

**PERAMALAN HARGA SAHAM PT ASTRA AGRO LESTARI TBK PADA
BURSA EFEK INDONESIA (BEI) MENGGUNAKAN ALGORITMA
*GATED RECURRENT UNIT (GRU)***

(Skripsi)

Oleh

**ANNISA SYIFA SUGARYADI
1957031014**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRACT

STOCK PRICE FORECASTING OF PT ASTRA AGRO LESTARI TBK ON INDONESIA STOCK EXCHANGE (IDX) USING GATED RECURRENT UNIT (GRU) ALGORITHM

By

ANNISA SYIFA SUGARYADI

Gated Recurrent Unit (GRU) is a form of Recurrent Neural Network (RNN) development designed to overcome problems often experienced by traditional RNNs such as exploding gradients or vanishing gradients. GRU is able to see patterns and adapt to data movements so that GRU is considered superior in processing high-frequency data such as stock data. The study was conducted to assess the performance of the GRU model in predicting daily stock prices and short-term predictions for 30 days. Hyperparameter tuning is applied to optimize the number of hidden layer units, dense layers, batch sizes, and dropouts to improve accuracy and prevent overfitting. From the results of the study, the best model was built using 64 dense layer units, 16 hidden layer units, 16 batch sizes, and 0.1 dropouts with an RMSE value of 0.013 and MAPE 0.03 where the accuracy reaches 99.97%. It can be concluded that the model shows good performance in predicting stock prices based on model evaluation and forecasting results that are not too far from the latest actual data.

Keywords: Machine Learning, Forecasting, Time Series, GRU, Stock, RMSE, MAPE.

ABSTRAK

PERAMALAN HARGA SAHAM PT ASTRA AGRO LESTARI TBK PADA BURSA EFEK INDONESIA (BEI) MENGGUNAKAN ALGORITMA *GATED RECURRENT UNIT (GRU)*

Oleh

ANNISA SYIFA SUGARYADI

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah sebuah bentuk pengembangan *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk mengatasi masalah yang sering dialami RNN tradisional seperti *exploding gradient* atau *vanishing gradient*. GRU mampu melihat pola dan beradaptasi dengan pergerakan data sehingga GRU dianggap unggul dalam mengolah data frekuensi tinggi seperti data saham. Penelitian dilakukan untuk menilai kinerja model GRU dalam meramal harga saham harian dan prediksi jangka pendek selama 30 hari. *Hyperparameter tuning* diterapkan untuk mengoptimalkan jumlah unit *hidden layer*, *dense layer*, ukuran *batch*, dan juga *dropout* untuk meningkatkan akurasi dan mencegah *overfitting*. Dari hasil penelitian, didapatkan model terbaik dibangun dengan menggunakan 64 unit *dense layer*, 16 unit *hidden layer*, 16 *batch size*, dan 0,1 *dropout* dengan nilai RMSE sebesar 0,013 dan MAPE 0,03 dimana akurasi mencapai 99,97%. Dapat disimpulkan bahwa model menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi harga saham berdasarkan dari evaluasi model dan hasil peramalan yang tidak terlalu jauh dari data aktual terkini.

Kata kunci: *Machine learning*, Peramalan, Deret waktu, GRU, Saham, RMSE, MAPE

**PERAMALAN HARGA SAHAM PT ASTRA AGRO LESTARI TBK PADA
BURSA EFEK INDONESIA (BEI) MENGGUNAKAN ALGORITMA
*GATED RECURRENT UNIT (GRU)***

Oleh

ANNISA SYIFA SUGARYADI

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA**

Pada

**Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi : **PERAMALAN HARGA SAHAM PT ASTRA AGRO
LESTARI TBK PADA BURSA EFEK INDONESIA
(BEI) MENGGUNAKAN ALGORITMA *GATED
RECURRENT UNIT (GRU)***

Nama Mahasiswa : **Annisa Syifa Sugaryadi**

NPM : **1957031014**

Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



MENYETUJUI
1. **Komisi Pembimbing**

Pembimbing I

Pembimbing II

Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.
NIP. 196501251990032001

Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D.
NIP. 196207041988031002

2. **Ketua Jurusan Matematika FMIPA**

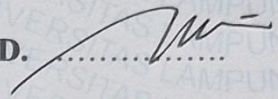
A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Aang Nuryaman'.

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 197403162005011001

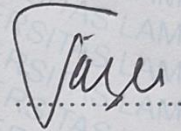
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

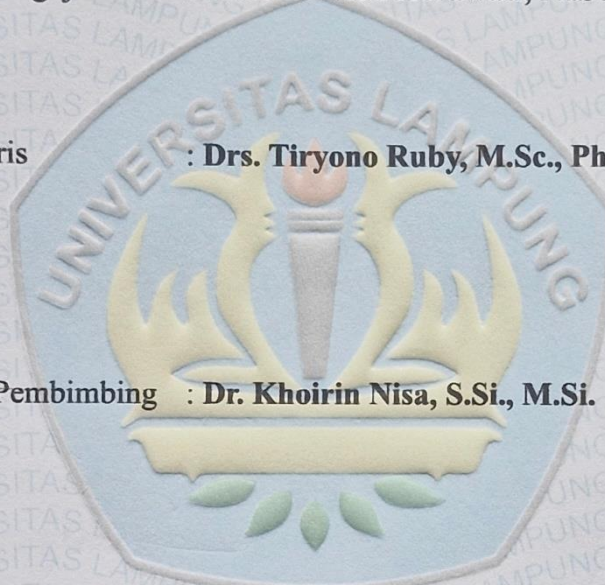
Ketua Penguji : Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.



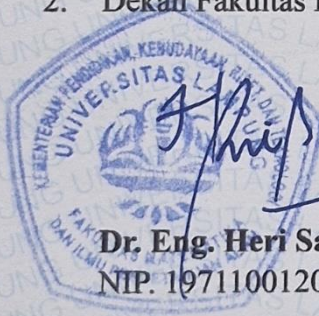
Sekretaris : Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D.



**Penguji
Bukan Pembimbing : Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002**

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 15 Desember 2024

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : **Annisa Syifa Sugaryadi**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1957031014**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **PERAMALAN HARGA SAHAM PT ASTRA
AGRO LESTARI TBK PADA BURSA EFEK
INDONESIA (BEI) MENGGUNAKAN
ALGORITMA *GATED RECURRENT UNIT*
(GRU)**

Dengan ini menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya sendiri berdasarkan pengetahuan dan informasi yang telah saya dapatkan. Karya ilmiah ini tidak berisi material yang telah dipublikasikan sebelumnya atau dengan kata lain hasil plagiat karya orang lain. Apabila di kemudian hari terbukti adanya kecurangan dalam karya ilmiah ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 8 Desember 2024

Yang menyatakan,



Annisa Syifa Sugaryadi
NPM. 1957031014

RIWAYAT HIDUP



Annisa Syifa Sugaryadi lahir pada 29 Oktober 2000 di Kota Bandar Lampung dan merupakan anak pertama dari pasangan Bapak Sugaryadi dan Ibu Nur Indah.

Penulis menempuh pendidikan pertama di Taman Kanak-Kanak Al-Bustan pada tahun 2005-2007 dan melanjutkan pendidikan dasar di SD Negeri 2 Perumnas Way Kandis pada tahun 2007-2012. Selanjutnya, penulis melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 19 Bandar Lampung pada tahun 2012-2015 dan menengah atas di SMAS Islam Terpadu Ar-Raihan Bandar Lampung pada 2015-2018. Penulis sempat menempuh pendidikan di IPB Vokasi dengan program keahlian Supervisor Jaminan Mutu Pangan pada tahun 2018 dan mengundurkan diri pada 2019. Setelahnya, penulis diterima sebagai mahasiswa Jurusan Matematika pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas melalui jalur Seleksi Mandiri Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SMMPTN) Barat pada tahun 2019.

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif di beberapa kegiatan di antaranya:

1. Menjadi anggota bidang Media Cetak di UKMF Natural FMIPA Unila pada tahun 2020.
2. Menjadi Redaktur Pelaksana bidang Media Cetak di UKMF Natural FMIPA Unila pada tahun 2021.
3. Menjadi Pemimpin Umum di UKMF Natural FMIPA Unila pada tahun 2022.
4. Menjalani kegiatan Kuliah Kerja Nyata di Desa Batu Putuk Kecamatan Teluk Betung Barat, Kota Bandar Lampung pada Desember 2021 – Januari 2022.

5. Menjalani kegiatan Praktik Kerja Lapangan (PKL) di Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bandar Lampung pada Juli – Agustus 2022.
6. Mengikuti kegiatan Studi Independen Bersertifikat untuk program *Data Analytics* oleh PT Zona Edukasi Nusantara pada 15 Agustus – 31 Desember 2022.
7. Mengikuti kegiatan Studi Independen Bersertifikat untuk program *Machine Learning* oleh Bangkit Academy pada 14 Agustus – 31 Desember 2023
8. Mengikuti *Bootcamp* program Data Analysis yang diselenggarakan oleh MySkill pada 1 Maret – 10 Mei 2024.

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan rasa syukur kehadiran Allah SWT yang Maha Kuasa, saya persembahkan karya ini dengan penuh ketulusan hati sebagai tanda cinta dan sayang kepada:

Kedua orang tuaku tercinta, Bapak Sugaryadi dan Ibu Nur Indah yang tiada hentinya memberikan saya semangat, kasih sayang, dan dukungan tanpa lelah sepanjang hidup saya sehingga saya dapat terus melangkah maju dan menghadapi setiap kesulitan tanpa ragu.

Tanteku tersayang, Ibu Nila Lestari, yang selalu siap menjadi tempat bercerita, berkeluh-kesah, dan bercanda tawa, menemani saya sebagai teman sekaligus orangtua kedua yang selalu ada tanpa pamrih.

Adik-adikku terkasih, Arkan Syafiq Sugaryadi dan Meiffi Jasmine, yang selalu menjadi sumber kebahagiaan dan motivasi untuk terus menjadi lebih baik sehingga dapat menjadi panutan sekaligus kakak yang mampu diandalkan.

Dosen-dosen yang tiada lelahnya memberikan saya ilmu berharga dan pelajaran-pelajaran hidup serta terus membimbing saya dengan tulus dan ikhlas hingga saya mampu meraih gelar sarjana.

Teman-teman seperjuangan yang selalu mendukung dan menemani saya melangkah di setiap tahap kehidupan sejak awal, hingga kini, dan seterusnya.

Almamater tercinta, Universitas Lampung

SANWANCANA

Puji syukur saya ucapkan atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan nikmat, rahmat, dan hidayah-Nya kepada penulis sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.

Skripsi yang berjudul “Peramalan Harga Saham PT Astra Agro Lestari Tbk Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Algoritma *Gated Recurrent Unit* (GRU)” disusun sebagai bentuk pertanggungjawaban penulis sebagai seorang mahasiswa pendidikan S1 serta syarat dalam meraih gelar sebagai Sarjana Matematika (S.Mat) di Universitas Lampung.

Penulis menerima banyak bantuan, kritik, saran, dan dukungan dari banyak pihak. Untuk itu, penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada:

1. Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D., selaku Pembimbing I serta dosen pembimbing akademik yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan dan arahan serta kritik saran selama masa kuliah, proses penelitian dan penyusunan skripsi.
2. Bapak Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D., selaku Pembimbing II yang telah memberikan arahan, masukan, kritik, dan saran selama penelitian dan penyusunan skripsi.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Penguji yang telah memberikan masukan, kritik, saran, dan arahan selama masa penelitian dan penyusunan skripsi sehingga skripsi penulis dapat menjadi lebih baik.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung;

5. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung;
6. Seluruh dosen, staf, serta karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Kedua orangtua tercinta, uncu tersayang, serta adik-adikku Okan dan Meiffi, yang dengan tulus selalu memberikan dukungan, kasih sayang, motivasi, semangat, serta doa yang senantiasa menemani langkah penulis selama ini.
8. Om, tante, kakak-kakak sepupu, dan keluarga besar yang senantiasa memberikan motivasi untuk terus bersemangat dalam menyelesaikan studi dan meraih cita-cita.
9. Ferzy Tryanda Nosa, yang selalu memberikan saran, dukungan, semangat, dan menjadi motivasi penulis dalam menyelesaikan Skripsi.
10. Anisa Raden, sahabat tersayang yang menjadi teman bermain dan bercerita yang selalu menemani penulis sejak kecil hingga kini.
11. Annisa Hanun, Adliana Dwi Ramadhanti, dan Berlin Aranetha Langnegara yang selalu menyemangati, memberikan motivasi, dan dukungan untuk menyelesaikan skripsi ini.
12. Teman-teman angkatan 2019 Jurusan Matematika yang telah menjadi rekan seperjuangan selama masa perkuliahan.
13. Almamater tercinta, Universitas Lampung.

Semoga Allah SWT memberikan balasan atas bantuan dan dukungan yang telah diberikan kepada penulis selama ini. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Untuk itu, segala bentuk kritik dan saran yang membangun diharapkan demi menyempurnakan skripsi ini.

Bandar Lampung, 8 Desember 2024
Penulis,

Annisa Syifa Sugaryadi

DAFTAR ISI

	Hal
DAFTAR TABEL	15
DAFTAR GAMBAR	16
I. PENDAHULUAN	17
1.1 Latar Belakang dan Masalah	17
1.2 Tujuan Penelitian	19
1.3 Manfaat Penelitian	19
II. TINJAUAN PUSTAKA	20
2.1 Peramalan	20
2.2 Analisis Deret Waktu	21
2.3 <i>Machine Learning</i>	21
2.4 <i>Artificial Neural Network</i>	22
2.5 <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i>	24
2.6 <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	26
2.7 <i>Scaling Data</i>	30
2.8 Evaluasi Model	30
III. METODOLOGI PENELITIAN	32
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	32
3.2 Data Penelitian	32
3.3 Metode Penelitian	32
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	34
4.1 Proses Algoritma <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	34
4.2 Visualisasi Data	35
4.3 <i>Preprocessing Data</i>	36
4.3.1 <i>Data Scaling</i>	36
4.3.2 <i>Data Splitting</i>	36
4.3.3 Perhitungan Algoritma GRU	37
4.3.4 <i>Hyperparameter Tuning</i>	40

4.4	<i>Model Building</i>	41
4.5	Evaluasi Model	43
4.6	Peramalan Harga Saham	43
V.	KESIMPULAN	45
	DAFTAR PUSTAKA	46
	LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel	Hal
1. Hasil <i>Data Scaling</i>	36
2. Hasil Pembagian Data Train dan Data Test.....	37
3. Hasil Pengujian <i>Hyperparameter Tuning</i>	41
4. Perbandingan Data Prediksi dengan Data Asli.....	42
5. Hasil Evaluasi Model.....	43
6. Hasil Peramalan Harga Saham Selama 30 Hari.....	44

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Hal
1. Model Arsitektur ANN.....	23
2. Gambaran dasar arsitektur RNN.....	25
3. Ilustrasi gate model GRU (sumber: Cho, dkk., 2014).....	26
4. Grafik Fungsi Sigmoid.....	28
5. Grafik Fungsi Tanh.....	29
6. Visualisasi Harga Saham 2021-2024.....	35
7. Hasil Grafik Prediksi Harga Saham.....	41
8. Grafik Hasil Peramalan Harga Saham.....	44

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Gated Recurrent Unit (GRU) adalah salah satu jenis arsitektur jaringan syaraf buatan *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dikembangkan dan diperkenalkan pertama kali oleh Cho, dkk. (2014). GRU dirancang untuk mengatasi masalah yang dihadapi RNN tradisional dalam melakukan pelatihan data jangka panjang. Masalah-masalah yang kerap dihadapi adalah *vanishing gradient*, dimana gradien mendekati nol sehingga pelatihan model menjadi lambat atau bahkan terhenti, dan *exploding gradient*, dimana nilai gradien menjadi sangat besar sehingga model yang dihasilkan tidak stabil dan cenderung buruk.

GRU menerapkan konsep *gating* sehingga memungkinkan model untuk menjaga nilai agar tetap stabil dan baik. *Gate* yang dimiliki oleh GRU adalah *update gate* yang berfungsi untuk memilah jumlah informasi yang perlu dipertahankan dari *state* sebelumnya, dan *reset gate* yang berfungsi itu melupakan informasi tidak relevan dari *state* sebelumnya. Ketika *reset gate* mulai mendekati nol, jaringan akan segera melupakan *hidden state* sebelumnya dan memperbaruinya dengan *input* saat ini.

Sistem *gating* pada GRU cenderung lebih sederhana dari algoritma RNN lainnya, yaitu LSTM, dimana GRU menyatukan fungsi *input gate* dan *forget gate* pada LSTM menjadi satu *gate*, yaitu *update gate*. Meski lebih sederhana, GRU

menunjukkan hasil kinerja yang sama baiknya dengan LSTM (Chung, dkk., 2014).

Sistem ini juga memungkinkan model GRU untuk dapat menangkap *dependency* atau ketergantungan pada data time series dengan baik, dimana *dependency* mengacu pada kemampuan model dalam melihat dan mempertahankan informasi relevan dari data sekuensial jangka panjang. GRU mampu melihat pola pada data dan beradaptasi dengan laju pergerakan data (Ridwan dkk., 2024). Hal ini membuat GRU menjadi salah satu metode unggul dalam mengolah data frekuensi tinggi yang memiliki pergerakan cepat.

Data frekuensi tinggi sendiri merupakan data yang direkam atau dikumpulkan dalam interval yang sangat pendek (detik, menit, atau jam), contohnya saham. Peramalan saham menjadi salah satu jenis peramalan yang cukup menantang, karena harga saham bisa saja berubah akibat faktor internal dan eksternal, seperti perubahan kebijakan atau pergerakan pasar saham (Hamzah, dkk., 2023).

Terdapat banyak penelitian terkait peramalan harga saham, baik dengan menggunakan teknik tradisional seperti ARIMA, hingga teknik yang lebih terbaru seperti GRU dan LSTM. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Hamzah, dkk. (2023), model GRU yang didapatkan menunjukkan hasil kinerja yang baik, yaitu dengan nilai RMSE sebesar 0,0123. Pada penelitian lainnya yang membandingkan kinerja ARIMA dan GRU oleh Ridwan, dkk. (2023), GRU dapat melampaui akurasi ARIMA dalam memprediksi harga saham beberapa Bank, contohnya pada bank BRI dimana *error* yang dihasilkan GRU hanya sebesar 0,34%, sedangkan ARIMA menghasilkan *error* sebesar 3,02%. Selain itu, GRU juga dapat melampaui kinerja algoritma RNN lainnya, yaitu LSTM. Hasil yang didapatkan oleh Bhavani, dkk. (2022) menunjukkan, model LSTM menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,38 dimana GRU hanya sebesar 0,02.

Berdasarkan penelitian-penelitian di atas, GRU menampilkan hasil kinerja yang sangat baik dalam meramal harga saham. Untuk itu, peneliti tertarik untuk melakukan prediksi harga saham Bursa Efek Indonesia. Untuk itu, peneliti mengangkat penelitian dengan judul "Peramalan Harga Saham Pt Astra Agro Lestari Tbk Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Algoritma *Gated Recurrent Unit* (GRU)".

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan hasil model GRU terbaik untuk meramal harga saham PT Astra Agro Lestari Tbk.
2. Mengetahui tingkat akurasi dan *error* yang dihasilkan model GRU dalam meramal harga saham PT Astra Agro Lestari Tbk menggunakan RMSE dan MAPE
3. Mendapatkan hasil peramalan harga saham PT Astra Agro Lestari Tbk yang dihasilkan oleh model GRU.

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini diharapkan bisa menjadi sarana pengembangan minat ilmu peramalan, khususnya dengan menggunakan metode GRU.
2. Penelitian ini diharapkan bisa menjadi salah satu referensi dalam melihat dan menilai harga saham di waktu yang akan datang.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan

Peramalan atau *forecasting* merupakan salah satu cabang ilmu statistika yang digunakan untuk memprediksi suatu nilai atau kejadian di masa yang akan datang. Menurut Hyndman (2014), peramalan adalah tentang memprediksi masa depan seakurat mungkin menggunakan informasi-informasi yang dimiliki, seperti data historis.

Peramalan sangat umum digunakan dalam dunia bisnis sebagai penunjang dalam mengambil keputusan dan strategi bisnis. Berdasarkan jangka waktu, peramalan terbagi menjadi tiga, yaitu jangka pendek (kurang dari 3 bulan), menengah (3 sampai 18 bulan), dan panjang (lebih dari 18 bulan)

Terdapat dua metode pendekatan peramalan, yaitu secara kualitatif dan kuantitatif. Peramalan kualitatif dilakukan dengan mengedepankan perkiraan intuitif, pemikiran logis, dan pengetahuan dari penelitian sebelumnya. Umumnya keputusan diambil dengan berdasarkan penilaian dari para ahli. Sedangkan pada peramalan kuantitatif, keputusan dibuat dengan berdasarkan hasil analisis statistika (Makridakis, dkk. 1998).

2.2 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan salah satu metode peramalan yang berfokus untuk mengamati suatu peristiwa kejadian atau perubahan dari suatu periode ke periode selanjutnya. Data *time series* identik dengan satuan waktu seperti jam, hari, minggu, bulan, hingga tahun. Menurut Box, dkk. (2016), *time series* adalah urutan pengamatan yang diambil secara berurutan dalam satu waktu, seperti jumlah kecelakaan di jalan tiap minggu, kapasitas curah hujan harian, hasil pengamatan uji coba bahan kimia, dan lain-lain.

Analisis ini dapat menjadi landasan pengamat dalam melihat penyebab dari perubahan pola pada tiap periode dengan visualisasi data dan kemungkinan yang terjadi di waktu mendatang. Masing-masing data yang dimiliki akan menghasilkan pola yang berbeda-beda. Pola-pola ini memiliki empat komponen utama, yaitu tren, musim, siklus, dan horizontal (Hanke dan Wichern, 2005).

Tren merupakan bentuk pergerakan data yang menunjukkan peningkatan atau penurunan nilai dari waktu ke waktu. Musim adalah bentuk pola yang berulang dalam suatu periode tertentu seperti mingguan, bulanan, atau tahunan. Pola siklus dihasilkan oleh data yang berubah secara bertahap naik atau turunnya, sehingga menghasilkan bentuk plot yang bergerak membentuk gelombang di sekitar tren. Sedangkan pola horizontal, ialah bentuk yang dihasilkan akibat perubahan atau fluktuasi acak yang tidak dapat diduga dan tidak memiliki pola tertentu.

2.3 Machine Learning

Machine learning merupakan salah satu bentuk kecerdasan buatan (*artificial intelligent*) yang memungkinkan sebuah sistem komputer untuk belajar dan berkembang berdasarkan data-data yang diberikan. Menurut Samuel (1959),

machine learning merupakan proses sebuah sistem komputer dalam mempelajari sesuatu berdasarkan pengalaman tanpa harus diprogram secara pasti.

Menurut Purnama (2019), *machine learning* memiliki beberapa jenis algoritma, yaitu:

1. *Supervised learning*, sebuah algoritma yang biasanya digunakan untuk menyelesaikan kasus klasifikasi, peramalan, atau regresi. Jenis algoritma ini memerlukan data yang sudah memiliki label dan juga target atau output. Algoritma ini belajar untuk memahami hubungan dari label dan target dalam pembentukan model.
2. *Unsupervised learning*, algoritma ini membiarkan komputer mempelajari data yang diberikan secara mandiri karena biasanya data yang dimiliki tidak memiliki target. Program dituntut untuk memahami sendiri pola dari suatu data. Umumnya algoritma ini digunakan untuk persoalan berkaitan dengan asosiasi atau klustering.
3. *Reinforcement learning*, komputer akan dibiarkan untuk belajar dan berinteraksi dengan lingkungan melalui serangkaian percobaan dalam menentukan aksi yang memberikan hasil paling optimal. Algoritma akan mencoba berbagai kemungkinan dan mendapatkan *feedback* dari aksi yang dilakukan. *Feedback* ini kemudian digunakan kembali sebagai panduan untuk melakukan aksi berikutnya. Algoritma ini banyak dimanfaatkan untuk perangkat permainan dan navigasi.

2.4 Artificial Neural Network

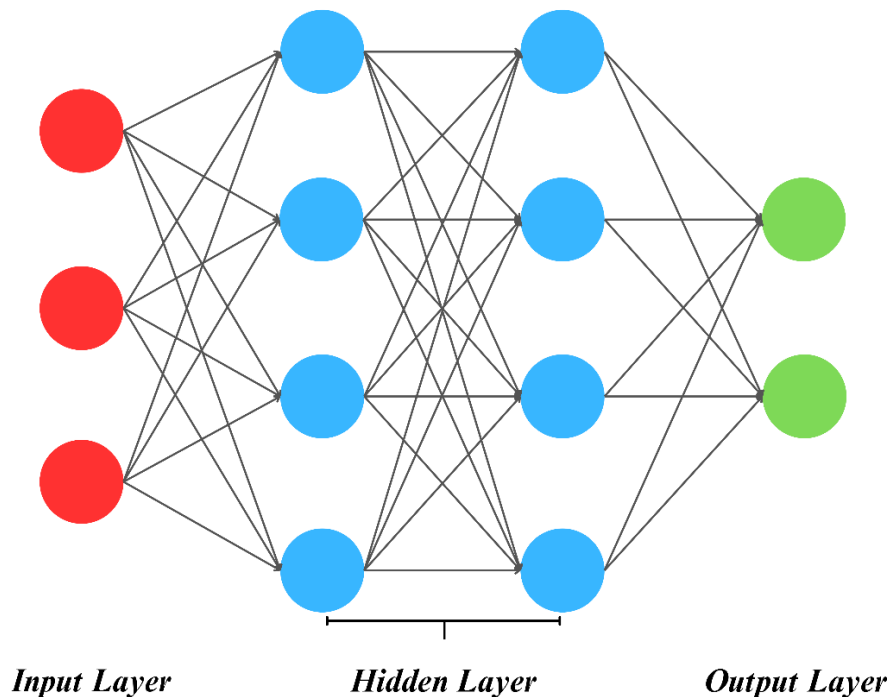
Artificial Neural Network (ANN) adalah sebuah jenis arsitektur algoritma yang dirancang dengan meniru konsep sistem jaringan saraf manusia dengan tujuan untuk melihat informasi dan menangkap pola tersembunyi yang ada dalam data. Menurut Prathama, dkk. (2017), rancangan model ANN terdiri dari lapisan-lapisan neuron (*nodes*) yang saling terhubung oleh bobot (*weights*) yang mana terinspirasi dari cara kerja otak manusia. Susunan dari neuron-neuron ini dapat

disebut sebagai lapisan atau *layer*, dimana setiap lapisan berfungsi untuk memproses dan mempelajari pola-pola yang ada pada data.

Layer pada model ANN dapat dikategorikan ke dalam tiga bentuk (Goodfellow, dkk., 2016), yaitu:

1. *Input layer*, merupakan lapisan pertama yang bertugas untuk menerima data mentah untuk kemudian diteruskan ke *hidden layer*. Lapisan ini juga disebut sebagai *visible layer* karena berisi informasi-informasi yang dapat diamati.
2. *Hidden layer*, lapisan lanjutan yang bertanggungjawab untuk melihat pola-pola tersembunyi pada data. *Layer* ini disebut "tersembunyi" karena nilai-nilainya ini tidak terlihat. Jumlah lapisan pada hidden layer tidak memiliki batasan dan dapat terdiri dari lebih dari satu lapisan.
3. *Output layer*, lapisan terakhir yang bertugas untuk menampilkan hasil dari perhitungan. Hasil yang ditampilkan oleh lapisan ini disesuaikan dengan permasalahan yang sedang diamati, seperti prediksi atau klasifikasi.

Masing-masing *layers* terhubung satu sama lain secara berurutan dalam menyalurkan informasi. Arsitektur algoritma ANN dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 1. Model Arsitektur ANN

2.5 Recurrent Neural Network (RNN)

Dalam penerapannya, ANN tradisional kerap memiliki keterbatasan dalam memproses data yang bersifat sekuensial karena ANN menganggap tiap *input* independen dan tidak saling terhubung. *Recurrent Neural Network* (RNN) secara khusus dirancang untuk memproses data sekuensial dan temporal (Goodfellow, dkk., 2016). Hal ini dikarenakan RNN dapat mempertahankan informasi pada langkah waktu sebelumnya untuk kemudian digunakan pada output selanjutnya dan juga mampu mengenali ketergantungan pada data. RNN memiliki model dasar sebagai berikut:

$$h_t = \tanh(W_h h_{t-1} + W_x x_t + b_h) \quad (2.1)$$

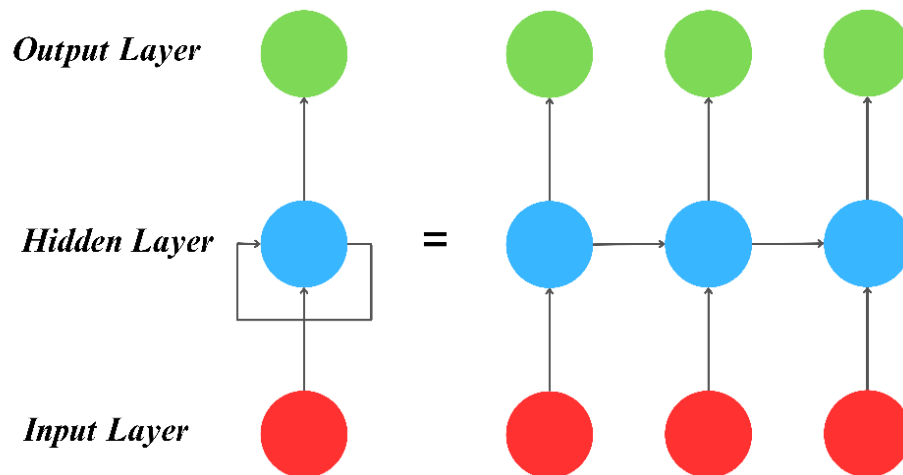
dan

$$y_t = W_y h_t + b_y \quad (2.2)$$

dimana:

- h_t : *hidden state* pada waktu ke- t
- x_t : *input* pada waktu ke- t
- W_h : bobot untuk *hidden state* sebelumnya
- W_x : bobot untuk *input* saat ini
- b_h : bias untuk *hidden state*
- W_y : bobot untuk *output*
- b_y : bias untuk *output*

Serupa dengan ANN, algoritma RNN juga memiliki tiga lapisan utama, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*, hanya saja yang membedakannya adalah bagaimana proses informasi berjalan di setiap *layer*. Menurut Lipton, dkk. (2015), RNN memiliki kemampuan untuk dapat mengirim informasi ke lapisan selanjutnya, sekaligus sambil memproses data dalam satu waktu. Informasi yang dipertahankan dapat digunakan kembali untuk proses iterasi selanjutnya.



Gambar 2. Gambaran dasar arsitektur RNN

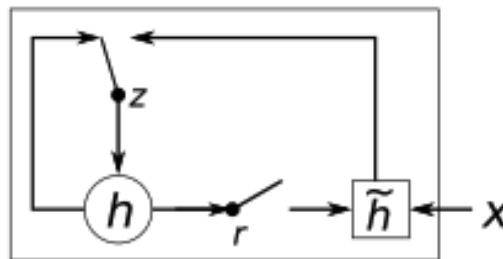
Seberapa baik model memproses dan menyimpan informasi di dalam *hidden state* memengaruhi nilai gradien yang dihitung untuk memperbarui bobot model (Sutskever, dkk., 2013). Proses perhitungan gradien dilakukan pada tahap *backpropagation through time* (BPTT), dimana algoritma mempelajari data sekuensial dengan menghitung gradien kesalahan dan memperbarui bobot berdasarkan informasi yang ada. Meskipun begitu, RNN tradisional kerap menghadapi dua masalah utama, yaitu *vanishing gradient* dan *exploding gradient*.

Vanishing gradient terjadi ketika nilai gradien menjadi sangat kecil sampai mendekati 0 (nol) sehingga menyebabkan proses pelatihan model menjadi sangat lambat atau bahkan berhenti. Sementara itu, *exploding gradient* terjadi ketika nilai gradien yang dihitung menjadi sangat besar sehingga menyebabkan model menjadi tidak stabil dan memiliki kinerja yang buruk. Masalah ini mengakibatkan model RNN sulit digunakan untuk data sekuensial jangka panjang (Bengio, dkk., 1994).

2.6 Gated Recurrent Unit (GRU)

GRU adalah salah satu jenis algoritma pengembangan dari RNN yang dapat mengatasi *vanishing/exploding gradient*. GRU menerapkan sistem *gating* yang serupa dengan LSTM, dimana mekanisme ini memungkinkan model untuk tetap menjaga gradien tetap stabil.

Menurut Cho, dkk. (2014), GRU memiliki dua komponen utama, yaitu *update gate* dan *reset gate*. *Update gate* bertugas untuk menentukan jumlah informasi dari *state* sebelumnya yang perlu dipertahankan untuk *state* saat ini. Sedangkan *reset state* bertugas dalam mengendalikan jumlah informasi yang perlu dilupakan dari *state* sebelumnya sebelum digabungkan dengan informasi dari *input* baru.



Gambar 3. Ilustrasi *gate* model GRU (sumber: Cho, dkk., 2014)

Sistem ini secara tidak langsung memengaruhi nilai gradien yang perlu dihitung karena gradien ditentukan berdasarkan jumlah informasi yang disimpan dan digunakan dalam *state* saat ini. Ketika *reset gate* rendah, maka *reset gate* akan mengatur informasi dari *state* sebelumnya menjadi kecil. Sedangkan ketika nilai *reset gate* besar, maka informasi yang dipertahankan dari *state* sebelumnya pun juga besar.

Sistem *gating* yang dimiliki GRU lebih sederhana dari LSTM, dimana GRU menyatukan fungsi dari *input gate* dan *forget gate* ke dalam *update gate*. Dari ilustrasi di atas, dapat dilihat bahwa *update gate* ditampilkan sebagai *z*, dimana

update gate (z) bertugas untuk memperbarui *hidden state* saat ini (h) menggunakan *hidden state* yang baru (\tilde{h}).

Setiap *hidden unit* GRU memiliki *reset gate* dan *update gate* yang terpisah. Hal ini bertujuan agar *hidden unit* dapat belajar untuk menangkap *dependency* dalam skala waktu yang berbeda-beda. Unit-unit yang menangkap *dependency* jarak pendek memiliki *reset gate* yang lebih aktif, sedangkan unit yang menangkap *dependency* jarak panjang akan memiliki *update gate* yang lebih aktif. Dalam fungsi matematisnya, *update gate* dapat ditulis sebagai berikut:

$$z_j = \sigma([W_z x]_j + [U_z h_{(t-1)}]_j) \quad (2.3)$$

kemudian, untuk fungsi *reset gate* dirumuskan sebagai berikut:

$$r_j = \sigma([W_r x]_j + [U_r h_{(t-1)}]_j) \quad (2.4)$$

dengan *candidate hidden state* sebagai:

$$\tilde{h}_j^{(t)} = \tanh([W x]_j + [U(r \odot h_{(t-1)})]_j) \quad (2.5)$$

lalu untuk menghitung *final hidden state* saat ini, dirumuskan sebagai:

$$h_j^{(t)} = z_j h_j^{(t-1)} + (1 - z_j) \tilde{h}_j^{(t)} \quad (2.6)$$

dimana:

σ : fungsi aktivasi sigmoid

\tanh : fungsi aktivasi tanh

x : input data

$h_{(t-1)}$: *hidden state* sebelumnya

W : matriks bobot untuk memproses x

U : matriks bobot untuk memproses $h_{(t-1)}$

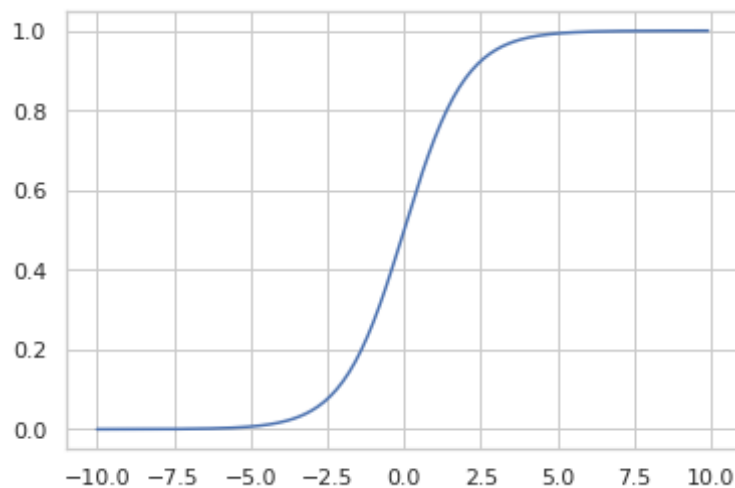
Pada algoritma RNN, terdapat dua fungsi aktivasi yang digunakan, yaitu sigmoid, dan tanh. Menurut Lewis (2017), fungsi sigmoid terdiri dari rentang nilai 0 sampai 1. Fungsi sigmoid memiliki sebutan lain, yaitu fungsi logistik yang ditunjukkan seperti berikut:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.7)$$

Berikut merupakan turunan dari fungsi sigmoid, yaitu:

$$\begin{aligned}
 f'(x) &= \frac{u(x)}{v(x)} = \frac{u'(x)v(x) - u(x)v'(x)}{[v(x)]^2} \\
 \frac{d}{dx} \sigma(x) &= \frac{d}{dx} \frac{1}{1 + e^{-x}} \\
 &= \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \\
 &= \frac{1 - 1 + e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \\
 &= \frac{1 + e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2} \\
 &= \frac{1}{(1 + e^{-x})} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2} \\
 &= \frac{1}{(1 + e^{-x})} \left(1 - \frac{1}{(1 + e^{-x})} \right) \\
 &= \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \tag{2.8}
 \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (2.8) fungsi sigmoid bisa dikatakan kontinu pada bilangan real, serta mempunyai turunan pertama yang terdefinisikan pada bilangan real. Fungsi sigmoid ini jika digambarkan dalam bentuk grafik akan membentuk kurva seperti huruf S seperti berikut:



Gambar 4. Grafik Fungsi Sigmoid

Lalu, fungsi tanh atau biasa disebut dengan tangen hiperbolik terdiri dari rentang nilai -1 sampai 1 . Fungsi tanh hampir sama seperti fungsi sigmoid, yaitu jika digambarkan dalam bentuk grafik, maka menghasilkan kurva yang berbentuk seperti huruf S. Akan tetapi, rentang nilai yang dimiliki oleh fungsi tanh lebih luas daripada rentang nilai yang dimiliki oleh fungsi sigmoid, sehingga hal ini lebih efektif untuk diterapkan dalam pemodelan nonlinear yang kompleks. Fungsi tanh dapat dirumuskan seperti berikut:

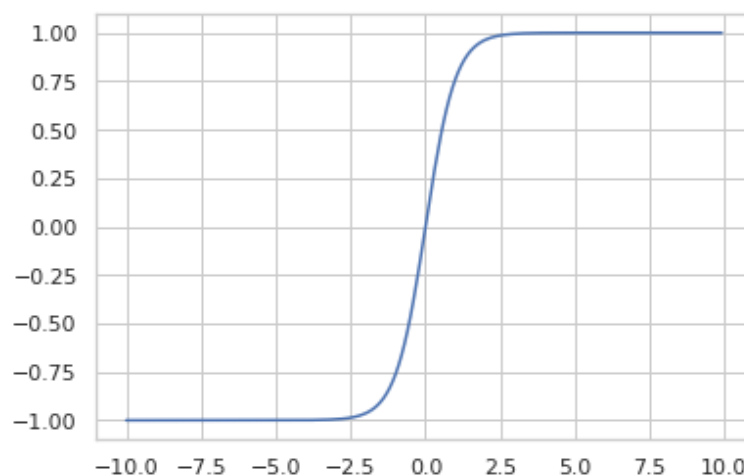
$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.9)$$

$$\tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} \quad (2.10)$$

Berikut merupakan turunan yang membentuk fungsi tanh, yaitu:

$$\begin{aligned} f'(x) &= \frac{u(x)}{v(x)} = \frac{u'(x)v(x) - u(x)v'(x)}{[v(x)]^2} \\ \frac{d}{dx} \tanh(x) &= \frac{d \sinh(x)}{dx \cosh(x)} \\ &= \frac{\cosh^2(x) - \sinh^2(x)}{\cosh^2(x)} \\ &= \frac{\cosh^2(x)}{\cosh^2(x)} - \frac{\sinh^2(x)}{\cosh^2(x)} \\ &= 1 - \tanh^2(x) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Adapun grafik yang dihasilkan dari fungsi tanh seperti berikut:



Gambar 5. Grafik Fungsi tanh.

Dari penjelasan fungsi sigmoid dan fungsi tanh diatas, x adalah data *input* dan e adalah konstanta matematika.

2.7 *Scaling Data*

Scaling adalah salah satu metode normalisasi data yang digunakan untuk meminimalisir hasil *error* dengan mengubah data asli menjadi bentuk lain. Salah satu teknik yang digunakan adalah dengan menggunakan teknik *MinMax Scaler* dimana data asli akan diubah ke dalam skala lain dengan rentang tertentu, umumnya antara 0 dan 1. Teknik ini dilakukan agar rentang nilai setiap sampel tidak terlalu besar. Rumus matematisnya dapat ditulis sebagai berikut:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2.12)$$

dimana:

X' : hasil *scaling data*

X : nilai data yang akan dilakukan *scaling data*

X_{min} : nilai minimum keseluruhan data

X_{max} : nilai maksimum keseluruhan data

2.8 **Evaluasi Model**

Dalam membangun sebuah model *machine learning*, diperlukan adanya pengujian dan evaluasi pada model yang dihasilkan untuk melihat tingkat akurasi dan nilai *error* yang kemungkinan dihasilkan. Dalam menilai kinerja model, dapat dinilai dengan melihat nilai *root means squared error* (RMSE) dan *means absolute percentage error* (MAPE) yang dihasilkan model (Vercellis, 2009).

RMSE digunakan untuk melihat seberapa besar selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi. Rumus RMSE dapat dituliskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (2.13)$$

dimana:

Y_i : Nilai data aktual

\hat{Y}_i : Nilai akhir data peramalan

n : Jumlah data

Sedangkan MAPE, digunakan untuk melihat besarnya tingkat *error* yang dihasilkan model sekaligus untuk menilai tingkat akurasi hasil prediksi yang dihasilkan oleh model. MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Y}_i - Y_i|}{Y_i}}{n} \times 100\% \quad (2.14)$$

dimana:

Y_i : Nilai data aktual

\hat{Y}_i : Nilai akhir data peramalan

n : Jumlah data

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun ajaran 2023/2024 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang dihimpun melalui situs yahoo! Finance (laman web: <https://www.investing.com>) tentang data harian harga saham PT Astra Agro Lestari Tbk pada Bursa Efek Indonesia (BEI) dalam rentang waktu dari tanggal 3 Juli 2021 hingga 31 Agustus 2024. Data yang dimiliki merupakan data *time series* harian berjumlah 765 baris dengan 2 kolom, yaitu kolom *date* yang menunjukkan tanggal pencatatan harga saham, dan kolom *close* yang menunjukkan harga akhir saham ketika pasar saham ditutup.

3.3 Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, akan ditampilkan model terbaik untuk memprediksi harga saham Bursa Efek Indonesia (BEI) menggunakan metode *Gated Recurrent Unit*

(GRU) melalui bahasa pemrograman Python pada Google Colab. Model yang didapatkan kemudian akan diuji kinerjanya menggunakan RMSE dan MAPE.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Melakukan visualisasi data berupa grafik *time series*.
2. Mempersiapkan data dengan melakukan *scaling* menggunakan *MinMax Scaler* dan dilanjutkan membagi data menjadi *data train* sebanyak 80% jumlah data dan *data test* sebanyak 20% jumlah data.
3. Menentukan parameter terbaik untuk membangun model menggunakan *GridSearch* dan $KFold = 5$.
4. Membangun model GRU menggunakan parameter yang telah ditentukan.
5. Melakukan prediksi harga saham.
6. Validasi model menggunakan RMSE dan MAPE.
7. Melihat perbandingan data dan visualisasi grafik antara data prediksi dan data aktual.
8. Melakukan peramalan harga saham Bursa Efek Indonesia untuk kurun waktu 60 hari.
9. Melihat visualisasi dari hasil peramalan.
10. Memaparkan kesimpulan penelitian.

Berikut adalah gambaran diagram alir untuk proses analisa GRU secara singkat:

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, diperoleh kesimpulan, yaitu didapatkan model terbaik dengan skor 0,000523, dimana jumlah neuron terbaik adalah sebesar 32 *units* untuk *hidden layer* dan 64 *units* untuk *dense layer*, dengan *batch size* sebesar 32 *units* untuk setiap iterasi, dan *dropout* sebesar 0,1 atau 10%. Selain itu, tingkat akurasi yang dihasilkan dari model ini adalah sebesar 99,96% dimana nilai RMSE yang didapatkan adalah 0,013 dan nilai MAPE yang didapatkan adalah 0,04. Selanjutnya, dari model yang dimiliki, dilakukan peramalan harga saham PT Astra Agro Lestari Tbk selama 30 hari, yaitu tanggal 30 Agustus 2024 hingga 10 Oktober 2024 dimana diketahui harga saham akan mengalami peningkatan harga.

DAFTAR PUSTAKA

- Bengio, Y., Simard, P., dan Frasconi, P. 1994. Learning Long-Term Dependencies with Gradient Descent is Difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 5(2): 157-166.
- Bhavani, A., Ramana, A. V., dan Chakravarthy, A. S. N. 2022. Comparative Analysis between LSTM and GRU in Stock Price Prediction. Prosiding International Conference on Edge Computing and Applications (ICECAA).
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., dan Ljung G. M. 2016. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Edisi ke-5. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
- Budiman, H. 2016. Analisis Dan Perbandingan Akurasi Model Prediksi Rentet Waktu Support Vector Machines Dengan Support Vector Machines Particle Swarm Optimization Untuk Arus Lalu Lintas Jangka Pendek. *Systemic: Information System and Informatics Journal*. 2(1): 19-24.
- Cho, K., Merriënboer, B. V., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougares, F., Schwenk, H., Bengio, Y. 2014. Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). 1725-1734. Association for Computational Linguistics, Doha, Qatar.
- Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., dan Bengio, Y. 2014. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. Dipresentasikan di NIPS 2014 Deep Learning and Representation Learning Workshop.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A. 2016. *Deep Learning*. MIT Press, Massachusetts.

- Hamzah, Chrismawan, P. E. E., Winardi, S., Tambunan, R. 2023. Robust Stock Price Prediction using Gated Recurrent Unit. *International Journal of Informatics and Computation (IJICOM)*. **5**(1): 29-38
- Hanke, J. E. dan Wichern, D. 2014. *Business Forecasting*. Edisi ke-9. Pearson Education Limited, Harlow.
- Hyndman, R. J. 2014. *Forecasting Principles and Practice*. OText.
- Lipton, Z. C., Berkowitz, J., dan Elkan, C. 2015. *A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning*.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., dan Hyndman, R. J. 1998. *Forecasting: Methods and Applications*. Edisi ke-2. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
- Prathama, A. Y., Aminullah, A., dan Saputra, A. 2017. Pendekatan ANN (Artificial Neural Network) Untuk Penentuan Prosentase Bobot Pekerjaan dan Estimasi Nilai Pekerjaan Struktur Pada Rumah Sakit Pratama. *Jurnal Teknosains*. **7**(1): 1-82
- Purnama, B. 2019. *Pengantar Machine Learning*. Informatika Bandung, Bandung.
- Ridwan, M., Sadik, K., Afendi, F. M. 2024. Comparison of ARIMA and GRU Models for High-Frequency Time Series Forecasting. *Scientific Journal of Informatics*. **10**(3): 389-400.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., dan Williams, R. J. 1986. Learning Representations by back-propagating errors. *Nature*. **323**: 533-536
- Samuel, A. L. 1959. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*. **3**(3): 210-229.

Sarker, I. H. 2021. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Computer Science*. **2**(420).

Sutskever, I., Martens, J., Dahl, G., dan Hinton, G. 2013. On The Importance of Initialization and Momentum in Deep Learning. 1139-1147. Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning. Atlanta, Georgia.

Vercellis, C. 2009. *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. John Wiley and Sons Inc., Chichester.