
PENERAPAN ALGORITMA BACKPROPAGATION DENGAN ADAM OPTIMIZER DALAM MEMPREDIKSI HARGA BITCOIN TERHADAP USD

Adi Andrian^{1*}, Oni Soesanto², Sigit Dwi Prabowo³
^{1,2,3} Universitas Lambung Mangkurat

***e-mail** corresponding author: adiandrian12@gmail.com

Abstract

Bitcoin is a currency that implements an online transaction system without involving banks. To investors, Bitcoin is seen as a promising investment instrument due to its consistent price increase every year. However, it is important to note that Bitcoin is also a high-risk investment instrument, requiring specific techniques to consider when making buy or sell decisions. Backpropagation is a method in Artificial Neural Networks known for its good ability to generate predictions. This method can adjust network weights to reduce prediction errors and does not require assumption testing to apply this method to data. The aim of this research is to implement the Backpropagation algorithm with the Adam Optimizer to predict Bitcoin prices against USD. This method will perform computational calculations to produce predictions close to the actual values. The research results in an optimal model with 5 input layers, 5 hidden layers, and 1 output layer. The training and testing data are divided with a ratio of 70% to 30%, and the maximum number of epochs used is 3000. The accuracy results using the backpropagation method optimized with the Adam Optimizer produced predictions with an average value of 46,346.91, a MAPE of 0.6962%, a MSE of 160,159.53, and a RMSE of 400.20.

Keywords: *Bitcoin, Investment, Prediction, Backpropagation, Adam Optimizer*

1. PENDAHULUAN

Pada tahun 2008, Satoshi Nakamoto memperkenalkan Bitcoin melalui paper berjudul "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System," yang memungkinkan transaksi online tanpa melibatkan pihak ketiga seperti lembaga keuangan. Inovasi ini membuka peluang baru bagi investor untuk terlibat dalam transaksi keuangan digital yang lebih mandiri [9]. Salah satu aktivitas utama dalam ekosistem Bitcoin adalah penambangan, di mana Bitcoin diproduksi dalam jumlah terbatas hingga mencapai 21 juta unit. Batasan ini menciptakan kelangkaan, yang berpotensi mendorong nilai Bitcoin di pasar investasi [18].

Investor tertarik pada Bitcoin sebagai instrumen investasi karena potensi keuntungannya, terutama melalui kenaikan harga terhadap mata uang fiat seperti USD. Namun, meskipun Bitcoin menawarkan peluang keuntungan, volatilitas harga yang tinggi dan risiko pasar yang signifikan juga menjadi perhatian. Oleh karena itu, analisis yang cermat sangat diperlukan untuk meminimalkan risiko dan mengoptimalkan keuntungan. Dua pendekatan yang umum digunakan dalam analisis investasi adalah *fundamental analysis* dan *technical analysis*, yang membantu investor membuat keputusan investasi yang lebih tepat [14,17].

Artificial Neural Network (ANN) adalah teknik pemrosesan informasi yang meniru mekanisme jaringan syaraf di otak manusia dan memiliki kemampuan untuk memproses dan menyimpan informasi melalui unit pemrosesan yang saling terhubung, disebut neuron buatan, melalui interkoneksi *artificial synapses* [16]. Teknik ini sering digunakan dalam *technical analysis* karena kemampuannya mengenali pola dengan cukup baik [6].

Menurut [10] algoritma *Backpropagation Neural Network* (BPNN) merupakan salah algoritma dengan arsitektur ANN yang telah terbukti efektif dalam meramalkan harga instrumen investasi. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan *Adam Optimizer* yang dikombinasikan dengan BPNN dapat menghasilkan akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan kombinasi optimasi lain, seperti RMProp [11]. Berdasarkan penemuan ini maka dilakukan penelitian yang bertujuan untuk menerapkan algoritma *Backpropagation* dengan *Adam Optimizer* dalam memprediksi harga Bitcoin terhadap USD, dengan harapan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dan informatif bagi investor.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Cryptocurrency

Cryptocurrency adalah media alat tukar yang tidak melibatkan pihak ketiga didalamnya dengan memanfaatkan cryptographic dalam proses transaksi keuangannya [1]. Bitcoin merupakan *Cryptocurrency* pertama yang diciptakan oleh Satoshi Nakamoto pada tahun 2009, dikenal karena memungkinkan transaksi tanpa keterlibatan pihak ketiga seperti bank. Dengan teknologi kriptografi, Bitcoin menjamin keamanan setiap transaksi penggunanya [9].

2.2. Fundamental Analysis In Cryptocurrency

Menurut [4], *fundamental analysis* digunakan untuk memprediksi harga saham dengan mempertimbangkan faktor-faktor *fundamental*. Dalam *cryptocurrency*, *fundamental analysis* berbeda karena tidak melibatkan laba atau laporan keuangan. Faktor yang digunakan meliputi: *Market Capitalization* (nilai total aset di pasar), *Volume Trading* (jumlah koin yang diperdagangkan), dan *Price* (tingkat return dalam transaksi) [15].

2.3. Technical Analysis

Menurut [12] *technical analysis* merupakan metode yang menggunakan analisis statistik dari aktivitas pasar sebelumnya untuk memprediksi pergerakan harga di masa depan.

2.4. Artificial Neural Network

Menurut [16] *Artificial Neural Network* (ANN) adalah model komputasi yang terinspirasi oleh sistem saraf makhluk hidup. ANN terdiri dari tiga lapisan utama: *Input Layer* menerima dan menormalisasi data untuk meningkatkan presisi, kemudian *Hidden Layers* menyaring dan mengekstrak pola dari data tersebut, dan *Output Layer* menghasilkan keluaran akhir berdasarkan pemrosesan sebelumnya

Berdasarkan arsitektur utamanya, *Artificial Neural Network* (ANN) terdiri dari empat jenis yaitu : *Single-Layer Feedforward Architecture*, *Multiple-Layer Feedforward Architectures*, *Recurrent or Feedback Architecture*, dan *Mesh Architectures*. Penelitian

ini akan menggunakan *Multiple-Layer Feedforward Architectures* untuk diimplementasikan pada algoritma BPNN.

2.5. Backpropagation

Backpropagation Artificial Neural Network (BPNN) adalah metode ANN berbasis *supervised learning* yang melatih jaringan untuk mengenali pola dan merespons pola input yang serupa namun tidak identik dengan pola pelatihan. BPNN terdiri dari tiga layer: *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* [19].

Proses *Backpropagation* terdiri dari dua fase utama yaitu: *training* dan *testing*

Training :

1. Inisialisasi bobot awal
2. *Forward Propagation*:
 - a. Setiap dari neuron pada *input layer* $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ menerima dan meneruskan sinyal x_i ke semua neuron pada layer selanjutnya (*hidden layer*).
 - b. Setiap dari neuron pada *hidden layer* $z_j, j = 1, 2, \dots, p$ akan menjumlahkan sinyal-sinyal dari *input layer* dengan persamaan berikut:

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i p_{ij} \quad (2.1)$$

Selanjutnya menghitung nilai *hidden layer*.

$$z_j = f(z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_j}}} \quad (2.2)$$

- c. Setiap dari neuron pada *output layer* $y_k, k = 1, 2, \dots, m$ yang diterima dari *hidden layer* akan menjumlahkan bobotnya dengan sinyal *input* masing-masing menggunakan persamaan berikut:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.3)$$

Kemudian menghitung nilai *ouput layer*.

$$y_k = f(y_{in_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_k}}} \quad (2.4)$$

3. *Backward Propagation*
 - a. Menghitung faktor *error output layer*:

$$\Delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.5)$$

Menghitung nilai *gradient descent* dengan nilai neuron *hidden layer*.

$$g_{t_{jk}} = \Delta_k z_j \quad (2.6)$$

$$g_{t_{0k}} = \Delta_k \quad (2.7)$$

- b. Menghitung faktor *error hidden layer*:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \Delta_k w_{jk} \quad (2.8)$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} z_j (1 - z_j) \quad (2.9)$$

Menghitung nilai *gradient descent* dengan nilai neuron *input layer*.

$$g_{t_{ij}} = \delta_j x_i \quad (2.10)$$

$$g_{t_{0j}} = \delta_j \quad (2.11)$$

2.6. Normalisasi Min-Max

Normalisasi *min-max* adalah metode mengubah data ke skala 0 hingga 1. Menurut [3], metode *min-max normalization* mentransformasi data dengan persamaan:

$$x(\text{new}) = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.12)$$

Untuk denormalisasi, digunakan persamaan:

$$x_i = x_i(\text{new})(\max(x) - \min(x)) + \min(x) \quad (2.13)$$

2.7. Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) adalah akar kuadrat dari MSE (*Mean Square Error*) yang menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi pada skala yang sama dengan nilai target. Nilai RMSE yang lebih rendah menandakan hasil prediksi yang lebih baik [2].

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (2.14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (2.15)$$

2.8. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean absolute percentage error (MAPE) adalah metode yang digunakan untuk menilai tingkat keakuratan dari suatu prediksi, adapun persamaan MAPE sebagai berikut [5].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|y_k - \hat{y}_k|}{y_k} \times 100\% \quad (2.16)$$

Tabel 1. Interpretasi Nilai MAPE

Range MAPE	Arti Nilai
< 10%	Kemampuan model peramalan sangat baik
10% – 20%	Kemampuan model peramalan baik
20% – 50%	Kemampuan model peramalan layak
> 50%	Kemampuan model peramalan buruk

Sumber: [8]

2.9. Adam Optimizer

Adam Optimizer adalah algoritma gabungan dari metode AdaGrad dan RMSprop [7]. Algoritma ini bekerja dengan menghitung *learning rate* adaptif individu untuk setiap parameter bobot dan bias dari estimasi momen pertama dan moment kedua dari gradien. Digunakan nilai $\beta_1 = 0.9$ dan $\beta_2 = 0.999$ untuk menentukan nilai rata-rata gerak. Perhitungan *Adam Optimizer* sebagai berikut [13].

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.17)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.18)$$

Untuk memperbaiki bias atau yang disebut *bias correction step* digunakan persamaan berikut.

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (2.19)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (2.20)$$

Untuk memperbaharui parameter bobot dan bias digunakan persamaan berikut.

$$w_t = w_{t-1} - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \quad (2.21)$$

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data kuantitatif harga tukar Bitcoin terhadap USD dengan kode koin BTC-USD yang mencakup periode pengamatan dari 1 Januari 2021 sampai dengan 31 Oktober 2023, dengan total 1.034 pengamatan. Data diperoleh melalui *website coinmarketcap.com*. Variabel yang digunakan adalah *Open* (X_1), *High* (X_2), *Low* (X_3), *Trade Volume* (X_4), *MarketCap* (X_5), dan *Close* (Y). Tahapan dalam melakukan pengolahan data pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Melakukan pembagian data secara acak menjadi data *testing* dan *training*, dilanjutkan dengan normalisasi data serta penentuan nilai awal parameter *Backpropagation* dan nilai bobot awal secara acak.
2. Melakukan proses *forward propagation* menggunakan data *training*.
3. Melakukan proses *backward propagation* menggunakan data *training*.
 - a. Melakukan perubahan bobot dan bias antara *hidden layer* dan *output layer*, dan juga bobot dan bias pada *input layer* dan *hidden layer*, menggunakan *Adam Optimizer*.
4. Melakukan proses *forward propagation* menggunakan data *testing*.
5. Melakukan denormalisasi data hasil prediksi.
6. Menghitung nilai MSE, RMSE dan MAPE.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pembagian Data *Training* dan Data *Testing*

Data akan dibagi menjadi dua, yaitu 70% untuk *training* dan 30% untuk *testing*.

4.2. Normalisasi

Sebelum proses *Backpropagation*, data perlu dinormalisasi karena fungsi aktivasi sigmoid biner menghasilkan nilai antara 0 dan 1. Oleh karena itu, digunakan Normalisasi *Min-Max* untuk mengonversi data ke rentang 0 hingga 1, memastikan konsistensi perhitungan. Hasil normalisasi 5 data teratas untuk data *training* disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Normalisasi Data *Training*

No	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
1	0,302	0,314	0,304	0,323	0,053	0,294
2	0,17	0,153	0,165	0,164	0,104	0,176
3	0,752	0,757	0,756	0,788	0,148	0,739
4	0,148	0,154	0,142	0,159	0,044	0,154
5	0,083	0,07	0,078	0,076	0,123	0,085

4.3. Inisialisasi Parameter Backpropagation

Model BPNN disesuaikan melalui 12 simulasi dengan variasi jumlah hidden layer (3, 5, 10), epoch (1000, 3000), dan pembagian data (30% dan 20% *testing*). Setiap simulasi menggunakan learning rate 0,001 dan toleransi 0,00001. Tujuannya adalah menemukan kombinasi parameter terbaik untuk model BPNN dengan *Adam Optimizer*. Berikut hasil nilai MAPE dari setiap simulasi.

Tabel 3. Hasil Simulasi

<i>Hidden Layer</i>	<i>Epoch</i>	<i>Training</i>	<i>Testing</i>	MAPE
3	1000	70%	30%	1,0839
3	1000	80%	20%	1,0840
3	3000	70%	30%	1,0367
3	3000	80%	20%	1,0241
5	1000	70%	30%	1,2338
5	1000	80%	20%	0,7716
5	3000	70%	30%	0,6962
5	3000	80%	20%	0,8187
10	1000	70%	30%	0,7121
10	1000	80%	20%	0,7103
10	3000	70%	30%	0,8173
10	3000	80%	20%	0,7935

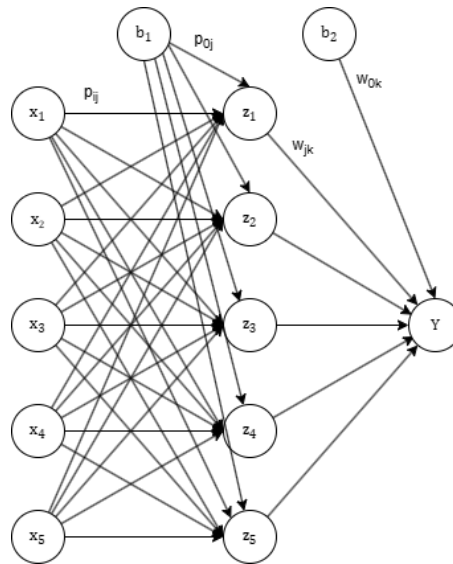
Berdasarkan Tabel 3, nilai MAPE terendah sebesar 0,6962% Sehingga diperoleh nilai parameter BPNN yang optimal 5 *hidden layer*, 3000 *epoch*, dengan pembagian data *training* sebesar 70% dan data *testing* sebesar 30%. Sehingga didapatkan nilai parameter BPNN yang optimal.

4.4. Inisialisasi Bobot Backpropagation

Pada BPNN, setiap koneksi antar neuron memiliki nilai bobot dan bias. Jumlah bobot dan bias diatur sesuai dengan struktur model yang telah ditentukan sebelumnya. Dalam tahapan ini bobot di tentukan secara acak.

4.5. Proses Backpropagation

Pada tahapan ini proses *training* dan *testing backpropagation* dikerjakan menggunakan *python*, model parameter serta bobot yang digunakan adalah model yang telah ditentukan pada tahap sebelumnya. *Adam Optimizer* digunakan sebagai metode optimasi untuk melakukan pembaharuan bobot pada setiap iterasi. Adapun model arsitektur yang digunakan sebagai berikut:



Gambar 1. Arsitektur BPNN 5-10-1

Proses *training* dilakukan sebanyak 3000 epoch dengan nilai MSE yang diperoleh sebesar 0,0000181. Proses *training* berhenti dikarenakan jumlah epoch yang dilakukan sudah mencapai batas yang ditentukan awal yaitu sebanyak 3000 epoch. Selama proses *training*, bobot dan bias pada jaringan saraf diperbarui secara iteratif dengan bantuan *Adam Optimizer* untuk meminimalkan nilai MSE. Dengan berakhirnya *training* pada epoch ke-3000, bobot dan bias yang diperoleh adalah hasil dari proses pembelajaran tersebut, dengan bobot dan bias yang diperoleh sebagai berikut:

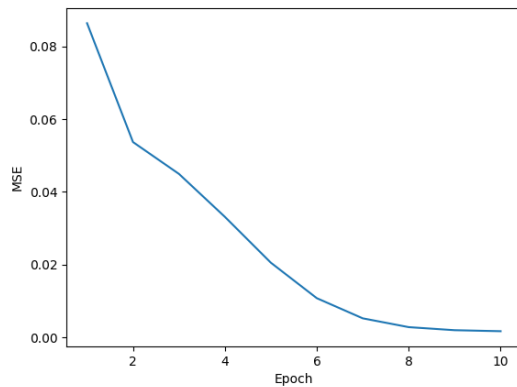
Tabel 4. Bobot dan Bias *Epoch Ke-3000 Input Layer – Hidden Layer*

j \ i	1	2	3	4	5
0	-7,106	3,241	1,410	0,310	0,191
1	-0,301	0,444	0,457	0,316	-4,717
2	0,902	-0,312	-0,383	-1,239	8,179
3	0,699	0,695	-0,232	-1,740	2,302
4	0,139	-0,073	-0,044	-0,781	-1,578
5	4,638	-2,948	-2,641	-3,546	25,868

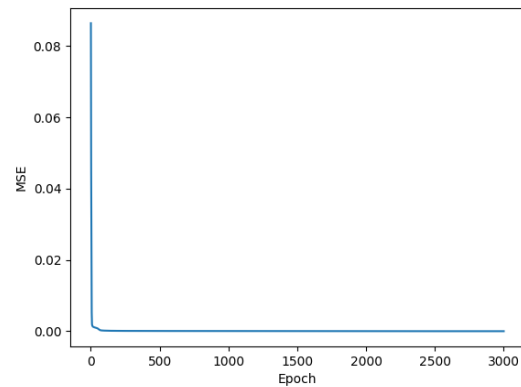
Tabel 5 Bobot dan Bias *Epoch Ke-3000 Hidden Layer – Output Layer*

k \ j	0	1	2	3	4	5
	0	1	2	3	4	5
1	-0,285	9,142	-2,770	-2,086	-3,482	3,854

Berikut ditampilkan nilai MSE pada setiap *epoch* disajikan dalam bentuk grafik dapat dilihat pada Gambar 2. Pada Gambar 2(a) dapat dilihat bahwa penurunan nilai MSE yang signifikan terjadi pada 5 *epoch* awal saja, kemudian mulai menurun secara perlahan pada *epoch-epoch* selanjutnya seperti yang ditampilkan pada Gambar 2(b).



(a)



(b)

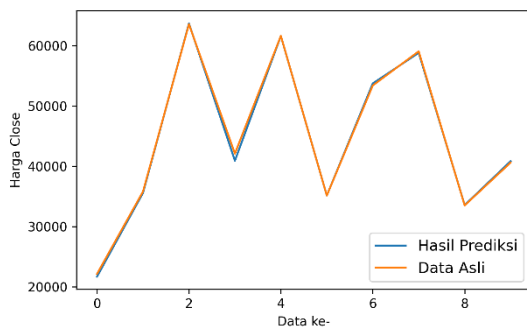
Gambar 2. Konvergensi Proses *Training* (a) 10 epoch (b) 3000 epoch

Setelah *training* selesai dan bobot serta bias baru diperoleh, tahap selanjutnya adalah *testing*. Pada tahap ini, dilakukan *feedforward propagation* dengan bobot dan bias yang baru. Hasil testing yang telah dinormalisasi menunjukkan rata-rata nilai prediksi sebesar 46346,91, seperti yang ditampilkan pada Tabel 6.

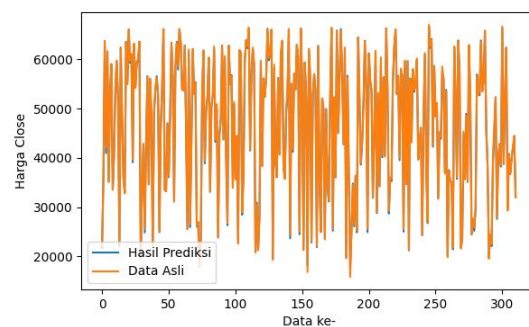
Tabel 6. Hasil Proses *Testing*

Data ke-	Nilai Prediksi	Nilai Asli	Error
1	21710,90	22164,98	454,084
2	35573,55	35806,29	232,742
3	63676,29	63548,73	127,564
4	40920,73	42090,49	1169,757
5	61581,57	61607,27	25,703
⋮	⋮	⋮	⋮
308	36694,79	36777,02	82,227
309	39913,96	39740,30	173,657
310	42051,93	42397,03	345,108
311	43697,68	44491,77	794,087
312	32054,21	32025,55	28,657

Berikut juga di grafik plot untuk membanding hasil prediksi yang dibandingkan dengan data sebenarnya sebagai berikut.



(a)



(b)

Gambar 3. Plot Perbandingan Nilai Prediksi dengan Nilai Asli (a) 10 data pertama (b) keseluruhan data

Berdasarkan Gambar 3 terlihat bahwa hasil prediksi dan nilai asli sangat berdekatan, menunjukkan bahwa nilai prediksi mendekati nilai sebenarnya. Ini berarti error pada prediksi terbilang kecil untuk skala data ini. Hal ini didukung dengan nilai MAPE yang diperoleh sebesar 0,6962%, kemudian nilai MSE sebesar 160159,53, serata RMSE sebesar 400,20. Berdasarkan nilai MAPE yang diperoleh dapat disimpulkan bahwa jika nilai MAPE berada di bawah 10%, itu menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam prediksi. Oleh karena itu, hasil yang diperoleh dari metode *Backpropagation* dengan *Adam Optimizer* menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang baik. Hal ini menegaskan kecocokan metode tersebut untuk memprediksi harga Bitcoin terhadap USD.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diatas, dapat disimpulkan bahwa, dari 12 simulasi yang dilakukan pada penerapan algoritma *Backpropagation* dengan *Adam Optimizer*, maka diperoleh model paling optimal adalah menggunakan model 5-5-1 dengan 3000 epoch maksimal dan pembagian 70% data training, 30% data testing. Model tersebut menghasilkan prediksi harga Bitcoin terhadap USD yang baik dan efektif. prediksi yang dihasilkan yaitu memiliki nilai rata-rata sebesar sebesar 46346,91. Serta berdasarkan model optimal tersebut diperoleh nilai MAPE sebesar 0,6962%, MSE sebesar 160159,53 dan RMSE sebesar 400,20. Sehingga berdasarkan nilai-nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma *Backpropagation* dengan *Adam Optimizer* dalam memprediksi harga Bitcoin terhadap USD dapat dikatakan cukup akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Doran, M. 2015. *A Forensic Look at Bitcoin Cryptocurrency*.
- [2] Hayuningtyas, Yulia R., and R. Sari. 2020. "Implementasi Data Mining Dengan Algoritma Multiple Linear Regression Untuk Memprediksi Penyakit Diabetes." *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI* 8: 40–44.
- [3] Henderi, Wahyuningsih T., and E. Rahwanto. 2021. "Comparison of Min-Max Normalization and Z-Score Normalization in the K-nearest Neighbor (KNN) Algorithm to Test the Accuracy of Types of Breast Cancer." *International Journal of Informatics and Information System* 13–20.
- [4] Husnan, S. 2003. *Dasar-Dasar Teori Portofolio dan Analisis Sekuritas*. Yogyakarta: UPP AMP YKPN.
- [5] Jadon, A., A. Patil, and S. Jadon. 2022. *A Comprehensive Survey of Regression Based Loss Functions for Time Series Forecasting*.

- [6] Jayadianti, H., T. A. Cahyadi, N. A. Amri, and M. F. Pitayandanu. 2020. "Metode Komparasi Artificial Neural Network Pada Prediksi Curah Hujan - Literature Review." *Jurnal Tekno Insentif* 48–53.
- [7] Kingma, D. P., and J. L. Ba. 2015. "Adam: A Method for Stochastic Optimization." *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*: 1–15.
- [8] Lewis, C. D. 1998. *International and Business Forecasting Methods*. London.
- [9] Nakamoto, S. 2008. "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System." *Transforming Government: People, Process and Policy*.
- [10] Novita, A. 2016. "Prediksi Pergerakan Harga Saham pada Bank Terbesar di Indonesia dengan Metode Backpropagation Neural Network." *Jurnal Ilmiah Informatika dan Sistem Informasi* 965–972.
- [11] Nuhaida, I., M. Sobiri, and S. Jaya. 2023. "Optimasi Prediksi Cryptocurrency Menggunakan Pendekatan Deep Learning." *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics* 197–204.
- [12] Ong, E. 2016. *Technical Analysis For Mega Profit*. Jakarta: Gramedia.
- [13] Rahayu, I. M., A. Yusuf, and M. Ridwan. 2020. "Prediksi Kesiapan Sekolah Menggunakan Machine Learning Berbasis Kombinasi Adam dan Nesterov Momentum." *Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)* 1273–1280.
- [14] Royadi, M. A. 2023. *Prediksi Harga Saham Pada Kelompok Indeks IDX30 di Bursa Efek Indonesia Menggunakan Metode Backpropagation Dengan Optimasi RMSProp*. Banjarbaru: Muhammad Azwar.
- [15] Sihombing, S., M. R. Nasution, and I. Sadalia. 2021. "Analisis Fundamental Cryptocurrency Terhadap Likuiditas Harga: Studi Kasus Tahun 2019-2020." *Jurnal Akuntansi, Keuangan, dan Manajemen (Jakman)* 213–224.
- [16] Silva, I. N. Da, D. H. Spatti, R. A. Flauzino, L. H. B. Liboni, and S. Franco dos Reis Alves. 2017. *Artificial Neural: A Practical Course*. Switzerland: Springer International.
- [17] Spurr, A., and M. Ausloos. 2021. "Challenging Practical Features of Bitcoin by the Main Altcoins."
- [18] Thosal, R. 2023. *Tinjauan Hukum Ekonomi Internasional Terhadap Kebijakan Penggunaan Bitcoin Sebagai Legal Tender di Negara El Salvador*. Makasar.

- [19] Wadi, H. 2021. *Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Menggunakan Python GUI: Studi Kasus Prediksi Kurs Jual Rupiah Terhadap USD*. Turida Publisher.