



Prediksi Harga Emas Aneka Tambang (Antam) Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)

Arief Rahman¹, Yulian Ansori², Febriyanti Darnis³, Czidni Sika Azkia⁴, Miftahus Sholihin⁵

^{1,2,3,4} Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa.

⁵ Program Studi Statistik, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa.

[1arief.rahman@untirta.ac.id](mailto:arief.rahman@untirta.ac.id), [2yulian.ansori@untirta.ac.id](mailto:yulian.ansori@untirta.ac.id), [3febriyanti.darnis@untirta.ac.id](mailto:febriyanti.darnis@untirta.ac.id),

[4czidni.sika@untirta.ac.id](mailto:czidni.sika@untirta.ac.id), [5miftahus.sholihin@untirta.ac.id](mailto:miftahus.sholihin@untirta.ac.id)

Abstrak

Emas merupakan salah satu instrumen investasi yang berperan penting dalam menjaga stabilitas ekonomi, khususnya pada periode ketidakpastian global. Pergerakan harga emas sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi makro seperti nilai tukar, tingkat suku bunga, kebijakan moneter, serta kondisi geopolitik internasional yang dinamis. Kompleksitas hubungan antar variabel tersebut menyebabkan model statistik konvensional kurang optimal dalam memprediksi harga emas secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga emas PT Aneka Tambang Tbk (ANTAM) menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), yang merupakan pengembangan dari Recurrent Neural Network (RNN) dan memiliki kemampuan dalam menangkap dependensi jangka panjang pada data deret waktu. Data yang digunakan bersumber dari situs resmi Logam Mulia ANTAM dengan periode pengamatan 4 Januari 2010 hingga 31 Desember 2024 sebanyak 4.545 data harian. Proses penelitian meliputi tahap pengumpulan data, normalisasi, pemisahan data pelatihan dan pengujian, pembangunan model, serta evaluasi menggunakan metrik Root Mean Squared Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa konfigurasi model dengan satu hidden layer, 150 hidden units, dan 150 epoch menghasilkan akurasi sebesar 99,55% dan nilai RMSE sebesar 7.492,998. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma LSTM mampu memberikan performa prediksi yang sangat baik dan berpotensi diterapkan sebagai metode alternatif dalam analisis pergerakan harga komoditas di Indonesia.

Kata kunci: Prediksi Harga Emas, LSTM, Deret Waktu, PT Aneka Tambang Tbk

1. Latar Belakang

Emas merupakan salah satu instrumen investasi yang memiliki peran penting dalam menjaga stabilitas keuangan, khususnya pada kondisi ketidakpastian ekonomi global. Ketika pasar keuangan mengalami fluktuasi atau krisis, emas sering dianggap sebagai *safe haven asset* karena nilainya yang relatif stabil terhadap inflasi dan depresiasi mata uang. Harga emas dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti nilai tukar, tingkat suku bunga, kebijakan moneter, serta kondisi geopolitik internasional yang dinamis dan sulit dimodelkan secara linear. Kompleksitas hubungan antar variabel tersebut menjadikan prediksi harga emas sebagai topik yang menantang sekaligus relevan untuk diteliti dalam konteks ekonomi dan teknologi informasi modern [1], [2].

Di Indonesia, PT Aneka Tambang Tbk (ANTAM) merupakan salah satu produsen emas terbesar yang memiliki kontribusi signifikan terhadap perekonomian nasional [3]. Fluktuasi harga emas secara langsung berdampak pada kinerja keuangan perusahaan serta harga saham ANTAM di Bursa Efek Indonesia. Oleh karena itu, kemampuan dalam memprediksi harga emas secara akurat menjadi sangat penting tidak hanya bagi peneliti, tetapi juga bagi investor, manajer risiko, dan pengambil keputusan di sektor industri pertambangan [4]. Prediksi yang akurat dapat membantu dalam perencanaan strategi investasi, pengelolaan portofolio, serta pengendalian risiko terhadap perubahan harga komoditas.

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk memprediksi harga emas, mulai dari model statistik konvensional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH), hingga metode *machine learning* dan *deep learning*. Model konvensional seperti ARIMA efektif untuk data yang bersifat linier dan stasioner, tetapi memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non-linear yang kompleks pada data harga emas [5]. Sebaliknya, pendekatan *deep learning* mampu mempelajari representasi pola data yang kompleks melalui proses pembelajaran hierarkis. Salah satu algoritma yang unggul dalam kategori ini adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), yaitu varian dari *Recurrent Neural*

Network (RNN) yang dirancang untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient*, sehingga dapat menangkap ketergantungan jangka panjang dalam data deret waktu [1], [2].

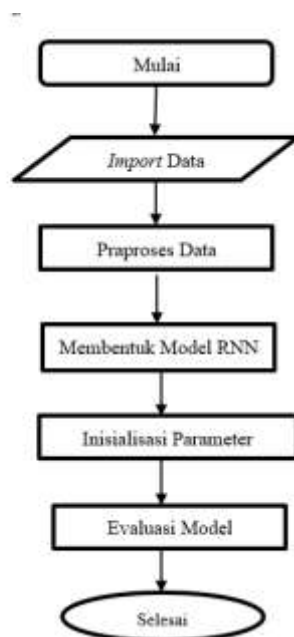
Beberapa penelitian terkini menunjukkan bahwa penerapan LSTM dan model turunannya memberikan hasil yang unggul dalam memprediksi harga emas [1], [2]. Di Indonesia, pendekatan serupa telah diterapkan untuk memprediksi harga emas dan saham dengan hasil yang menjanjikan. Model hibrid ARIMA–GARCH terbukti efektif dalam memprediksi harga emas domestik [5], sedangkan metode LSTM menunjukkan performa yang baik dalam memprediksi harga saham ANTAM selama pandemi COVID-19. Penelitian lain juga melaporkan bahwa penerapan LSTM mampu menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah [6]. Selain itu, studi terbaru menunjukkan efektivitas model LSTM dalam berbagai konteks deret waktu finansial dan lingkungan, termasuk pada peramalan suhu udara dan prediksi fluktuasi iklim menggunakan arsitektur jaringan LSTM yang dioptimalkan [7].

Meskipun hasil-hasil tersebut menunjukkan potensi besar penerapan LSTM dalam analisis deret waktu finansial, masih terdapat beberapa tantangan yang perlu diatasi, seperti pemilihan fitur *input* yang optimal, penyesuaian parameter model yang tepat, serta mitigasi terhadap *overfitting* akibat keterbatasan data historis [8]. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model LSTM yang mampu memprediksi harga emas berdasarkan data historis PT Aneka Tambang Tbk. Model ini diharapkan dapat memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional, serta memperkaya literatur terkait penerapan *deep learning* dalam analisis komoditas di Indonesia.

2. Metode Penelitian

2.1 Alur Penelitian

Gambar 1 merupakan alur penelitian yang dilakukan pada penelitian ini, penelitian ini menggunakan data dari situs resmi antam, dengan data harian. Pada tahap terakhir akan didapatkan model yang terbaik untuk memprediksi harga emas antam.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dari <https://logammulia.com/Januari/harga-emas-hari-ini>, data tersebut dimulai dari tanggal 4 Januari 2010 sampai 31 Desember 2024. Dengan jumlah data 4545 data. Tabel 1 merupakan contoh harga emas yang ada pada penelitian ini.

Tabel 1. Harga Emas Antam

Tanggal	Harga
4/1/2010	408000
1/3/2020	410000
1/6/2020	410000
1/7/2020	412000
1/8/2020	410000
27/12/2024	1528000
28/12/2024	1526000
29/12/2024	1526000
30/12/2024	1528000
31/12/2024	1515000

Tabel 1 menunjukan data yang dipakai untuk memprediksi harga emas, setelah melalui proses normalisasi dengan menggunakan Persamaan 1. Dari total 4545 data, dalam rentang yang telah di tentukan sebelumnya, sebanyak 80% dari total keseluruhan data (3636 data) digunakan sebagai data pelatihan, dan 30% dari total data (909 data) digunakan sebagai data pengujian.

2.3 Praproses

Data yang telah dikumpulkan sebelumnya, dilakukan proses normalisasi data, proses ini diperlukan agar data yang ada jarak antara yang terbesar dan yang terkecil tidak terlalu jauh, dengan adanya praproses ini diharapkan akurasi yang didapatkan akan lebih baik [9]. Salah satu metode yang sering digunakan untuk menormalisasi data dengan menggunakan Persamaan 1. Tabel 2 adalah hasil dari normalisasi harga emas antam dengan menggunakan Persamaan 1.

$$x_i \text{ normalisasi} = (x_i - \min(x)) / (\max(x) - \min(x)) \quad (1)$$

Dimana :

x_i normalisasi : Hasil normalisasi terhadap data x ke- i

x_i : Data x ke- i

$\min(x)$: Data minimum yang terdapat pada x

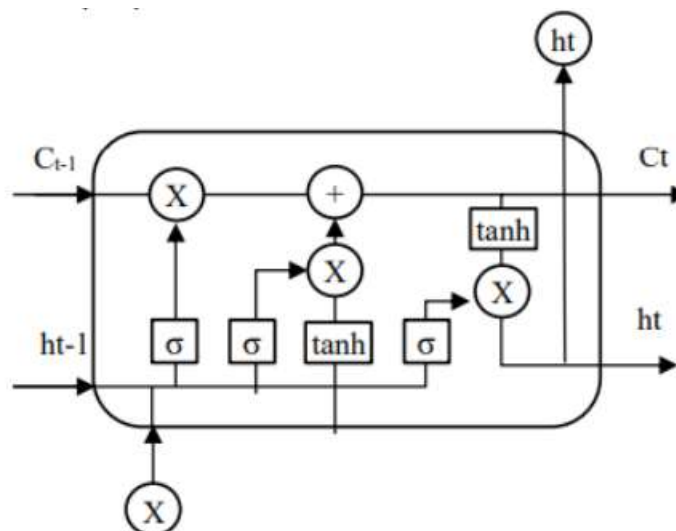
$\max(x)$: Data maksimum yang terdapat pada data x

Tabel 2. Normalisasi Harga Emas Antam

Tanggal	Harga
4/1/2010	0.011935
1/3/2020	0.01364
1/6/2020	0.01364
1/7/2020	0.015345
1/8/2020	0.01364
27/12/2024	0.966752
28/12/2024	0.965047
29/12/2024	0.965047
30/12/2024	0.966752
31/12/2024	0.955669

2.4 Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu jenis *Recurrent Neural Network* (RNN), dimana RNN ini sering digunakan untuk memprediksi data urutan waktu. Pada dasarnya, RNN memiliki kecenderungan penumpukan gradien sehingga gradien bisa bertabrakan yang menyebabkan hilangnya akumulasi nilai dan membuat informasi menjadi tidak jelas [10]. Untuk mengatasi persoalan tersebut, LSTM dibutuhkan agar masalah ini tidak terjadi. LSTM sendiri terdiri dari sejumlah sel memori yang menggantikan sel neuron di lapisan tersembunyi pada RNN. Model RNN sendiri mampu melakukan filtrasi data atau informasi yang melewati struktur *gates* untuk mempertahankan informasi dan mengubah kedalam sel memori [11]. Gambar 2 merupakan arsitektur dari LSTM.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

2.5 Pengujian Data

Pengujian data dilakukan untuk mengetahui baik tidaknya model yang dihasilkan. Model yang baik diukur dengan beberapa metode, metode yang sering digunakan untuk mengukur akurasi model adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [12]. Pengujian data yang dilakukan dengan membandingkan data yang sebelumnya sudah dipisahkan untuk data testing, yaitu sebanyak 909 data. RMSE adalah akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara prediksi dan nilai sebenarnya. Semakin kecil RMSE, semakin akurat prediksi model tersebut. Nilai RMSE yang rendah berarti hasil prediksi mendekati nilai aktual, sedangkan RMSE yang lebih besar menunjukkan prediksi yang kurang akurat [13]. Perhitungannya ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$RMSE = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \quad (2)$$

Keterangan:

n = Jumlah pengamatan atau periode waktu.

X_t = Nilai aktual data periode t .

F_t = Nilai peramalan pada periode t .

MAPE adalah metrik analisis peramalan yang mengukur deviasi prediksi dari nilai aktual dalam bentuk persentase rata-rata. Semakin kecil nilai MAPE, semakin akurat hasil modelnya [14]. Kriteria MAPE tercantum pada Tabel. Nilai kesalahan dengan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dapat dihitung menggunakan persamaan 3.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

n = Jumlah pengamatan atau periode waktu.

X_t = Nilai aktual data periode t .

F_t = Nilai peramalan pada periode t .

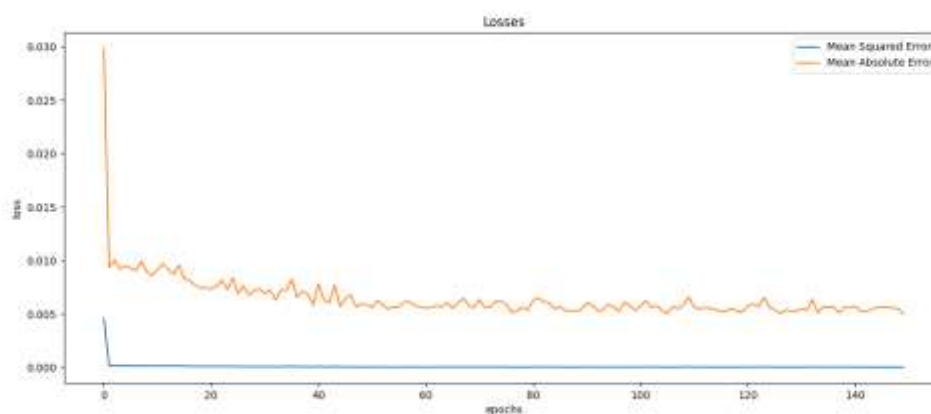
3. Hasil dan Diskusi

Hasil dan pembahasan dilakukan dengan menggunakan algoritma LSTM, data-data yang sebelumnya sudah di latih, selanjutnya dilakukan pengujian. Pengujian dilakukan untuk mengetahui akurasi dari model yang terbaik. Akurasi yang terbaik adalah model yang memiliki akurasi tinggi dan RMSE yang rendah. Tabel 3, merupakan beberapa skenario dan hasilnya pada penelitian ini.

Tabel 3. Skenario, Akurasi dan RMSE

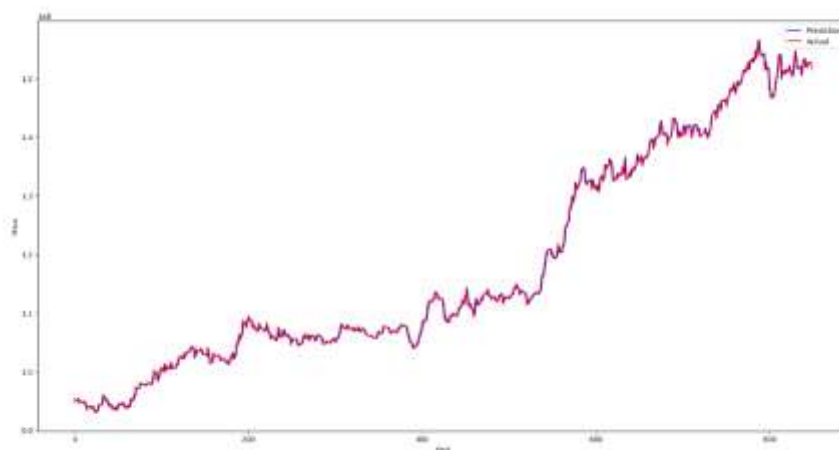
Skenario	Jumlah <i>Hidden Layer</i>	Unit <i>Hidden Layer</i>	<i>Epoch</i>	Akurasi (Persen)	RMSE
1	1	10	30	99.18	14440.866
2		30	30	99.26	11817.665
3		50	30	99.33	10606.742
4		10	50	99.3	10909.281
5		30	50	99.42	9204.702
6		50	50	99.48	8428.313
7		10	100	99.46	8701.201
8		30	100	99.52	7927.230
9		50	100	99.54	7619.377
10		50	150	99.55	7542.370
11		100	150	99.56	7560.374
12		150	150	99.56	7492.998

Pengujian dalam penelitian ini meliputi 12 skenario yang dijelaskan pada Tabel 3. Dari tabel tersebut, skenario 12 menunjukkan hasil terbaik karena memiliki akurasi tertinggi dan RMSE terendah dibandingkan dengan skenario lainnya. Dapat disimpulkan bahwa LSTM mampu memprediksi akurasi dengan baik hanya dengan 1 *hidden layer* saja, sementara semakin banyaknya unit pada *hidden layer*, semakin baik akurasinya.

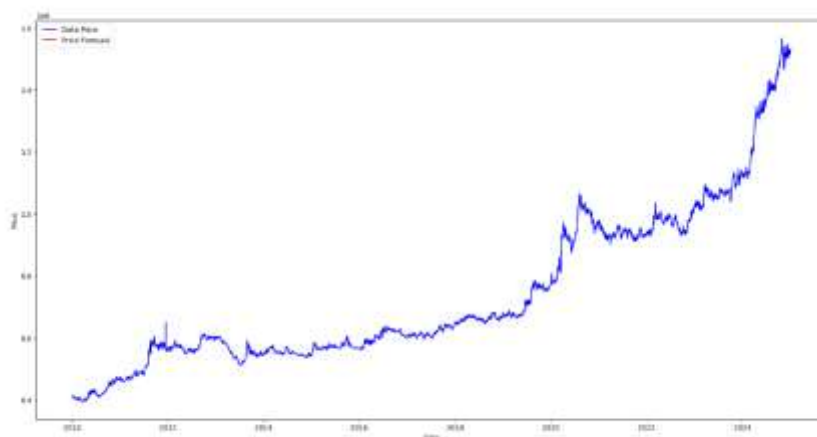


Gambar 3. MAE MSE pelatihan

Gambar 3, merupakan hasil pelatihan untuk *Mean Squared Error* dan *Mean Absolute Error*, dari gambar tersebut menunjukkan proses pelatihan model berlangsung dengan baik, yang mana kedua *loss* tersebut mengalami penurunan dan stabil pada beberapa *epoch* awal, yang menandakan bahwa model berhasil belajar dan tidak terjadi *overfitting* secara signifikan.



Gambar 4. Perbandingan harga prediksi dan aktual



Gambar 5 Prediksi harga emas

Gambar 4 merupakan gambar grafik harga prediksi dan harga aktual, dari gambar tersebut didapatkan bahwa model yang didapatkan dalam penelitian ini memiliki model dengan akurasi yang sangat tinggi. Gambar 5. merupakan grafik yang dihasilkan oleh model, untuk memprediksi harga emas selama 7 hari (garis merah) kedepan setelah tanggal terakhir dari data penelitian. Tabel 4 merupakan perbandingan harga prediksi yang dihasilkan dari model dengan harga aktualnya pada tanggal tersebut. Dapat dilihat pada Tabel 5 perbandingan harga prediksi yang dihasilkan oleh model dan harga aktual, dari data tersebut model yang sudah didapat mempunyai akurasi sangat tinggi untuk memprediksi harga emas aneka tambang, dengan akurasi 99.55% dan RMSE 7723.2777.

Tabel 5 Perbandingan harga

Tanggal	Harga Prediksi	Harga Aktual	Selesih
1/1/2025	1528912	1524000	-4912.2
1/2/2025	1529782	1543000	13217.8
1/3/2025	1530685	1539000	8315.2
1/4/2025	1531566	1539000	7434.4
1/5/2025	1532424	1539000	6576.1
1/6/2025	1533259	1535000	1741.1
1/7/2025	1534071	1541000	6929.2

4. Kesimpulan

Algoritma LSTM mampu memprediksi harga emas dengan akurasi sangat tinggi [15], dari hasil membandingkan harga prediksi dan harga aktual didapatkan akurasi sebesar 99.55% . Dari penelitian ini didapatkan model terbaik adalah dengan 1 jumlah *hidden layer*, 150 jumlah unit *hidden layer*, dan *epoch* sebanyak 150. Dari model tersebut didapatkan akurasi sebesar 99.56% dan RMSE 7492.998 dari skenario yang telah dilakukan didapatkan semakin banyak jumlah unit pada *hidden layer*, dan semakin banyak jumlah *epoch* didapatkan akurasi yang lebih baik, walaupun tidak terlalu signifikan.

Referensi

- [1] T. Yulianto, "Perancangan Metode Cluster Switching Menggunakan Shell Script," Program Studi Teknik Informatika FTI-UKSW, 2014.
- [2] R. Wahyuniardi, L. H. Afrianti, S. Nurjaman, and W. Gusdya, "SISTEM INFORMASI BERBASIS WEB UNTUK MONITORING DAN EVALUASI SENTRA INDUSTRI KECIL ALAS KAKI DI JAWA BARAT," *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, vol. 14, no. 2, pp. 174-186, 2016.
- [3] Rasyid, A., Sari, I. P., & Putra, E. Penerapan metode triple exponential smoothing untuk prediksi harga emas: Studi kasus pada PT Aneka Tambang Tbk. *Jurnal Online Ilmiah Sistem Informasi dan Manajemen*, 9(1), 118-128, 2024.
- [4] S. Handayani, A. Anofrizen, and M. Jazman, "SISTEM INFORMASI E-COMMERCE UNTUK JARINGAN PENJUALAN SEPEDA MOTOR BEKAS KABUPATEN KAMPAR (Studi Kasus: Adira Finance)," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 2, no. 2, pp. 106-111, 2016.
- [5] V. A. Asta, and S. Oktavia, "Sistem Informasi Manajemen Penjualan, Pembelian, dan Persediaan Stok Barang Pada PD. Sumber Rezeki Palembang," 2013.
- [6] Amryliana, S. Optimasi model Long Short-Term Memory untuk memprediksi harga emas. *Jurnal Simppm Trisakti*, 2024
- [7] Y. Ansori, A. Rahman, F. Darnis, dan M. Sholihin, "Peramalan Suhu Udara Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory," *Jurnal Teknik Informatika dan Multimedia (JTIM)*, vol. 5, no. 1, pp. 119-126, 2025.
- [8] Rehmer, A., & Kroll, A. On the vanishing and exploding gradient problem in gated recurrent units. *IFAC-PapersOnLine*, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.IFACOL.2020.12.1342>
- [9] Arwansyah, A. Model Prediksi Deret Waktu Menggunakan Deep Learning pada Data Finansial. *SISTI: Sistem Informasi dan Teknologi Informasi*, 2024.
- [10] A. T. Nurani, A. Setiawan, and B. Susanto, "Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma," *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, vol. 6, no. 1, pp. 34-43, May 2023, doi: 10.24246/juses.v6i1p34-43.
- [11] Wisyaldin, M. K. Pendekatan Long Short-Term Memory untuk Memprediksi Data Deret Waktu. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, 10(2), 35-50, 2023
- [12] Rahman, A. Wahjuni, S. Priandana, K. The Development of Hydroponic Nutrient Solutions Control Using Fuzzy and BPNN for Celery Plant. *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.* 2022,12, 431-436.
- [13] Sianturi, T. B. Penerapan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dalam Prediksi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2023, 7(3), 128-135.
- [14] Ngabidin, Z. Implementasi Metode Double Exponential Smoothing Brown dengan MAPE sebagai Ukuran Evaluasi. *Jurnal Euler*, 2023.
- [15] Tholib, A. Prediksi harga emas menggunakan metode deep learning. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 2023, 11(3).