

Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi
 Jl. Ahmad Yani, K.M. 33,5 - Kampus STMIK Banjarbaru
 Loktabat – Banjarbaru (Tlp. 0511 4782881), e-mail: puslit.stmikbjb@gmail.com
 e-ISSN: 2685-0893
 p-ISSN: 2089-3787

Prediksi Harga Saham *Bank Central Asia* Menggunakan Algoritma *Deep Learning GRU*

Kurnia Prayogi^{1*}, Windu Gata², Devy Putri Kussanti³

^{1,2}Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri, Depok, Indonesia

³Hubungan Masyarakat, Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: kurniaaprayogii1@gmail.com

Abstract

Stocks are an essential part of investment, often known for their fast-paced price fluctuations. Investing in stocks also requires strategies for deciding and predicting future stock prices, with current methods including technical, sentiment, and fundamental analysis. The aim of this research is to predict stock prices for PT Bank Central Asia's stock data from 2019 to 2024 using a deep learning classification algorithm, namely Gated Recurrent Units (GRU). The implementation of the model here is to find values such as RMSE, MSE, MAE, R-Squared, MGD, and MPD, and for evaluation metrics, values such as accuracy, f1-score, precision, and recall are sought. The dataset is divided into two models: training data and test data, with a model split of 80:20 and 60:40. The research results also indicate that the use of the 80:20 model appears to be better than the 60:20 model with a lookback of 15, timestep of 15, and epoch of 50, which yields RMSE 1.039, MSE 1.079, MAE 0.842, R-Squared 0.983, MGD 0.0037, and MPD 0.0197, along with an accuracy result of 54.87%, recall of 59.23%, f1-score of 58.11%, and precision of 57.03%.

Keywords: *Stocks; Bank Central Asia; Deep Learning; Gated Recurrent Units*

Abstrak

Saham adalah suatu bagian penting dalam investasi yang sering dikenal dengan investasi dengan fluktuasi harga yang cenderung cepat. Dalam berinvestasi saham juga membutuhkan strategi dalam memutuskan dan memprediksi harga saham kedepannya dimana untuk saat ini metode yang masih digunakan berupa analisis teknis, sentiment, dan fundamental. Penelitian saat ini bertujuan untuk melakukan prediksi harga saham terhadap data saham PT Bank Central Asia dari tahun 2019 sampai 2024 menggunakan algoritma klasifikasi *deep learning*, yaitu *Gated Recurrent Units (GRU)*. Penerapan model disini untuk mencari nilai RMSE, MSE, MAE, R-Squared, MGD dan MPD lalu untuk nilai evaluasi mencari nilai *accuracy*, *f1-score*, *precision*, dan *recall*. Dataset yang dibagi menjadi dua model yaitu data latih dan data uji dengan model 80:20 dan 60:40, hasil penelitian juga memperlihatkan penggunaan model 80:20 terlihat lebih baik daripada model 60:20 dengan *lookback* 15, *timestep* 15, dan *epoch* 50, yang memiliki nilai RMSE 1.039, MSE 1.079, MAE 0.842, *R-Squared* 0.983, MGD 0.0037 dan MPD 0.0197 lalu hasil *accuracy* sebesar 54.87%, *recall* 59.23%, *f1-square* 58.11%, *precision* 57.03%.

Kata Kunci: *Saham; Bank Central Asia; Deep Learning; Gated Recurrent Units*

1. Pendahuluan

Pada masa saat ini investasi saham sudah berkembang pesat dan sudah banyak saham yang ditampilkan secara public kepada masyarakat. Investasi adalah penanaman modal dalam satu atau lebih pengkondisian yang dimiliki dan umumnya untuk jangka waktu yang lama dengan tujuan sementara dimana bertujuan menghasilkan keuntungan di masa yang akan datang. Selain itu, kegiatan investasi juga dapat berupa pembelian aset finansial seperti deposito, saham maupun obligasi [1]. Saham menjadi sesuatu bagian yang berharga dengan mempunyai bukti kepemilikan dari sebuah perusahaan atau badan usaha [2]. Dengan melakukan investasi saham juga penting bagi investor untuk memahami betapa krusialnya dalam memprediksi pergerakan saham di masa yang akan mendatang. Memiliki kemampuan untuk memprediksi pergerakan saham kedepannya bukan hanya menguntungkan bagi investor, tetapi juga bagi perusahaan dan pergerakan perekonomian secara keseluruhan. Dari investasi saham tentunya mempunyai suatu

bentuk terkini dan pola pada pergerakan saham itu sendiri yang dapat investor gunakan untuk membuat keputusan investasi yang lebih tepat dan mengoptimalkan portofolio investasinya.

Dalam investasi saham, terdapat berbagai sektor perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia, dan salah satunya adalah sektor perbankan yang menarik minat para investor saham. Bank adalah suatu bentuk perusahaan yang bergerak di bidang jasa keuangan publik dengan fungsi menghimpun keuangan dalam bentuk tabungan dan deposito. Dana yang disalurkan bank umumnya digunakan oleh masyarakat untuk konsumsi, investasi, dan tambahan permodalan untuk pengembangan usaha [2]. Sektor perbankan juga akan menawarkan banyak sekali peluang investasi misalnya PT Bank BCA Tbk yang merupakan salah satu bank swasta terbesar di Indonesia [1]. Para investor saat ini masih menggunakan beberapa metode analisis teknis, *sentiment*, dan fundamental dalam berinvestasi yang kurang akurat dalam kasus prediksi harga saham, maka dari itu strategi lainnya yang dibutuhkan dalam memprediksi harga saham kedepannya yaitu menggunakan *deep learning* yang sangat cocok dalam menghasilkan nilai akurasi yang akurat.

Gated Recurrent Unit (GRU) merupakan model yang terbilang lebih cepat dibandingkan model terdahulunya (LSTM) namun untuk kasus ini dilakukan pendekatan menggunakan data harga saham suatu Bank yang fluktuatifnya cukup tinggi untuk melihat tingkat efisien dari model GRU pada data saham tersebut [3]. Serupa dengan *deep learning Long Short-Term Memory (LSTM)*, algoritma GRU juga menggunakan sistem gerbang atau *gate*, dimana pada arsitektur GRU lebih sederhana daripada LSTM. Pada GRU tidak menggunakan *cell state*, tetapi memanfaatkan *hidden state* untuk menyimpan informasi. *Reset gate* dalam GRU akan memilih suatu informasi baru yang harus dilupakan atau tidak, sedangkan *update gate* untuk mengingat [4]. Penelitian ini mengacu pada beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode GRU seperti penerapan metode GRU yang digunakan untuk memprediksi harga emas di Indonesia dengan hasil terbaik dari pelatihan data, dengan parameter menggunakan 70% data *training*, *timestep* 20, *epoch* 100, dan *batch size* 16, menunjukkan kinerja optimal dengan nilai *R-Squared* mencapai 0.97. Selain itu, MAE tercatat sebesar 300.17, dan RMSE mencapai 17.33 [5]. Penelitian selanjutnya menggunakan metode GRU untuk memprediksi harga minyak mentah dunia dimana dari 72 model, yang termasuk optimal yaitu model yang menggunakan 30 *lookback*, 50 unit GRU, dan *batch size* 256, dengan MAPE 2,25%. Ini menunjukkan bahwa penggunaan *lookback* sebanyak 30 dapat menangkap tren atau pola dengan baik pada dataset [6].

Berdasarkan permasalahan dalam penelitian yang sudah dijelaskan, penggunaan algoritma *Gated Recurrent Unit* (GRU) salah satu algoritma yang cocok dalam melakukan prediksi harga saham mendatang dengan dataset yang diambil menggunakan *python*. Dari tujuan penelitian ini juga melihat dari penerapan *deep learning*, dengan mengharapkan untuk kedepannya bisa menambah wawasan para investor dalam menggunakan untuk prediksi harga saham mendatang.

2. Tinjauan Pustaka

Berdasarkan penelitian Khalis Sofi, Aswan Supriyadi Sunge, Sasmitoh Rahmad Riady, dan Antika Zahrotul Kamalia yang berjudul "Perbandingan Algoritma *Linear Regression*, *Lstm*, Dan *Gru* Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model *Time Series Stock*". Dimana pada penelitian ini dilakukan pengukuran untuk menentukan performa terbaik dari algoritma *Linear Regression*, LSTM, dan GRU dengan menentukan *Measurement* nilai *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Square Error* (MSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE). Pada proses training dan testing yang telah diselesaikan mempunyai hasil dengan menggunakan algoritma GRU yang memiliki kinerja terbaik dibandingkan dengan algoritma lainnya dalam melakukan prediksi harga saham yang dibuktikan dengan nilai RMSE, MSE, dan MAE dimana dari uji coba GRU mempunyai hasil yang paling rendah, yaitu RMSE 0.034, MSE 0.001, dan MAE 0.024 [7].

Penelitian selanjutnya yang berjudul "Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45" oleh Andrew Nielsen, mendapatkan hasil kesimpulan dimana dari ketiga model *Recurrent Neural Network* (RNN), *Gated Recurrent Unit* (GRU), dan *Long Short-Term Memory* (LSTM)) yang telah diimplementasikan dan diterapkan pada nilai historis harga penutupan saham-saham yang terdaftar di indeks LQ45. Model *Gated Recurrent Unit* (GRU) memiliki tingkat akurasi terbaik. Model GRU memiliki akurasi yang lebih tinggi sebanyak 47.53% dan dengan nilai 202.3475 (RMSE), 120380.1 (MSE) dan 146.0420626 (MAE) [8].

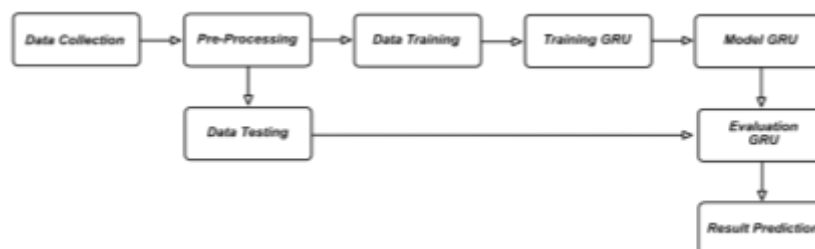
Penelitian ketiga yang berjudul “*Forecasting Stock Market Indices Using Gated Recurrent Unit (GRU) Based Ensemble Models: LSTM-GRU*” yang dilakukan oleh Nrusingha Tripathy, Surabi Parida, dan Subrat Kumar Nayak. Pada penelitian ini, telah mencoba untuk meningkatkan kedua teknik prediksi harga saham yaitu model LSTM-GRU yang memberikan hasil yang lebih baik dalam penelitian ini. Penelitian ini juga mengusulkan model berbasis LSTM dan GRU yang berhasil mengungguli model-model saat ini, yaitu model hybrid LSTM-GRU. Dimana pada penelitian menggunakan *hybrid* LSTM-GRU mendapat nilai 3.041 (MSE) dan 1.744 (RMSE) sedangkan untuk LSTM mendapatkan nilai 9.174 (MSE) dan 3.029 (RMSE) lalu untuk GRU mendapatkan nilai 4.056 (MSE) dan 2.014 (RMSE)[9].

Pada penelitian dengan judul “Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan *Gated Recurrent Unit*” oleh Clara Tanudy, Teny Handhayani, dan Janson Hendryli. Berdasarkan hasil eksperimen, dapat disimpulkan bahwa pendekatan menggunakan metode GRU terbukti berhasil dalam memprediksi harga emas. Dari hasil pelatihan data yang dilakukan, dapat diamati bahwa konfigurasi terbaik untuk model GRU adalah pada pengaturan pertama, di mana data pelatihan menggunakan 70% dari total data, *timestep* sebesar 20, *epoch* sebanyak 100, dan *batch size* sebesar 16. Pada konfigurasi ini, model memiliki kinerja terbaik dengan nilai R-Squared mencapai 0.97, MAE sebesar 300.17, dan RMSE sebesar 17.33. Sementara itu, pada konfigurasi kedua, penggunaan data pelatihan sebesar 80%, *timestep* sebanyak 30, *epoch* sebanyak 50, dan *batch size* sebesar 16 menghasilkan performa model yang sedikit lebih rendah. Model ini memiliki nilai R-Squared sebesar 0.92, MAE sebesar 318.13, dan RMSE sebesar 17.84[5].

Berdasarkan dari penelitian sebelumnya yang menggunakan metode algoritma *Gated Recurrent Unit* (GRU) mempunyai hasil dan penggunaan parameter yang bervariasi, maka penelitian ini melakukan pengujian kembali menggunakan metode algoritma GRU dengan mengelompokkan menjadi 2 model data yaitu 80 data latih banding 20% data uji dan 60% data latih banding 40% data uji. Selain itu objek yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data saham PT Bank Central Asia dengan jangka waktu tahun 2019 sampai awal tahun 2024. Dengan menggunakan objek yang berbeda dari penelitian sebelumnya, diharapkan penelitian ini dapat memberikan hasil lebih efektif dan dapat membantu para investor untuk berinvestasi saham serta mempermudah dalam penentuan keputusan strategi pembelian saham di masa mendatang.

3. Metodologi

Pada penelitian ini akan menggunakan metode *kuantitatif* dimana metode tersebut didasari pada asumsi, kemudian ditentukan variabel, dan selanjutnya dianalisis dengan menggunakan metode-metode penelitian yang valid, terutama dalam penelitian dengan metode kuantitatif[10]. Penelitian ini akan menggunakan pendekatan kuantitatif yang memanfaatkan fitur *deep learning Gated Recurrent Unit* (GRU), dengan tujuan mengklasifikasikan data saham dari PT Bank Central Asia yang fokus pada prediksi nilai saham di masa depan serta mengukur performa model berdasarkan *accuracy*, *recall*, *f1-score*, dan *precision*. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan tentang bagaimana kita dapat membuat keputusan investasi yang lebih baik dengan menggunakan prediksi harga saham yang lebih akurat. Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan, adapun tahapan tersebut dapat dilihat pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1) *Data Collection*

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan *pyfinance* python. Teknik ini dapat menemukan data stock atau saham secara terbuka dari perusahaan sesuai kode yang diinginkan, maka dari itu sesuai penelitian ini mengambil data saham dari Bank Central Asia

menggunakan kode “BBCA” dengan pengambilan data dari 2019-01-01 sampai dengan 2024-03-20, dimana mendapatkan 1313 data mengenai saham bank tersebut.

2) *Pre-Processing Data*

Data yang telah dikumpulkan sebelumnya yang menggunakan *pyfinance*, akan dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data latih dan data uji. Dari kedua data tersebut dilakukan pembagian menjadi 2 kelompok. Kelompok pertama yang terdiri dari 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, dan kelompok kedua terdiri dari 60% untuk data latih dan 20% data uji.

a). Normalisasi Data

Setelah tahap pembagian data menjadi data latih dan data uji, selanjutnya masuk ke tahap normalisasi. Tujuan normalisasi data adalah mengurangi variasi data yang besar karena variasi tersebut bisa mempengaruhi hasil prediksi [6]. Metode normalisasi yang digunakan yaitu normalisasi *Min-Max Scaler*, dimana metode normalisasi ini akan melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antar data saat sebelum dan sesudah proses [11]. Rumus *Min-Max Scaler* dapat dihitung sebagai berikut:

$$z = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Keterangan:

- z = Nilai hasil normalisasi.
- x_i = Nilai asli/Nilai awal.
- x_{min} = Hasil rata – rata dari seluruh nilai dalam data.
- x_{max} = Hasil simpangan baku dari seluruh nilai dalam data.

b). Parameter Model

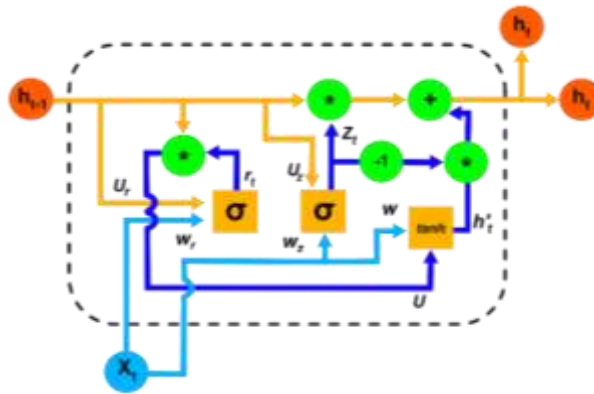
Tahap selanjutnya menentukan model parameter yang akan digunakan dalam deep learning *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang bertujuan untuk memberikan kinerja terbaik, seperti akurasi yang lebih tinggi dan aspek lainnya yang terdapat pada tahap evaluasi model.

Tabel 1. Parameter Model GRU

Parameter	Input
Unit GRU	[32]
<i>Lookback</i>	[15,20]
<i>Timestamp</i>	[15,20]
<i>Batch Size</i>	[16,32]
<i>Epoch</i>	[50,100]
<i>Optimizer</i>	[adam]

3) *Gated Recurrent Unit* (GRU)

Model *Gated Recurrent Unit* (GRU) adalah turunan dari model *Recurrent Neural Network* (RNN) yang mengalami peningkatan. Pada model GRU memiliki struktur yang lebih sederhana yang hanya memiliki *update gate* dan *reset gate*. Meskipun memiliki lebih sedikit gerbang dan struktur yang lebih sederhana, model GRU memberikan akurasi prediksi yang sebanding dengan model *deep learning* lainnya[8]. *Reset gate* memiliki fungsi untuk memilih dari informasi yang harus diatur ulang atau dihapus sedangkan *update gate* memiliki fungsi untuk memilih informasi yang harus dipertahankan. Setelah itu, menghitung *hidden state* yang berfungsi untuk menyimpan informasi yang relevan sebelumnya dengan menggunakan *update gate*[6].



Gambar 2. Model Arsitektur *Gated Recurrent Unit* (GRU)

4) *Evaluasi Model GRU*

Pada penelitian ini juga melakukan evaluasi pada model yang bertujuan mengukur dari tingkat kinerja model tersebut.

Tabel 2. Model *Confusion Matrix*

		Status Actual	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

1) *Accuracy*

Accuracy adalah ukuran yang menunjukkan seberapa baik model klasifikasi dapat memprediksi kelas yang tepat dari data yang diberikan[12].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2}$$

2) *Precision*

Precision adalah rasio dari jumlah label yang diidentifikasi dengan benar terhadap total jumlah label yang diidentifikasi[13].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{3}$$

3) *F1-Score*

F1-Score adalah perhitungan kombinasi dari nilai *precision* dan nilai *recall* yang kemudian hasilnya disebut sebagai nilai pengukuran[14].

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{4}$$

4) *Recall*

Recall adalah metrik yang menunjukkan seberapa banyak data yang diklasifikasikan dengan benar dalam suatu kategori dibandingkan dengan total jumlah data yang sebenarnya masuk ke dalam kategori tersebut[12].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{5}$$

5) *Root Mean Square Error (RMSE)*

Root Mean Square Error (RMSE) yaitu metode alternatif untuk mengevaluasi teknik peramalan yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi hasil perkiraan suatu model[15].

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i - y_i)^2} \quad (6)$$

6) *Mean Square Error* (MSE)

Merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata kesalahan berpangkat[16].

$$Z = \sum \frac{(\text{Aktual} - \text{Forecast})^2}{n - 1} \quad (7)$$

7) *Mean Absolute Error* (MAE)

Mean Absolute Error merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan dengan menunjukkan rata – rata kesalahan (*error*) absolut antara hasil peramalan/prediksi dengan nilai riil[17].

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (8)$$

8) *Mean Gamma Deviance* (MGD)

Mean Gamma Deviance merupakan model regresi yang dapat menggambarkan hubungan sebab-akibat antara variabel prediktor dengan *variable response* yang berdistribusi *gamma*[18].

$$f_Y(y) = \frac{y^{a-1}}{\Gamma(a)\delta^a} e^{-\frac{y}{\delta}} \quad a, \delta > 0, y > 0 \quad (9)$$

9) *Mean Poisson Deviance* (MPD)

Mean Poisson Deviance adalah suatu model regresi yang mempunyai data variabel dengan responsnya terdistribusi dan bersifat terpisah[19].

$$p(y; \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!} \quad y = 0, 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

4. Hasil Dan Pembahasan

4.1 Data Collection

Pengambilan data menggunakan *yfinance* atau *Yahoo Finance python* yang terdapat data historis harian harga saham. Jarak waktu pengambilan data diambil selama 6 tahun, dimulai dari Januari 2019 hingga Maret 2024.

```

import yfinance as yf

stock_data = yf.download("8330", start="2019-01-01", end="2024-03-31")

formatted_data = stock_data[['Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Volume']]
formatted_data.index = formatted_data.index.strftime('%Y-%m-%d')

formatted_data.to_csv('data_bank_central_asia.csv')

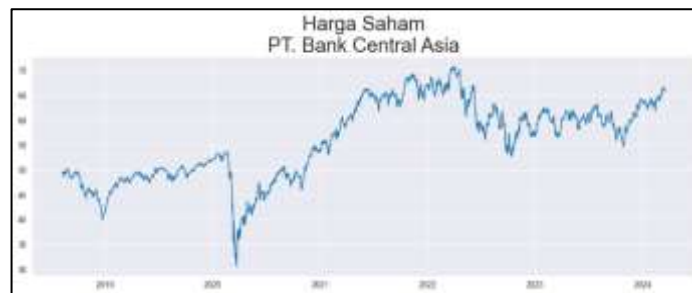
print("Data telah disimpan dalam file 'data_bank_central_asia.csv'")

```

Gambar 3. Pengumpulan Data Saham Bank Central Asia 2019 – 2024

Tabel 3. Hasil Pengumpulan Dataset Saham Bank Central Asia 2019 – 2024

Date	Open	Low	High	Close	Volume
2019-01-02	40.840	40.840	41.819	41.740	104400
2019-01-03	41.659	41.259	41.799	41.799	70800
2019-01-04	42.020	42.020	42.540	42.540	39000
...
2024-03-18	66.110	65.919	66.300	66.029	247300
2024-03-19	65.599	65.540	66.050	65.769	242700



Gambar 4. Plot Grafik Hasil Pengambilan Data Saham Bank Central Asia

4.2 Pre-Processing

Pada tahap ini data yang sudah dikumpulkan akan dibagi menjadi data latih dan data uji yang ditandai dengan warna untuk membedakannya terlihat pada gambar 4 dan gambar 5, dimana untuk kelompok pertama mempunyai data latih 1049, dan data uji 263 yang ditandai dengan warna biru. Sementara itu untuk kelompok kedua, mempunyai data latih 787 data dan data uji sebesar 525 data, yang ditandai dengan warna oranye. Setelah proses pembagian, data tersebut dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Scaler*. Hasil dari *pre-processing* data dapat dilihat pada Tabel 4.



Gambar 5. Plot Grafik Pembagian Data Kelompok Pertama

Tabel 4. Hasil Normalisasi *Min-Max Scaler* Dataset Saham Bank Central Asia 2019 – 2024

Date	Open	Low	High	Close	Volume
2019-01-02	0.230612	0.254518	0.229695	0.275518	0.018876
2019-01-03	0.251531	0.265060	0.229177	0.273022	0.010837
2019-01-04	0.260714	0.284137	0.248319	0.295483	0.003230
...

Date	Open	Low	High	Close	Volume
2024-03-18	0.875255	0.884036	0.862908	0.881707	0.053062
2024-03-19	0.862245	0.874498	0.856441	0.875218	0.051962

4.3 Pemodelan GRU

Pada penelitian ini, model deep learning GRU dibangun menggunakan *library python* yaitu *TensorFlow*, dengan mengandalkan *library* tersebut maka dari arsitektur model yang digunakan adalah model *sequential*. Hasil dari model *sequential* ini dapat dilihat dalam Gambar 5, dimana gambar yang pertama (kiri) menggunakan nilai *lookback* dan *timestamp* sebesar 15, untuk gambar kedua (kanan) menggunakan nilai *lookback* dan *timestamp* sebesar 20.



Gambar 6. Model Sequential GRU Dengan Nilai Parameter Berbeda

4.4 Klasifikasi Model GRU

1) Processing Data

Pada pengujian berikutnya yaitu dengan menggunakan model *deep learning Gated Recurrent Unit* (GRU), dengan data yang sama tetapi dengan pembagian data dan nilai parameter yang berbeda. Pada pengujian kali ini melakukan epoch sebanyak 50 dan 100 kali menggunakan data kelompok pertama dengan pembagian 80% data latih dan 20% data uji. Untuk pengujian berikutnya menggunakan data kelompok kedua dengan pembagian 60% data latih dan 40% untuk data uji. Hasil pengujian tersebut ditunjukkan pada tabel 5 dan tabel 6 dibawah ini.

Tabel 5. Hasil Pengujian Data Kelompok Pertama (80% dan 20%)

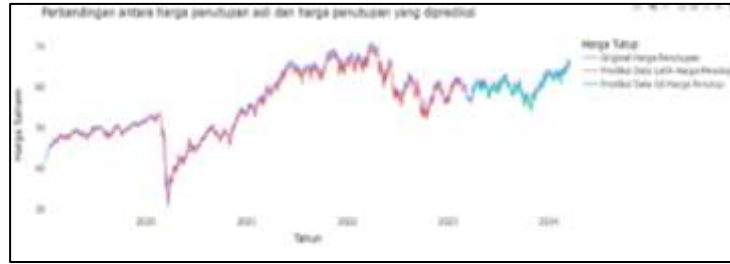
Data	Epoch	LB	TS	RMSE	MSE	MAE	R2 Score	MGD	MPD
Latih	50	15	15	1.039	1.079	0.842	0.983	0.0037	0.0197
Latih	100	20	20	0.905	0.819	0.681	0.987	0.0029	0.0151
Uji	50	15	15	1.080	1.168	0.951	0.798	0.0032	0.0193
Uji	100	20	20	0.900	0.811	0.765	0.857	0.0022	0.1338

Tabel 6. Hasil Pengujian Data Kelompok Kedua (60% dan 40%)

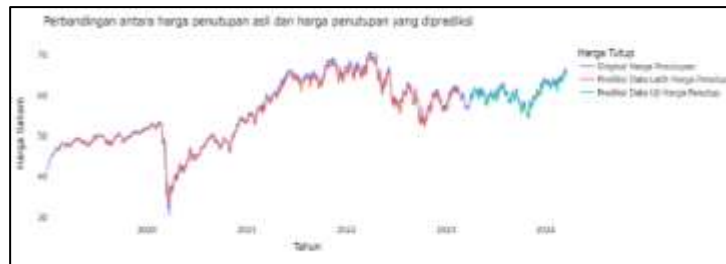
Data	Epoch	LB	TS	RMSE	MSE	MAE	R2 Score	MGD	MPD
Latih	50	15	15	0.865	0.749	0.577	0.989	0.0033	0.0154
Latih	100	20	20	0.706	0.498	0.464	0.992	0.0023	0.0105
Uji	50	15	15	0.937	0.879	0.761	0.925	0.0240	0.0145
Uji	100	20	20	0.804	0.647	0.628	0.943	0.0017	0.0106

2) Komparasi Data Original dan Prediksi Data

Dari hasil pengujian yang sudah dilakukan menggunakan 2 tahapan. Pada pengujian data kelompok pertama yaitu 80% data latih dan 20% data uji menggunakan nilai *lookback* 15, *timestamp* 15, dan *epoch* sebanyak 50 menghasilkan nilai RMSE 1.039, MSE 1.079, MAE 0.842, *R2-Squared* 0.983, MGD 0.0037 dan MPD 0.0197 sedangkan untuk penggunaan nilai *lookback* 20, *timestamp* 20, dan *epoch* sebanyak 100 menghasilkan nilai RMSE 0.905, MSE 0.819, MAE 0.681, *R2 Square* 0.987, MGD 0.0029 dan MPD 0.0151.

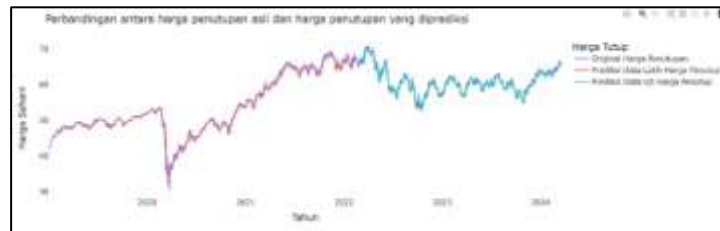


Gambar 7. Grafik Perbandingan Harga Tutup Original Dengan Prediksi Data Latih 80% dan Data Uji 20% Menggunakan *Epoch* 50

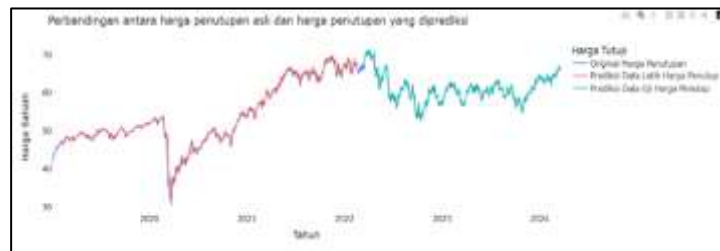


Gambar 8. Grafik Perbandingan Harga Tutup Original Dengan Prediksi Data Latih 80% dan Data Uji 20% Menggunakan *Epoch* 100

Lalu pengujian berikutnya dengan data kelompok kedua yaitu 60% data latih dan 40% data uji menggunakan nilai *lookback* 15, *timestamp* 15, dan *epoch* sebanyak 50 menghasilkan nilai RMSE 0.865, MSE 0.749, MAE 0.577, *R2-Squared* 0.989, MGD 0.0033 dan MPD 0.0154 sedangkan untuk penggunaan nilai *lookback* 20, *timestamp* 20, dan *epoch* sebanyak 100 menghasilkan nilai RMSE 0.706, MSE 0.498, MAE 0.464, *R2-Squared* 0.992, MGD 0.0023 dan MPD 0.0105.

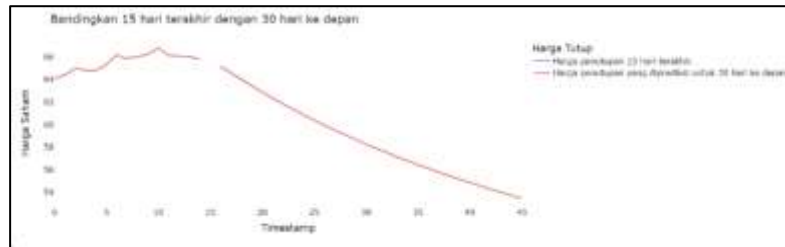


Gambar 9. Grafik Perbandingan Harga Tutup Original Dengan Prediksi Data Latih 60% dan Data Uji 40% Menggunakan *Epoch* 50

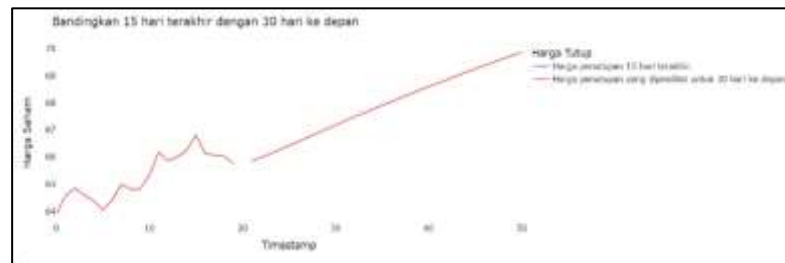


Gambar 10. Grafik Perbandingan Harga Tutup Original Dengan Prediksi Data Latih 60% dan Data Uji 40% Menggunakan *Epoch* 100

- 3) **Prediksi Data Harga Tutup Saham**
Selanjutnya dilanjutkan tahap prediksi dengan inialisasi matriks kosong dan melakukan memvisualisasikan perbandingan antara harga penutupan saham untuk 15 hari terakhir dengan prediksi harga penutupan untuk 30 hari ke depan menggunakan sebuah model.



Gambar 11. Prediksi Harga Tutup Saham Mendatang Dengan Data Latih 80% dan Data Uji 20% Menggunakan Epoch 100



Gambar 12. Prediksi Harga Tutup Saham Mendatang Dengan Data Latih 60% dan Data Uji 40% Menggunakan Epoch 100

4.5 Evaluasi Model GRU

Pada selanjutnya dilakukan evaluasi terhadap model *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang sudah dibuat pada tahap sebelumnya, dan pada evaluasi model ini menggunakan metode *confusion matrix* yang berfungsi untuk melakukan pengecekan performa dari suatu model tertentu yang digunakan pada penelitian dengan pembagian 2 kelompok pembagian data. Dimana untuk metode *confusion matrix* tersebut akan menampilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* pada tabel 7 sebagai berikut:

Tabel 7. Evaluasi Klasifikasi Model *Gated Recurrent Unit* (GRU)

Kelompok Data	Accuracy	Recall	F1-Score	Precision
Pertama (80% dan 20%)	54.87%	59.23%	58.11%	57.03%
Kedua (60% dan 40%)	53.84%	56.47%	54.96%	53.53%

4.6 Analisis Hasil Klasifikasi dan Evaluasi GRU

Setelah melakukan prediksi dan evaluasi pada data saham Bank Central Asia dengan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU), maka bisa dilanjutkan ke tahap analisis dimana dari hasil pengujian menggunakan parameter dan pembagian data yang berbeda. Hasil kinerja yang terbaik dari pengujian metode GRU yaitu kelompok data dengan pembagian 80% data latih dan 20% data uji yang mendapatkan nilai *accuracy* 54.87%, *recall* 59.23%, *f1-score* 58.11%, dan *precision* 57.03%, sedangkan untuk pengujian dengan 60% data latih dan 40% data uji mendapatkan *accuracy* sebesar 53.84%, *recall* 56.47%, *f1-score* 54.96%, dan *precision* 53.53%. Namun, dalam mengidentifikasi kesalahan dalam proses prediksi terdapat tantangan tertentu terutama ketika menghadapi situasi seperti ketidakmampuan model untuk menangkap pola yang kompleks dan dinamis dalam data pasar saham yang dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti sentimen dalam pasar. Seperti yang seorang investor lakukan penelitian dengan menggunakan metode GRU untuk memprediksi apakah harga saham suatu perusahaan akan

naik atau mengalami penurunan berdasarkan histori yang tersedia. *Deep learning* dengan model GRU, ada beberapa kemungkinan mengalami kesulitan dalam menangkap informasi terbaru seperti pengumuman kebijakan baru dari bank pusat atau ada suatu kejadian pada politik yang tidak terduga sehingga berdampak sangat signifikan pada pergerakan harga saham.

Dari penggunaan metode *deep learning* GRU dengan pembagian data 80:20 dan 60:40 melalui parameter berbeda seperti *lookback*, *timestamp*, dan *echo*. Kemudian dalam mencari akurasi dari pengujian tersebut dengan pembagian data menjadi 80:20 dan penggunaan *epoch* sebanyak 100 kali mempunyai hasil yang lebih baik daripada penggunaan kelompok data 60:40 dengan *epoch* 50 atau 100 kali. Penggunaan metode GRU tersebut juga dapat meningkatkan akurasi untuk memprediksi harga saham yang mendatang dengan melakukan perbandingan 15 hari sebelumnya dan 30 hari ke depan yang menjadi pilihan efektif dalam upaya memprediksi harga saham mendatang dan mempermudah dalam berinvestasi melalui aplikasi *stocker*.

Berdasarkan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Nugroho Wahyu Saputra, Fitri Insani, Surya Agustian, dan Suwanto Sanjaya dengan algoritma GRU mengenai memprediksi harga minyak mentah dunia menunjukkan bahwa dari sebanyak 72 model yang telah diteliti menghasilkan nilai MAPE terendah adalah model *hyperparameter* 30 *lookback*, 50 jumlah unit GRU, dan 256 *batch size* dengan nilai MAPE sebesar 2,25%[6], perbandingan terhadap penelitian ini tidak hanya mencari nilai MAPE melainkan nilai RMSE, MSE, dan MAE. Begitu juga pada penelitian yang dilakukan oleh Andrew Nielsen, GRU memberikan nilai akurasi lebih besar yaitu 47,53%[8]. Dengan melakukan suatu perbandingan dengan model GRU pada penelitian ini yang mempunyai nilai akurasi sebesar 54.87%, dimana hasil ini menunjukkan bahwa GRU memiliki nilai *error* lebih kecil dengan dataset 1313 lalu membuat model data uji 80% dan data latih sebesar 20%.

5. Kesimpulan

Dari rangkaian pengujian yang telah dilakukan, didapatkannya suatu kesimpulan bahwa *deep learning* bisa diaplikasikan dalam proses untuk memprediksi harga saham dengan metode *Gated Recurrent Unit* (GRU). Sehingga dari penelitian ini dapat memberikan hasil yang bervariasi untuk melakukan prediksi dan klasifikasi untuk data saham PT Bank Central Asia (BCA) serta dapat menentukan model mana yang lebih baik dalam memprediksi dari pembagian dataset yang menjadi dua kelompok, yaitu 80:20 dan 60:40.

Penelitian ini juga mempunyai tujuan dalam meningkatkan kualitas klasifikasi metode GRU untuk memprediksi harga saham yang akan datang, terutama dalam menganalisa hasil dengan perbedaan penggunaan parameter seperti *lookback*, *timestamp*, dan *epoch* yang mempunyai hasil pelatihan data terbaik dimana pada pengujian pertama menggunakan data latih 80%, *lookback* 15, *timestep* 15, dan *epoch* 50, memiliki performa yang terbaik dan mempunyai prediksi kenaikan dalam 30 hari kedepan dengan nilai RMSE sebesar 1.039, MSE sebesar 1.079, MAE sebesar 0.842, R-Squared 0.983, MGD 0.0037 dan MPD 0.0197 lalu terdapat juga hasil akurasi sebesar 54.87%, *recall* 59.23%, *f1-square* 58.11%, *precision* 57.03%. Selanjutnya pengujian kedua adalah dengan data latih 60%, *lookback* 15, *timestep* 15, dan *epoch* 50, memiliki nilai RMSE sebesar 0.865, MSE sebesar 0.749, MAE sebesar 0.577, R-Squared 0.989, MGD 0.0033 dan MPD 0.0154 kemudian untuk hasil akurasi sebesar 53.54%, *recall* 56.47%, *f1-square* 54.96%, *precision* 53.53%.

Daftar Referensi

- [1] S. N. Agista, S. Rosi, N. F. Kaila, and I. Fajar, "Prediksi Harga Saham Bank BCA Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda", *snsa*, vol. 2, no. 1, pp. 237–251, Aug. 2023.
- [2] Athiaturrahman I. N, and R. Muhamad, "Pengaruh Penggunaan Modal terhadap Harga Saham Pada PT Bank Mandiri Tbk," *Soc. Sci. Acad.*, vol. 1, no. 2, pp. 249–258, Aug. 2023, doi: 10.37680/ssa.v1i2.3547.
- [3] Samsudin, M. H. Aninda and F. Sandra, "Implementasi Gated Recurrent Unit (Gru) Untuk Prediksi Harga Saham Bank Konvensional Di Indonesia," *JISTech (Journal Islam. Sci. Technol. JISTech)*, vol. 6, no. 2, pp. 42–49, Des. 2021.
- [4] G. T. A. Muhammad, Idham, P. Supriadi, and N. Mohamad, "Perbandingan Prediksi Harga Saham Dengan Menggunakan LSTM GRU Dengan Transformer," *smartcomp*, vol. 11, no. 1, pp. 44-47 Jan. 2022.
- [5] T. Clara, H. Teny, and H. Janson, "Prediksi Harga Emas di Indonesia Menggunakan Gated

- Recurrent Unit,” *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 480–488, Des. 2023.
- [6] W. S. Nugroho, I. Fitri, A. Surya, and S. Suwanto, “Penerapan Deep Learning Menggunakan Gated Recurrent Unit Untuk Memprediksi Harga Minyak Mentah Dunia,” *Buld. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 86–94, Jun. 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3552.
- [7] S. Khalis, S. S. Aswan, R. R. Sasmitoh, and Z. K. Antika, “Perbandingan Algoritma Linear Regression, Lstm, Dan Gru Dalam Memprediksi Harga Saham Dengan Model Time Series,” *SEMINASTIKA*, vol. 3, no. 1, pp. 39–46, Nov. 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.275.
- [8] N. Andrew, “Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45,” *J. Stat. dan Apl.*, vol. 6, no. 1, pp. 137-147 Jun. 2022.
- [9] T. Nrusingha, P. Surabi, and K. N. Subrat, “Forecasting Stock Market Indices Using Gated Recurrent Unit (GRU) Based Ensemble Models: LSTM-GRU,” *Int. J. Comput. Commun. Technol.*, vol. 9, no. 1, pp. 85–90, Jul. 2023, doi: 10.47893/ijcct.2023.1443.
- [10] M. A. Muhammad, H. Tri, Y. P. Meli, and A. Siti, “Metodologi Penelitian Kuantitatif dan Penerapannya dalam Penelitian,” *Educ. J.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–6, Feb. 2022.
- [11] A. N. Darnisa, H. K. Hidayah, and C. Nurul, “Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN,” *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, pp. 78-87, Jan. 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11458.
- [12] K. Alfio, Ermatita and N. I. Helena, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Indodax di Google Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, vol. 3, no. 2, pp. 773-782. Aug. 2022.
- [13] A. P. P. Syaifulloh, B. A. Teguh, and F. Ridi, “Aspect Category Classification dengan Pendekatan Machine Learning Menggunakan Dataset Bahasa Indonesia (Aspect Category Classification with Machine Learning Approach Using Indonesian Language Dataset),” *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 229-235, Aug. 2021.
- [14] C. Serafim, L. P. Dhea, A. H. Rizal, F. L. Ester, and C. Nurul, “Implementasi Seleksi Fitur Pada Algoritma Klasifikasi Machine Learning Untuk Prediksi Penghasilan Pada Adult Income Dataset,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, vol. 2, no. 1, pp. 741–747, Apr. 2021.
- [15] W. Laras and S. Mujiono, “Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma,” *j. nas. pendidik. teknik. inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 184–196, Jan. 2020.
- [16] A. M. Muhammad, “Analisa perbandingan nilai akurasi moving average dan exponential smoothing untuk sistem peramalan pendapatan pada perusahaan XYZ,” *J. Sist. dan Inform.*, vol. 13, no. 2, pp. 36–45, May. 2019.
- [17] A. S. Andik, M. Asfan, “Penerapan Metode Mean Absolute Error (Mea) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi,” *SAINTEKBU*, vol. 11, no. 1, pp. 78–83, Feb. 2019.
- [18] Natasya and H. Nusar, “Model Regresi Gamma pada Data Indeks Pendidikan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Barat Tahun 2021” *Bandung Conf. Ser. Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 192–199, Jul. 2023, doi: 10.29313/bcss.v3i2.7834.
- [19] Tendriyawati, N. A. W. Gusti and A. Bahridin, “Pemodelan Regresi Poisson Terhadap Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Terjadinya Hipertensi Di Kota Kendari” *J. Mat. Komputasi dan Stat.*, vol. 3, no. 1, pp. 255–262, Apr. 2023.