

Forecasting Saham Perbankan Dengan Penerapan Multilayer Backpropagation Neural Network

I Putu Ryan Paramaditya^{a1}, Cokorda Rai Adi Prammartha^{a2}, I Gede Arta Wibawa^{a3},
I Gede Santi Astawa^{a4}, Ida Bagus Gede Dwidasmaras^{a5}, I Dewa Made Bayu Atmaja Darmawan^{a6}

^aInformatics Department, Faculty of Mathematics and Natural Sciences,
Udayana University
Badung, Bali, Indonesia

¹ryanparamaditya@gmail.com

²cokorda@unud.ac.id

³gede.arta@unud.ac.id

⁴santi.astawa@unud.ac.id

⁵dwidasmaras@unud.ac.id

⁶dewabayu@unud.ac.id

Abstract

The use of the Neural Network algorithm with Backpropagation is used to predict stock price data based on the closing price of the following day, as a reference for buying shares in the future. The time-series dataset that was utilized includes stock data from Yahoo Finance for state-owned banks including Bank BNI (BBNI). Based on the findings from the model training, the lowest loss was 0.0011 at epoch 29, 33, 41, 43, 46, 47, and 49 and the highest was 0.0243 at epoch 0. The lowest Val Loss was 0.0011 at epoch 5, 10, and 46 and the highest was 9.555 at epoch 44. The model test score results showed a Median Absolute Error (MAE) of 85.57 and a Mean Absolute Error Percent (MAE%) of 1.97%. Root Mean Squared Error (RMSE) is 103.85 and Root Mean Squared Error Percent (RMSE%) is 2.39%. This score is considered good because it is below 50%. Prediction results reach an average of above 90%. To get the best prediction results, the percent change must be above -4.35% and the percentage above 95.65%.

Keywords: Stocks, Forecasting, Time Series, Close Price, Neural Network, Backpropagation.

1. Introduction

Saham merupakan jenis investasi yang salah satunya populer di seluruh dunia, termasuk Indonesia yang berkontribusi pada pertumbuhan ekonomi dan pendapatan negara, dengan berbagai jenis saham seperti indeks, reksadana, bahkan ETF [1]. Saham memiliki tingkat risiko yang cukup rendah, dan volatilitas yang masih dapat dipertahankan [2], asalkan kita memahami cara berinvestasinya. Indonesia mempunyai aturan dan jaminan untuk investasi saham. Dengan membeli saham, kita dapat menjaga perputaran uang yang kita miliki dan dapat melipatgandakan aset kita [3]. Berdasarkan pada data Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI) bahwa saat ini terdapat 4 juta investor saham di pasar modal Tanah Air. Pada akhir Juni 2022, terdapat 4.002.289 investor saham, naik 15,96% dari 3.451.513 pada akhir tahun 2021. Pada akhir semester I 2022, terdapat 81,64% investor saham berusia di bawah 40 tahun yang mendominasi, terutama kalangan milenial dan generasi Z, dengan nilai aset sebesar Rp 144,07 triliun [4].

Pada penelitian sebelumnya, telah dilakukan oleh Ramadhan dan Pamuji tahun 2022 dalam membandingkan penggunaan *Neural Network* dan Regresi Linier dalam analisis algoritma *Forecasting* untuk memprediksi harga saham BMRI. Berdasarkan data yang dikumpulkan tersebut, bahwa *Neural Networks* merupakan prediktor yang lebih akurat dibandingkan Regresi Linier [5]. Kemudian, penelitian yang dilakukan Saifuddin dan Hermawan tahun 2019 menggunakan *Artificial Neural Network* dalam melakukan prediksi harga saham BBRI dengan memanfaatkan empat atribut: nilai *open*, *high*, *low* sebagai prediktor dan *close* sebagai kelas. Maka algoritma *Artificial Neural Network* mampu menghasilkan prediksi yang terbaik dengan mengoptimalkan nilai parameter yang diberikan untuk mengantisipasi harga saham Bank BRI dengan jumlah 16 neuron, dan nilai RMSE program adalah 0,266 +/- 0,000 [6]. Penelitian yang

pernah dilakukan oleh Santoso dan Hansun tahun 2019 bertujuan dalam peramalan IHSG dengan *Backpropagation Neural Network*. Bahwa pendekatan peramalan *Backpropagation* menggunakan nilai pengujian MSE minimum, sehingga memberikan hasil peramalan yang cukup baik. Dimana hasil pengujian MSE sebesar 320.49865083640924, dan learning rate yang digunakan sebesar 0.3 [7].

Dari berbagai penelitian tersebut, permasalahan yang dihadapi yaitu, kompleksitas data yang dimana data harga saham memerlukan metode yang sesuai untuk melakukan suatu prediksi. Pada akurasi prediksi yang masih bisa ditingkatkan sehingga hasil prediksi mendekati dengan nilai aktualnya yang mempengaruhi hasil *forecasting*. serta memperhatikan faktor eksternal yang mempengaruhi pergerakan harga saham. Maka dari itu, penelitian ini dilakukan untuk mengoptimalkan kompleksitas data yang bermula proses pengambilan data secara manual menjadi otomatisasi melalui API sehingga data harga saham dapat yang terbaru secara terus-menerus. Kemudian penggunaan metode *Backpropagation Neural Network* diharapkan dapat memperbaiki tingkat akurasi dalam melakukan prediksi yang mendekati nilai sebenarnya dengan tingkat eror yang rendah.

Forecasting adalah salah satu aplikasi umum dari analisis deret waktu. digunakan banyak skenario aplikasi dalam penjualan ritel, indikator ekonomi, perkiraan cuaca, pasar saham, dan lainnya [8]. *Neural Network* digunakan untuk mengenali pola dan hubungan pada data dalam jumlah besar, dan algoritma tersebut dapat diterapkan untuk memprediksi kenaikan dan penurunan harga saham [9]. *Backpropagation* merupakan salah satu metode yang digunakan pada *neural network* untuk proses pelatihan yang unggul dalam kemampuan pembelajarannya [10]. Dalam melakukan regresi pada *neural network* menggunakan pendekatan secara *non-linear regression* yang disebut sebagai *General Regression Neural Network* (GRNN). Dimana estimasi pada nilai output ditentukan oleh nilai input [11]. LSTM (*Long Short Term Memory*) digunakan dalam mempelajari dependensi jangka panjang yang sangat tepat untuk mengklasifikasikan, pemrosesan, dan pembuatan prediksi dengan menggunakan data deret waktu [12].

2. Research Methods

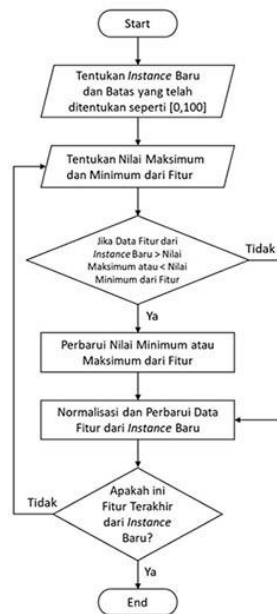
2.1. Akuisisi Data

Tabel 2.1 Dataset Saham Bank BNI (BBNI)

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
01/01/2018	4950	4950	4950	4950	3651,7073	0
02/01/2018	4950	5000	4837,5	4887,5	3605,6001	24868000
03/01/2018	4887,5	4900	4687,5	4712,5	3476,4995	53786400
04/01/2018	4675	4712,5	4575	4700	3467,2783	50780200
05/01/2018	4700	4725	4625	4650	3430,3921	46092600
...
21/02/2023	4575	4600	4525	4525	4150,8252	72588200
22/02/2023	4500	4525	4400	4425	4059,0945	92300400
23/02/2023	4425	4500	4400	4475	4104,96	52724200
24/02/2023	4500	4562,5	4450	4450	4082,0271	53277000
27/02/2023	4450	4500	4425	4475	4104,96	48120000

Dilihat pada Tabel 2.1 dimana merupakan data harga saham Bank BNI (BBNI) kategori perbankan BUMN berasal dari *Yahoo Finance*, pada 01 Januari 2018 hingga tanggal 28 Februari 2023 dengan jumlah data 1289 data. Dalam penelitian ini, menerapkan metode Kuantitatif pada dataset yang digunakan yaitu bertipe *time-series* karena berupa data harga perdagangan saham yang terdiri atas waktu transaksi, harga buka (*Open*), harga tertinggi (*High*), harga terendah (*Low*), harga tutup (*Close*), harga tutup yang disesuaikan (*Adj Close*), dan volume transaksi.

2.2. Preprocessing Data



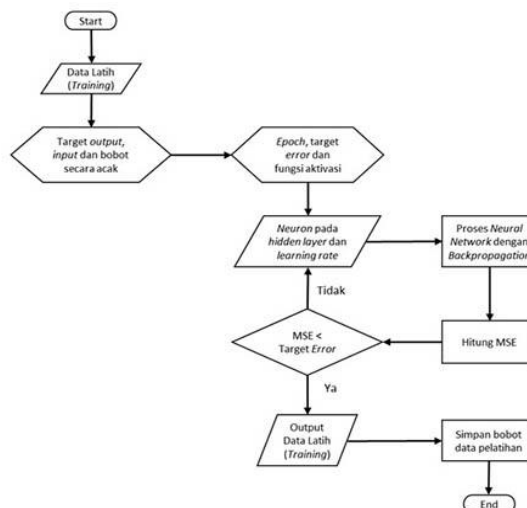
Gambar 2.1 Alur proses dari *pre-processing* data dengan *MinMaxScaler*.

Pada *flowchart* yang dilihat pada Gambar 2.1 dalam melakukan *pre-processing* data yang diawali dengan pemilihan fitur yang dibutuhkan pada dataset. Proses normalisasi data dengan *MinMaxScaler* pada data harga yang diset pada kisaran antara 0 dan 1. Kemudian melakukan pembagian data menjadi data latih (*training*) sebesar 80% dan 20% data lainnya sebagai data uji (*testing*) yang merujuk pada penelitian dari R. Meidyta [13].

2.3. Pelatihan Model

Dalam melakukan pelatihan model pada *Neural Network* dengan metode *Backpropagation* yang terlihat pada Gambar 2.2, dimana alur proses pelatihan model dijelaskan sebagai berikut ini [13]:

- Inisialisasikan target *output*, *input*, dan bobot secara acak.
- Menetapkan *epoch* maksimum, target *error* dan fungsi aktivasi pada *hidden* dan *output layer*.
- Masukan jumlah *neuron* pada *hidden layer* dan *learning rate*.
- Menghitung MSE untuk pengujian *neuron* pada *hidden layer*
- Jika nilai MSE < target *error*, maka prosedur pelatihan akan berakhir.
- Simpan bobot data pelatihan untuk proses pengujian.



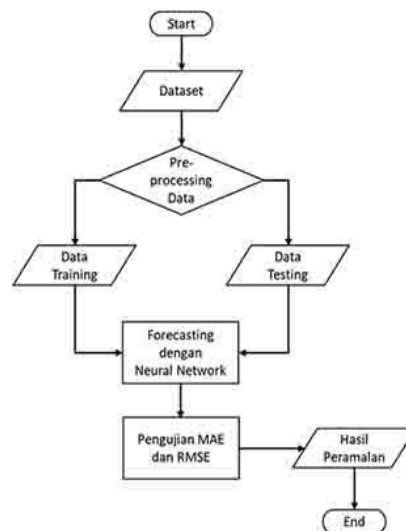
Gambar 2.2 Alur proses dari model NN dengan metode *Backpropagation*.

2.4. Pengujian Model

Melakukan proses pengujian pada model NN dengan metode *Backpropagation* dengan cara Inialisasikan input dari data pengujian, lalu menetapkan bobot hasil pelatihan, kemudian lakukan pengujian data. Setelah adanya hasil perkiraan data pengujian, dilakukan perhitungan nilai keakuratan suatu model prediksi yang diterapkan dalam memprediksi saham tersebut dengan MAE dan RMSE. Semakin kecil nilai MAE dan RMSE, maka semakin baik dalam melakukan akurasi pada model yang digunakan [14] [15].

2.5. Gambaran Alur Penelitian

Pada *flowchart* yang terdapat pada Gambar 2.3, proses metode dalam membangun program tersebut dalam memprediksi saham tersebut, Pertama mengumpulkan data-data yang digunakan pada penelitian, kemudian melakukan *preprocessing data* kepada data-data tersebut dan memisahkan datanya sebagai data latih (*training*) dan data uji (*testing*), kemudian membangun program dengan menerapkan algoritma *Neural Network* dalam melakukan proses prediksi (*forecasting*), dengan *backpropagation*. Melakukan pengujian error dengan MAE dan RMSE pada masing-masing data saham yang sudah dilakukan prediksi yang ditampilkan dengan hasil angka dan grafik [16].



Gambar 2.3 Alur penelitian prediksi data saham.

2.6. Implementasi Sistem

Pada implementasi *Forecasting* yang digunakan bahasa pemrograman *Python* dengan framework *Jupyter Notebook* dan *Streamlit* sehingga python bisa berjalan sebagai back-end pada sistem berbasis web dengan *localhost*

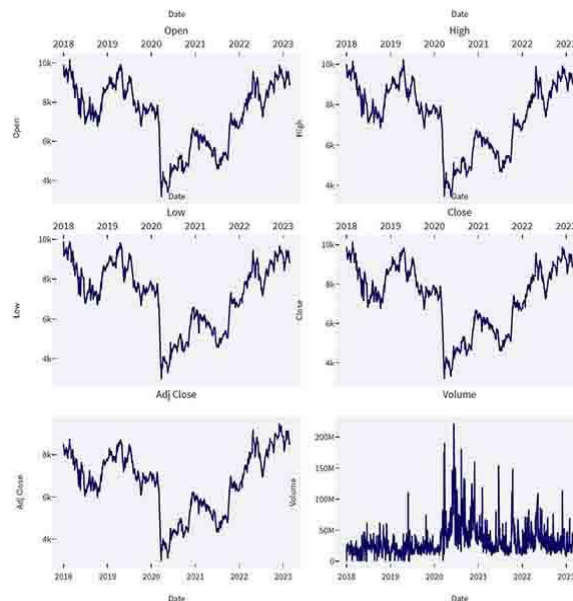
3. Result and Discussion

3.1. Hasil Akuisisi Data

Pada hasil mengakuisisi data tersebut, dapat melihat dataset secara keseluruhan yang telah dieksplorasi sebelum melakukan pengolahan data. Data tersebut yang digunakan dari data harga buka, tertinggi, terendah dan harga tutup pada saham Bank BNI (BBNI.JK) dengan periode tahun 2018 sampai awal 2023 dengan jumlah data 1289 data. Melakukan eksplorasi data pada dataset BBNI.JK untuk mengetahui perbandingan keseluruhan harga saham dari tahun 2018 hingga tahun saat ini, baik itu harga buka (*open*), tinggi (*high*), rendah (*low*), tutup (*close*), *adj close* dan juga volume transaksi, dalam bentuk plot grafik.

Dilihat pada Gambar 3.1 menunjukkan data harga saham, bahwa harga buka (*open*) tertinggi adalah 10.175 pada periode Februari 2018, dan terendah adalah 3.160 pada periode Maret 2020. Harga tinggi (*high*) tertinggi adalah 10.250 pada periode April 2019, dan terendah adalah 3.410 pada periode Mei 2020. Harga rendah (*low*) tertinggi adalah 9.900 pada periode Desember 2017 dan Februari 2018, dan terendah adalah 2.970 pada periode Maret 2020. Harga tutup (*close*) tertinggi adalah 10.175 pada periode Mei 2018, dan terendah adalah 3.160

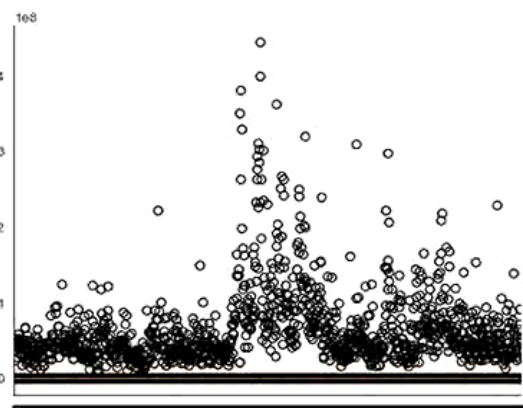
pada periode Maret 2020. *Adj Close* tertinggi adalah 9.900 pada periode November 2022 dan terendah adalah 2.951 pada periode Maret 2020. Pada *volume* transaksi tertinggi adalah 222 juta pada periode Juni 2020.



Gambar 3.1 Grafik harga buka (*open*), rendah (*low*), tutup (*close*), *Adj Close* dan *Volume*.

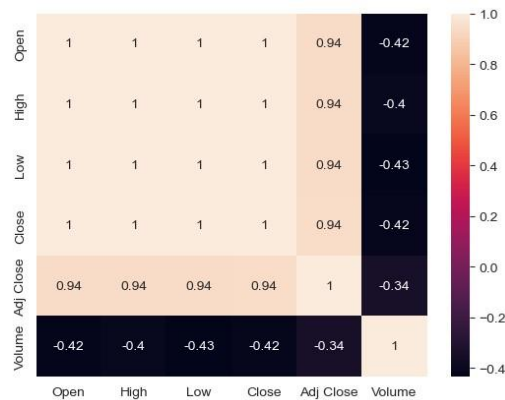
3.2. Preprocessing Data

Pada tahapan *preprocessing* data hal pertama yang dilakukan yaitu, Melihat persebaran data yang dihasilkan berdasarkan pada hasil akuisisi data, dilihat pada Gambar 3.2 masih banyaknya data yang bernilai nol pada tabel data ketika data awalan diambil dengan API dari *library yahoo finance* yang digambarkan pada pola grafik. Pada titik data yang mewakili nilai individu dalam set data masih terkonsentrasi di bagian bawah grafik pada garis referensi dengan posisi antara nilai 0 dan 1, sementara pada titik data yang lain tersebar lebih tinggi di sumbu y hingga posisi nilai 4 yang menunjukkan juga terdapat variasi dalam data.



Gambar 3.2 Plot persebaran data pada harga saham sebelum dinormalisasi.

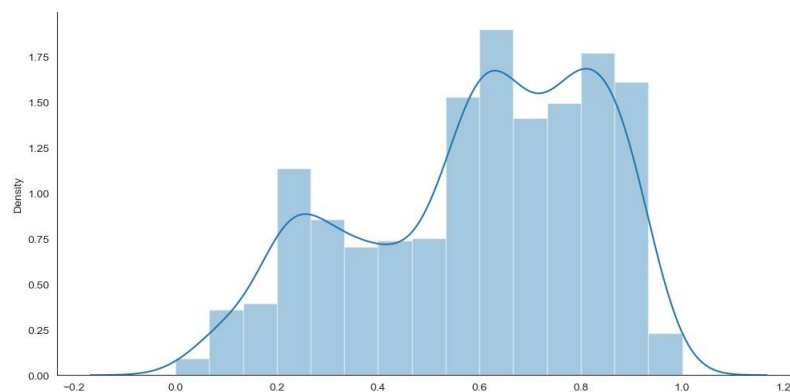
Melakukan korelasi data pada data saham Bank BNI (BBNI.JK) dilihat pada Gambar 3.3, dengan data dan fitur data yang digunakan yaitu *Open*, *High*, *Low*, *Close* memiliki nilai korelasi 1, pada *Adj Close* memiliki nilai korelasi keseluruhan 0.94 yaitu sangat baik, sedangkan untuk *Volume* memiliki nilai korelasi keseluruhan antara -0.44 hingga -0.39. Sehingga disimpulkan bahwa dalam melakukan prediksi harga saham tersebut menggunakan fitur yaitu *Open*, *High*, *Low*, *Close* dan *Adj Close*. Maka pada Gambar 3.3, pemilihan fitur yang berdasarkan pada pengujian korelasi data dalam menentukan fitur *Open*, *High*, *Low*, *Close* dan *Adj Close* digunakan dalam hal ini tidak akan merubah isi dari dataset tersebut dengan tetap terlihat sederhana tanpa ada penambahan apapun.



Gambar 3.3 Matriks korelasi data.

Kemudian, melakukan normalisasi data dengan *MinMaxScaler* untuk normalisasi dataset saham berdasarkan harga tutup (*Close*) dengan kisaran 0 dan 1. Dalam melakukan skalalisasi pada hasil prediksi setelah pelatihan, dengan membuat dua *scaller* yang berbeda, pertama satu data latih yang membutuhkan lima kolom dan satu untuk data *output* yang menskalakan satu kolom pada harga tutup (*Close*).

Berikut hasil dari normalisasi data dengan *MinMaxScaler* pada Gambar 3.4 tersebut. Pada sumbu X ini merupakan nilai data yang dinormalisasi berkisar dari -0.2 hingga 1.2, dimana plot densitas merujuk pada distribusi nilai data yang sudah dinormalisasi berada antara 0.0 hingga 1.0. Pada sumbu Y berkisar dari 0 hingga 1.75 menunjukkan jumlah atau frekuensi nilai data tertentu muncul, dimana dengan jumlah nilai yang dinormalisasi sebesar diatas 1.75 pada nilai data sekitar 0.6 dari kisaran 0 dan 1 dengan *MinMaxScaler*.



Gambar 3.4 Plot grafik data pada harga saham setelah dinormalisasi.

Selanjutnya, melakukan pembagian dataset menjadi data latih (*training*) sebesar 80% dan 20% sebagai data uji (*testing*). Kemudian, melakukan prediksi yang ditentukan dari berdasarkan harga pasar pada 60 hari terakhir. Kemudian membagi beberapa data latih (x_{train}) menjadi beberapa batch kecil yang akan diproses dengan jaringan saraf tiruan satu persatu selama proses training. Untuk mengurangi kesalahan prediksi pada algoritma dengan menyesuaikan koneksi dengan neuron yang diproses. Serta menambahkan data latih kedua (y_{train}) untuk mengevaluasi hasil prediksi dengan data latih pertama (x_{train}).

3.3. Penggunaan *Neural Network Backpropagation*

Menentukan lapisan pada neural network dengan menggunakan *input layer* LSTM yang merupakan bagian dari *Neural Network Regression* yang dapat memproses data deret waktu diawal lapisan memiliki 60 *neuron*. Pada *hidden layer* menggunakan *Dense* dan *Dropout* sebanyak tiga layer dengan *Dense* yang diset memiliki 90 *neuron* dan *Dropout* dua *neuron* yang digunakan sebagai *backpropagation* yang terhubung pada *Dense* masing-masing *neuron*. Untuk *output layer* menggunakan *Dense* memiliki satu *neuron* yang diaktivasi dengan *sigmoid*. *Sequential*, *LSTM*, *Dense*, *Dropout* merupakan *library* pada *Keras* bagian dari *Tensorflow*.

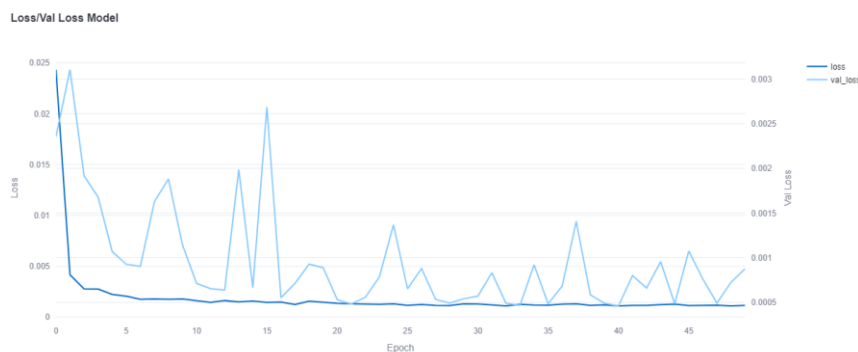
3.4. Pelatihan Model

Pada pelatihan model yang dilakukan setelah *compile* pada *neural network* dengan optimasi *adam* dengan *Loss/Val Loss* yang dihitung dengan *Mean Squared Error*. *Epochs* yang digunakan adalah *epoch* 50 dengan *batch size* sebesar 4, penggunaan *epoch* dan *batch size* tersebut berdasarkan penelitian dari W. W. K. Wardani [17].

Pada pengujian *Loss/Val Loss Model* untuk hasil keseluruhan dilihat pada Tabel 3.1, dimana skor yang didapatkan pada setiap *epoch* semakin rendah skornya maka semakin baik hasil prediksinya. Dari hasil pelatihan model yang dilakukan, bahwa untuk *Loss* yang terendah menghasilkan skor berada di bawah 0,005 pada *epoch* 29, 33, 41, 43, 46, 47 dan 49 sebesar 0,0011, sedangkan skor yang tertinggi di atas 0,02 pada *epoch* 0 sebesar 0,0243. Untuk *Val Loss* yang menghasilkan skor terendah pada *epoch* 5, 10, dan 46 sebesar 0,0011, sedangkan pada skor tertinggi pada *epoch* 44 sebesar 9,555. Namun, pada grafik yang ditunjukkan pada Gambar 3.5, garis yang mewakili *Loss* menghasilkan skor cenderung konsisten dari tinggi menuju rendah pada setiap *epoch*, sedangkan pada garis yang mewakili *Val Loss* menghasilkan skor cenderung tidak stabil pada setiap *epoch*.

Tabel 3.1 Hasil *Loss* dan *Val Loss Score*.

Epoch	Loss	Val_Loss
01/50	0,0243	0,0024
02/50	0,0042	0,0031
03/50	0,0028	0,0019
04/50	0,0028	0,0017
05/50	0,0022	0,0011
...
10/50	0,0018	0,0011
...
29/50	0,0011	4,91E+00
...
33/50	0,0011	4,89E+00
...
41/50	0,0011	4,59E+00
...
43/50	0,0011	6,60E+00
44/50	0,0012	9,56E+00
...
46/50	0,0011	0,0011
47/50	0,0011	7,61E+00
48/50	0,0012	4,91E+00
49/50	0,0011	7,24E+00
50/50	0,0012	8,77E+00



Gambar 3.5 Grafik *loss/Val Loss* pada model NN.

3.5. Pengujian Model

Hasil skor pengujian model yang dilakukan dengan menghitung *Median Absolute Error* (MAE) mendapatkan skor 85,57 dan *Mean Absolute Error Percent* (MAE%) menjadi 1,97%. Sedangkan, pada *Root Mean Squared Error* (RMSE) mendapatkan skor 103,85 dan *Root Mean Squared Error Percent* (RMSE%) menjadi 2.39%. Bahwa dari hasil skor pengujian tersebut merupakan skor yang sangat baik karena di bawah 50% menurut hasil pengujian MAE dan RMSE yang dikonversi hitung kembali dalam bentuk persentase.

Mean Absolute Error (MAE): 85.57

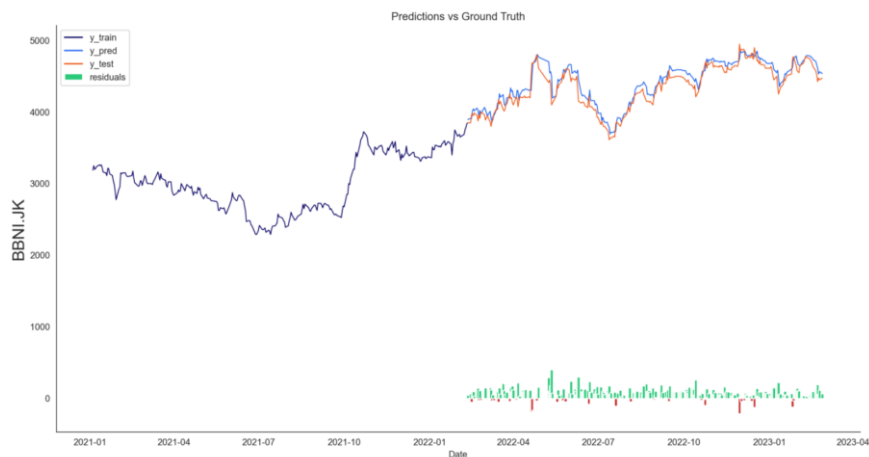
Mean Absolute Error Percent (MAE%): 1.97 %

Root Mean Squared Error (RMSE): 103.85

Root Mean Squared Error Percent (RMSE%): 2.39 %

3.6. Hasil Prediksi

Pada Gambar 3.6, grafik tersebut menampilkan perbandingan dengan data pertumbuhan saham yang sebenarnya dengan yang prediksinya. Dimana pada keterangan di bawah warna biru tua keunguan berarti *y_train* (data latih/*training*), warna biru muda berarti *y_pred* (data hasil prediksi), warna merah berarti *y_test* (data uji/*testing*), warna hijau atau merah pada chart grafik batang di bawah berarti *residuals* dimana adanya nilai prediksi mendekati nilai aktual namun masih adanya penyimpangan.



Gambar 3.6 Grafik perbandingan prediksi dan data sebenarnya.

Untuk mendapatkan nilai hasil prediksi yaitu dengan memanggil harga tutup (*close*) pada variabel *y_test*, dan ditampilkan dengan waktunya. Memanggil *prediction* pada variabel *y_pred* untuk menampilkan data hasil prediksi. Hasil prediksi (*prediction*) dibandingkan dengan harga tutup untuk menghasilkan *residuals*, yaitu selisih antara prediksi dan harga tutup. Selanjutnya, menghitung *Percent Change*, yaitu persentase perbedaan antara harga tutup dan hasil prediksi. Jika *Percent Change* positif, berarti prediksi lebih tinggi dari harga tutup. Sebaliknya, jika negatif, berarti prediksi lebih rendah. Kemudian, menghitung persentase (*Percentage*) dengan membandingkan akurasi antara prediksi dan harga tutup. Semua hasil ini ditampilkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Hasil prediksi pada harga tutup (*Close*).

Date	Close	Prediction	Residuals	Percent Change %	Percentage %
11/02/2022	3850	3896,0227	46,0227	1,2	101,2
14/02/2022	3850	3911,2485	61,2485	1,59	101,59
15/02/2022	3962,5	3911,0046	-51,4954	-1,3	98,7
16/02/2022	3975	4017,5144	42,5144	1,07	101,07
17/02/2022	3950	4043,8105	93,8105	2,37	102,37
...
12/05/2022	4100	4501,5327	401,533	9,79	109,79
...

30/11/2022	4950	4734,4453	-215,555	-4,35	95,65
...
21/02/2023	4525	4660,5981	135,598	3	103
22/02/2023	4425	4617,5483	192,548	4,35	104,35
23/02/2023	4475	4531,9019	56,9019	1,27	101,27
24/02/2023	4450	4563,1943	113,194	2,54	102,54
27/02/2023	4475	4538,7036	63,7036	1,42	101,42

Dari hasil prediksi pada Tabel 3.2, bahwa menghasilkan capaian persentase rata-rata di atas 90%. Persentase terendah berada di 95,65% dengan hasil prediksi terendah berdasarkan pada Percent change berada di -4,35% pada harga saham tanggal 30 November 2022. Persentase tertinggi berada di 109,79% dengan hasil prediksi tertinggi berdasarkan pada Percent change berada di 9,79% pada harga saham tanggal 12 Mei 2022. Sehingga untuk mendapatkan hasil prediksi yang terbaik, maka *percent change* harus berada di atas -4,35% dan persentase di atas 95,65%.

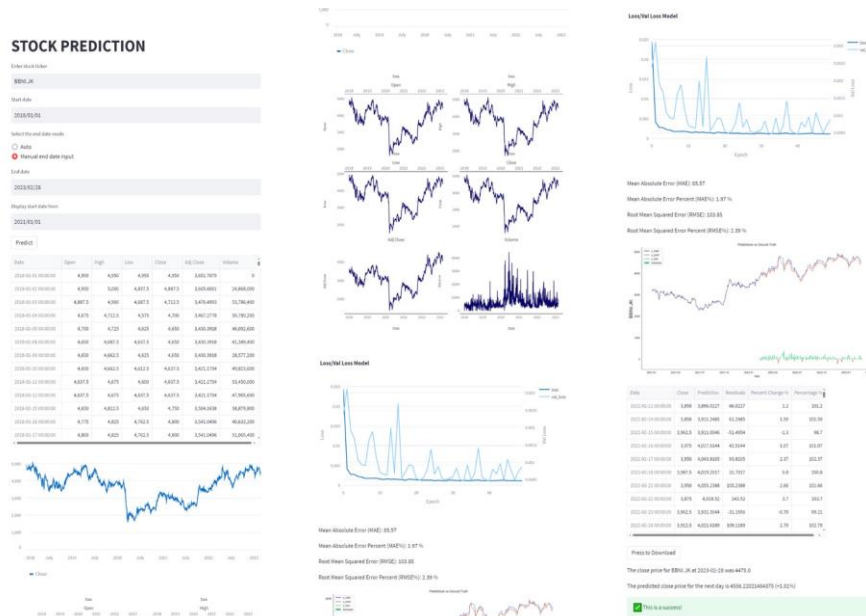
Dalam menampilkan prediksi harga tutup untuk hari berikutnya. Pertama, menampilkan harga tutup hari ini dengan mengambil harga tutup (*close*) terakhir dari *DataFrame df_new* dan dibulatkan hingga dua angka decimal yang disimpan dalam variabel *price_today*. Kemudian, harga prediksi hari berikutnya didapatkan dari prediksi harga pertama dari array *pred_price_unscaled*, meratakan array tersebut menggunakan metode *ravel*, dan membulatkannya hingga dua angka desimal. Prediksi harga ini disimpan dalam variabel *predicted_price*. Menghitung perubahan persentase antara harga penutupan hari ini dan prediksi harga penutupan untuk hari berikutnya, dan dibulatkan hingga dua angka desimal. Perubahan persentase ini disimpan dalam variabel *percent_change*. Pada *prefix* digunakan untuk indikator apakah harga prediksi diperkirakan naik atau tetap/turun dari harga hari ini.

The close price for BBNI.JK at 2023-02-28 was 4475.0
The predicted close price for the next day is 4556.22021484375 (+1.81%)

Serta menampilkan harga prediksi untuk hari sekarang dan juga peramalan harga tutup pada hari berikutnya beserta dengan presentase residualsnya. Misalkan pada tanggal 28 Februari 2023 perkiraan harga tutup sebesar 4475.0 dan juga perkiraan harga tutup pada hari besoknya pada 1 Maret 2023 diperkirakan sebesar 4556.22021484375 dengan presentase +1.81%.

3.5. Tampilan Program

Berikut ini pada gambar 3.7 dimana bentuk tampilan dari program yang dibangun dengan berbasis web menggunakan bahasa pemrograman Python dan framework Streamlit.



Gambar 3.7 Tampilan Program.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pada penelitian yang dilakukan mengenai *Forecasting Saham Perbankan* dengan Penerapan *Multilayer Backpropagation Neural Network* dengan menggunakan dataset saham Bank BNI (BBNI.JK), bahwa didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Model yang dipergunakan adalah *Neural Network* dengan *Backpropagation* dan *input layer LSTM*. Model ini memiliki 60 *neuron* di awal lapisan dan menggunakan *Dense 90 neuron* dan *Dropout* dua *neuron* sebagai *backpropagation* di *hidden layer* sebanyak tiga *layer*. *Output layer* menggunakan *Dense* dengan satu *neuron* yang diaktivasi dengan *sigmoid*.
2. Hasil pelatihan model menunjukkan bahwa *Loss* terendah adalah 0,0011 (pada *epoch* 29, 33, 41, 43, 46, 47, dan 49) dan tertinggi adalah 0,0243 (pada *epoch* 0). *Val Loss* terendah adalah 0,0011 (pada *epoch* 5, 10, dan 46) dan tertinggi adalah 9,555 (pada *epoch* 44). Garis *Loss* cenderung konsisten dari tinggi ke rendah, sedangkan garis *Val Loss* cenderung tidak stabil.
3. Skor pengujian model menunjukkan *Median Absolute Error (MAE)* sebesar 85,57 dan *Mean Absolute Error Percent (MAE%)* sebesar 1,97%. *Root Mean Squared Error (RMSE)* adalah 103,85 dan *Root Mean Squared Error Percent (RMSE%)* adalah 2,39%. Skor ini dianggap baik karena di bawah 50%.
4. Hasil prediksi mencapai rata-rata di atas 90%. Persentase terendah adalah 95,65% (dengan prediksi terendah berdasarkan *Percent change* -4,35% pada tanggal 30 November 2022) dan persentase tertinggi adalah 109,79% (dengan prediksi tertinggi berdasarkan *Percent change* 9,79% pada tanggal 12 Mei 2022). Untuk mendapatkan hasil prediksi terbaik, *percent change* harus di atas -4,35% dan persentase di atas 95,65%.

References

- [1] adminlp2m, "Exchange Traded Funds (ETF) - Definisi dan Perbedaannya," Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat. Accessed: Oct. 24, 2022. [Online]. Available: <https://lp2m.uma.ac.id/2022/10/14/exchange-traded-funds-etf-definisi-dan-perbedaannya/>
- [2] Tsm, "Investasi di Dunia Digital: Blockchain, Crypto, dan NFT," TSM. Accessed: Oct. 24, 2022. [Online]. Available: <https://www.tsm.ac.id/investasi-di-dunia-digital-blockchain-crypto-dan-nft/>
- [3] A. Bimantara, U. A. Nadhiroh, and E. Komaruljannah, "Strategi Peningkatan Daya Saing Saham dan Obligasi Syariah dalam Menghadapi Masa Pandemi dengan Metode SWOT," *J. Ilm. Ekon. Islam*, vol. 7, no. 3, Art. no. 3, Nov. 2021, doi: 10.29040/jiei.v7i3.3614.
- [4] R. M. Ramyakim and A. Widyasari, "Didominasi Milenial dan Gen Z, Jumlah Investor Saham Tembus 4 Juta," *Divisi Sekretaris Perusahaan, Komunikasi dan Edukasi*, PT Kustodian Sentral Efek Indonesia (KSEI), Jul. 09, 2022. [Online]. Available: https://www.ksei.co.id/files/uploads/press_releases/press_file/id-id/208_berita_pers_didominasi_milenial_dan_gen_z_jumlah_investor_saham_tembus_4_juta_20220725182203.pdf
- [5] V. P. Ramadhan and F. Y. Pamuji, "Analisis Perbandingan Algoritma Forecasting dalam Prediksi Harga Saham LQ45 PT Bank Mandiri Sekuritas (BMRI)," *J. Teknol. Dan Manaj. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 39–45, Jul. 2022, doi: 10.26905/jtmi.v8i1.6092.
- [6] Saifuddin and A. Hermawan, "Prediksi Data Historis Saham PT.Bank Rakyat Indonesia Tbk (BBRI) Menggunakan Model Algoritma Artificial Neural Network," p. 6, 2019.
- [7] A. Santoso and S. Hansun, "Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network | Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)," Aug. 2019, Accessed: Oct. 13, 2022. [Online]. Available: <http://www.jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/887>
- [8] C. C. Aggarwal, *Data Mining*. Cham: Springer International Publishing, 2015. doi: 10.1007/978-3-319-14142-8.
- [9] A. R. Wiranto, E. Setiawan, A. Nuryaman, and M. Usman, "Implementasi Metode Backpropagation Neural Network Dalam Meramalkan Tingkat Inflasi Di Indonesia,"

- MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 11, no. 1, pp. 8–16, May 2023, doi: 10.26740/mathunesa.v11n1.p8-16.
- [10] S. Setti and A. Wanto, “Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World,” *J. Online Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 110, Feb. 2019, doi: 10.15575/join.v3i2.205.
- [11] F. Baskoro, Y. A. Suryatna, N. Kholis, A. I. Agung, and W. Aribowo, “Peramalan Beban Puncak Menggunakan Metode Feed Forward Backpropagation Dan Generalized Regression Neural Network,” *J. Tek. ELEKTRO*, vol. 10, no. 1, pp. 109–118, 2021, doi: 10.26740/jte.v10n1.p109-118.
- [12] D. Osinga, “Deep Learning Cookbook,” *O'REILLY*, Jun. 2018.
- [13] R. Meidyta, “Prakiraan Harga Saham Menggunakan Artificial Neural Network Dengan Algoritma Backpropagation (Studi Kasus: Harga Penutupan Saham Bulanan PT. Indofood Sukses Makmur (Tbk)),” p. 64, 2021.
- [14] Khoiri, “Cara Menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE).” Accessed: Oct. 13, 2022. [Online]. Available: <https://www.khoiri.com/2020/12/pengertian-dan-cara-menghitung-mean-absolute-percentage-error-mape.html>
- [15] R-Stats, “Cara Menghitung MAE (Mean Absolute Error) di Excel dan R,” Rumus Statistik. Accessed: Oct. 11, 2022. [Online]. Available: <https://www.rumusstatistik.com/2021/05/cara-menghitung-mae.html>
- [16] I. D. G. Budiastawa, Iw. Santiyasa, and C. R. A. Pramatha, “Prediksi Dan Akurasi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap US Dolar Menggunakan Radial Basis Function Neural Network,” vol. 7, no. 4, 2019.
- [17] W. W. K. Wardani, “Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Metode Reccurent Neural Network-Long Short Term Memory,” undergraduate, UIN Sunan Ampel Surabaya, 2021. Accessed: Oct. 13, 2022. [Online]. Available: <http://digilib.uinsby.ac.id/49542/>

This page is intentionally left blank.