

PERBANDINGAN PENERAPAN ALGORITMA *DEEP LEARNING* DALAM PREDIKSI HARGA EMAS

Muhammad Fahmi Julianto^{1*}; Muhammad Iqbal²; Wahtuyama Fitri Hidayat³; Yesni Malau⁴

Program Studi Informatika^{1,2}, Program Studi Sistem Informasi³, Program Studi Teknik Elektro⁴
Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia ^{1,2,3,4}
www.bsi.ac.id^{1,2,3,4}

fahmi.fjl@bsi.ac.id^{1*}; iqbal.mdq@bsi.ac.id²; wahyutama.wfh@bsi.ac.id³; yesni.ymu@bsi.ac.id⁴
(*) Corresponding Author



Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi-NonKomersial 4.0 Internasional.

Abstract—*Digital investment is trending because advancements in information technology make access easy through smartphones. Various digital investment instruments attract much interest from the public. Post COVID-19 pandemic, the economic impact of the pandemic is still felt until the end of 2022, requiring people to be smart in managing their finances. Gold investment is considered profitable due to its high value and tendency to increase, unlike the fluctuating stocks. Although easily accessible, investments carry risks, so investors must have sufficient knowledge to maximize profits. This research aims to predict gold prices using several deep learning models, namely Artificial Neural Network (ANN), Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), and Long Short-Term Memory (LSTM). The dataset used was taken from the Kaggle website, which includes historical gold price data. In this research, various deep learning models were applied and evaluated to determine the best model for predicting gold prices. The results show that the CNN model with Adam optimization and Mean Squared Error (MSE) loss function provides the best performance. The CNN model achieved the lowest Mean Absolute Error (MAE) of 0.004848717761305338, the lowest MSE of 4.3451079619612133, and the lowest Root Mean Squared Error (RMSE) of 0.006591743291392053. These results indicate that the CNN model is more effective in predicting gold prices compared to the ANN, RNN, and LSTM models on the used dataset.*

Keywords: *deep learning, gold investment, prediction.*

Abstrak—*Investasi digital sedang tren karena kemajuan teknologi informasi memudahkan akses melalui smartphone. Beragam instrumen investasi digital menarik banyak minat masyarakat. Pasca pandemi COVID-19, dampak ekonomi pandemi masih terasa hingga akhir 2022, membuat masyarakat harus cerdas mengelola keuangan. Investasi emas dianggap menguntungkan karena nilainya yang tinggi dan cenderung naik, berbeda dengan saham yang fluktuatif. Meski mudah diakses, investasi memiliki risiko sehingga investor harus memiliki pengetahuan yang cukup untuk mendapatkan keuntungan maksimal. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga emas menggunakan beberapa model *deep learning*, yaitu *Artificial Neural Network (ANN)*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Recurrent Neural Network (RNN)*, dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Dataset yang digunakan diambil dari situs Kaggle, yang mencakup data historis harga emas. Dalam penelitian ini, berbagai model *deep learning* diterapkan dan dievaluasi untuk menentukan model terbaik dalam memprediksi harga emas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN dengan optimasi Adam dan fungsi *loss Mean Squared Error (MSE)* memberikan performa terbaik. Model CNN mencapai nilai *Mean Absolute Error (MAE)* terkecil sebesar 0,004848717761305338, nilai MSE terkecil sebesar 4.3451079619612133, dan *Root Mean Squared Error (RMSE)* terkecil sebesar 0.006591743291392053. Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN lebih efektif dalam memprediksi harga emas dibandingkan dengan model ANN, RNN, dan LSTM pada dataset yang digunakan.*

Kata kunci: *deep learning, investasi emas, prediksi.*

PENDAHULUAN

Investasi digital merupakan tren yang sedang hangat dibicarakan pada saat ini. Pada era

teknologi yang sedang maju saat ini teknologi informasi membuat tren investasi digital berkembang dengan sangat pesat. Melalui platform digital, berinvestasi bisa dilakukan hanya dengan

mengakses sebuah *smartphone*. Tidak hanya mudah diakses, tetapi pada saat ini banyak sekali berbagai macam instrumen yang ditawarkan untuk berinvestasi digital sehingga banyak masyarakat yang tertarik untuk mengikuti investasi tersebut (Andriyawan et al., 2023). Kebutuhan ekonomi pasca pandemi covid-19 membuat masyarakat harus memutar otak untuk terus dapat bertahan hidup hanya dengan berdiam diri di rumah. Hal ini juga yang mempengaruhi tren investasi digital banyak diminati oleh masyarakat. Dikarenakan dampak dari pandemi covid-19 masih terasa hingga akhir tahun 2022 khususnya dibidang ekonomi, masyarakat harus bisa lebih pandai dalam mengatasi masalah tersebut yang membuat perekonomian rumah tangga jadi kacau (Ahzar et al., 2023).

Investasi emas dianggap salah satu investasi yang paling menguntungkan dikarenakan emas adalah sebuah aset yang bernilai tinggi dan sering naik harganya, tidak seperti saham yang lebih sering naik turun dan mengikuti harga pasar (Fikri, 2023). Pada awal pandemi covid-19, harga emas mengalami lonjakan harga yang sangat signifikan. Pada Januari 2020, 1 gram emas Antam dihargai seharga Rp. 771.000 dan pada 28 Juli mencapai Rp.1.022.000 (Akbar, 2020). Namun, walaupun mudah dalam menanamkan aset pada platform digital, hal tersebut tidak hanya memiliki keuntungan saja, setiap investasi juga mempunyai resiko, sehingga para investor wajib memiliki pengetahuan yang cukup dalam investasi agar nantinya dapat memilih dan mendapatkan informasi yang valid tentang investasi yang dipilih untuk mendapatkan keuntungan yang besar dimasa yang akan datang (Nurchaya & Susilawati, 2021). Dari kondisi tersebut, muncullah ide untuk melakukan penelitian prediksi harga emas yang banyak diminati oleh investor.

Metode prediksi saat ini sudah banyak dikembangkan dengan machine learning. Hal ini dikarenakan machine learning memiliki keunggulan yang lebih tinggi dibandingkan metode tradisional seperti statistik (Tholib et al., 2023). *Machine learning* merupakan suatu sistem yang tepat untuk memprediksi harga saham sehingga dapat meminimalisir resiko dan dapat memprediksi apa yang akan terjadi di waktu yang akan datang (Fadillah et al., 2020). Upaya untuk mendapatkan hasil dengan perkiraan yang efektif dan memberikan hasil yang akurat adalah dengan cara mengumpulkan dataset, melakukan preprocessing data, alokasi data dan melakukan evaluasi (Azmi et al., 2020).

Penelitian yang dilakukan oleh (Handayani et al., 2022) memprediksi harga emas menggunakan

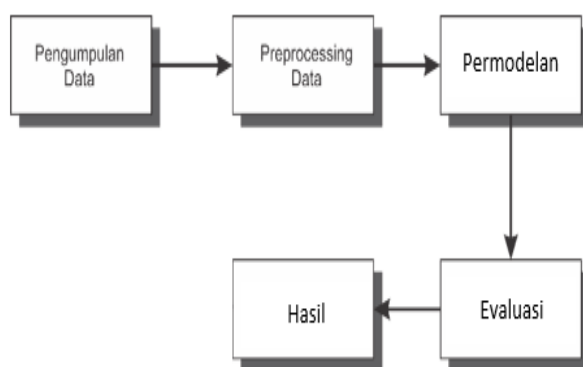
Convolutional Neural Network (CNN) dengan pengujian dilakukan dengan tiga nilai epoch yang berbeda, yaitu 50, 100, dan 150, menggunakan uji validitas RMSE. Dari hasil pengujian, diperoleh nilai RMSE terkecil untuk pelatihan dan validasi pada epoch 150, dengan nilai 0.0138 untuk train RMSE dan 0.0402 untuk validation RMSE. *Convolutional Neural Networks* adalah jenis arsitektur deep learning terinspirasi oleh cara kerja korteks visual manusia. Ini efektif digunakan untuk prediksi harga karena dapat mengekstrak fitur penting dari data spasial seperti gambar, dan juga dapat diterapkan pada data temporal seperti rangkaian waktu harga (Panahi et al., 2020). CNN mengungguli metode tradisional dalam memprediksi harga saham dengan memanfaatkan informasi sekuensial dari data harga historis (Tedjopurnomo et al., 2022). Penelitian yang dilakukan oleh (Nadir & Sukmana, 2023) memprediksi harga emas berdasarkan *time series* menggunakan metode *Artificial Neural Network (ANN)* dengan tahapan *training*, *data testing*, dan prediksi menghasilkan hasil terbaik pada pengujian skenario data 90% *training* dan 10% *testing* yang pada tahap *training* diperoleh arsitektur 5-20-1 dengan akurasi 91.89%. *Artificial Neural Network* merupakan model matematika yang terinspirasi dari struktur dan fungsi otak manusia telah mendapatkan popularitas yang besar dalam memprediksi harga karena kemampuannya dalam menangkap pola-pola kompleks dari data historis (Fawaz, 2020). ANN dalam mengatasi masalah kompleks seperti prediksi harga dalam pasar keuangan menunjukkan bahwa ANN mampu mempelajari representasi fitur yang lebih abstrak dari data, meningkatkan akurasi prediksi harga (Demirel et al., 2021). penelitian yang dilakukan oleh (Pipin et al., 2023) memprediksi harga saham dengan metode *Recurrent Neural Network-Long Short-Term Memory (RNN-LSTM)* dengan *optimasi Adaptive Moment Estimation (Adam)* yang menghasilkan *Mean Squared Error* 0109012 hasil ini menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan prediksi mendekati harga saham aktual dengan nilai *loss* terendah serta akurasi nilai prediksi dan aktual yang baik dengan skor *Mean Percentage Error (MPE)* yaitu 1.74%. *Recurrent Neural Network (RNN)* adalah jenis arsitektur deep learning yang sangat bermanfaat dalam meramalkan harga karena kemampuannya dalam menangani data berurutan, seperti deret waktu harga. RNN memiliki struktur berulang yang memungkinkan informasi dari langkah-langkah sebelumnya untuk disimpan dan diterapkan dalam prediksi selanjutnya. Berdasarkan penelitian oleh (Liu et al., 2020), RNN telah terbukti efisien dalam menggambarkan keterkaitan temporal yang

kompleks dalam data keuangan, menghasilkan estimasi harga yang tepat sedangkan *Long Short-Term Memory (LSTM)* adalah sebuah turunan dari algoritma *recurrent neural network* yang dirancang khusus untuk mengolah data sekuensial seperti teks, ucapan, atau data runtun waktu (Zhang et al., 2021). LSTM telah menjadi algoritma yang populer dalam prediksi harga karena kemampuannya dalam menangkap pola jangka panjang yang kompleks. model ini dapat mengingat informasi jangka panjang dari data historis harga, sehingga meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan (Ning et al., 2022).

Pada penelitian ini penulis menggunakan beberapa model deep learning machine untuk menguji dataset yang didapatkan dari Situs Kaggle. Evaluasi dan Validasi yang dilakukan untuk mendapatkan hasil terbaik menggunakan *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Squared Error (RMSE)* dan *Mean Squared Error (MSE)*. Nilai terkecil dari model tersebutlah yang nantinya akan menghasilkan nilai terbaik untuk memodelkan prediksi harga Emas di masa depan.

BAHAN DAN METODE

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dibagi menjadi 5 tahapan penelitian yaitu pengumpulan data, *preprocessing* data, Permodelan, Evaluasi, dan hasil penelitian. Tahapan dalam penelitian digambarkan pada Gambar 1.



Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)
Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada tahap pengumpulan data dilakukan pencarian dataset untuk penelitian ini. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder, histori harga *Open*, *High*, *low* dan *close* emas dari tahun 2012 hingga 2022 yang didapatkan dari situs www.kaggle.com/datasets/saikumartamminana/gold-price-prediction, dengan jumlah dataset sebanyak 2547 baris data. Data variabel digunakan untuk pemodelan dalam penelitian ini sebagai berikut:

- a. *Open* : Harga pembukaan, atribut ini menggambarkan dan menampilkan angka-angka pada harga pembukaan, yaitu harga pertama kali transaksi dilakukan pada hari itu.
- b. *High* : Harga tertinggi, merupakan kisaran harga pergerakan harian saham dimana investor memiliki keberanian atau rasionalitas untuk membeli atau menjual, jika diperoleh informasi bahwa harga saham akan melonjak, ini adalah peluang bagi investor untuk melakukan pembelian.
- c. *Low* : Harga terendah, kebalikan dari high jika diterima kabar bahwa tersebut akan turun, maka investor membuka penjualan.
- d. *Close*: Harga penutupan mencerminkan seluruh informasi yang tersedia bagi seluruh pelaku pasar (terutama institusional pelaku pasar dengan informasi yang lebih akurat) pada akhir transaksi dan variabel *close* akan digunakan sebagai variabel Y (Prediksi) dalam penelitian ini untuk memprediksi harga emas.

Setelah mendapatkan data, selanjutnya dilakukan *preprocessing* data dengan melakukan seleksi variabel, penghilangan *missing value* dan melakukan pembagian data *testing* dan data *training* dengan tujuan agar mendapatkan data yang berkualitas serta bisa digunakan dalam model prediksi yang akan digunakan (Pangestu et al., 2024).

Selanjutnya dilakukan permodelan dengan menggunakan model CNN, ANN, RNN, dan LSTM. Penggunaan model ini dikarenakan model-model tersebut yang sedang relevan dibandingkan dengan model yang lainnya, serta dapat mengurangi kesalahan prediksi pada dataset deret waktu dan dapat melakukan prediksi yang akurat terhadap suatu variabel (Sudriyanto et al., 2023). Pada tahap evaluasi dilakukan dengan mengevaluasi kinerja dari model-model tersebut menggunakan validasi MAE, MSE, dan RMSE. Adapun rumusnya ditunjukkan dengan persamaan (1) sampai (3)

$$MAE = \sum actual - prediction / n \tag{1}$$

$$MSE = \sum(actual - prediction)^2 / n \tag{2}$$

$$RMSE = \sqrt{\sum actual - prediction^2 / n} \tag{3}$$

Di mana *actual* merujuk pada harga awal, berarti *prediction* merujuk untuk perkiraan harga penutupan dan n mengacu pada total data dalam dataset.

Dalam penelitian ini, parameter yang dioptimalkan menggunakan Adam yang merupakan turunan dari metode Stochastic Gradient Descent (SGD), yang menggabungkan aspek dari RMSProp dan momentum. Optimasi RMSProp sendiri adalah teknik optimasi berbasis gradien yang digunakan

untuk melatih jaringan syaraf tiruan (Binekar et al., 2024).

Selanjutnya, untuk mengetahui hasil penelitian dilakukan dengan melihat perbandingan dari validasi MAE, MSE, dan RMSE dengan menentukan nilai terkecil dari masing-masing algoritma yang digunakan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan pengunduhan dataset *Gold Price Prediction* dari situs Kaggle. Deskripsi dataset pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Penelitian

	Date	Close/ Last	Volume	Open	High	Low
0	2022-10-28	1648.3	186519.0	1667.2	167.09	164.07
1	2022-10-27	1668.8	180599.0	1668.8	167.48	165.85
2	2022-10-26	1669.2	183453.0	1657.7	167.94	165.38
3	2022-10-25	1658.0	178706.0	1654.5	166.68	164.12
4	2022-10-24	1654.1	167448.0	1662.9	167.55	164.80
...
25	2012-11-06	1715.0	163585.0	1685.4	172.09	168.35
42	2012-11-05	1683.2	109647.0	1676.7	168.62	167.25
43	2012-11-02	1675.2	205777.0	1715.6	171.72	167.48
44	2012-11-01	1715.5	105904.0	1720.4	172.75	171.51
45	2012-10-31	1719.1	110928.0	1710.3	172.66	170.98

Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)

Dataset pada Tabel 1 dapat diketahui bahwa pada penelitian ini digunakan enam label yang terdiri dari *Date*, *Close/Last*, *Volume*, *Open*, *High* dan *Low*. Dataset yang digunakan terdiri dari 2546 data dengan rentang waktu 2012 - 2022. Selanjutnya dalam tahap *preprocessing*, dataset pada Tabel 1 dikurangi hingga menjadi total 2508 karena ada 38 baris data yang kosong. Kemudian dataset tersebut dibagi menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing* seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian *Data training & Testing*

Total data	Data training	Data testing
2508	2006	502

Sumber : (Hasil Penelitian, 2024)

Tabel 2 menjelaskan jumlah data yang digunakan sebanyak 2508 dibagi menjadi data *training* sebanyak 80% dan data *testing* sebanyak

20%. Tahap *modelling* pada penelitian ini menggunakan model algoritma ANN, CNN, RNN dan LSTM untuk menguji data *training* dan data *testing* sehingga hasil akhirnya menghasilkan model dari dataset yang diuji.

Untuk menguji model yang diterapkan, dalam penelitian ini menggunakan validasi yang umumnya digunakan pada dataset regresi untuk menilai nilai kesalahan terkecil. Model Evaluasi yang digunakan antara lain MAE, MSE, dan RMSE.

Dalam pengujian dataset pada penelitian ini menggunakan optimasi Adam dan optimasi RMSprop untuk pengujian model yang diterapkan. Evaluasi dari hasil penelitian yang diharapkan yaitu mencari nilai *error* paling kecil dari nilai MAE, MSE, dan RMSE. Pada penelitian ini menggunakan model optimasi Adam dan SGD. Hasil optimasi pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Evaluasi Model Menggunakan Optimasi Adam dan SGD

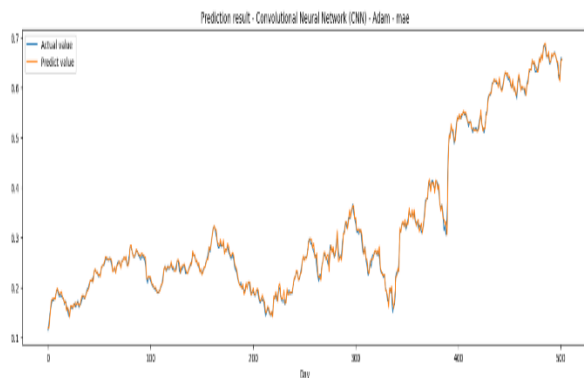
Model	Optima tion	MAE	MSE	RMSE
ANN	<i>Adam</i> ,	0.0056485	5.318892	0.0072930
	<i>Loss</i>	34163394	2724821	73613012
	<i>MAE</i>	4	45e-05	654
	<i>Adam</i> ,	0.0054522	4.965930	0.0070469
	<i>Loss</i>	51903603	4860834	35849064
	<i>MSE</i>	933	93e-05	821
	<i>SGD</i> ,	0.0146800	0.000279	0.0167076
	<i>Loss</i>	92205648	1448440	28319399
	<i>MAE</i>	755	592123	863
	<i>SGD</i> ,	0.0060241	6.609651	0.0081299
	<i>Loss</i>	75252278	3445427	76226621
	<i>MSE</i>	995	5e-05	299
CNN	<i>Adam</i> ,	0.0048487	4.345107	0.0065917
	<i>Loss</i>	17761305	9619612	43291392
	<i>MAE</i>	338	133e-05	053
	<i>Adam</i> ,	0.0053108	5.057794	0.0071118
	<i>Loss</i>	34944383	9835956	17618299
	<i>MSE</i>	294	56e-05	598
	<i>SGD</i> ,	0.0127011	0.000209	0.0144799
	<i>Loss</i>	10443962	6699075	82996905
	<i>MAE</i>	996	9067558	61
	<i>SGD</i> ,	0.0063495	7.300422	0.0085442
	<i>Loss</i>	28563988	9256507	51240249
	<i>MSE</i>	615	52e-05	64
RNN	<i>Adam</i> ,	0.0050348	4.721868	0.0068715
	<i>Loss</i>	48767576	3162563	85200124
	<i>MAE</i>	174	51e-05	023
	<i>Adam</i> ,	0.0058991	5.486655	0.0074071
	<i>Loss</i>	78095691	4063588	96099982
	<i>MSE</i>	2255	77e-05	014
	<i>SGD</i> ,	0.0105257	0.000164	0.0128182
	<i>Loss</i>	26352216	3085031	87840400
	<i>MAE</i>	278	5934869	086
	<i>SGD</i> ,	0.0062044	6.974032	0.0083510
	<i>Loss</i>	74660366	6773085	67403217
	<i>MSE</i>	221	9e-05	74
LSTM	<i>Adam</i> ,	0.0061267	6.655392	0.0081580
	<i>Loss</i>	91088888	2712004	58758798
	<i>MAE</i>	189	08e-05	202

Model	Optimasi	MAE	MSE	RMSE
Adam	Optimasi	0.0066260	7.606968	0.0087217
	Loss	97155522	9917892	93962132
	MSE	784	67e-05	6
SGD	Optimasi	0.0171492	0.000356	0.0188729
	Loss	14659607	1881367	47219509
	MAE	573	50381	224
Loss	Optimasi	0.0058466	6.183182	0.0078633
	Loss	57791180	9233698	21768419
	MSE	152	14e-05	383

Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Berdasarkan hasil pada Tabel 3, Model ANN dengan optimasi Adam mendapatkan nilai MAE terkecil 0.005452251903603933, nilai MSE terkecil 4.965930486083493e-05 dan nilai RMSE terkecil 0.007046935849064821. Model CNN dengan optimasi Adam mendapatkan hasil evaluasi dengan nilai MAE terkecil 0,004848717761305338, nilai MSE terkecil 4.3451079619612133, dan nilai RMSE terkecil 0.006591743291392053. Model RNN dengan optimasi Adam mendapatkan nilai MAE Terkecil 0.005034848767576174, nilai MSE terkecil 4.721868316256351e-05 dan nilai RMSE terkecil 0.006871585200124023. Sedangkan untuk nilai LSTM dengan optimasi Adam mendapatkan nilai MAE terkecil 0.005846657791180152, nilai MSE terkecil 6.183182923369814e-05 dan nilai RMSE terkecil 0.007863321768419383.

Melihat dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa model CNN adalah model yang terbaik karena mendapatkan nilai *Error* yang paling kecil. Sedangkan untuk referensi dari penelitian (Mohtasham Khani et al., 2021) nilai dari metode CNN mendapatkan nilai MAE Terkecil 0.04930, nilai MSE Terkecil 0.00430 dan nilai RMSE Terkecil 0.0663. Selain itu, dalam penelitian ini dilakukan visualisasi prediksi harga emas dengan model CNN, optimasi Adam, dan Loss MAE. Hasil visualisasi dapat dilihat pada Gambar 2.



Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)

Gambar 2. Visualisasi Prediksi Model CNN dengan Optimasi Adam, Loss MAE

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 2, dalam dataset prediksi harga emas yang diperoleh dari situs Kaggle, model CNN mampu memprediksi pola harga dengan tren harga naik, sesuai nilai sebenarnya. Penelitian ini dapat digunakan sebagai acuan sebelum melakukan transaksi pembelian emas oleh calon pembeli. Penelitian ini juga dapat berdampak langsung terhadap para investor sebagai pertimbangan dalam melakukan investasi pada sektor emas.

KESIMPULAN

Penelitian ini berfokus pada prediksi harga emas menggunakan model CNN, ANN, RNN dan LSTM. Dengan dataset *Gold Price Prediction* yang diambil dari situs Kaggle. Model terbaik untuk prediksi harga emas pada dataset adalah model CNN dengan Optimasi Adam dan Loss: MSE. Di mana nilai MAE paling kecil adalah 0,004848717761305338, nilai MSE paling kecil adalah 4.3451079619612133, dan nilai RMSE paling kecil adalah 0.006591743291392053. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan mengenai penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih terkini, menerapkan teknik *ensemble* yang memungkinkan untuk menggabungkan kelebihan beberapa model *deep learning*, mengeksplorasi beberapa model *deep learning* lainnya seperti *Transformer*.

REFERENSI

Ahzar, F. A., Qurniawati, R. S., & Nurohman, Y. A. (2023). Investasi Digital: Faktor Penentu dalam Keputusan Investasi. *Jurnal Ilmiah Infokam*, 19(1), 23-33.

Akbar, J. (2020). *Emas yang Semakin Berkilau di Masa Pandemi Virus Corona*. Kompas.Com. <https://www.kompas.com/tren/read/2020/07/29/070300865/emas-yang-semakin-berkilau-di-masa-pandemi-virus-corona?page=all>

Andriyawan, I., Asmarajati, D., & Suwondo, A. (2023). Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Instrumen Investasi Menggunakan Metode Simple Multi Attribute Rating Technique (SMART). *Biner: Jurnal Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 2(1), 66-75.

Azmi, U., Hadi, Z. N., & Soraya, S. (2020). ARDL Method: Forecasting Data Curah Hujan Harian NTB. *Jurnal Varian*, 3(2), 73-82.

Binekar, E. B., Raghuvanshi, A., Maindola, P., Bagra, M., Pradhan, N. R., & Khan, T. (2024). Robust and Predictive Deep Neural Networks for Stock Price Forecasting. *2024 3rd International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*.

- Demirel, U., Cam, H., & Unlu, R. (2021). Predicting stock prices using machine learning methods and deep learning algorithms: The sample of the istanbul stock exchange. *Gazi University Journal of Science*, 34(1), 63–82.
- Fadillah, F., Wibowo, S. A., Budiman, G., Elektro, F. T., & Telkom, U. (2020). *Aplikasi Berbasis Android Menggunakan Metode Support Vector Regression Design and Implementation of Stock Price Prediction in Android-*. 7(2), 3869–3876.
- Fawaz, H. I. (2020). Deep learning for time series classification. *arXiv preprint arXiv:2010.00567*.
- Fikri, H. A. (2023). Prediksi Harga Emas Dengan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 7(1), 182–189.
- Handayani, S., Malano, T., & Toresa, D. (2022). Convolutional Neural Network–Long Short Term Memory Untuk Prediksi Harga Emas Indonesia. *Indonesian Journal of Computer Science*, 11(3).
- Liu, Y., Lu, J., Yang, J., & Mao, F. (2020). Sentiment analysis for e-commerce product reviews by deep learning model of Bert-BiGRU-Softmax. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 17(6), 7819–7837.
- Nadir, R. A., & Sukmana, R. N. (2023). Sistem Prediksi Harga Emas Berdasarkan Data Time Series Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN). *Digital Transformation Technology*, 3(2), 426–437.
- Mohtasham Khani, M., Vahidnia, S., & Abbasi, A. (2021). A Deep Learning-Based Method for Forecasting Gold Price with Respect to Pandemics. *SN Computer Science*, 2(4), 1–12.
- Nurchaya, & Susilawati. (2021). Sistem Penunjang Keputusan Pemilihan Produk Investasi Reksa Dana Syariah Menggunakan Metode SMART dan SAW Decision Support System for Sharia Mutual Fund Investment Product Selection Using the SMART and SAW Methods. *Jurnal Informatika*, 4, 125–131.
- Panahi, M., Sadhasivam, N., Pourghasemi, H. R., Rezaie, F., & Lee, S. (2020). Spatial prediction of groundwater potential mapping based on convolutional neural network (CNN) and support vector regression (SVR). *Journal of Hydrology*, 588(May), 125033.
- Pangestu, C., Shaufiah, S., & Wijaya, R. (2024). X Spotify Cares Clustering Analysis using K-Means and K-Medoids. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(1), 497–507.
- Pipin, S. J., Purba, R., & Kurniawan, H. (2023). Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(4), 806–815.
- Sudriyanto, S., Syahro, F., & Fitriani, N. (2023). Perbandingan Performa Model Machine Learning Support Vector Machine, Neural Network, Dan K-Nearest Neighbors Dalam Prediksi Harga Saham. *Jurnal Advanced Research Informatika*, 2(1), 13–21.
- Tedjopurnomo, D. A., Bao, Z., Zheng, B., Choudhury, F. M., & Qin, A. K. (2022). A Survey on Modern Deep Neural Network for Traffic Prediction: Trends, Methods and Challenges. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 34(4), 1544–1561.
- Tholib, A., Agusmawati, N. K., & Khoiriyah, F. (2023). Prediksi Harga Emas Menggunakan Metode Lstm Dan Gru. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3), 620–627.
- Zhang, Y., Chu, G., & Shen, D. (2021). The role of investor attention in predicting stock prices: The long short-term memory networks perspective. *Finance Research Letters*, 38(January), 101484.