

**MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT
UNIT (VAR-GRU) TERHADAP HARGA SAHAM INDUSTRI
FARMASI PERIODE 2020-2023**

(Skripsi)

Oleh

CLARA MERINDA



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

ABSTRACT

VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU) MODEL OF PHARMACEUTICAL INDUSTRY STOCK PRICES ON 2020-2023

By

CLARA MERINDA

Pharmaceutical stock prices have soared dramatically due to critical public health factors due to the COVID-19 pandemic. With the occurrence of unstable stock price fluctuations, a system is needed that can be used to forecast how stock prices will move in the future. Utilizing the power of Vector Autoregressive (VAR) in linear relationship analysis and the ability of Gated Recurrent Unit (GRU) in capturing nonlinear patterns, a hybrid VAR-GRU model is applied in the hope of improving forecasting accuracy. This research forecasts the daily stock price data of Kalbe Farma company. The hybrid VAR-GRU model with a scheme of 90% training data and 10% testing data is the best model with a MAPE value of 0.0143 and a T^2 Hotelling test p-value of 0.066.

Keywords: VAR, GRU, Hybrid VAR-GRU, Stock Forecasting

ABSTRAK

MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU) TERHADAP HARGA SAHAM INDUSTRI FARMASI PERIODE 2020-2023

Oleh

CLARA MERINDA

Harga saham farmasi sangat melonjak drastis karena faktor kesehatan masyarakat yang sedang kritis akibat pandemi COVID-19. Dengan terjadinya fluktuasi harga saham yang tidak stabil, diperlukan sebuah sistem yang dapat digunakan untuk meramalkan bagaimana harga saham akan bergerak di masa depan. Memanfaatkan kekuatan *Vector Autoregressive* (VAR) dalam analisis hubungan linier dan kemampuan *Gated Recurrent Unit* (GRU) dalam menangkap pola nonlinier, model *hybrid* VAR-GRU diterapkan dengan harapan dapat meningkatkan akurasi peramalan. Penelitian ini meramalkan data harga saham harian perusahaan Kalbe Farma. Model *hybrid* VAR-GRU dengan skema 90% data *training* dan 10% data *testing* menjadi model terbaik dengan nilai MAPE sebesar 0.0143 dan *p-value* uji T^2 Hotelling sebesar 0.066.

Kata Kunci: VAR, GRU, *Hybrid* VAR-GRU, Peramalan Saham

**MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT
UNIT (VAR-GRU) TERHADAP HARGA SAHAM INDUSTRI
FARMASI PERIODE 2020-2023**

Oleh

CLARA MERINDA

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

: **MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE-
GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU)
TERHADAP HARGA SAHAM INDUSTRI
FARMASI PERIODE 2020-2023**

Nama Mahasiswa

: Clara Merinda

Nomor Pokok Mahasiswa

: 1917031061

Program Studi

: Matematika

Fakultas

: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing


Ir. Warsono, M.S., Ph.D.

NIP.19630216 198703 1 003


Dr. Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc.

NIP. 19690305 199603 2 001

2. Ketua Jurusan Matematika


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

NIP.19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**

Sekretaris : **Dr. Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc.**

Penguji

Bukan Pembimbing: **Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.**

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng Heri Satria, S.Si., M. Si.
NIP 19711001 200501 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 11 Juli 2024

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan dibawah ini

Nama Mahasiswa : **Clara Merinda**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031061**
Program Studi : **Matematika**
Judul Skripsi : **MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE-
GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU)
TERHADAP HARGA SAHAM INDUSTRI
FARMASI PERIODE 2020-2023**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan apabila di kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 11 Juli 2024
Penulis



Clara Merinda
NPM. 1917031061

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Clara Merinda dilahirkan di Bandar Lampung pada 03 Juni 2001. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara pasangan Ibu dan Bapak.

Penulis pertama kali menempuh pendidikannya di Taman Kanak-Kanak Ramadhan pada tahun 2006-2007 dan melanjutkan pendidikannya ke Sekolah Dasar di SD Negeri 2 Pinang Jaya pada tahun 2007-2013. Kemudian, penulis melanjutkan jenjang pendidikannya di SMP Negeri 13 Bandar Lampung pada tahun 2013-2016. Jenjang pendidikan selanjutnya di SMA Negeri 7 Bandar Lampung pada tahun 2016-2019.

Pada tahun 2019 penulis diterima sebagai mahasiswa S1 Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung melalui Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN). Selama menjadi mahasiswa penulis juga aktif dalam organisasi, seperti Unit Kegiatan Mahasiswa Fakultas Natural. Pada tahun 2022 penulis melakukan Kerja Praktik (KP) di Dinas Koperasi dan UKM Kota Bandar Lampung dan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Argomulyo, Kecamatan Sumberejo, Kabupaten Tanggamus sebagai bentuk pengabdian kepada masyarakat.

KATA INSPIRASI

“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”
(QS. Al-Baqarah 2:286)

*“Jika kamu berbuat baik kepada orang lain (berarti) kamu telah
berbuat baik untuk dirimu sendiri”*
(Q.S. Al-Isra:7)

“It’s fine to fake it until you make it, until you do, until it true”
(Taylor Swift)

*“Kuatkan dirimu atas pertanyaan yang memburu tentang masa depan,
pernikahan, pendidikan, pekerjaan dan keimanan”*
(Baskara Putra)

“Pada akhirnya, ini semua hanyalah permulaan”
(Nadin Amizah)

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan puji dan syukur atas kehadiran Allah AWT, atas segala rahmat dan hidayah-Nya skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik. Solawat serta salam kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW. Dengan penuh ketulusan kupersembahkan karya kecil ini kepada:

Ayah dan Ibu Tersayang

Terima kasih kepada kedua orang tua saya yang selalu memberikan dukungan dan saran dalam setiap keputusan, kasih sayang serta doa yang tak pernah putus dalam setiap langkah yang saya tempuh

Adikku Tersayang

Terima kasih kepada adikku Reza Dewantara yang selalu memberikan keceriaan, doa, dukungan dan memberikan semangat

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terima kasih kepada bapak dan ibu dosen yang sudah sangat berjasa, membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan dan ilmu yang bermanfaat

Teman-teman yang telah membantu, menemani, serta mendukung setiap langkahnya dari awal, hingga saat ini, dan seterusnya

Almamater Tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulisan skripsi yang berjudul “**Model Vector Autoregressive-Gated Recurrent Unit (VAR-GRU) Terhadap Harga Saham Industri Farmasi Periode 2020-2023**” dapat diselesaikan dengan baik sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Matematika di Universitas Lampung.

Dalam proses penulisan skripsi ini, terdapat berbagai pihak yang telah membantu memberikan bimbingan, dukungan dan bantuan. Untuk itu dengan ketulusan hati penulis ingin mengucapkan terima kasih banyak kepada:

1. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing I, terima kasih untuk bimbingan dan kesediaan waktunya selama penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Dr. Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc. selaku Dosen Pembimbing II, terima kasih untuk bantuan dan masukannya selama penyusunan skripsi.
3. Bapak Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D. selaku Dosen Penguji, terima kasih atas kesediaannya untuk memberikan saran dan kritik yang membangun dalam penyelesaian skripsi ini.
4. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan arahan serta bimbingan dari awal perkuliahan sampai dengan penyelesaian tugas akhir.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

8. Teristimewa kepada Ibu, Ayah, Reza dan keluarga besar yang selalu mendoakan dan memberikan dukungan, serta cinta tanpa batas yang selalu diberikan kepada penulis.
9. Sahabat-sahabatku, Vista, Rizqa, Nurje. Terima kasih sudah menjadi warna baru dalam hidup selama perkuliahan di saat suka maupun duka.
10. Mia, Fitdes, Ikhsan, Oktin dan Gilang yang memberikan dukungan, bantuan, serta menemani penulis selama menyusun skripsi ini.
11. Suni, Puang, Nindy, Mga, Yayak, Bela, Tata, Atun, Mega dan Erwin yang memberi semangat dan dukungan selama ini.
12. Teman-teman KKN Unila periode II Tahun 2022, Desa Argomulyo, Kecamatan Sumberejo, Kabupaten Tanggamus.
13. Teman-teman angkatan 2019, Abang, Yunda dan adik-adik Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
14. Seluruh pihak terkait lainnya yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, kritik dan saran sangat diharapkan agar dapat menjadi pelajaran dan perbaikan untuk kedepannya. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat baik bagi penulis maupun bagi pihak yang membutuhkan.

Bandar Lampung, 11 Juli 2024

Penulis

Clara Merinda

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	ii
DAFTAR TABEL	iv
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR KODE PROGRAM	vi
DAFTAR PERSAMAAN	vii
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Saham.....	6
2.2 Analisis Deret waktu.....	6
2.2.1 <i>Vector Autoregressive (VAR)</i>	7
2.3 Kestasioneritas Data.....	8
2.4 Identifikasi Model.....	9
2.5 <i>Machine Learning</i>	10
2.6 Normalisasi	10
2.7 Fungsi Aktivasi	11
2.7.1 <i>Fungsi Sigmoid</i>	11
2.7.2 <i>Fungsi Tangen Hiperbolik (tanh)</i>	12
2.8 <i>Reurrent Neural Network (RNN)</i>	12
2.9 <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i>	13
2.10 <i>Hyperparameter Tuning</i>	14
2.11 <i>Model Hybrid</i>	15
2.12 Evaluasi Model	16
2.12.1 <i>Akaike Information Criteria (AIC)</i>	16
2.12.2 <i>Bayesian Information Criterion (BIC)</i>	16
2.12.3 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i>	17

III. METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian.....	19
3.2 Data Penelitian	19
3.3 Metode Penelitian	20
IV.HASIL DAN PENELITIAN	23
4.1 Proses <i>Input</i> Data	23
4.2 Visualisasi Data	24
4.3 Stasioneritas Data.....	25
4.4 <i>Splitting</i> Data	26
4.5 Metode <i>Vector Autoregressive</i> (VAR).....	27
4.5.1 Prediksi dan Evaluasi Model VAR	27
4.5.2 Peramalan VAR	30
4.5.3 Residual Model VAR.....	34
4.6. <i>Scalling</i> Data	36
4.7. Model <i>Hybrid</i> VAR-GRU.....	36
4.7.1 Membangun Model GRU Pertama Skema 80% Data <i>Training</i> dan 20% Data <i>Testing</i>	37
4.7.2 Membangun Model GRU Pertama Skema 90% Data <i>Training</i> dan 10% Data <i>Testing</i>	38
4.7.3 Membangun Model GRU Kedua Skema 80% Data <i>Training</i> dan 20% Data <i>Testing</i>	40
4.8 Melakukan Prediksi dengan Model <i>Hybrid</i> VAR-GRU	43
4.9 Hasil Peramalan <i>Hybrid</i> VAR-GRU.....	45
4.10 Perbandingan Hasil Peramalan dengan Uji T^2 <i>Hotelling</i>	47
V. KESIMPULAN DAN SARAN	49
5.1 Kesimpulan	49
5.2 Saran	49
DAFTAR PUSTAKA	50
LAMPIRAN	54

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Kriteria nilai MAPE	18
2. Data harga saham Kalbe Farma (KLBF)	20
3. Data Input Penelitian.....	24
4. Hasil Uji Stasioneritas ADF	25
5. Hasil Uji ADF Setelah <i>Differencing</i>	26
6. <i>Splitting</i> Data Aktual.....	26
7. <i>Splitting</i> Data <i>Differencing</i>	26
8. Nilai AIC dan BIC Model VAR dengan Skema 80:20.....	27
9. Nilai AIC dan BIC Model VAR dengan Skema 90:10.....	29
10. Hasil Uji T^2 <i>Hotelling</i>	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Struktur GRU	14
2. Diagram Air Metode Penelitian	22
3. Visualisasi Data Aktual	24
4. Plot Data Aktual dan Data Prediksi Model VAR dengan Skema 80:20	28
5. Plot Data Aktual dan Data Prediksi Model VAR dengan Skema 90:10	30
6. Plot Data Aktual dan Peramalan VAR dengan Skema 80:20	31
7. Plot Data Aktual dan Peramalan VAR dengan Skema 90:10	33
8. Plot Residual Model VAR dengan Skema 80:20	35
9. Plot Residual Model VAR dengan Skema 90:10	36
10. Grafik <i>Loss Function</i> Model GRU Pertama dengan Skema 80:20.....	38
11. Grafik <i>Loss Function</i> Model GRU Pertama dengan Skema 90:10.....	40
12. Grafik <i>Loss Function</i> Model GRU Kedua dengan Skema 80:20.....	41
13. Grafik <i>Loss Function</i> Model GRU Kedua dengan Skema 90:10.....	43
14. Plot Prediksi Dengan Model <i>Hybrid</i> VAR-GRU.....	44
15. Plot Peramalan dengan Model Hybrid VAR-GRU.....	46

DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program	Halaman
1. Proses Input Data	23
2. <i>Hypertuning</i> Model GRU Pertama dengan Skema 80:20	37
3. <i>Hypertuning</i> Model GRU Pertama dengan Skema 90:10	39
4. <i>Hypertuning</i> Model GRU Kedua dengan Skema 80:20	41
5. <i>Hypertuning</i> Model GRU Kedua dengan Skema 90:10	42
6. Prediksi Model <i>Hybrid</i>	43
7. Peramalan Model <i>Hybrid</i>	45

DAFTAR PERSAMAAN

Persamaan	Halaman
(2.1) <i>Vector Autoregressive</i> (VAR) ..	7
(2.2) Kestasioneran Data.....	8
(2.3) Uji <i>Augmented Dickey-Fuller</i> (ADF) ..	9
(2.4) Normalisasi	11
(2.5) Fungsi <i>Sigmoid</i>	11
(2.6) Fungsi <i>Tanh</i>	12
(2.7) Model <i>Hybrid</i>	15
(2.8) <i>Akaike Information Criteria</i> (AIC)	16
(2.9) <i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)	17

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Industri farmasi memainkan peran penting dalam kesehatan global dengan mengembangkan, memproduksi, dan mendistribusikan obat-obatan serta produk kesehatan lainnya. Pada saat pandemi COVID-19, industri ini menjadi industri yang paling menguntungkan. Harga saham farmasi sangat melonjak drastis dikarenakan faktor kesehatan masyarakat yang sedang kritis akibat virus COVID 19 yang menjamur di setiap daerah. Pandemi COVID 19 yang persentasenya masih tinggi saat itu membuat masyarakat sangat memperhatikan kondisi kesehatannya. Banyak hal yang dapat dilakukan untuk meminimalisir tertularnya COVID 19, salah satunya mengonsumsi makanan yang bergizi dan seimbang, olahraga, menghindari stress, memperbaiki sistem pencernaan hormone serta mengonsumsi vitamin, suplemen, dan segala obat obatan (Fu dkk., 2020). Hal itu tentu berpengaruh terhadap permintaan obat yang diproduksi oleh pihak emiten farmasi. Pada penelitian ini, diambil sampel perusahaan farmasi yaitu Kalbe Farma (KLBF), karena perusahaan tersebut merupakan perusahaan farmasi terbaik di Indonesia. Perusahaan tersebut juga memproduksi produk untuk meningkatkan imun dan kesehatan, seperti obat-obatan serta jamu (Khofifah dkk., 2022). Selain itu, perusahaan tersebut selalu menjadi topik utama dalam diskusi terkait saham di industri farmasi.

Data harga saham merupakan data deret waktu. Deret waktu merupakan suatu metode kuantitatif yang bertujuan untuk menentukan pola data masa lampau yang telah dikumpulkan secara teratur (Susilawati dan Sunendiari, 2022). Terdapat dua jenis analisis deret waktu, yaitu analisis deret waktu univariat yang pengamatannya hanya melibatkan satu variabel dan deret waktu multivariat yang dalam pengamatannya melibatkan beberapa variabel. Ditinjau dari banyaknya variabel yang diamati pada penelitian ini, sehingga analisis yang digunakan yaitu analisis deret waktu multivariat. Salah satu model yang dapat digunakan pada analisis tersebut adalah model *Vector Autoregressive* (VAR). Model VAR adalah model deret waktu yang mampu memodelkan dan meramalkan beberapa variabel secara simultan (Putri dkk., 2021). Model VAR sering digunakan untuk menganalisis perubahan makroekonomi dikarenakan model VAR dapat menunjukkan perubahan koefisien dengan baik dari masing-masing variabel secara bersamaan pada data deret waktu.

Pengembangan peramalan data deret waktu memiliki beberapa pemodelan yang bersifat nonlinier, salah satunya adalah *Recurrent Neural Network* (RNN). Model RNN dapat digunakan untuk mendekati model nonlinier dan memiliki tingkat akurasi yang cukup baik dalam melakukan peramalan deret waktu. Terdapat beberapa jenis arsitektur pada model RNN, salah satunya yaitu metode Gated Recurrent Unit (GRU). Model GRU merupakan salah satu turunan dari arsitektur RNN dengan menggunakan sistem gerbang yang lebih sederhana daripada LSTM (Halim dkk., 2022). Model ini diusulkan pada tahun 2014 oleh Chung, dkk dengan tujuan utama pembuatannya adalah membuat setiap *recurrent unit* untuk dapat menangkap *dependencies* dalam skala waktu yang berbeda-beda secara adaptif. Model GRU juga dapat digunakan untuk memodelkan masalah nonlinier.

Peramalan model multivariat berdasarkan model VAR dengan menggunakan model GRU dikenal sebagai model *hybrid* VAR-GRU. Model VAR digunakan untuk menganalisis data deret waktu multivariat dan memprediksi nilai di masa

mendatang. Selanjutnya nilai hasil prediksi dan residual yang diperoleh dari model VAR digunakan sebagai data *input* pada model GRU yang secara bersamaan memperkirakan nilai peramalan di masa yang akan datang. Model VAR digunakan apabila data stasioner dalam level (Febrianti dkk., 2021). Setelah berhasil membangun model VAR untuk menangkap hubungan linier antara variabel-variabel dalam kumpulan data, langkah berikutnya adalah mengintegrasikan metode GRU untuk meningkatkan akurasi prediksi. Model VAR memiliki kekuatan dalam mengidentifikasi dan memodelkan hubungan antar variabel secara linier, namun sering kali tidak cukup efektif dalam menangkap pola non-linier yang kompleks. Oleh karena itu, pendekatan *hybrid* VAR-GRU digunakan untuk memanfaatkan kekuatan VAR dalam menangkap dinamika linier dan kekuatan GRU dalam menangkap pola non-linier yang kompleks. Pendekatan *hybrid* ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan robustitas model prediksi.

Beberapa penelitian tentang VAR telah dilakukan, Yuriska dkk. (2021) melakukan peramalan jumlah kasus harian Covid-19 di provinsi Jawa Barat. Penelitian tersebut menunjukkan model VAR dapat menangkap tren data serta memprediksi kasus aktif Covid-19 berdasarkan kasus sembuh harian dengan MAPE 4,7%. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Febrianti dkk. (2021) yang menganalisis bagaimana perubahan kurs mata uang mempengaruhi ekspor dan impor di Indonesia menggunakan metode VAR. Hasil analisis yang diperoleh memperlihatkan bahwa terdapat dua hubungan satu arah yang diidentifikasi yaitu kurs mempengaruhi ekspor dan ekspor mempengaruhi impor.

Arfianti dkk., (2021). melakukan prediksi bilangan sunspot menggunakan algoritma GRU. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui informasi dini seputar bilangan sunspot di masa depan. Data yang digunakan adalah data bilangan sunspot per bulan yang didapatkan dari website SILSO. Penelitian ini menggunakan metode pembagian data dan penentuan parameter berdasarkan uji

coba kemudian akan dibandingkan dengan LSTM. Hasilnya menunjukkan bahwa prediksi bilangan sunspot menggunakan model GRU lebih baik dibandingkan dengan model LSTM dengan selisih nilai MAPE 2.7847%. Halim dkk. (2022) menerapkan metode GRU untuk memprediksi tingkat zat pencemar udara di DKI Jakarta. Hasil pengujian dari metode GRU menunjukkan bahwa nilai prediksi yang dihasilkan beragam. Hasil evaluasi dengan MAPE menunjukkan prediksi yang baik dengan rata-rata nilai MAPE kurang dari 50%. Sedangkan evaluasi dengan RMSE, semua zat pencemar udara menghasilkan nilai rata-rata tidak lebih dari 20% sehingga dapat dikatakan model GRU menghasilkan prediksi yang cukup akurat untuk memprediksi zat pencemar udara di wilayah DKI Jakarta, berdasarkan hasil evaluasi MAPE dan RMSE yang menunjukkan nilai kesalahan prediksi yang rendah.

Penelitian terdahulu menggunakan model *hybrid* dilakukan oleh Aji dan Surjandari (2020) menggunakan model *hybrid* VAR-LSTM dan VAR-GRU untuk memprediksi harga transaksi bahan bakar jet. Hasil akurasi peramalan yang didapatkan yaitu 99,98% untuk VAR-LSTM dan 99,40% untuk VAR-GRU. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Parot dkk. (2019) menggunakan model *hybrid* ANN-VAR untuk melakukan peramalan mengenai nilai tukar antara Euro (EUR) dan Dolar AS (USD). Hasil penelitian tersebut menunjukan bahwa penggunaan model *hybrid* ANN-VAR menurunkan RMSE sebesar 19,3% yang berarti ada peningkatan akurasi yang signifikan dalam peramalan.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana membangun model VAR dan GRU yang dapat memprediksi harga saham di industri farmasi?

2. Bagaimana mengembangkan model *hybrid* VAR-GRU yang lebih efektif untuk memprediksi harga saham pada industri?
3. Bagaimana hasil peramalan menggunakan model *hybrid* VAR-GRU pada harga saham di industri farmasi?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Membangun model VAR dan GRU terhadap harga saham yang bergerak di industri farmasi.
2. Mengembangkan model *hybrid* VAR-GRU untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat.
3. Memperoleh hasil peramalan menggunakan model VAR-GRU untuk mengetahui harga saham yang bergerak di industri farmasi.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Meningkatkan pengetahuan dan penerapan mengenai peramalan menggunakan model *hybrid* VAR-GRU.
2. Dapat digunakan sebagai parameter untuk mengetahui harga saham yang bergerak di industri farmasi.
3. Menjadi sumber keilmuan dan referensi bagi pembaca.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Saham

Saham merupakan salah satu surat berharga yang digunakan sebagai bukti tanda kepemilikan pada sebuah perusahaan (Harianja dkk., 2022). Saham yang diterbitkan oleh suatu perusahaan mencantumkan nilai nominal, nama perusahaan, serta hak dan kewajiban yang berlaku bagi setiap pemegangnya. Permintaan dan penawaran saham di pasar modal sangat mempengaruhi harga saham sehingga naik dan turunnya harga saham merupakan suatu hal yang lumrah. Jika permintaan tinggi maka harga saham akan naik, sebaliknya jika penawaran tinggi maka harga saham akan turun. Fluktuasi harga saham dipengaruhi oleh berbagai factor, seperti penawaran dan permintaan, inflasi, suku bunga, serta laporan keuangan dan kinerja perusahaan (Agusta dkk., 2021).

2.2 Analisis Deret Waktu

Analisis deret waktu merupakan serangkaian pengamatan terhadap sekumpulan data dari waktu ke waktu yang digunakan sebagai landasan dalam peramalan. Analisis deret waktu bertujuan untuk memahami pola dan struktur dalam data yang diobservasi dari waktu ke waktu serta membangun model untuk menggambarkan struktur data dan memprediksi nilai-nilai data dimasa yang akan datang (Namin dan Sima, 2018). Peramalan dapat digunakan sebagai sudut

pandang untuk mengambil sebuah keputusan, memprediksi dan merencanakan aktivitas dimasa mendatang. Aktivitas yang ditampilkan dalam deret waktu merupakan hasil interaksi beberapa bentuk dari banyak faktor yang mempengaruhinya (Aklis dkk., 2022). Dalam mempelajari bagaimana pola *trend* suatu data berubah seiring waktu dapat menggunakan metode analisis deret waktu. Dengan menggunakan analisis deret waktu yang tepat maka dapat dilakukan prediksi yang lebih akurat mengenai apa yang mungkin terjadi di masa yang akan datang.

2.2.1 *Vector Autoregressive (VAR)*

Vector Autoregressive merupakan model deret waktu yang digunakan untuk menganalisis lebih dari satu variabel secara simultan. Berbeda dengan model *Autoregressive (AR)* yang hanya menggunakan satu variabel, model VAR menangani beberapa variabel yang saling mempengaruhi. Model VAR adalah suatu sistem persamaan dinamis dengan pendugaan atau estimasi prediksi nilai suatu variabel pada waktu tertentu tergantung pada pergerakan variabel tersebut dan variabel lainnya dalam sistem pada periode-periode sebelumnya (Enders, 2004). Secara umum model VAR memiliki bentuk yang ditulis dalam persamaan (2.1) sebagai berikut (Wei, 2006):

$$Z_t = \beta_0 + \beta_1 Z_{t-1} + \beta_2 Z_{t-2} + \dots + \beta_p Z_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

dengan:

- Z_t : vektor dari variabel yang diobservasi pada waktu ke- t
- Z_{t-p} : vektor dari variabel yang diobservasi pada waktu ke- $(t - p)$
- β_0 : vektor intersep
- β_p : matriks parameter AR ukuran $m \times m$
- ε_t : vektor residual pada waktu ke- t

2.3 Kestasioneritas Data

Kestasioneran data merupakan salah satu asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis deret waktu yang diperlukan untuk memperkecil kekeliruan model. Data dikatakan stasioner apabila tidak adanya perubahan yang drastis. Stasioner diidentifikasi dengan bentuk sebaran data yang berfluktuasi disekitar nilai rata-rata yang konstan dan tidak bergantung pada waktu dan varian dari fluktuasi tersebut (Londar dan Sri, 2021). Data yang tidak mempunyai pola *trend*, *seasonal*, dan musiman dapat dikatakan stasioner.

Selain dengan melihat bentuk plot data, kestasioneran data juga dapat diselidiki menggunakan uji akar unit. Data deret waktu dapat dikatakan stasioner dalam rata-rata apabila data tersebut berfluktuasi disekitar rata-rata dari waktu ke waktu. Uji akar unit *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dapat digunakan untuk melakukan pengujian stasioneritas terhadap rata-rata sebagai berikut:

1. Hipotesis:

- H_0 : deret waktu tidak stasioner
- H_1 : deret waktu stasioner

2. Taraf signifikansi

- $\alpha = 5\% = 0,05$

3. Kriteria uji:

- Tolak H_0 jika $ADF_{hitung} > ADF_{tabel}$ atau $p\text{-value} < \alpha$
- Tidak tolak H_0 jika $ADF_{hitung} < ADF_{tabel}$ atau $p\text{-value} > \alpha$

4. Statistik uji:

Dalam uji ADF, model regresi dinyatakan dalam persamaan (2.2) yaitu:

$$Z_t = \beta_0 + \delta Z_{t-1} + \beta_2 Z_{t-2} + \cdots + \beta_p Z_{p-1} + \varepsilon_t \quad (2.2)$$

Statistik uji yang digunakan dituliskan pada persamaan (2.3) sebagai berikut:

$$ADF_{hitung} = \frac{\delta}{Se(\delta)} \quad (2.3)$$

dengan :

δ = nilai dugaan parameter *autoregressive*

$Se(\delta)$ = *standar error* dari δ

5. Keputusan

6. Kesimpulan

Tolak H_0 yang artinya data tidak mengandung akar unit yang berarti data tersebut stasioner. Sedangkan jika tidak tolak H_0 yang artinya data mengandung akar unit berarti data tersebut tidak stasioner. Jika data deret waktu tidak stasioner dalam rata-rata, maka salah satu metode untuk membuat data tersebut menjadi stasioner adalah dengan melakukan *differencing*. Apabila setelah dilakukan *differencing* sebanyak satu kali data tetap tidak stasioner, maka dapat dilakukan *differencing* kembali hingga data menjadi stasioner (Febrianti dkk., 2021).

2.4 Identifikasi Model

Untuk menentukan orde model VAR (p) langkah awal yang digunakan yaitu identifikasi model. Uji *lag* optimal dapat digunakan untuk menentukan panjang *lag*-nya (Yaman, 2023). Pada penentuan estimasi parameter model VAR, uji *lag* optimal juga sangat dibutuhkan. Untuk menuliskan jumlah *lag* optimal, model VAR diestimasi dengan berbagai jumlah *lag*. Penentuan *lag* dapat digunakan dengan beberapa pendekatan antara lain *Schwarz Information Criteron* (SIC), *Hannan-Quinn Information Criteron* (HQ), *Akaike Information Criteron* (AIC) dan lainnya, kriteria dapat dilihat dari nilai terkecil (Izazi, 2022). Pada penelitian

ini, pendekatan yang digunakan sebagai acuan yaitu *Bayesian Information Criterion* (BIC).

2.5 *Machine Learning*

Machine learning adalah bidang studi yang berfokus mempelajari algoritma dan model statistik yang digunakan oleh sistem komputer untuk melakukan tugas-tugas tertentu tanpa memerlukan intruksi eksplisit, komputer mengandalkan pola dan inferensia untuk melakukan tugas tersebut (Pratama, 2020). Oleh karena itu, *machine learning* dikenal sebagai bagian dari *artificial intelligence*. Algoritma dalam *machine learning* berfungsi untuk membangun model berdasarkan data *input* sehingga dapat menghasilkan prediksi atau pengambilan keputusan. Tujuan utama *machine learning* adalah meminimalkan keterlibatan manusia dalam pemecahan suatu kasus tertentu dan memberikan kemampuan adaptasi serta pembelajaran otomatis pada komputer. Dengan adanya *machine learning*, komputer dapat mengambil tindakan dengan lebih efisien dan akurat.

2.6 Normalisasi

Normalisasi merupakan teknik yang dilakukan pada kumpulan data untuk mengubah nilai numerik ke skala umum agar meminimalkan perbedaan skala sehingga mengoptimalkan kinerja model. Normalisasi dilakukan dengan *Min-Max* yaitu mengubah data aktual menjadi nilai-nilai dalam rentang interval $[0,1]$. Teknik ini digunakan jika data memiliki variasi yang kecil dan tidak mengikuti distribusi normal. Teknik normalisasi data pada *min-max scaler* menggunakan persamaan (2.4) sebagai berikut (Aldi dkk., 2018):

$$X' = \frac{(x - \min_x)}{(\max_x - \min_x)} \quad (2.4)$$

dengan:

X' = data setelah normalisasi

x = data asli

$\min_x$ = nilai minimum dari data x

$\max_x$ = nilai maximum dari data x

2.7 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan pada jaringan syaraf untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan *neuron*. Fungsi aktivasi berada pada lapisan tersembunyi yang berfungsi untuk mengubah *neural network* menjadi sifat nonlinier (Gunawan, 2020). Fungsi aktivasi nonlinier yang umum digunakan adalah sebagai berikut:

2.7.1 Fungsi Sigmoid

Fungsi *sigmoid* berada dalam interval 0 sampai 1 (Fausset, 1994). Pada fungsi *sigmoid* jika semakin kecil nilai *input* yang diberikan maka hasil *output* yang diperoleh akan mendekati nilai nol sedangkan semakin besar *input* yang diberikan maka *output* yang dihasilkan akan mendekati nilai satu. Fungsi ini dituliskan pada persamaan (2.5) sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (2.5)$$

dengan:

x = data

e = bilangan *euler*

2.7.2 Fungsi Tangen Hiperbolik (*Tanh*)

Fungsi *tanh* adalah fungsi yang digunakan untuk menyimpan nilai baru dari fungsi *sigmoid*. Fungsi *tanh* berada di antara interval -1 hingga 1 (Chen dkk., 2020). Salah satu kelebihan dari fungsi ini adalah hasil *output* terpusat di sekitar nol sehingga memudahkan proses *backpropagation*. Fungsi ini dituliskan pada persamaan (2.6) sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.6)$$

dengan:

x = data

e = bilangan *euler*

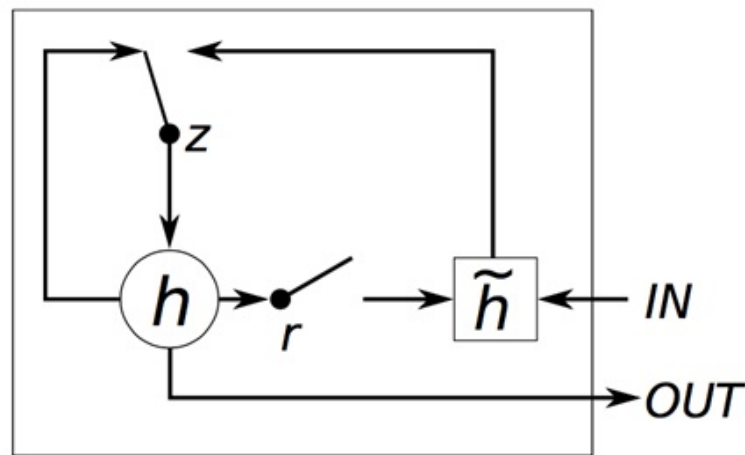
2.8 Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network merupakan salah satu bagian dari *deep learning* yang menghasilkan nilai akurasi prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan sederhana. Bobot-bobot dalam RNN menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan mendekati pola data. Model RNN dirancang untuk memproses data dalam urutan tertentu atau disebut dengan *sequential data*. Menurut Onan (2022), setiap *output* RNN dihasilkan melalui perhitungan berulang menggunakan fungsi yang sama. Model RNN adalah model dinamis yang diterapkan dalam berbagai domain seperti musik, teks, dan data gerak. Model RNN dapat dilatih

untuk membuat *sequences* dengan memproses urutan data satu langkah pada satu waktu serta memprediksi kejadian berikutnya. Menurut Graves (2014), dengan asumsi prediksi probabilistik, urutan baru dapat dihasilkan dari jaringan yang telah dilatih melalui pengambilan sampel berulang dari distribusi *output* jaringan, lalu memasukkan sampel tersebut sebagai *input* pada langkah berikutnya.

2.9 Gated Recurrent Unit (GRU)

Gated Recurrent Unit merupakan modifikasi dari RNN yang dibuat agar terhindar dari masalah ketergantungan jangka panjang pada RNN. Model GRU pertama kali diperkenalkan oleh Chung dkk. pada tahun 2014 dengan tujuan utama pembuatannya adalah untuk membuat setiap *recurrent unit* untuk dapat menangkap *dependencies* dalam skala waktu yang berbeda-beda secara adaptif. Menurut Zaman dkk. (2019) GRU dapat mengingat informasi jangka panjang sama seperti RNN, GRU juga terdiri dari modul pemrosesan berulang. Metode GRU serupa dengan *Long Short Term Memory* (LSTM) dimana GRU juga menggunakan sistem gerbang, namun arsitektur GRU lebih sederhana dibandingkan dengan LSTM. Model GRU dapat melakukan proses komputasi lebih cepat dari LSTM karena memiliki jumlah gerbang lebih sedikit. Pada GRU, gerbang merupakan komponen pengatur alur informasi. Menurut Tao dkk. (2019), GRU memiliki dua gerbang yaitu gerbang *reset* dan gerbang *update*. Gerbang *reset* pada GRU akan menentukan bagaimana menggabungkan *input* baru dengan informasi masa lalu, sedangkan gerbang *update* akan menentukan berapa banyak informasi masa lalu yang harus tetap disimpan. Struktur GRU diilustrasikan pada Gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1. Struktur GRU

Pada gambar di atas, r melambangkan gerbang *reset*. Gerbang *reset* terdiri atas satu lapisan *neural network* dengan fungsi aktivasi *sigmoid* yang digunakan untuk menyaring nilai antara 0 dan 1. z melambangkan gerbang *update* yang berfungsi untuk memutuskan informasi apa yang harus dibuang dan informasi baru apa yang harus ditambahkan. Sedangkan h dan $\hat{h}$ merupakan aktivasi dan kandidat aktivasi atau biasa disebut dengan fungsi aktivasi.

2.10 Hyperparameter Tuning

Hyperparameter Tuning merupakan variabel konfigurasi di luar model yang nilainya sulit untuk diprediksi. Hal ini berarti bahwa *hyperparameter* tidak dapat dipelajari secara langsung dari data dalam proses pelatihan model standar. Sebagai gantinya, *machine learning engineer* harus menentukan *hyperparameter* sebelum pelatihan dimulai. Proses ini dapat dilakukan melalui *trial and error* untuk mendapatkan nilai prediksi yang terbaik (Hikmaturochman dkk., 2022).

Hyperparameter perlu diperhatikan saat membangun model karena dapat mempengaruhi kinerja model dan akurasi model. Beberapa *hyperparameter* dalam *deep learning* adalah sebagai berikut (Hikmaturochman dkk., 2022):

- a. Jumlah lapisan tersembunyi.
- b. Jumlah *neuron* tersembunyi pada setiap lapisan tersembunyi.
- c. Ukuran *batch* (perwakilan jumlah data *training* selama periode)
- d. *Epoch* yaitu perwakilan satu kumpulan iterasi.
- e. Tingkat pembelajaran
- f. Parameter regularasi

2.11 Model Hybrid

Model *hybrid* merupakan salah satu pengembangan metode peramalan yang menggabungkan dua atau lebih metode. Metode *hybrid* ini diharapkan mampu berfungsi sesuai dengan keunggulan dari masing-masing metode sehingga dapat mengatasi kelemahan yang ada. Selanjutnya, model yang diperoleh dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan model tunggal (Dave dkk., 2021). Pada model kombinasi deret waktu diasumsikan bahwa terdapat dua komponen dasar, yaitu komponen linier dan nonlinier yang dapat dituliskan pada persamaan (2.7) sebagai berikut (Zhang, 2003):

$$Y_t = L_t + NL_t \quad (2.7)$$

dengan :

- Y_t = data pengamatan deret waktu ke t
- L_t = komponen linier ke t
- NL_t = komponen nonlinier ke t
- t = indeks waktu

2.12 Evaluasi Model

Evaluasi model peramalan digunakan untuk mengukur ketepatan model. Evaluasi model ini diperlukan untuk mengetahui baik atau tidaknya model yang dipilih dalam menangani data tersebut. Evaluasi dilakukan untuk menguji validitas model dengan menggunakan nilai-nilai koefisien hasil kalibrasi model (Damanik dkk., 2022). Beberapa metode yang sering digunakan untuk mengevaluasi model meliputi *Akaike Information Criteria* (AIC) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

2.12.1 *Akaike Information Criteria* (AIC)

Akaike Information Criteria merupakan salah satu kriteria yang digunakan dalam pemilihan model terbaik untuk mengevaluasi jumlah parameter dalam model (Akaike, 1974). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai galat terendah. Perhitungan dari AIC dituliskan pada persamaan (2.8) sebagai berikut:

$$AIC = \ln \frac{RSS}{n} + \frac{2c}{n} \quad (2.8)$$

dengan:

RSS = *Residual Sum of Square*

n = jumlah pengamatan

c = jumlah parameter yang diestimasi

2.12.2 *Bayesian Information Criterion* (BIC)

Bayesian Information Criterion merupakan salah satu metode dalam memilih model terbaik menggunakan *Penalized Maximum Likelihood* sebagai

pendekatannya (Ulya dkk., 2023). BIC sering digunakan untuk memilih model yang optimal dalam konteks model VAR. BIC memberikan cara untuk menilai model dengan mempertimbangkan baik kecocokan model terhadap data maupun kompleksitas model tersebut.

2.12.3 *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Mean Absolute Percentage Error digunakan untuk mengukur persentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual. Secara umum, telah disarankan bahwa MAPE sangat sesuai untuk praktik prediksi terutama saat data yang tersedia cukup banyak (Elhakim, 2020). Nilai MAPE dihitung dengan menentukan kesalahan absolut pada setiap periode, kemudian membaginya dengan nilai observasi asli untuk periode tersebut. Selanjutnya, kesalahan persentase absolut tersebut dirata-rata. Pendekatan ini dapat dilakukan ketika akurasi ramalan sangat penting dalam evaluasi. Nilai MAPE menunjukkan seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai aktual. Perhitungan MAPE dituliskan pada persamaan (2.9) sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100\% \quad (2.9)$$

dengan:

n = banyaknya data pengamatan

Y_t = data asli pada periode ke- t

$\hat{Y}_t$ = data hasil peramalan pada periode ke- t

t = periode pengamatan

Menurut Chang dkk. (2007), kriteria MAPE ditunjukkan pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Kriteria Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria
$MAPE < 10\%$	Sangat baik
$10\% \leq MAPE < 20\%$	Baik
$20\% \leq MAPE < 50\%$	Cukup baik
$MAPE \geq 50\%$	Buruk

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 pada penelitian ini merupakan data deret waktu yang diperoleh dari <https://finance.yahoo.com>. Data yang tersedia memiliki beberapa variable antara lain:

1. Variabel *Open* merupakan variabel harga pembukaan dari saham KLBF.
2. Variabel *High* merupakan variabel harga tertinggi dari saham KLBF.
3. Variabel *Low* merupakan variabel harga terendah dari saham KLBF.
4. Variabel *Close* merupakan variabel harga penutupan dari saham KLBF.

Data dalam penelitian ini merupakan data harga saham harian perusahaan dibidang farmasi yaitu Kalbe Farma (KLBF) dari periode 2 Maret 2020 sampai dengan 4 Mei 2023 yang. Data ditunjukkan pada Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Data Harga Saham Kalbe Farma (KLBF)

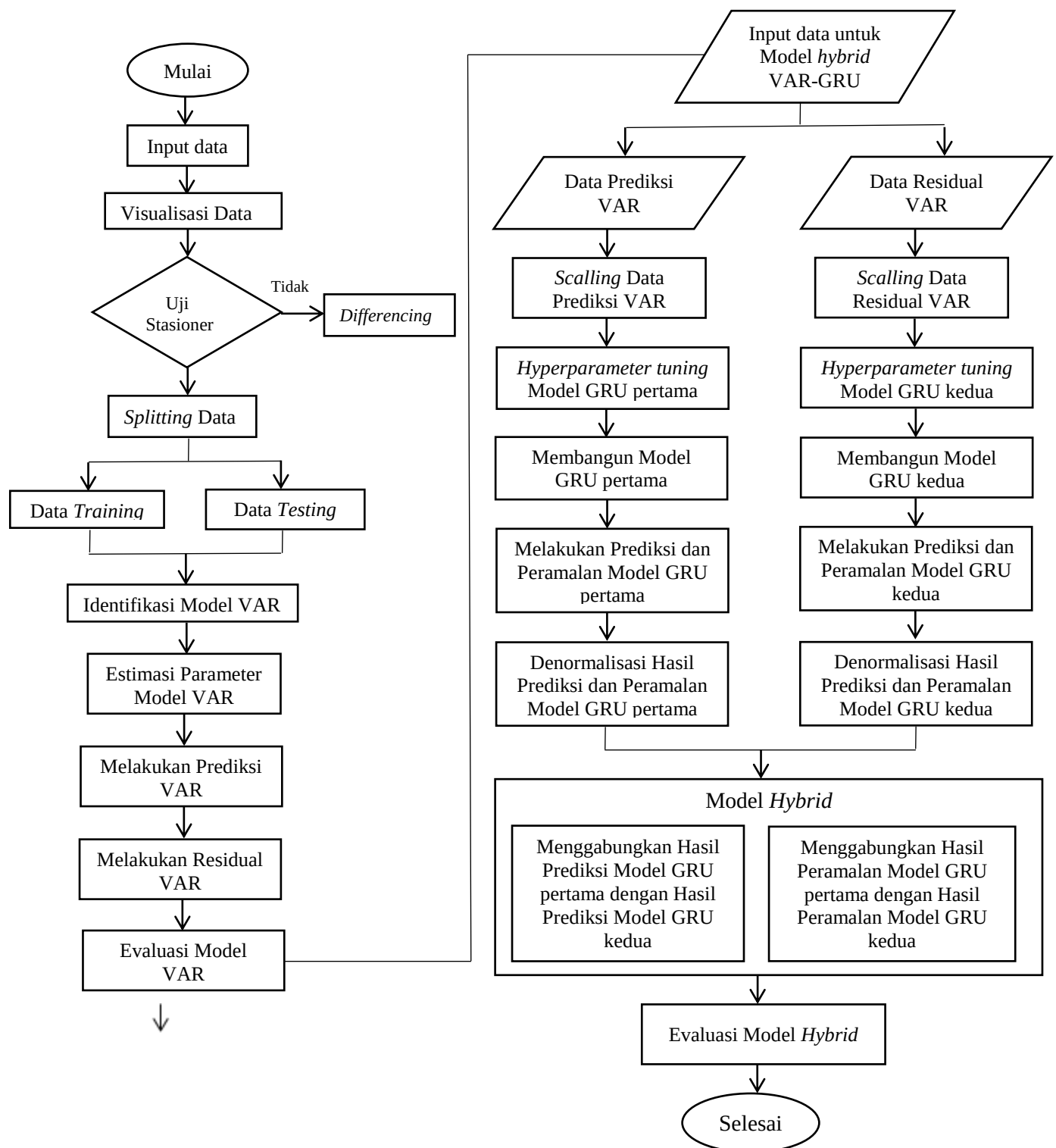
Periode	<i>Open</i>	<i>High</i>	<i>Low</i>	<i>Close</i>
2/3/2020	1220	1265	1185	1195
3/3/2020	1215	1235	1205	1210
4/3/2020	1210	1290	1210	1275
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
4/5/2023	2060	2090	2040	2090

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui studi pustaka yang mencakup kajian teoritis dan praktik komputasi. Langkah-langkah untuk melakukan penelitian dengan menggunakan model *hybrid* VAR-GRU adalah sebagai berikut:

1. Input data harian harga saham Kalbe Farma (KLBF).
2. Membuat visualisasi data untuk memplot data
3. Melakukan uji kestasioneran data
Uji stasioneritas pada penelitian ini menerapkan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Jika data tidak stasioner, maka diterapkan *differencing*.
4. Melakukan *Splitting* data
Splitting untuk kedua data dengan skema 80% data *training* dan 20% data *testing*, serta 90% data *training* dan 10% data *testing*.
5. Melakukan identifikasi Model VAR
Identifikasi model VAR dilakukan dengan mencari panjang *lag* optimal yang ditentukan dengan menggunakan informasi kriteria *Bayesian Information Criterion* (BIC).
6. Mengestimasi parameter model untuk menetapkan model terbaik berdasarkan nilai BIC terkecil.
7. Memprediksi data harian harga saham KLBF.
8. Mengkomputasi nilai residual yang diperoleh dengan mengurangkan data aktual dengan data hasil prediksi.

9. Mengevaluasi model VAR
10. Input data untuk model GRU
Data prediksi dan data residual VAR digunakan sebagai input pada model GRU.
11. *Preprocessing* data dengan menormalisasi data prediksi dan residual dari model VAR menggunakan *min max normalization*.
12. Menentukan parameter model GRU pertama dan kedua
Penentuan parameter terbaik kedua model GRU dilakukan menggunakan *hyperparameter tuning*.
13. Membangun dua model GRU untuk melakukan proses *hybrid*. Model GRU pertama adalah model yang menggunakan data prediksi model VAR. Sedangkan model GRU kedua adalah model yang menggunakan data residual model VAR.
14. Memprediksi dan meramal dengan model pertama GRU menggunakan data prediksi VAR
15. Memprediksi dan meramal dengan model kedua GRU menggunakan data residual VAR.
16. Menggabungkan hasil prediksi model GRU pertama dengan model GRU kedua sebagai hasil prediksi dari model *Hybrid* VAR-GRU.
17. Menggabungkan hasil peramalan model GRU pertama dengan model GRU kedua sebagai hasil peramalan dari model *Hybrid* VAR-GRU.



Gambar 2. Diagram Alir Metode Penelitian

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah didapatkan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model VAR dan GRU baik dalam melakukan prediksi, namun kurang baik untuk melakukan peramalan berdasarkan nilai MAPE yaitu 0.0232
2. Metode *hybrid* VAR-GRU dapat digunakan untuk melakukan prediksi dan peramalan pada data yang menunjukkan adanya *trend*, seperti data harga saham perusahaan Kalbe Farma di Indonesia.
3. Metode *hybrid* VAR-GRU dengan skema 90% data *training* dan 10% data *testing* menghasilkan peramalan terbaik berdasarkan nilai MAPE yaitu 0.0143, akurasi 99.9856% dan *p-value* 0.066.

5.2 Saran

Pada penelitiannya selanjutnya dapat dilakukan modifikasi pada arsitektur GRU dan menerapkan metode *hybrid* VAR-GRU pada jenis data lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Agusta, A., Ernawati, I., & Muliawati, A. 2021. Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Jurnal Informatik*. Ed ke-17(2):164-173.
- Aji, A. B., & Surjandari, I. 2020. Hybrid Vector Autoregressive-Recurrent Neural Network to Forecast Multivariate Time Series Jet Fuel Transaction Price. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 909(1) : 1-10
- Akaike, H. 1974. A New Look at the Statistical Model Identification. *IEE Transactions on Automatic Control*. **19**(6):716-723.
- Aklis, A., Muarifatin, N. U., Hikmah, N. Y., & Fitriana, B. S. 2022. Akurasi Analisis Deret waktu dengan Metode RMSE Pada Forecasting Harga Saham Bank Syariah yang Ada di BEI. *Islamic Banking and Islamic Economic Journal*. **2**(1):1-9.
- Aldi, M. W. P., Jondri, J., & Aditsaia, A. 2018. Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin. *e-Proceeding of Engineering*. **5**(2): 3548-3555.
- Arfianti, I. U., Novitasari, R. C. D., Widodo, N., Hafiyusholeh, M., & Utami, D. W. 2021. Sunspot Number Prediction Using Gated Recurrent Unit (GRU) Algorithm. *Indonesian Journal of Computing and Cybernrtics Systems*. **15**(2):141-152.
- Chang, P. C., Y.W.Wang, & C. H. Liu. 2007. The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting, *Expert System with Applications*. **32**, 86-96.
- Chen, H., Jiang, L., Luo, Y., Lu, Z., Fu, Y., Li, L., & Yu, Z. 2020. A Cordic-Based Architecture with Adjustable Precsion and Flexible Scalability to Implement Sigmoid and Tanh Function. *IEE Xplore*. 1-5.

- Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K. H., & Bengio, Y. 2014. Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. *Presented in NIPS 2014 Deep Learning and Representation Learning Workshop*. 1:22-33.
- Damanik, I., Ida Bagus, P. G., & I Gusti Ngurah, A. A. 2022. Penggunaan Beberapa Model Peramalan (Forecasting) untuk Produksi Gula Kristal Putih di PT. Perkebunan Nusantara X. *Jurnal Biosistem dan Teknik Pertanian*. **10**(1):21-33.
- Dave, E., Leonardo, A., Jeanice, M., & Hanafiah, N. 2021. Forecasting Indonesia Export using a Hybrid Model ARIMA-LSTM. *Elsevier B.V.* **179**(8):480-487.
- Elhakim, R. R. 2020. Prediksi Nilai Tukar Rupiah ke Dollar Amerika Serikat Menggunakan Metode Arima. *Jurnal Ilmiah Matematika*. **8**(2):145-150.
- Enders, W. 2015. *Applied Econometric Deret waktu*. John Wiley and Sons Interscience Publication, New York.
- Fausset, L. 1994. *Fundamentals on Neural Network : Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall, New Jersey.
- Febrianti, D. R., Tiro, M. A., & Sudarmin. 2021. Metode Vector Autoregressive (VAR) dalam Menganalisis Pengaruh Kurs Mata Uang Terhadap Ekspor dan Impor di Indonesia. *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*. **3**(1):23-30.
- Fu, L., Wang, B., Yuan, T., Chen, X., Ao, Y., Fitzpatrick, T., Li, P., Lin, Y., Duan, Q. 2020. Clinical Characteristics of Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A systematic review and meta-analysis. *J. Infect.* 656-665.
- Gunawan, I. 2020. Optimasi Model Artificial Neural Network untuk Klasifikasi Paket Jaringan. *Sekolah Tinggi Teknologi Ronggolawe Cepu*. **14**(2):1-5.
- Graves, A. 2014. *Generating Sequences with Recurrent Neural Networks*. *Departement of Computer Science*. University of Toronto. Canada.
- Halim, J., K., Herwindiati, D. E., & Hendryli, J. 2022. Penerapan Gated Recurrent Unit (GRU) untuk Prediksi Zat Pencemar Udara. *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*. Jakarta. **10**(2):1-6.

- Harianja, H., Yannuke, P. S., Ramly, S., & Kinanti, S. 2022. *Dampak COVID-19 Terhadap Harga Saham dan Volume Transaksi Saham yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia*. Universitas Darma Agung. Medan.
- Hikmaturokhman, A., Nafi'ah, H., Larasati, S., Wahyudin, A., Ariprawira, G., & Pramono, S. 2020. Deep Learning Algorithm Models for Spam Identification on Cellular Short Message Service. *Journal of Communications*. **17**(9): 769-776.
- Izazi, R. Z. 2022. Analisis Pengaruh Inflasi, Foreign Direct Investment dan Interest Rate Terhadap Harga Saham Sektor Properti. *Islamic Economics and Finance in Focus*. **1**(1):15-28.
- Khofifah, A.N., Agus, M., & Putri, K. 2022. Pengaruh Pandemi COVID-19 terhadap Harga Saham Perusahaan Farmasi. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan*. **13**(1):50-58.
- Londar, R. S. C., & Sri, R. 2021. Analisis Kebutuhan Container Yard di PT. Sarana Bandar Nasional Sub Cabang Saumlaki. *SNTEM*. **1**(1):1348-1354.
- Lutkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Deret waktu Analysis*. Springer-Verlag, Berlin.
- Namin, A. S., Sima, S. N. 2018. *Forecasting Economics and Financial Deret waktu: ARIMA vs. LSTM*. Lubbock, TX, USA. Hal : 1-19.
- Onan, A. 2022 Bidirectional Convolutional Recurrent Neural Network Architecture with Group-Wise Enhancement Mechanism for Text Sentiment Classification. *Journal of King Saud University-Computer and Information Science*. **34**(5):2098-2117.
- Parot, A., Michell, K., & Kristjanpoller, W. D. 2019. Using Artificial Neural Network to Forecast Exchange Rate, including VAR-VECM Residual Anaysis and Prediction Linier Combination. *Itelligent System in Accounting, Finance and Management*. **26**(1);3-15.
- Pratama, R. R. 2020. Analisis Model Machine Learning Terhadap Pengenalan Aktifitas Manusia. *Jurnal MATRIK*. **19**(2):302-311.
- Putri, N. W., I Wayan, S., & I Gusti, A. M. S. 2021. Penerapan Metode Vector Autoregression dalam Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Cina ke Bali. *E-Jurnal Matematika*. **10**(2):86-94.3
- Susilawati, R., & Sunendiari, S. 2022. Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Menggunakan Metode ARIMA dan Grey System Theory. *Jurnal Riset Statistika (JRS)*. **2**(1):1-12.

- Tao, Q., Fang, L., Yong L., & Denis, S. 2019. Air Pollution Forecasting Using a Deep Learning Model Based on 1D Convnets and Bidirectional GRU. *IEE Access*. Vol 7:76690-76698.
- Ulya, F. Z., Wijaya, A. R., & Puspita, P. L. 2023. Peramalan Harga Cabai dan Bawang di Pasar Tradisional Purwokerto dengan Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Seminar Nasional Official Statistics 2023*. 757-766
- Wei, W. W. S. 2006. *Deret waktu Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Second Edition. Pearson Education, Inc. Bonston.
- Yaman, A. 2023. Analisis Dana Pihak Ketiga dan Shock Variables Selama Periode Pandemi pada Bank Umum Syariah di Indonesia. *Journal of Islamic Economic and Business (JIEB)*. 4(2):1-14.
- Yuriska, R., Atiqi, A. R., & Aditsania, A. 2021. Forecasting Jumlah Kasus Harian Covid-19 di Provinsi Jawa Barat Menggunakan Model *Vector Autoregressive* (VAR). *e-Proceeding of Engineering*. 8(5):11376-11387.
- Zaman, L., Surya, S., & Mochamad, H. 2019. Analisis Kinerja LSTM dan GRU sebagai Model Generatif untuk Tari Remo. *JNTETI*. 8(2):142-150.
- Zhang, G. P. 2003. Time Series Forecasting using a Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing*. 50(17):159-175.