memilih melakukan kegiatan investasi atau trading pada sektor e-commerce. Dengan memilih melakukan trading maka sudah seharusnya seseorang mampu membaca atau bahkan meramalkan pergerakan harga saham agar terhindar dari kerugian. Bukan hanya informasi harga saham,

namun juga perlu data historis di masa lampau untuk melakukan investasi saham di pasar modal (Amrullah et al., 2022)

Pergerakan harga saham dapat diakses melalui situs investing.com. Melalui situs tersebut dapat dilihat pergerakan saham yang berubah-ubah atau fluktuatif pada periode tertentu. Untuk itu, diperlukan teknologi untuk membuat model dengan sebuah metode tertentu yang dapat meramalkan harga saham dan menjadi pendukung keputusan untuk melakukan investasi atau pun trading. Dalam penelitian ini, penulis memilih tiga metode yang akan dibandingkan performanya dalam memprediksi saham e-commerce Amazon yaitu ARIMA, ANN, dan LSTM.

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) adalah metode peramalan deret waktu berdasarkan pola teori statistik dengan mencari pola dalam data dan digunakan untuk memprediksi yang akan terjadi (Ayu Rezaldi, 2021). ARIMA merupakan model peramalan gabungan dari Autoregressive (AR), Moving Average (MA), dan Autoregressive Moving Average (ARMA) yang dapat menjelaskan makna dari differencing. Differencing merupakan proses pengubahan data agar menjadi stasioner. Data yang stasioner atau rata-rata variasi dari data adalah konstan, menjadi persyaratan yang harus dipenuhi ketika menggunakan model ARIMA. Jadi, apabila data memiliki pergerakan naik, turun, atau pun fluktuatif maka dianggap belum konstan dan dilakukan differencing sampai data stasioner. Dikarenakan ARIMA hanya dapat memodelkan time series yang linear maka digunakan model ANN (Artificial Neural Network) yang dapat menangkap pola nonlinear (Amrullah et al., 2022)

ANN (Artificial Neural Network) adalah metode komputasi perangkat lunak yang berusaha meniru proses perpindahan informasi pada otak manusia (Tampati et al., 2022) Dikatakan meniru proses perpindahan informasi pada otak manusia karena ANN memiliki beberapa lapisan neuron yang saling terhubung dan bekerja

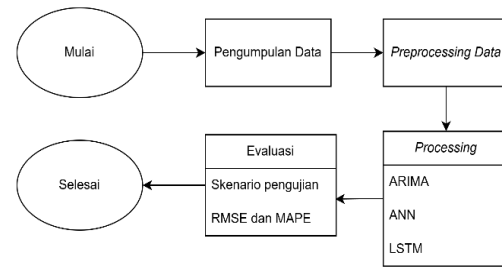
sama dalam menerima dan memproses input sama seperti otak manusia. ANN memiliki kelebihan pada kontrol area, prediksi, dan pengenalan pola yang membuatnya mampu menghasilkan output mendekati nilai sebenarnya (Setiawan et al., 2023). Namun, ANN memiliki keterbatasan mengolah data dengan ketergantungan waktu. Oleh karena itu, penulis juga menggunakan LSTM (Long Short-Term Memory) yang dapat menangani data time series dan menyimpan informasi jangka panjang secara efisien.

LSTM (Long Short-Term Memory) adalah variasi dari RNN (Recurrent Neural Network) yang mampu mempelajari data dalam jangka panjang (Abubaker & Farid, 2022). Dalam proses kerjanya, LSTM menggunakan tiga gerbang utama (input, forget, dan output) yang digunakan untuk mengontrol aliran informasi dari sel memori. Sel pada LSTM dapat memutuskan informasi mana yang penting untuk disimpan dan yang akan dihapus dari memori dengan forget gate (Satyo & Karno, 2020) Hal tersebut menjadikan LSTM efektif dalam mengolah dan menyimpan informasi jangka panjang.

Tiga model peramalan yang sudah disebutkan akan digunakan untuk meramalkan data saham perusahaan Amazon (AMZN) yang diambil dari situs investing dengan rentang waktu 3 Januari 2020 – 31 Januari 2025, dengan jumlah 1277 data harga saham harian. Data yang digunakan adalah data harga penutupan saham dari situs Investing (www.Investing.com). Setiap model akan dilakukan evaluasi untuk menentukan model mana yang paling baik performanya dan dapat mendukung pengambilan keputusan dalam hal investasi atau pun jual beli saham yang menguntungkan.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan penulis melalui beberapa tahapan, seperti pengumpulan data, preprocessing data, pelatihan model, dan evaluasi model. Berikut ini adalah diagram alur penelitian secara umum yang dilakukan oleh penulis.



Gambar 1. Alur Penelitian
 Sumber: diolah dari data primer

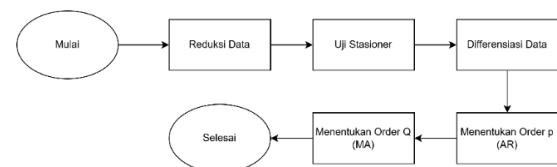
A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data harga saham Amazon (AMZN) dalam rentang waktu 3 Januari 2020 – 31 Januari 2025 pada situs website Investing. Data yang didapatkan berisikan informasi terkait date, open price, high price, low price, close price, dan volume. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah date dan close price yang menggambarkan nilai harga saham pada transaksi terakhir selama periode tertentu. Oleh karena itu, diperlukan tahapan preprocessing data untuk menyesuaikan data dengan kebutuhan model.

B. Preprocessing Data

Setelah data dikumpulkan maka data akan diproses untuk menyesuaikan kebutuhan penelitian dan model yang digunakan. Langkah preprocessing antara ARIMA, ANN, dan LSTM memiliki perbedaan, berikut alurnya.

1. Preprocessing Data ARIMA



Gambar 2. Alur Preprocessing Data ARIMA
 Sumber: diolah dari data primer

a) Reduksi Data

Pada tahapan ini data yang sudah didapatkan berupa data saham dengan kolom date, open price, high price, low price, close price, dan volume akan

dilakukan feature selection atau memilih data yang dibutuhkan model. Adapun kolom yang dipilih ada lah date dan close price maka data lain akan dihapuskan.

b) Uji Stasioneritas

Tahap ini dilakukan untuk menguji apakah data yang akan diproses mengalami pergerakan naik, turun, atau konstan dengan Augmented Dickey-Fuller Test (ADF Test). Syarat data dapat diproses dengan baik menggunakan ARIMA adalah pergerakan data konstan. Jadi, data yang konstan akan lanjut ke tahap penentuan order. Sedangkan data yang memiliki pergerakan naik atau turun akan lanjut ke tahap differencing atau diferensiasi data.

c) Diferensiasi Data

Tahap diferensiasi akan dilakukan untuk membuat data yang tidak konstan menjadi konstan atau stasioner. Banyaknya diferensiasi yang dilakukan sesuai dengan kondisi data. Selama data belum stasioner maka diferensiasi akan terus dilakukan. Jumlah diferensiasi yang dilakukan menjadi estimasi nilai parameter d pada model ARIMA (p , d , dan q). Jadi, apabila data sudah stasioner tanpa diferensiasi nilai d nya adalah 0.

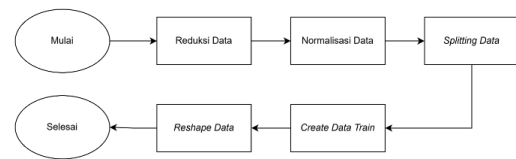
d) Menentukan Order p dengan Parameter AR (Autoregressive)

Tahap penentuan order p dilakukan dengan melihat grafik plot PACF (Partial Autocorrelation Function). Menganalisis lokasi lag yang nilainya naik atau turun secara signifikan pada sumbu x , itu lah yang menjadi nilai dari p . Nilai p dan grafik plot PACF akan memberi tahu seberapa jauh data masa lalu berpengaruh pada proses peramalan.

e) Menentukan Order q dengan Parameter MA (Moving Average)

Pada tahap penentuan order q akan sama seperti penentuan order p . Namun, penentuan akan dilakukan melalui analisis grafik plot ACF (Autocorrelation Function). Hal yang perlu diperhatikan adalah lokasi lag dengan nilai naik atau turun yang signifikan, itu lah nilai dari q . Nilai q dan grafik ACF akan memberi tahu seberapa banyak error masa lalu berpengaruh pada proses peramalan.

2. Preprocessing Data ANN dan LSTM



Gambar 3. Alur *Preprocessing Data* ANN dan LSTM

Sumber: diolah dari data primer

a) Reduksi Data

Pada tahapan ini data yang sudah didapatkan berupa data saham dengan kolom date, open price, high price, low price, close price, dan volume akan dilakukan feature selection atau memilih data yang dibutuhkan model. Adapun kolom yang dipilih ada lah date dan close price maka data lain akan dihapuskan.

b) Normalisasi Data

Pada tahap normalisasi, rentang nilai data akan diubah dalam batasan tertentu yang akan lebih memudahkan model dalam memprosesnya. Dengan melakukan normalisasi maka distribusi data lebih merata dan sesuai dengan karakteristik ANN maupun LSTM.

c) Splitting Data

Setelah data memiliki format yang sesuai kebutuhan model maka dilakukan pemisahan dataset menjadi data train dan data test. Pada penelitian ini, dilakukan tiga jenis pembagian dataset. Pertama, 70% data train dan 30% data data test. Kedua, 80% data train dan 20% data test. Ketiga, 90% data train dan 10% data test. Hal ini dilakukan untuk memberikan gambaran kinerja model dari berbagai variasi pembagian data. Selain itu, model juga dapat belajar dan menggeneralisir data.

d) Create Data Train

Langkah selanjutnya adalah mengelompokkan data train menjadi x_{train} untuk menyimpan variabel independent dan y_{train} untuk menyimpan variabel dependen. Hal ini

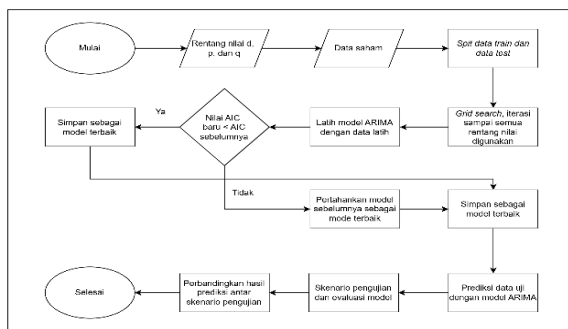
dilakukan untuk melatih model dalam melakukan peramalan dengan memastikan hasilnya sesuai data aktual.

- e) Menentukan Order q dengan Parameter MA (Moving Average)

Tahap terakhir dari preprocessing data pada ANN dan LSTM adalah perubahan bentuk data untuk menyesuaikan dengan model yang digunakan. Perubahan bentuk yang dilakukan adalah mengubah data array 1 dimensi menjadi array 2 dimensi.

C. Implementasi Model

1. ARIMA



Gambar 4. Alur Implementasi Model ARIMA
Sumber: diolah dari data primer

a) Pembagian Dataset

Proses prediksi menggunakan model ARIMA diawali dengan pembagian dataset menjadi data train dan data test. Pembagian ini dilakukan dalam tiga skenario untuk mengevaluasi kinerja model berdasarkan variasi proporsi data. Pertama, 70% data train dan 30% data test. Kedua, 80% data train dan 20% data test. Ketiga, 90% data train dan 10% data test. Tujuan dari pembagian ini adalah untuk mengukur seberapa baik model dapat belajar dan menggeneralisasi pola data dari berbagai skenario.

b) Pelatihan Model ARIMA

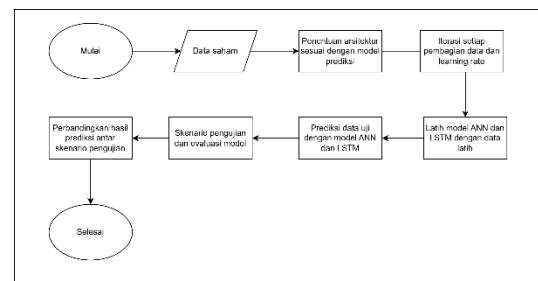
Pada tahap ini, model ARIMA dilatih menggunakan data train untuk mengenali pola dalam data. Nilai parameter (d , p , q) yang telah ditentukan pada tahap preprocessing akan digunakan sebagai input.

Untuk mendapatkan model terbaik, dilakukan grid search guna menguji berbagai kombinasi nilai parameter (d , p , q). Model dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil akan dipilih sebagai model terbaik untuk digunakan dalam prediksi.

c) Prediksi dan Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, prediksi dilakukan menggunakan data test dengan model terbaik yang telah dipilih. Prediksi dilakukan untuk masing-masing skenario pembagian data. Kinerja model dievaluasi menggunakan dua metrik utama, yaitu Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan Root Mean Square Error (RMSE). Hasil evaluasi dari model ARIMA akan dibandingkan dengan metode lain seperti Artificial Neural Network (ANN) dan Long Short-Term Memory (LSTM) untuk menilai performa model dalam prediksi harga saham.

2. ANN dan LSTM



Gambar 5. Alur Implementasi Model ANN dan LSTM
Sumber: diolah dari data primer

a) Penentuan Arsitektur Model

Tahapan pertama yang dilalui untuk implementasi adalah penentuan arsitektur model. Pada penelitian ini, jumlah layer yang digunakan bagi ANN layer maupun LSTM layer adalah dua, berikut konfigurasi layernya.

Tabel 1. Konfigurasi Layer

No	Ann Layer & LSTM Layer	Dense
1	64, 32	1

b) Pelatihan Model ANN dan LSTM

Model akan dilatih dan diuji dengan berbagai pembagian data train dan test (70:30, 80:20, 90:10) untuk melihat performa dengan dataset yang berbeda. Selain itu, akan dilakukan pelatihan dan pengujian dengan learning rate 0.1, 0.01, dan 0.001 agar model dapat belajar dengan optimal tanpa overfitting atau underfitting.

c) Prediksi Data Uji dengan Model ANN dan LSTM

Setelah pelatihan, model digunakan untuk memprediksi harga saham berdasarkan data uji. Model ANN dan LSTM akan menghasilkan nilai prediksi yang kemudian dibandingkan dengan data aktual. Hasil prediksi akan dievaluasi pada tahap evaluasi model dan dibandingkan performanya antara ARIMA, ANN, dan LSTM.

D. Evaluasi Model

Dalam melakukan prediksi, hasilnya tidak akan mencapai 100%. Hal ini disebabkan sebuah prediksi akan mengandung nilai error. Oleh karena itu, tahap evaluasi diperlukan untuk mengetahui kesalahan prediksi. Evaluasi pada penelitian ini dilakukan melalui skenario pengujian yang akan mengubah rasio pembagian data train dan data test, serta penggunaan learning rate untuk ANN dan LSTM. Adapun skenario pengujiannya adalah sebagai berikut.

1. ARIMA

- a) Skenario 1: 70% data train dan 30% data test.
- b) Skenario 2: 80% data train dan 20% data test.
- c) Skenario 3: 90% data train dan 10% data test.

2. ANN dan LSTM

- a) Perubahan rasio data train dan data tests
 - 1) Skenario 1: 70% data train dan 30% data test.
 - 2) Skenario 2: 80% data train dan 20% data test.

- 3) Skenario 3: 90% data train dan 10% data test.

b) Perubahan nilai learning rate

- 1) 0.1
- 2) 0.01
- 3) 0.001

Setiap skenario pengujian yang dilakukan akan dihitung errornya menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan RMSE.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut ini adalah hasil penelitian yang didapatkan pada setiap alur penelitian yang dijabarkan pada bab ke-2.

A. Pengumpulan dan Reduksi Data

Data yang dikumpulkan dari situs Investing mulai dari 3 Januari 2020 – 31 Januari 2025 terkumpul sebanyak 1227 data. Data tersebut akan dilakukan feature selection sehingga menyisakan kolom date dan close price yang kemudian akan dikonversikan ke tipe data numerik. Pada tahap ini pula, dilakukan penanganan missing value atau nilai NaN dengan metode forward fill. Berikut adalah hasilnya.

	Date	Close
1276	2020-01-03	93.75
1275	2020-01-06	95.14
1274	2020-01-07	95.34
1273	2020-01-08	94.60
1272	2020-01-09	95.05
...
4	2025-01-27	235.42
3	2025-01-28	238.15
2	2025-01-29	237.07
1	2025-01-30	234.64
0	2025-01-31	237.68

Gambar 6. Hasil Reduksi Data
 Sumber: diolah dari data primer

B. Preprocessing Data

1. Preprocessing Data ARIMA

a) Uji Stasioneritas

Data yang sudah dikumpulkan dan direduksi akan diuji stasioneritas dengan *Augmented Dickey Fuller* (ADF). Berikut adalah hasil dari pengujian pada data penelitian.

```

**Uji Stasioneritas Sebelum Differencing:**
ADF Statistic: -0.9993, p-value: 0.7535
Data tidak stasioner (p-value > 0.05). Perlu differencing!
    
```

Gambar 7. Hasil Uji Stasionertas
Sumber: diolah dari data primer

Hasil uji stasioneritas menunjukkan nilai p-value adalah 0.7535, yang artinya lebih besar dari 0.05 dan dikatakan data tidak stasioner. Oleh karena itu, akan dilakukan differensiasi data.

b) Normalisasi dengan *Differencing*

Data yang tidak stasioner akan dilakukan *differencing* untuk menormalkannya, kemudian kembali diuji stasionernya. Berikut ini adalah hasil proses *differencing*.

	Close	Close_diff
1276	93.75	NaN
1275	95.14	1.39
1274	95.34	0.20
1273	94.60	-0.74
1272	95.05	0.45
...
4	235.42	0.57
3	238.15	2.73
2	237.07	-1.08
1	234.64	-2.43
0	237.68	3.04

[1277 rows x 2 columns]

Gambar 8. Hasil Differensiasi Data
Sumber: diolah dari data primer

Hasil dari *differencing* terlihat pada rentang nilai yang berubah menjadi lebih merata. Kemudian, dilakukan uji stasioner kembali untuk memastikan data sudah stasioner atau konstan.

```

**Uji Stasioneritas Setelah Differencing:**
ADF Statistic: -36.1441, p-value: 0.0000
Data sudah stasioner (p-value <= 0.05)
    
```

Gambar 9. Hasil Uji Stasionertas Ulang
Sumber: diolah dari data primer

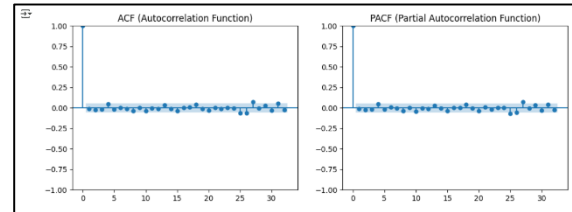
Berdasarkan uji stasioner, data yang sudah dilakukan *differencing* menjadi stasioner dengan nilai sebesar 0.000.

c) Pemilihan Parameter dengan ACF dan PACF

Data yang sudah stasioner akan menjadi bahan untuk menentukan parameter p dengan *Partial Auto Correlation Function* (PACF) dan parameter q dengan *Auto*

Correlation Function (ACF). Berikut ini adalah hasil plot yang dihasilkan dari data penelitian.

2. *Preprocessing ANN dan LSTM*



Gambar 10. Hasil Grafik ACF dan PACF
Sumber: diolah dari data primer

a) Normalisasi

Pada tahap ini, nilai saham pada kolom *close price* akan diratakan melalui normalisasi dalam rentang [0, 1] menggunakan fungsi *MinMaxScaler* dari *library sklearn.preprocessing*. Nilai 0 menjadi nilai minimum dan nilai 1 menjadi nilai maksimum.

b) Pembagian *Data Train* dan *Data Test*

Sama halnya dengan pembagian data pada model ARIMA, pada tahap ini *dataset* akan dibagi menjadi tiga jenis rasio dan menjadi skenario pengujian.

c) Arsitektur Model

Jumlah unit *layer* yang digunakan dalam penelitian ada dua, yaitu 64 neuron untuk *layer* pertama dan 32 neuron untuk *layer* kedua, dengan 1 neuron sebagai lapisan *output*. Selain itu, model ANN menggunakan *Adam Optimizer* dengan tiga variasi *learning rate* yang akan menjadi skenario pengujian, yaitu 0.1, 0.01, dan 0.001.

C. *Processing dan Evaluasi Data*

Pada tahap ini dilakukan prediksi saham untuk setiap model ARIMA, ANN, dan LSTM sesuai dengan skenario pengujian. Adapun skenario pengujiannya adalah rasio pembagian *dataset* dengan 70% *data train* 30% *data test*, 80% *data train* 20% *data test*, dan 90% *data train*

10% *data test* untuk ketiga model. Kemudian, *learning rate* 0.1, 0.01, dan 0.001 untuk model ANN dan LSTM. Berikut adalah hasil akhir yang didapatkan dari setiap skenario pengujian.

1. ARIMA

Tabel 2. Hasil Evaluasi Prediksi ARIMA

Data latih (%)	Data uji (%)	MAPE (%)	RMSE
70	30	1.33%	3.0895
80	20	1.32%	3.3402
90	10	1.44%	3.7690

Berdasarkan tabel tersebut, akurasi tertinggi ada pada pembagian *dataset* dengan 70% *data train* dan 30% *data test*. Dengan hasil MAPE adalah 1.33% dan RMSE 3.0895 berikut adalah grafik hasil peramalannya.



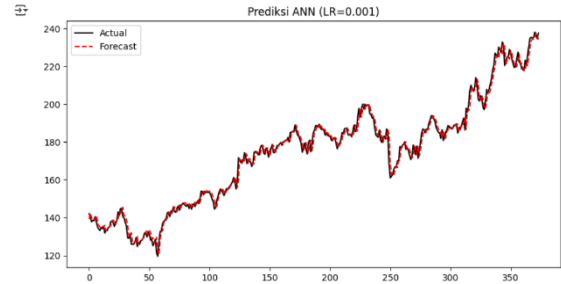
Gambar 11. Hasil Grafik Terbaik ARIMA
 Sumber: diolah dari data primer

2. ANN

Tabel 3. Hasil Evaluasi Prediksi ANN

Data latih (%)	Data uji (%)	Learning rate	MAPE (%)	RMSE
70	30	0.1	2.11%	4.8026
		0.01	1.91%	4.6200
		0.001	1.34%	3.1062
80	20	0.1	2.19%	5.0634
		0.01	1.54%	3.9788
		0.001	2.03%	4.8085
90	10	0.1	2.60%	6.1298
		0.01	6.05%	12.9311
		0.001	1.37%	3.5368

Pada model ANN akurasi tertinggi ada pada pembagian *dataset* dengan 70% *data train*, 30% *data test*, serta *learning rate* 0.001. Dengan hasil MAPE 1.34% dan RMSE 3.1062, berikut adalah grafik prediksinya.



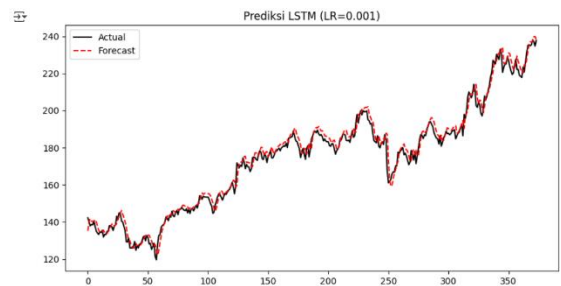
Gambar 12. Hasil Grafik Terbaik ANN
 Sumber: diolah dari data primer

3. LSTM

Tabel 4. Hasil Evaluasi Prediksi LSTM

Data latih (%)	Data uji (%)	Learning rate	MAPE (%)	RMSE
70	30	0.1	1.80%	4.1926
		0.01	2.34%	5.7844
		0.001	1.60%	3.6124
80	20	0.1	4.95%	13.6615
		0.01	2.73%	6.4435
		0.001	1.62%	4.0926
90	10	0.1	1.70%	4.5100
		0.01	1.93%	4.7316
		0.001	1.68%	4.2255

Pada model LSTM akurasi tertinggi ada pada pembagian *dataset* dengan 70% *data train*, 30% *data test*, serta *learning rate* 0.001. Dengan hasil MAPE 1.60% dan RMSE 3.6124, berikut adalah grafik prediksinya.



Gambar 13. Hasil Grafik Terbaik LSTM
 Sumber: diolah dari data primer

Berdasarkan hasil dari ketiga model, ARIMA unggul dalam hal akurasi dibandingkan dengan ANN dan LSTM. Selain itu, *learning rate* 0.001 membuat model ANN dan LSTM bekerja lebih baik, terbukti dengan nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan *learning rate* lainnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, hasil dari perbandingan performansi model ARIMA, ANN, dan LSTM dalam memprediksi pergerakan harga saham dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Hasil akurasi tertinggi dengan model ARIMA ada pada pembagian 70% *data train* dan 30% *data test* menghasilkan nilai MAPE 1.33% dan RMSE 3.0895. Untuk model ANN akurasi tertinggi ada pada pembagian data pembagian 70% *data train*, 30% *data test*, dan learning rate 0.001 menghasilkan nilai MAPE 1.34% dan RMSE 3.1062. Untuk model LSTM akurasi tertinggi ada pada pembagian data pembagian 70% *data train*, 30% *data test*, dan learning rate 0.001 menghasilkan nilai MAPE 1.60% dan RMSE 3.6124.
2. ARIMA menjadi model terbaik dalam prediksi harga saham Amazon dengan nilai MAPE dan RMSE terkecil.
3. Penurunan variasi learning rate pada pengujian ANN dan LSTM berpengaruh pada peningkatan nilai akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. VECTOR MACHINE PADA PREDIKSI HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG). Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa, 25(1), 24–38. <https://doi.org/10.35760/tr.2020.v25i1.2571>
- [2]. Mulyadi, A. H., & Lestari, S. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Sekolah Saat Covid-19 Pada Twitter Menggunakan Metode Lexicon Based. Jurnal Informatika Dan Teknologi Komputer, 03(01), 17–23. <https://ejournalunsam.id/index.php/jicom/>
- [3]. Satyo, A., & Karno, B. (2020). Analisis Data Time Series Menggunakan LSTM (Long Short Term Memory) dan ARIMA (Autocorrelation Integrated Moving Average) dalam Bahasa Python. ULTIMA InfoSys, XI(1).
- [4]. Setiawan, L., Susanti, D., & Riaman, R. (2023). Analisis Perbandingan Hasil Peramalan Harga Saham Menggunakan Model Autoregressive Integrated Moving Average dan Long Short Term Memory. Jurnal Matematika Integratif, 19(2), 223.

<https://doi.org/10.24198/jmi.v19.n2.42164.223-234>

- [5]. Suryani, A., Dalma Putri, A., Larossy, A., Aulia Putri, T., Ayu Nofirda, F., Studi Manajemen, P., & Muhammadiyah Riau, U. (2024). Analisis Keterlibatan E-Commerce Amazon.com dalam Meningkatkan Aktivitas Perdagangan Internasional.
- [6]. Tampati, N., Melita Pranoto, Y., Informasi, T., & Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya Jl Ngagel Jaya Tengah No, I. (2022). Prediksi Stok Obat pada Apotik Total Life Clinic Menggunakan Model Kombinasi Artificial Neural Network dan ARIMA. Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi. <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [7]. Yusuf, M., Gaja, R., Maulana, I., & Komarudin, O. (2023). ANALISIS SENTIMEN OPINI PENGGUNA APLIKASI VIDIO PADA ULASAN PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 7(4).