

**PERAMALAN JUMLAH UANG KARTAL BEREDAR DAN VOLUME  
TRANSAKSI UANG ELEKTRONIK DENGAN METODE *HYBRID  
VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU)***

**Skripsi**

**Oleh**

**ZAKIAH ULFA  
NPM. 2217031097**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2026**

## **ABSTRACT**

### **FORECASTING THE AMOUNT OF CURRENCY IN CIRCULATION AND THE VOLUME OF ELECTRONIC MONEY TRANSACTIONS USING A HYBRID VECTOR AUTOREGRESSIVE–GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU) METHOD**

**By**

**Zakiah Ulfa**

Vector Autoregressive (VAR) is a method for forecasting multivariate time series data, but VAR is less able to represent nonlinear patterns in the data. One method in deep learning that is able to capture nonlinear patterns in data is the Gated Recurrent Unit (GRU). The hybrid VAR-GRU method combines both methods to complement each other. The data used in this study are the amount of currency in circulation and the volume of electronic money transactions from January 2019 to December 2024. The results show that the hybrid VAR-GRU has better performance than the single VAR model. The MAPE value obtained by the hybrid model for the volume of electronic money transactions is 4.39% and for the amount of currency in circulation is 2.93%, so the combined MAPE is 3.66%. Meanwhile, the VAR model produces a combined MAPE of 5.22%.

**Keywords:** Vector Autoregressive (VAR), Gated Recurrent Unit (GRU), hybrid VAR-GRU, amount of currency in circulation, volume of electronic money transactions.

## ABSTRAK

### PERAMALAN JUMLAH UANG KARTAL BEREDAR DAN VOLUME TRANSAKSI UANG ELEKTRONIK DENGAN METODE *HYBRID* *VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT UNIT* (VAR-GRU)

Oleh

Zakiah Ulfa

*Vector Autoregressive* (VAR) merupakan salah satu metode peramalan data deret waktu multivariat, namun VAR kurang mampu merepresentasikan pola yang bersifat nonlinier pada data. Salah satu metode dalam *deep learning* yang mampu menangkap pola nonlinier dari data yaitu *Gated Recurrent Unit* (GRU). Metode *hybrid* VAR-GRU yaitu menggabungkan kedua metode untuk saling melengkapi satu sama lain. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi uang elektronik periode Januari 2019 hingga Desember 2024. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *hybrid* VAR-GRU memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan model VAR tunggal. Nilai MAPE yang diperoleh model *hybrid* untuk volume transaksi uang elektronik sebesar 4,39% dan untuk jumlah uang kartal beredar sebesar 2,93%, jadi diperoleh MAPE gabungan sebesar 3,66%. Sementara itu, model VAR menghasilkan MAPE gabungan sebesar 5,22%.

**Kata kunci:** *Vector Autoregressive* (VAR), *Gated Recurrent Unit* (GRU), *hybrid* VAR-GRU, jumlah uang kartal beredar, volume transaksi uang elektronik.

**PERAMALAN JUMLAH UANG KARTAL BEREDAR DAN VOLUME  
TRANSAKSI UANG ELEKTRONIK DENGAN METODE *HYBRID  
VECTOR AUTOREGRESSIVE-GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU)***

**ZAKIAH ULFA**

**Skripsi**

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

Pada

Jurusan Matematika

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2026**

Judul Skripsi

: **PERAMALAN JUMLAH UANG KARTAL  
BEREDAR DAN VOLUME TRANSAKSI  
UANG ELEKTRONIK DENGAN METODE  
HYBRID VECTOR AUTOREGRESSIVE-  
GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU)**

Nama Mahasiswa

: **Zakiah Ulfa**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **2217031097**

Program Studi

: **Matematika**

Fakultas

: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**Drs. Nusyirwan, M.Si.**  
NIP 196610101992031028

**Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.**  
NIP 199311062019032018

2. Ketua Jurusan Matematika

**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP. 19740316 200501 1 001

**MENGESAHKAN**

**1. Tim Penguji**

**Ketua : Drs. Nusyirwan, M.Si.**

  
.....

**Sekretaris : Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.**

  
.....

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

  
.....

**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: 07 April 2026**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Zakiah Ulfa**  
Nomor Pokok Mahasiswa : **2217031097**  
Program Studi : **Matematika**  
Judul Skripsi : **PERAMALAN JUMLAH UANG KARTAL  
BEREDAR DAN VOLUME TRANSAKSI  
UANG ELEKTRONIK DENGAN METODE  
HYBRID VECTOR AUTOREGRESSIVE-  
GATED RECURRENT UNIT (VAR-GRU)**

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

Bandar Lampung, 07 April 2026

Penulis



**Zakiah Ulfa**  
NPM 2217031097

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis memiliki nama lengkap Zakiah Ulfa, lahir di Liwa, Lampung Barat pada tanggal 20 Januari 2004. Penulis merupakan anak pertama dari 4 bersaudara pasangan Bapak Darlis dan Ibu Meda Yani.

Penulis mengawali pendidikan Taman Kanak-kanak (TK) pada tahun 2009-2010, lalu menempuh pendidikan Sekolah Dasar di SD Negeri 01 Sebarus pada tahun 2010-2016. Kemudian penulis melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Negeri Sekuting Terpadu pada tahun 2016-2019, dan pada tahun 2019-2022 penulis menempuh Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 01 Liwa.

Tahun 2022 penulis diterima sebagai mahasiswi Program Studi S1 Matematika, Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Lampung. Selama menjadi mahasiswi penulis aktif berorganisasi dan mengikuti beberapa kepanitiaan. Pada tahun 2023 penulis menjadi anggota Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) dan pada tahun 2024 menjadi pimpinan HIMATIKA. Penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Dinas Komunikasi, Informatika, dan Statistik (Diskominfotik) Provinsi Lampung pada Desember 2024 hingga Januari 2025. Pada pertengahan tahun 2025 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Kupang Teba, Kecamatan Teluk Betung Utara, Kota Bandar Lampung.

## **KATA INSPIRASI**

*"Maka, sesungguhnya beserta kesulitan ada kemudahan.*

*Sesungguhnya beserta kesulitan ada kemudahan"*

**(QS. Al-Insyirah: 5-6)**

*"Life is only a path full of efforts"*

**(Byun Baekhyun)**

*"You're on your own kid, you always have been"*

**(Taylor Swift)**

*"Hidup bukan saling mendahului, bermimpilah sendiri-sendiri"*

**(Baskara Putra – Hindia)**

*"Tak ada satu pun manusia, yang tak pernah disinggahi masalah"*

**(Tulus)**

## **PERSEMBAHAN**

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji syukur kepada Allah SWT karena atas rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik dan tepat waktu. Dengan segala rasa syukur, penulis persembahkan skripsi ini kepada:

### **Kedua Orang Tua Tercinta**

Bapak Darlis dan Ibu Meda Yani.

Terima kasih karena selalu mengusahakan yang terbaik demi anakmu sejauh ini, untuk semua kasih sayang, doa, materi, dan setiap perjuangan yang terlihat maupun yang tak pernah terlihat hanya demi memberikan yang terbaik untukku dan adik-adikku. Terima kasih sudah menjadi orang tua terbaik yang pernah ada untukku. Semoga kalian senantiasa diberikan kesehatan dan umur panjang, agar tetap hadir di setiap perjalanan hidupku.

### **Adik-adikku Tersayang**

Alya Dwi Lestari, Nasywa Aryanti, dan Sakila Inara

Terima kasih telah menjadi salah satu penyemangat dalam perjalananku selama ini. Semoga masa depan kita semua cerah dan penuh kebahagiaan.

### **Dosen Pembimbing dan Pembahas**

Terima kasih atas arahan, ilmu, saran, dan masukan yang diberikan selama penulisan skripsi ini. Ilmu yang telah bapak dan ibu berikan insyaallah dapat bermanfaat untuk langkah saya ke depannya.

**Almamater tercinta, Universitas Lampung**

## SANWACANA

Puji syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat serta karunia-Nya sehingga skripsi dengan judul “Peramalan Uang Kartal Beredar dan Volume Transaksi Uang Elektronik dengan Metode *Hybrid Vector Autoregressive-Gated Recurrent Unit* (VAR-GRU)” ini dapat terselesaikan dengan baik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Matematika pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Terselesainya skripsi ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan, arahan, serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku dosen Pembimbing I yang telah memberikan saran, masukan, dan bantuan kepada penulis selama penyusunan skripsi.
2. Ibu Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si. selaku dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan serta arahan dan masukan kepada penulis selama proses penyusunan skripsi.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, M.Si. selaku dosen Pembahas atas kesediaannya untuk memberikan kritik, saran, dan masukan yang membangun atas penyelesaian skripsi ini.
4. Bapak Dr. Agus Sutrisno, S.Si., M.Si. selaku dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan arahan serta bimbingan kepada penulis sejak 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, staf, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Kedua orang tuaku, Bapak Darlis dan Ibu Meda Yani yang senantiasa memberikan dukungan, doa, dan kasih sayang yang tiada habisnya kepada penulis.
9. Ketiga adikku, Alya, Nasywa, dan Sakila yang senantiasa menjadi teman, semangat, dan tempat untuk pulang selain kedua orang tua bagi penulis.
10. Zakiah Ulfa, diriku sendiri yang selalu mampu untuk bangkit, berkembang, dan tetap bertahan sampai sejauh ini. Skripsi ini merupakan salah satu bukti bahwa aku mampu, terima kasih karena sudah menyelesaikannya walaupun harus menghadapi beberapa rintangan yang mungkin hanya aku sendiri yang memahami betapa sulitnya.
11. Viqi Nurma Saputri, teman seperjuangan sejak mahasiswa baru yang selalu ditakdirkan bersama di banyak hal dalam perkuliahan ini. Terima kasih sudah menemani dan berjuang bersama sampai di fase terakhir perkuliahan.
12. Nadia, Pretty, Recha, Zafira, Dwi yang sudah menemani dan memberi dukungan selama perkuliahan ini.
13. Pimpinan HIMATIKA 2024 atau Terlarang, yang sudah menjadi tempat yang menyenangkan di tengah sulitnya perkuliahan dan organisasi.
14. Danus HIMATIKA 2023 dan Danus HIMATIKA 2024 yang pernah menjadi rumah dan tempatku untuk berkembang menjadi lebih baik.
15. Teman-teman masa sekolah (Fitri, Oca, Safira, Restu, Riza, Meisa) yang masih bersedia menemani dan memberikan dukungan selama ini.
16. Teman-teman Jurusan Matematika Angkatan 2022.
17. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis, baik dalam menyelesaikan skripsi ini maupun dalam perkuliahan selama ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangatlah penulis harapkan untuk menjadi evaluasi agar dapat lebih baik lagi. Semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi pihak yang membutuhkan.

Bandar Lampung, 07 April 2026

Penulis

**Zakiah Ulfa**

NPM. 2217031097

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xvi
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xvii
<b>I. PENDAHULUAN</b> .....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah .....	1
1.2 Tujuan Penelitian .....	5
1.3 Manfaat Penelitian .....	5
<b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	6
2.1 Peramalan Deret Waktu .....	6
2.2 <i>Vector Autoregressive</i> (VAR).....	7
2.2.1 Stasioneritas .....	8
2.2.2 Uji Kointegrasi.....	10
2.2.3 <i>Lag</i> Optimal .....	11
2.2.4 Estimasi Parameter .....	12
2.2.5 Uji Stabilitas .....	16
2.2.6 Asumsi Residual <i>White Noise</i> .....	18
2.3 <i>Deep Learning</i> .....	19
2.4 Normalisasi Data .....	19
2.5 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN) .....	20
2.6 <i>Gated Recurrent Unit</i> (GRU) .....	20
2.7 <i>Hyperparameter Tuning</i> .....	23
2.8 <i>Hybrid VAR-GRU</i> .....	23
2.9 Evaluasi Model.....	24
2.10 Uang Kartal .....	25
2.11 Transaksi Elektronik .....	25
<b>III. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	27
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....	27
3.2 Data Penelitian .....	27
3.3 Metode Penelitian .....	28

<b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>30</b>
4.1 Analisis Deskriptif.....	30
4.2 Uji Stasioneritas .....	32
4.2.1 Stasioneritas terhadap Ragam.....	32
4.2.2 Stasioneritas terhadap Rata-rata.....	35
4.3 Uji Kointegrasi .....	37
4.4 Penentuan <i>Lag</i> Optimal .....	37
4.5 Model <i>Vector Autoregressive</i> (VAR) .....	38
4.6 Uji Stabilitas .....	40
4.7 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> .....	42
4.8 Peramalan Model VAR.....	43
4.9 Normalisasi Data Residual .....	45
4.10 Membangun Model GRU .....	45
4.11 Peramalan Residual GRU.....	47
4.12 Peramalan Model <i>Hybrid</i> VAR-GRU.....	48
4.13 Grafik Hasil Peramalan .....	50
4.14 Evaluasi Model.....	52
<b>V. KESIMPULAN .....</b>	<b>54</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>55</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>60</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Transformasi Box-Cox.....	8
2. Kriteria Nilai MAPE .....	25
3. Statistika Deskriptif.....	30
4. Hasil Uji ADF Data Level.....	36
5. Hasil Uji ADF Data setelah <i>Differencing</i> .....	36
6. Hasil Uji Johansen .....	37
7. Nilai AIC .....	37
8. Hasil Uji Stabilitas VAR .....	41
9. Hasil Uji Ljung-Box.....	42
10. Hasil Peramalan Model VAR .....	44
11. <i>Hyperparameter</i> Terbaik .....	46
12. Hasil Peramalan Residual GRU .....	47
13. Hasil Peramalan Residual GRU setelah Denormalisasi.....	48
14. Hasil Peramalan <i>Hybrid</i> VAR-GRU .....	49

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. <i>Flowchart</i> Peramalan <i>Hybrid</i> VAR-GRU .....	29
2. Grafik <i>Time Series</i> Data .....	32
3. Grafik Box-Cox Volume Transaksi Elektronik .....	33
4. Grafik Box-Cox Volume Transaksi Elektronik setelah Transformasi.....	33
5. Grafik Box-Cox Uang Kartal Beredar .....	34
6. Grafik Box-Cox Uang Kartal Beredar setelah Transformasi .....	35
7. Grafik <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i> GRU .....	46
8. Grafik Peramalan VAR.....	50
9. Grafik Peramalan <i>Hybrid</i> VAR-GRU .....	51

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Deret waktu (*time series*) merupakan kumpulan pengamatan yang dikategorikan berdasarkan kurun waktu tertentu dengan interval sama panjang, misalnya harian, mingguan, bulanan, kuartalan, atau bahkan tahunan (Gujarati & Porter, 2009). Peramalan merupakan suatu teknik yang digunakan untuk memprediksi peristiwa di masa mendatang, serta sebagai landasan dalam proses perencanaan dan pengambilan keputusan (Montgomery, *et al.*, 2008). Peramalan deret waktu yaitu meramalkan atau memprediksi nilai periode berikutnya berdasarkan data deret waktu historis, dengan asumsi tren masa depan akan mirip dengan tren historis (Yudistira, dkk., 2023).

*Vector Autoregressive* (VAR) merupakan model peramalan data deret waktu yang dikembangkan oleh Christopher Sims, dengan semua variabel diperlakukan secara setara, yaitu dianggap sebagai variabel endogen. Masing-masing variabel endogen dijelaskan oleh *lag* dari nilainya sendiri dan variabel endogen lainnya dalam model (Gujarati & Porter, 2009). Luetkepohl (2005) menyatakan bahwa model VAR dibangun berdasarkan hubungan linier, sehingga kurang mampu merepresentasikan pola yang bersifat nonlinier.

*Deep Learning* merupakan bagian dari *machine learning* yang terinspirasi dari struktur dan fungsi otak manusia, biasanya ditandai dengan penggunaan *neural networks* dengan *multiple hidden layers* untuk membantu model mempelajari

representasi data secara otomatis (Janiesch, *et al.*, 2021). Yudistira, dkk., (2023) menyatakan bahwa *deep learning* dapat menangkap pola kompleks dan nonlinier dari data. *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan (*neural network*) untuk memproses data deret waktu. Salah satu jenis RNN yaitu GRU, yang merupakan bentuk lebih sederhana dari LSTM. GRU hanya memiliki 2 *gate*, yaitu *reset gate* dan *update gate* (Saptadi, dkk., 2025).

Peramalan deret waktu telah mengalami perkembangan seiring dengan berkembangnya teknologi, salah satunya yaitu peramalan yang bersifat *hybrid*. Metode *hybrid* berarti menggabungkan dua metode atau lebih yang saling melengkapi satu sama lain (Soares & Cham, 2023). Pada penelitian ini digunakan metode *hybrid* VAR-GRU, dengan model VAR yang efektif dalam menangkap pola linier dari data dan model GRU menangani pola nonlinier. Dengan mengombinasikan VAR dan GRU, model *hybrid* ini diharapkan dapat menghasilkan proyeksi yang lebih akurat dibandingkan penggunaan salah satu metode secara terpisah.

Menurut Tapscott (1996), ekonomi digital merupakan perekonomian baru yang seluruh arus informasinya telah bertransformasi menjadi bentuk digital, disimpan dalam komputer, dan terhubung melalui jaringan internet berkecepatan tinggi. Transformasi ekonomi digital berdampak pada perilaku ekonomi masyarakat, salah satunya yaitu pada sistem pembayaran (Muliati, dkk., 2021). Perubahan tersebut ditandai dengan meningkatnya adopsi berbagai metode pembayaran alternatif baru, selain menggunakan uang kartal, masyarakat juga melakukan transaksi menggunakan uang elektronik atau nontunai.

Uang kartal adalah uang tunai yang terdiri dari uang kertas dan uang logam serta digunakan untuk transaksi jual beli sehari-hari oleh masyarakat (Firmansyah & Dacholfany, 2018). Permintaan uang kartal biasanya dipengaruhi oleh kebutuhan transaksi riil masyarakat, terutama pada periode tertentu seperti hari raya keagamaan atau akhir tahun. Meningkatnya permintaan uang kartal dapat

mengakibatkan peningkatan biaya pencetakan uang pada suatu negara. Selain itu, menurut Sugiyanto (1993), prediksi uang kartal penting karena menjadi dasar bagi Bank Sentral dalam mengendalikan jumlah uang beredar, menjaga kestabilan moneter, dan merancang kebijakan yang tepat terhadap perubahan perilaku masyarakat serta kondisi pasar uang.

Uang elektronik adalah uang yang digunakan untuk transaksi melalui internet dan melibatkan penggunaan jaringan komputer, serta nilainya tersimpan secara digital, baik *chip* maupun server (Firmansyah & Dacholfany, 2018). Kehadiran uang elektronik merupakan bagian dari transformasi digital di sektor keuangan, yang menawarkan kecepatan, efisiensi, dan keamanan dalam bertransaksi. Karena kemudahan-kemudahan yang ditawarkan tersebut, metode transaksi elektronik cepat berkembang dan memunculkan pola baru dalam sistem transaksi pembayaran. Muliati, dkk. (2021) menyatakan bahwa pertumbuhan transaksi elektronik tidak hanya mencerminkan adopsi teknologi, melainkan juga perubahan mendasar pada struktur sistem pembayaran yang berimplikasi langsung terhadap efektivitas kebijakan moneter dan stabilitas sistem keuangan.

Peramalan jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi elektronik menjadi sangat penting, karena peramalan uang kartal dibutuhkan untuk memastikan ketersediaan uang tunai yang optimal di masyarakat, mendukung efektivitas kebijakan moneter, serta menjaga stabilitas sistem keuangan dan perekonomian nasional. Sementara itu, proyeksi transaksi elektronik yang akurat dapat membantu dalam perencanaan infrastruktur pembayaran digital baik dari kapasitas sistem maupun keamanan transaksi, serta mendorong inklusi keuangan (Fadhilah, 2025).

Penelitian terkait peramalan dengan metode VAR pernah dilakukan oleh Nisa, dkk., (2024) untuk meramalkan tingkat pencemaran udara oleh ozon dan nitrogen dioksida di DKI Jakarta. MAPE yang dihasilkan pada penelitian tersebut yaitu sebesar 17,9%. Penelitian dengan metode GRU dilakukan oleh Suluh, dkk., (2024) untuk meramalkan pertumbuhan jumlah *outlet* perusahaan dengan MAE sebesar

12,3%, RMSE sebesar 21,03%, serta MSE sebesar 4,42%. Aquinaldo (2023) melakukan penelitian dengan membandingkan metode VAR dan GRU untuk memprediksi harga saham. Hasil kedua model menunjukkan bahwa metode VAR lebih akurat dibanding metode GRU. Selanjutnya penelitian menggunakan metode *hybrid* VAR-GRU pernah dilakukan oleh Mauro, *et al.* (2024) untuk melakukan peramalan deret waktu multivariat pada metrik kualitas jaringan seluler. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model VAR-GRU memberikan kinerja terbaik karena mampu menangkap hubungan linier dan nonlinier dibandingkan model VAR-LSTM dan VAR-CNN. Aji & Surjandari (2020) juga pernah melakukan peramalan harga transaksi avtur (*jet fuel*) Indonesia dengan metode VAR-GRU. Hasil akurasi untuk metode VAR-GRU sebesar 99,4% dan lebih tinggi dari VAR-LSTM yang memperoleh akurasi 98,98%. Munkhdalai, *et al.*, (2020) juga pernah melakukan penelitian dengan metode *hybrid* VAR-GRU untuk meramalkan pasar keuangan global yang menggunakan beberapa data indeks saham dan variabel keuangan global. Hasil akhir dari penelitian tersebut menyatakan bahwa model VAR-GRU menunjukkan kinerja yang secara signifikan lebih baik dibandingkan beberapa model lainnya.

Jumlah uang kartal cenderung mengikuti tren linier dan pola musiman yang relatif dapat diprediksi, sedangkan volume transaksi elektronik lebih dipengaruhi oleh faktor nonlinier seperti inovasi teknologi, perubahan regulasi, serta pergeseran perilaku masyarakat. Oleh karena itu, peneliti tertarik menggunakan model *hybrid* VAR-GRU pada penelitian kali ini karena mampu menggabungkan keunggulan model VAR dalam menangkap pola linier dan model GRU dalam menangkap pola nonlinier dari data. Selain itu, hingga saat ini belum banyak ditemukan penelitian terdahulu yang secara khusus menerapkan model *hybrid* VAR-GRU untuk menganalisis jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi elektronik di Indonesia, sehingga penelitian ini juga memberikan kontribusi baru dalam pengembangan metode peramalan ekonomi digital.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Membangun model *hybrid* VAR-GRU untuk meramalkan jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi uang elektronik.
2. Mengetahui performa model *hybrid* VAR-GRU dalam meramalkan jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi uang elektronik.
3. Memperoleh hasil peramalan jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi uang elektronik dengan model *hybrid* VAR-GRU.

## 1.3 Manfaat Penelitian

Diharapkan penelitian ini dapat memberikan manfaat sebagai berikut.

1. Mengembangkan wawasan keilmuan dan pengetahuan mengenai peramalan dengan model *hybrid* VAR-GRU.
2. Dapat berkontribusi pada pengembangan literatur *hybrid* VAR-GRU dan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya terkait peramalan data runtun waktu ekonomi.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Peramalan Deret Waktu

Deret waktu (*time series*) merupakan kumpulan pengamatan yang dikategorikan berdasarkan kurun waktu tertentu dengan interval sama panjang, misalnya harian, mingguan, bulanan, kuartalan, atau bahkan tahunan (Gujarati & Porter, 2009). Berdasarkan jumlah variabelnya, data deret waktu dibagi menjadi dua yaitu univariat dan multivariat (Adhikari & Agrawal, 2013). Deret waktu yang terdiri dari satu variabel disebut univariat, sedangkan deret waktu yang terdiri lebih dari satu variabel disebut multivariat.

Peramalan merupakan suatu teknik yang digunakan untuk memprediksi peristiwa di masa mendatang, serta sebagai landasan dalam proses perencanaan dan pengambilan keputusan (Montgomery, dkk., 2008). Peramalan deret waktu yaitu meramalkan atau memprediksi nilai periode berikutnya berdasarkan data deret waktu historis, dengan asumsi tren masa depan akan mirip dengan tren historis (Yudistira, dkk., 2023). Model yang berbeda belum tentu memberikan hasil yang sama pada kumpulan data yang sama, maka dari itu diperlukan model yang sesuai dalam meramalkan data deret waktu.

## 2.2 Vector Autoregressive (VAR)

Model VAR dikembangkan oleh Christopher Sims, dengan semua variabel diperlakukan secara setara yaitu dianggap sebagai variabel endogen. Masing-masing variabel endogen dijelaskan oleh *lag* dari nilainya sendiri dan variabel endogen lainnya dalam model. Istilah *autoregressive* berasal dari adanya nilai *lag* di sisi kanan persamaan, sedangkan istilah *vector* berasal dari vektor dengan dua atau lebih variabel (Gujarati & Porter, 2009).

Misalkan  $\mathbf{Y}_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt})'$  menyatakan vektor berukuran  $n \times 1$  dari variabel deret waktu. Zivot & Wang (2006) menuliskan model VAR dengan *lag* sebanyak  $p$  yaitu sebagai berikut.

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{c} + \mathbf{\Pi}_1 \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{\Pi}_2 \mathbf{Y}_{t-2} + \dots + \mathbf{\Pi}_p \mathbf{Y}_{t-p} + \boldsymbol{\varepsilon}_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (2.1)$$

dengan:

$\mathbf{Y}_t$  : vektor variabel endogen pada waktu  $t$

$\mathbf{Y}_{t-i}$  : *lag* ke- $i$  dari  $\mathbf{Y}_t$

$\mathbf{\Pi}_i$  : matriks koefisien berukuran  $n \times n$

$\boldsymbol{\varepsilon}_t$  : vektor *error* berukuran  $n \times 1$

$\mathbf{c}$  : vektor intersep berukuran  $n \times 1$

Sebagai contoh, untuk model bivariat VAR(2), persamaannya adalah:

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi_{11}^1 & \pi_{12}^1 \\ \pi_{21}^1 & \pi_{22}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \pi_{11}^2 & \pi_{12}^2 \\ \pi_{21}^2 & \pi_{22}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1t-2} \\ y_{2t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

atau secara eksplisit:

$$y_{1t} = c_1 + \pi_{11}^1 y_{1t-1} + \pi_{12}^1 y_{2t-1} + \pi_{11}^2 y_{1t-2} + \pi_{12}^2 y_{2t-2} + \varepsilon_{1t} \quad (2.3)$$

$$y_{2t} = c_2 + \pi_{21}^1 y_{1t-1} + \pi_{22}^1 y_{2t-1} + \pi_{21}^2 y_{1t-2} + \pi_{22}^2 y_{2t-2} + \varepsilon_{2t} \quad (2.4)$$

### 2.2.1 Stasioneritas

Stasioneritas berarti data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang tetap serta variasi data dari waktu ke waktu bersifat konstan (Wei, 2006). Berikut uji stasioneritas terhadap ragam dan rata-rata yang digunakan.

#### a) Stasioneritas terhadap Ragam

Suatu data dinyatakan stasioner terhadap ragam apabila fluktuasi datanya tetap atau konstan (Deviana, dkk., 2021). Salah satu metode yang umum digunakan untuk menguji dan menstabilkan ragam data adalah transformasi Box–Cox. Metode Box–Cox dilakukan dengan mengestimasi parameter *rounded value* ( $\lambda$ ) yang memaksimalkan fungsi *likelihood*. Data yang stasioner terhadap ragam adalah data dengan nilai  $\lambda$  satu. Sedangkan data yang tidak stasioner dalam ragam perlu dilakukan transformasi data dengan metode Box-Cox sampai data tersebut stasioner dalam ragam (Wei, 2006). Berikut persamaan transformasi Box-Cox menurut Box & Cox (1964).

$$T(Y_t) = \frac{Y_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.5)$$

dengan:

$Y_t$  : data  $Y$  pada waktu  $t$

$T(Y_t)$  : fungsi transformasi dari data  $Y$  pada waktu  $t$

$\lambda$  : nilai parameter transformasi

Berdasarkan persamaan tersebut, Box & Cox (1964) menyatakan transformasi untuk beberapa nilai  $\lambda$  sebagai berikut.

Tabel 1. Transformasi Box-Cox

$\lambda$	Transformasi
2	$Y^2$
0,5	$\sqrt{Y}$

$\lambda$	Transformasi
0	$\log Y$ atau $\ln Y$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y}}$
-1	$\frac{1}{Y}$

Setelah stasioneritas dalam ragam terpenuhi, pengujian selanjutnya dilakukan pada stasioneritas terhadap rata-rata.

b) Stasioneritas terhadap Rata-rata

Salah satu uji stasioneritas terhadap rata-rata dapat dilakukan dengan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Uji ini melihat apakah terdapat *unit root* di dalam model atau tidak. Berikut ini contoh model runtun waktu dengan proses AR(1) :

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

Tahapan uji ADF yaitu sebagai berikut.

- Hipotesis:  
 $H_0 : \phi = 1$  (terdapat *unit root* atau data tidak stasioner)  
 $H_1 : |\phi| < 1$  (tidak terdapat *unit root* atau data stasioner)
- Statistik uji:

$$ADF_{hitung} = \frac{\hat{\phi}}{SE(\hat{\phi})} \quad (2.7)$$

dengan:

$\hat{\phi}$  : nilai dugaan parameter *autoregressive* (AR)

$SE(\hat{\phi})$  : *standard error* dari  $\hat{\phi}$

- Taraf signifikansi  
 $\alpha = 5\% = 0,05$
- Daerah kritis:  
Tolak  $H_0$  jika  $ADF_{hitung} > ADF_{tabel}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$   
Tidak tolak  $H_0$  jika  $ADF_{hitung} < ADF_{tabel}$  atau  $p\text{-value} > \alpha$

Jika  $H_0$  ditolak, maka data stasioner. Data yang sudah stasioner pada level dapat dibentuk model VAR biasa (*unrestricted VAR*). Namun, jika  $H_0$  tidak ditolak, maka data tidak stasioner dan harus dilakukan proses *differencing* sampai data stasioner (Wei, 2006). Rumus *differencing* pertama menurut Montgomery, *et al.* (2008) yaitu sebagai berikut.

$$w_t = y_t - y_{t-1} = (1 - B)y_t \quad (2.8)$$

dengan:

$w_t$  : hasil *differencing* pertama dari  $y_t$

$B$  : operator *backward shift*, dengan  $By_t = y_{t-1}$

Orde *differencing* yang lebih tinggi dirumuskan sebagai berikut.

$$w_t = (1 - B)^d y_t \quad (2.9)$$

dengan:

$d$  : banyaknya *differencing*

Misalnya, dilakukan *differencing* sebanyak 2 kali sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$w_t = (1 - B)^2 y_t = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2} \quad (2.10)$$

Data yang tidak stasioner pada tingkat level namun stasioner pada proses diferensi harus diuji kointegrasi. Jika data tersebut tidak memiliki hubungan kointegrasi, maka dapat dibentuk model VAR *in difference*.

### 2.2.2 Uji Kointegrasi

Kointegrasi adalah hubungan jangka panjang antara dua atau lebih data deret waktu yang masing-masing bersifat tidak stasioner (Gujarati & Porter, 2009). Salah satu

uji untuk mengecek kointegrasi yaitu uji Johansen, yang dilakukan dengan menggunakan uji *trace statistic*.

- Hipotesis  
 $H_0$  : banyaknya vektor kointegrasi ( $r$ ) = 0  
 $H_1$  : banyaknya vektor kointegrasi ( $r$ ) > 0
- Statistik Uji

$$\lambda_{trace}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \lambda_i) \quad (2.11)$$

dengan:

$T$  : jumlah observasi

$n$  : banyak variabel

$r$  : *rank* (banyaknya vektor kointegrasi yang diuji)

$\lambda_i$  : estimasi nilai eigen dari matriks  $\Pi = \alpha\beta'$  dengan  $\alpha$  matriks koefisien dan  $\beta$  matriks kointegrasi

- Daerah kritis  
Tolak  $H_0$  jika  $\lambda_{trace} > critical\ value$   
Tidak tolak  $H_0$  jika  $\lambda_{trace} < critical\ value$

Uji ini dimulai dari  $r = 0$  sampai hipotesis nol tidak ditolak atau sampai  $r = n$ . Hipotesis nol yang ditolak mengindikasikan adanya hubungan kointegrasi.

### 2.2.3 Lag Optimal

Langkah awal sebelum melakukan estimasi yaitu penentuan panjang *lag* yang optimal (Gujarati & Porter, 2009). Panjang *lag* optimal dapat ditentukan dengan *Akaike Information Criteria* (AIC). Perhitungan AIC yaitu sebagai berikut.

$$AIC(p) = \ln|\hat{\Sigma}_p| + \frac{2k^2p}{T} \quad (2.12)$$

dengan:

$k$  : banyaknya parameter pada model.

$|\hat{\Sigma}_p|$  : determinan matriks dugaan varian-kovarian residual.

$T$  : banyaknya pengamatan atau observasi.

$p$  : orde.

*Lag* yang dipilih untuk digunakan pada model adalah *lag* dengan nilai AIC terkecil (Gujarati & Porter, 2009).

#### 2.2.4 Estimasi Parameter

Menurut Wei (2006), estimasi parameter model VAR dilakukan dengan metode *Ordinary Least Squares* (OLS). Prinsip dari estimasi OLS adalah meminimalkan jumlah kuadrat residual (*Residual Sum of Squares* atau RSS). Persamaan model VAR( $p$ ) dapat ditulis sebagai berikut (Luetkepohl, 2005).

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2.13)$$

$$\text{dengan: } X = \begin{bmatrix} 1 & y_{1,p} & y_{2,p} & \dots & y_{n,p} & y_{1,p-1} & \dots & y_{n,1} \\ 1 & y_{1,p+1} & y_{2,p+1} & \dots & y_{n,p+1} & y_{1,p} & \dots & y_{n,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & y_{1,T-1} & y_{2,T-1} & \dots & y_{n,T-1} & y_{1,T-2} & \dots & y_{n,T-p} \end{bmatrix},$$

$$\beta = \begin{bmatrix} c_1 & c_2 & \dots & c_n \\ \pi_{11}^1 & \pi_{21}^1 & \dots & \pi_{n1}^1 \\ \pi_{12}^1 & \pi_{22}^1 & \dots & \pi_{n2}^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \pi_{1n}^p & \pi_{2n}^p & \dots & \pi_{nn}^p \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} y_{1,p+1} & y_{2,p+1} & \dots & y_{n,p+1} \\ y_{1,p+2} & y_{2,p+2} & \dots & y_{n,p+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{1,T} & y_{2,T} & \dots & y_{n,T} \end{bmatrix}, \text{ dan}$$

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,p+1} & \varepsilon_{2,p+1} & \dots & \varepsilon_{n,p+1} \\ \varepsilon_{1,p+2} & \varepsilon_{2,p+2} & \dots & \varepsilon_{n,p+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \varepsilon_{1,T} & \varepsilon_{2,T} & \dots & \varepsilon_{n,T} \end{bmatrix}$$

Estimasi parameter  $\beta$  menggunakan rumus OLS menurut Gujarati & Porter (2009):

- Meminimumkan jumlah kuadrat residual ( $S$ )

$$\begin{aligned}
 S &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon' \varepsilon & (2.14) \\
 &= (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \\
 &= (Y' - \beta'X')(Y - X\beta) \\
 &= Y'Y - Y'X\beta - \beta'X'Y + \beta'X'X\beta \\
 &= Y'Y - (Y'X\beta)' - \beta'X'Y + \beta'X'X\beta \\
 &= Y'Y - \beta'X'Y - \beta'X'Y + \beta'X'X\beta \\
 &= Y'Y - 2\beta'X'Y + \beta'X'X\beta
 \end{aligned}$$

Untuk meminimumkan dapat diperoleh dengan turunan parsial pertama  $S$  terhadap  $\beta$ .

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial S}{\partial \beta} &= \mathbf{0} - 2X'Y + X'X\beta + (\beta'X'X)' & (2.15) \\
 &= -2X'Y + X'X\beta + X'X\beta \\
 &= -2X'Y + 2X'X\beta
 \end{aligned}$$

Langkah selanjutnya yaitu menyamakannya dengan nol, kemudian diperoleh:

$$\begin{aligned}
 -2X'Y + 2X'X\beta &= \mathbf{0} \\
 X'Y &= X'X\beta \\
 X'Y(X'X)^{-1} &= X'X\beta(X'X)^{-1} \\
 \beta &= X'Y(X'X)^{-1}
 \end{aligned}$$

Sehingga diperoleh pendugaan parameternya adalah

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y \quad (2.16)$$

- Agar penduga OLS memiliki sifat statistik yang baik, diperlukan beberapa asumsi dasar yang dikenal sebagai asumsi Gauss-Markov (Gujarati & Porter, 2009).

Asumsi pertama menyatakan bahwa nilai harapan residual sama dengan nol, atau

$$E(\varepsilon) = \mathbf{0} \quad (2.17)$$

Asumsi kedua menyatakan bahwa residual bersifat homoskedastisitas dan tidak saling berkorelasi.

$$\mathbf{Var}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \begin{cases} \sigma^2, & i = j \\ \mathbf{0}, & i \neq j \end{cases} \quad (2.18)$$

Atau dalam bentuk matriks

$$\begin{bmatrix} \mathit{var}(\varepsilon_1) & \mathit{cov}(\varepsilon_1, \varepsilon_2) & \dots & \mathit{cov}(\varepsilon_1, \varepsilon_n) \\ \mathit{cov}(\varepsilon_2, \varepsilon_1) & \mathit{var}(\varepsilon_2) & \dots & \mathit{cov}(\varepsilon_2, \varepsilon_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathit{cov}(\varepsilon_n, \varepsilon_1) & \mathit{cov}(\varepsilon_n, \varepsilon_2) & \dots & \mathit{var}(\varepsilon_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

Sehingga asumsi kedua ini dapat dituliskan dalam bentuk

$$\mathbf{Cov}(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{E}[(\boldsymbol{\varepsilon} - \mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}))(\boldsymbol{\varepsilon} - \mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}))'] = \mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \sigma^2 \mathbf{I}_n \quad (2.19)$$

Asumsi ketiga menyatakan bahwa tidak terdapat hubungan antara variabel independen dan residual, dinyatakan sebagai:

$$\begin{aligned} \mathbf{Cov}(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\varepsilon}_i) &= \mathbf{E}[(\mathbf{x}_i - \mathbf{E}(\mathbf{x}_i))(\boldsymbol{\varepsilon}_i - \mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}_i))] \\ &= \mathbf{E}[(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\boldsymbol{\varepsilon}_i - \mathbf{0})] \\ &= \mathbf{E}[(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})\boldsymbol{\varepsilon}_i] \\ &= (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})\mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}_i) \\ &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (2.20)$$

- Berdasarkan ketiga asumsi tersebut, penduga OLS dapat dibuktikan bersifat tak bias dengan mensubstitusikan  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ , diperoleh:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\beta}} &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon} \\ &= \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon} \end{aligned} \quad (2.21)$$

Sehingga diperoleh nilai harapannya:

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= \mathbf{E}((\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{E}(\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{E}(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon})) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{E}(\boldsymbol{\varepsilon}) \\ &= \boldsymbol{\beta} + \mathbf{0} \\ &= \boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (2.22)$$

Hal ini menunjukkan bahwa penduga OLS tak bias karena nilai parameter yang diestimasi secara rata-rata sama dengan parameter sebenarnya.

- Selain bersifat tak bias, penduga OLS juga memiliki varians minimum. Varians penduga OLS dinyatakan sebagai:

$$\begin{aligned}
\mathit{Var}(\hat{\beta}) &= E \left[ (\hat{\beta} - E(\hat{\beta})) (\hat{\beta} - E(\hat{\beta}))' \right] & (2.23) \\
&= E \left[ (\hat{\beta} - \beta) (\hat{\beta} - \beta)' \right] \\
&= E(\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon - \beta)(\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon - \beta)' \\
&= E((X'X)^{-1}X'\varepsilon)((X'X)^{-1}X'\varepsilon)' \\
&= E((X'X)^{-1}X'\varepsilon)(\varepsilon'X(X'X)^{-1}) \\
&= E((X'X)^{-1}X'\varepsilon\varepsilon'X(X'X)^{-1}) \\
&= (X'X)^{-1}X'E(\varepsilon\varepsilon')X(X'X)^{-1} \\
&= (X'X)^{-1}X'\sigma^2I_nX(X'X)^{-1} \\
&= \sigma^2(X'X)^{-1}X'X(X'X)^{-1} \\
&= \sigma^2(X'X)^{-1}
\end{aligned}$$

Misalkan  $\hat{\beta}^*$  adalah penduga linear lain dari  $\beta$ , sebagai

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}^* &= ((X'X)^{-1}X' + c)Y & (2.24) \\
&= (X'X)^{-1}X'Y + cY
\end{aligned}$$

dengan

$$\begin{aligned}
E(\hat{\beta}^*) &= E \left( ((X'X)^{-1}X' + c)Y \right) & (2.25) \\
&= E \left( ((X'X)^{-1}X' + c)(X\beta + \varepsilon) \right) \\
&= E((X'X)^{-1}X'X\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon + cX\beta + c\varepsilon) \\
&= E(\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon + cX\beta + c\varepsilon) \\
&= \beta + cX\beta
\end{aligned}$$

Karena  $\hat{\beta}^*$  adalah penduga linear yang tak bias maka  $cX = \mathbf{0}$ , sehingga diperoleh

$$\hat{\beta}^* - \beta = (X'X)^{-1}X'\varepsilon + c\varepsilon \quad (2.26)$$

dan

$$\begin{aligned}
\mathit{Var}(\hat{\beta}^*) &= E \left[ (\hat{\beta}^* - \beta) (\hat{\beta}^* - \beta)' \right] & (2.27) \\
&= E[ ((X'X)^{-1}X'\varepsilon + c\varepsilon)((X'X)^{-1}X'\varepsilon + c\varepsilon)' ] \\
&= E[ ((X'X)^{-1}X'\varepsilon + c\varepsilon)(\varepsilon'X(X'X)^{-1} + \varepsilon'c') ]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \mathbf{E}[(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}'\mathbf{c}' + \\
&\quad \mathbf{c}\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + \mathbf{c}\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}'\mathbf{c}'] \\
&= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I}\mathbf{c}' + \\
&\quad \mathbf{c}\boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + \mathbf{c}\boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{I}\mathbf{c}' \\
&= \boldsymbol{\sigma}^2[(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{c}' + \mathbf{c}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + \mathbf{c}\mathbf{c}'] \\
&= \boldsymbol{\sigma}^2[(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + \mathbf{c}\mathbf{c}'] \\
&= \boldsymbol{\sigma}^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} + \boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{c}\mathbf{c}' \\
&= \mathbf{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) + \boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{c}\mathbf{c}'
\end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan di atas, matriks varians  $\hat{\boldsymbol{\beta}}^*$  merupakan penjumlahan matriks varians penduga OLS  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dengan  $\boldsymbol{\sigma}^2\mathbf{c}\mathbf{c}'$ . Maka, secara sistematis terbukti bahwa  $\mathbf{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) \leq \mathbf{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*)$ . Hal ini menunjukkan bahwa penduga OLS memiliki varians minimum.

- Berdasarkan teorema Gauss-Markov di atas, penduga OLS merupakan penduga yang bersifat linier, tak bias, dan memiliki varians minimum. Oleh karena itu, penduga OLS disebut sebagai *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE).

### 2.2.5 Uji Stabilitas

Uji stabilitas diperlukan untuk memastikan bahwa model VAR bersifat stabil serta layak digunakan untuk analisis dan peramalan. Stabilitas VAR dapat diuji dengan mengevaluasi nilai akar karakteristik (*eigenvalues*) dari polinomial matriks. Berikut merupakan uji stabilitas menurut Sims (1980):

Polinomial matriks VAR( $p$ ) didefinisikan sebagai berikut.

$$\boldsymbol{\Pi}(L) = \mathbf{I} - \boldsymbol{\Pi}_1L - \dots - \boldsymbol{\Pi}_pL^p \quad (2.28)$$

dengan:

- $\boldsymbol{\Pi}_i$  : matriks koefisien berukuran  $n \times n$
- $L$  : operator *lag*

$I$  : matriks identitas berukuran  $n \times n$

$\Pi(L)$  : polinomial matriks VAR

Stabilitas model VAR ditentukan oleh akar-akar persamaan karakteristik:

$$\det(\Pi(z)) = 0 \quad (2.29)$$

dengan:

$z$  : akar karakteristik polinomial VAR

Karena  $\Pi(z)$  merupakan polinomial matriks orde  $p$ , maka penyelesaian langsung persamaan karakteristik menjadi tidak praktis. Oleh karena itu, model VAR( $p$ ) direpresentasikan sebagai VAR(1).

$$\mathbf{X}_t = \Pi^* \mathbf{X}_{t-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (2.30)$$

dengan  $\mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} y_t \\ y_{t-1} \\ \vdots \\ y_{t-p+1} \end{bmatrix}$  dan matriks  $\Pi^*$  disebut matriks pendamping (*companion matrix*) yang didefinisikan sebagai:

$$\Pi^* = \begin{bmatrix} \Pi_1 & \Pi_2 & \cdots & \Pi_{p-1} & \Pi_p \\ I & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & I & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & I & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Stabilitas VAR kemudian diuji dengan mengevaluasi nilai akar karakteristik (*eigenvalue*) dari *companion matrix*.

$$\det(\lambda I - \Pi^*) = 0 \quad (2.32)$$

Model VAR dikatakan stabil apabila seluruh *eigenvalue*  $\lambda$  memiliki nilai modulus kurang dari satu, yang menunjukkan bahwa seluruh akar karakteristik berada di dalam unit lingkaran (Luetkepohl, 2005). Nilai modulus dapat dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$|\lambda| = \sqrt{(Re(\lambda))^2 + (Im(\lambda))^2} \quad (2.33)$$

dengan:

- $|\lambda|$  : Modulus dari *eigenvalue*.
- $Re(\lambda)$  : Bagian riil dari *eigenvalue*.
- $Im(\lambda)$  : Bagian imajiner dari *eigenvalue*.

### 2.2.6 Asumsi Residual *White Noise*

Wei (2006) menyatakan bahwa residual disebut *white noise* jika tidak ada autokorelasi pada residual dalam model. Uji *white noise* salah satunya dapat dilihat dengan menggunakan uji Ljung-Box.

- Hipotesis
  - $H_0$  : tidak terdapat autokorelasi pada residual
  - $H_1$  : terdapat autokorelasi pada residual
- Statistik Uji

$$Q_{hitung} = T(T + 2) \sum_{i=1}^n (T - i)^{-1} \rho_i^2 \quad (2.34)$$

dengan:

- $T$  : banyak observasi atau pengamatan.
- $\rho_i$  : estimasi autokorelasi residual sampai *lag* ke- $i$ .

- Taraf signifikansi
  - $\alpha = 5\% = 0,05$
- Daerah kritis
  - Tolak  $H_0$  jika  $Q_{hitung} > \chi_{tabel}^2$  atau  $p\text{-value} < \alpha$
  - Tidak tolak  $H_0$  jika  $Q_{hitung} < \chi_{tabel}^2$  atau  $p\text{-value} > \alpha$

### 2.3 Deep Learning

*Deep Learning* merupakan bagian dari *machine learning* yang terinspirasi dari struktur dan fungsi otak manusia, biasanya ditandai dengan penggunaan *neural networks* dengan *multiple hidden layers* untuk membantu model mempelajari representasi data secara otomatis (Janiesch, *et al.*, 2021). Dalam algoritma *deep learning*, data melalui beberapa lapisan, dengan setiap lapisan secara bertahap mengekstraksi fitur dan meneruskan informasi ke lapisan berikutnya. *Deep learning* telah mengalami perkembangan berbagai macam metode dan arsitektur. Model-model ini secara umum dapat dikategorikan menjadi dua kelompok utama yaitu pendekatan diskriminatif (*supervised*) dan pendekatan generatif (*unsupervised*). *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) merupakan metode yang paling umum digunakan pada model diskriminatif (Shiri, *et al.*, 2024).

### 2.4 Normalisasi Data

Menurut Garcia, *et al.* (2015) normalisasi adalah proses mentransformasikan nilai atribut asli ke dalam rentang tertentu agar lebih sesuai dengan kebutuhan algoritma analisis. Proses ini tidak menciptakan atribut baru, tetapi mengubah skala nilai agar model dapat bekerja lebih baik. Salah satu metode normalisasi data yaitu *Min-Max Normalization*. Rumus *Min-Max Normalization* yang mengubah skala data ke rentang 0 – 1 yaitu sebagai berikut (Han & Kamber, 2006).

$$x' = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (2.35)$$

dengan:

- $x'$  : hasil normalisasi
- $x_i$  : data yang dinormalisasi
- $\min(x)$  : data terkecil
- $\max(x)$  : data terbesar

Maka untuk denormalisasi diperoleh dengan rumus berikut.

$$x_i = x' \cdot (\max(x) - \min(x)) + \min(x) \quad (2.36)$$

## 2.5 Recurrent Neural Network (RNN)

*Recurrent Neural Networks* (RNN) merupakan bagian dari *deep learning* yang memiliki *internal memory*, sehingga mampu menangkap ketergantungan berurutan (*sequential dependencies*). Berbeda dengan *neural network* tradisional yang memperlakukan *input* sebagai entitas yang terpisah, RNN mempertimbangkan urutan data *input*, sehingga lebih cocok digunakan untuk tugas-tugas yang melibatkan informasi berurutan seperti data deret waktu. Salah satu keterbatasan utama RNN adalah *short-term memory* (memori jangka pendek), yang membuatnya sulit mempertahankan informasi dari urutan yang sangat panjang. Untuk mengatasi hal ini, beberapa varian model RNN telah dikembangkan, seperti *Long Short-Term Memory* (LSTM), *Gated Recurrent Unit* (GRU), Bayesian RNN, dan lain-lain (Shiri, *et al.*, 2024).

## 2.6 Gated Recurrent Unit (GRU)

*Gated Recurrent Unit* (GRU) merupakan bagian dari arsitektur RNN yang dirancang untuk mengatasi masalah *short-term memory* (memori jangka pendek) serta menawarkan struktur yang lebih sederhana dibandingkan LSTM. GRU menggabungkan fungsi *input gate* dan *forget gate* milik LSTM menjadi satu *update gate*, sehingga desainnya lebih ringkas dan sederhana (Shiri, *et al.*, 2024).

- *Update gate*

*Update gate* menentukan seberapa banyak informasi dari masa lalu yang harus dipertahankan dan digabungkan dengan *input* saat ini pada waktu tertentu. *Update gate* dihitung berdasarkan gabungan antara *hidden state*

sebelumnya ( $h_{t-1}$ ) dan *input* saat ini ( $x_t$ ), lalu dilewatkan melalui transformasi linier dan fungsi aktivasi sigmoid. Berikut diberikan persamaan *update gate* (Cho, et al., 2014).

$$z_t = \sigma(W_z \cdot X_t + U_z \cdot h_{(t-1)} + b_z) \quad (2.37)$$

dengan:

- $z_t$  : *update gate*.
- $\sigma$  : fungsi sigmoid.
- $W_z$  : bobot *input update gate*.
- $U_z$  : bobot *hidden state* untuk *update gate*.
- $X_t$  : nilai *input* pada orde ke- $t$ .
- $h_{(t-1)}$  : nilai *output hidden state* sebelum orde ke- $t$ .
- $b_z$  : nilai bias pada *update gate*.

- *Reset gate*

*Reset gate* menentukan seberapa banyak informasi dari masa lalu yang harus dilupakan. *Reset gate* juga dihitung dengan cara serupa, yakni dengan menggunakan gabungan antara *hidden state* sebelumnya dan *input* saat ini, lalu dilewatkan melalui transformasi linier dan fungsi aktivasi sigmoid. Berikut diberikan persamaan *reset gate* (Cho, et al., 2014).

$$r_t = \sigma(W_r \cdot X_t + U_r \cdot h_{(t-1)} + b_r) \quad (2.38)$$

dengan:

- $r_t$  : *reset gate*.
- $\sigma$  : fungsi sigmoid.
- $W_r$  : bobot *input reset gate*.
- $U_r$  : bobot *hidden state* untuk *reset gate*.
- $X_t$  : nilai *input* pada orde ke- $t$ .
- $h_{(t-1)}$  : nilai *output hidden state* sebelum orde ke- $t$ .
- $b_r$  : nilai bias pada *reset gate*.

- Kandidat *hidden state*

Memori saat ini (*current memory content*) dihitung berdasarkan gabungan antara *reset gate* dan *hidden state* sebelumnya serta *input* saat ini. Hasilnya dilewatkan melalui fungsi aktivasi tangen hiperbolik ( $\tanh$ ) untuk menghasilkan kandidat *hidden state*. Berikut diberikan persamaan kandidat *hidden state* (Cho, et al., 2014).

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot X_t + r_t * U_h \cdot h_{(t-1)} + b_h) \quad (2.39)$$

dengan:

- $\tilde{h}_t$  : kandidat *hidden state*.
- $\tanh$  : fungsi tangen hiperbolik.
- $W_h$  : bobot *input* kandidat *hidden state*.
- $U_h$  : bobot *hidden state* untuk kandidat *hidden state*.
- $X_t$  : nilai *input* pada orde ke- $t$ .
- $h_{(t-1)}$  : nilai *output hidden state* sebelum orde ke- $t$ .
- $b_h$  : nilai bias pada kandidat *hidden state*.

- *Hidden state* akhir

*Hidden state* akhir ( $h_t$ ) dihitung berdasarkan *update gate* dan kandidat *hidden state* yang baru saja dihasilkan. *Update gate* berfungsi untuk menyeimbangkan antara informasi lama ( $h_{(t-1)}$ ) dan informasi baru ( $\tilde{h}_t$ ). Jika nilai *update gate* mendekati 1, maka sebagian besar informasi lama dipertahankan; jika mendekati 0, maka informasi baru akan lebih dominan. Berikut persamaan untuk *hidden state* akhir (Cho, et al., 2014).

$$h_t = (1 - z_t) * \tilde{h}_t + z_t * h_{(t-1)} \quad (2.40)$$

dengan:

- $h_t$  : *output hidden state* pada orde ke- $t$ .
- $z_t$  : *update gate*.
- $h_{(t-1)}$  : nilai *output hidden state* sebelum orde ke- $t$ .
- $\tilde{h}_t$  : kandidat *hidden state*.

## 2.7 Hyperparameter Tuning

*Hyperparameter tuning* adalah proses penentuan nilai *hyperparameter* terbaik suatu algoritma *machine learning*, dengan tujuan memaksimalkan kinerja prediktif model pada suatu himpunan data tertentu. Proses ini umumnya memerlukan pengetahuan khusus, intuisi, serta evaluasi berulang atau *trial and error* (Mantovani, *et. al.*, 2015).

*Random Search* merupakan salah satu metode *hyperparameter tuning* yang melakukan pencarian nilai *hyperparameter* dengan cara memilih kombinasi parameter secara acak dari ruang pencarian yang telah ditentukan. Pendekatan *Random Search* dinilai lebih efisien dibandingkan *Grid Search* karena tidak mengevaluasi seluruh kombinasi parameter, namun tetap mampu menghasilkan kinerja model yang kompetitif (Mantovani, *et. al.*, 2015).

*Hyperparameter GRU* yang paling umum diperoleh melalui proses *tuning* meliputi jumlah *unit GRU (hidden units)* yang menentukan kemampuan model dalam mempelajari pola data berdasarkan urutan waktu, jumlah *epoch* sebagai banyaknya pengulangan proses pelatihan, *batch size* yang mengatur jumlah data dalam setiap pembaruan bobot, serta *learning rate* yang mengontrol kecepatan proses optimasi, selain itu, *dropout rate* sering digunakan untuk mengurangi risiko *overfitting* dan *window size (time step)* digunakan untuk menentukan panjang urutan *input* pada data deret waktu (Cho, *et al.*, 2014).

## 2.8 Hybrid VAR-GRU

Pada metode *hybrid VAR-GRU* untuk peramalan data deret waktu, tahap pertama yaitu menerapkan metode VAR pada data, lalu menggunakan hasil residual model VAR sebagai *input* pada metode GRU. Setelah itu, hasil kedua metode digabungkan

untuk memperoleh peramalan. Persamaan metode *hybrid* menurut Zhang (2003) dapat ditulis sebagai berikut.

$$\hat{y}_t = \hat{y}_t^{VAR} + \hat{y}_t^{GRU} \quad (2.41)$$

dengan:

$\hat{y}_t$  : nilai prediksi model *hybrid* ke- $t$ .

$\hat{y}_t^{VAR}$  : nilai prediksi komponen linier VAR ke- $t$ .

$\hat{y}_t^{GRU}$  : nilai prediksi komponen residual GRU ke- $t$ .

## 2.9 Evaluasi Model

Ketepatan peramalan mengacu pada tingkat kedekatan antara hasil prediksi dengan data aktual. Akurasi model dapat dievaluasi menggunakan berbagai metode, salah satunya yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Menurut Lewis (1982), MAPE merupakan rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai aktual dan hasil prediksi. Nilai MAPE yang lebih kecil menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dan model yang lebih akurat. MAPE memiliki persamaan sebagai berikut.

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^M \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|}{M} \times 100\% \quad (2.42)$$

dengan:

$y_t$  : data aktual ke- $t$ .

$\hat{y}_t$  : data hasil prediksi ke- $t$ .

M : banyaknya prediksi yang dilakukan.

Kategori kemampuan prediksi MAPE menurut Lewis (1982) adalah seperti pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Kriteria Nilai MAPE

<b>MAPE</b>	<b>Kategori Kemampuan Prediksi</b>
$MAPE < 10\%$	Sangat Baik
$10\% \leq MAPE < 20\%$	Baik
$20\% \leq MAPE < 50\%$	Cukup
$MAPE \geq 50\%$	Buruk

### 2.10 Uang Kartal

Menurut Bank Indonesia, uang kartal merupakan uang yang dimiliki serta digunakan oleh masyarakat dalam melakukan transaksi. Firmansyah & Dacholfany (2018) menyatakan bahwa uang yang digunakan untuk transaksi jual beli sehari-hari oleh masyarakat terdiri atas uang kertas dan uang logam. Sugiyanto (1993) juga menyatakan bahwa uang kartal adalah uang yang dikeluarkan oleh Bank Sentral dalam bentuk uang kertas atau uang logam. Fungsi utama uang kartal meliputi alat tukar, penyimpanan nilai, dan satuan hitung. Dalam sistem pembayaran tradisional, uang kartal masih menjadi instrumen utama terutama untuk pembayaran harian, khususnya untuk transaksi bernilai kecil (Firmansyah & Dacholfany, 2018).

### 2.11 Transaksi Elektronik

Uang elektronik adalah uang yang digunakan untuk transaksi melalui internet dan melibatkan penggunaan jaringan komputer, serta nilainya tersimpan secara digital, baik *chip* maupun server (Firmansyah & Dacholfany, 2018). Perkembangan teknologi menjadi salah satu faktor utama yang mendorong pergeseran pola transaksi ekonomi masyarakat. Kondisi ini terlihat dari semakin banyaknya perusahaan, perkantoran, dan pusat perbelanjaan yang telah menerima transaksi pembayaran secara elektronik. Selain itu, transaksi elektronik juga dipengaruhi oleh faktor perilaku individu. Jumawan, dkk. (2024) menunjukkan bahwa generasi

muda, khususnya Generasi Z, lebih memilih *e-wallet* karena faktor kemudahan, kecepatan, keamanan, dan berbagai promosi yang menarik. Hal ini menandakan perubahan preferensi masyarakat terhadap sistem pembayaran *modern*.

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester ganjil tahun ajaran 2025/2026 di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

#### 3.2 Data Penelitian

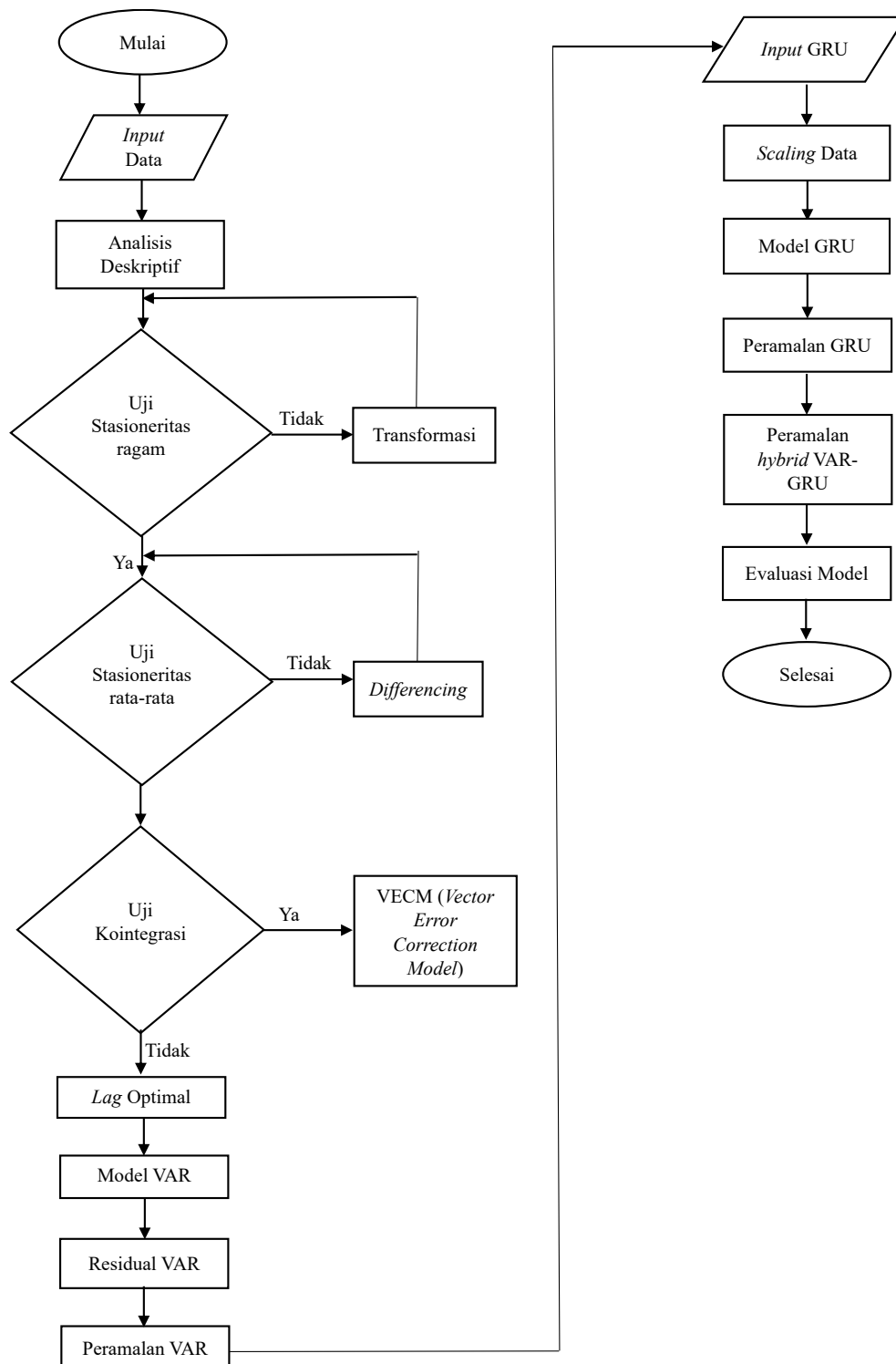
Penelitian ini menggunakan data sekunder, yaitu data jumlah uang kartal beredar serta volume transaksi elektronik yang diperoleh dari situs resmi Bank Indonesia <https://www.bi.go.id/id/statistik/ekonomi-keuangan/seki/Default.aspx#headingOne> dan <https://www.bi.go.id/id/statistik/Metadata/metadata-SPIP/Default.aspx>. Data tersebut merupakan data deret waktu bulanan dengan periode Januari 2019 hingga Desember 2024. Data pada rentang waktu tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan dinamika perubahan sistem pembayaran di Indonesia, khususnya percepatan digitalisasi selama pandemi COVID-19 pada tahun 2020–2021 serta implementasi luas QRIS sejak 2019 (Bank Indonesia, 2019; Bank Indonesia, 2021).

### 3.3 Metode Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Analisis deskriptif data jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi elektronik.
2. Melakukan uji stasioneritas terhadap ragam dengan menggunakan Box-Cox, selanjutnya data yang belum stasioner dilakukan transformasi.
3. Melakukan uji stasioneritas terhadap rata-rata dengan uji ADF, jika data belum stasioner maka dilakukan *differencing* dan menguji kembali kestasioneran data *differencing*.
4. Data yang stasioner pada proses *differencing* dilakukan uji kointegrasi dengan uji Johansen. Data yang terdapat hubungan kointegrasi sebaiknya menggunakan metode VECM, namun jika tidak terdapat kointegrasi dapat dilanjutkan ke model VAR.
5. Menentukan *lag* optimal berdasarkan nilai AIC terkecil.
6. Mengestimasi parameter dan membangun model VAR menggunakan nilai *lag* optimal.
7. Menghitung residual model VAR.
8. Melakukan uji stabilitas model VAR.
9. Melakukan uji asumsi residual dengan uji Ljung-Box.
10. Melakukan peramalan periode berikutnya dengan model VAR.
11. *Input* data untuk model GRU menggunakan data residual model VAR.
12. *Preprocessing* dengan melakukan normalisasi atau *scaling* data model GRU.
13. Membangun model GRU.
14. Melakukan peramalan residual periode berikutnya menggunakan model GRU.
15. Menggabungkan hasil peramalan periode berikutnya dari model VAR dan GRU sebagai peramalan model *hybrid* VAR-GRU.
16. Menghitung akurasi model VAR dan *hybrid* VAR-GRU dengan melihat nilai MAPE.

Berikut ini diberikan *flowchart* atau bagan alir penelitian.



Gambar 1. *Flowchart* Peramalan Hybrid VAR-GRU

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian mengenai peramalan jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi uang elektronik menggunakan metode *hybrid* VAR-GRU, dapat diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model *hybrid* VAR-GRU berhasil dibangun dengan mengombinasikan model VAR(3) sebagai komponen linier dan model GRU sebagai komponen nonlinier dengan menggunakan residual VAR sebagai *input*. Kombinasi kedua metode ini terbukti mampu menangkap karakteristik data yang berbeda, yaitu pola tren yang relatif linier pada uang kartal beredar serta fluktuasi nonlinier pada volume transaksi uang elektronik.
2. Berdasarkan hasil evaluasi model, model *hybrid* VAR-GRU menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan model VAR tunggal. Nilai MAPE yang diperoleh model *hybrid* untuk volume transaksi uang elektronik sebesar 4,39% dan untuk jumlah uang kartal beredar sebesar 2,93%, jadi diperoleh MAPE gabungan sebesar 3,66%. Sementara itu, model VAR menghasilkan MAPE gabungan sebesar 5,22%. Hal ini mengindikasikan bahwa pendekatan *hybrid* mampu meningkatkan ketepatan peramalan secara signifikan.
3. Model *hybrid* VAR-GRU menghasilkan estimasi peramalan jumlah uang kartal beredar dan volume transaksi uang elektronik untuk periode Januari 2025 hingga Oktober 2025 dengan tingkat kesalahan yang rendah.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adhikari, R. & Agrawal, R.K. 2013. *An Introductory Study on Time Series Modelling and Forecasting*. 1<sup>st</sup> Edition. Verlag, New Delhi.
- Aji, A.B. & Surjandari, I. 2020. Hybrid vector autoregression–recurrent neural networks to forecast multivariate time series jet fuel transaction price. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. **909**(1): 1-10.
- Aquinaldo, D.A. 2023. Perbandingan Metode Multivariatif GRU dan VAR Berdasarkan Sentimen Investor dan Nilai Kurs Dollar Untuk Prediksi Harga Saham. *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*. **3**(6): 10238-10257.
- Bank Indonesia. 2019. Bank Indonesia Terbitkan Ketentuan Pelaksanaan QRIS. [www.bi.go.id/id/publikasi/ruang-media/news-release/Pages/Bank-Indonesia-Terbitkan-Ketentuan-Pelaksanaan-QRIS.aspx](http://www.bi.go.id/id/publikasi/ruang-media/news-release/Pages/Bank-Indonesia-Terbitkan-Ketentuan-Pelaksanaan-QRIS.aspx). Diakses pada 06 November 2025.
- Bank Indonesia. 2021. Tinjauan Kebijakan Moneter Januari 2021. [www.bi.go.id/id/publikasi/laporan/Pages/Tinjauan-Kebijakan-Moneter-Januari-2021.aspx](http://www.bi.go.id/id/publikasi/laporan/Pages/Tinjauan-Kebijakan-Moneter-Januari-2021.aspx). Diakses pada 06 November 2025.
- Box, G.E.P. & Cox, D.R. 1964. An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society*. **26**(2): 211-252.
- 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. *Proceeding of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*: 1724-1734. Qatar, October 2014: Association for Computational Linguistics.
- Deviana, S., Nusyirwan, Azis, D., & Ferdias, P. 2021. Analisis Model Autoregressive Integrated Moving Average Data Deret Waktu dengan Metode Momen Sebagai Estimasi Parameter. *Jurnal Siger Matematika*. **2**(2): 57-67.
- Fadhilah. 2025. Digitalisasi Sistem Pembayaran dan Dampaknya Terhadap Inklusi Keuangan Di Indonesia. *JUKONI: Jurnal Ilmu Ekonomi dan Bisnis*. **2**(2): 13-18.
- Firmansyah & Dacholfany, M.I. 2018. *Uang Elektronik dalam Perspektif Islam*. Edisi ke-1. CV IQRO, Lampung.
- Garcia, S., Luengo, J., & Herrera F. 2015. *Data Preprocessing in Data Mining*. 1<sup>st</sup> Edition. Springer, Switzerland.
- Gujarati, D.N. & Porter, D.C. 2009. *Basic Econometrics*. 5<sup>th</sup> Edition. McGraw-Hill Irwin, New York.
- Han, J. & Kamber, M. 2006. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 2<sup>nd</sup> Edition. Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. 2021. Machine learning and deep learning. *Electronic markets*. **31**(3): 685-695.
- Jumawan, Susanto, E., Sefita, A., Maharani, P.A., Maharani, S., Febianti, V., Naufaly, M.S., & Riyanto, R. 2024. Implementasi Pemanfaatan Digital Payment (E-Wallet) Pada Kalangan Generasi Z. *SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah*. **3**(6): 2932-2938.

- Lewis, C.D. 1982. *Industrial and Business Forecasting Methods*. 1<sup>st</sup> Edition. Butterworth & Co, England.
- Luetkepohl, H. 2005. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. 1<sup>st</sup> Edition. Springer-Verlag, Berlin.
- Mantovani, R.G., Rossi, A.L., Vanschoren, J., Bischl, B., & Carvalho, A.C.P.L.F.D. 2015. Effectiveness of Random Search in SVM hyper-parameter tuning. *Proceeding of International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*: 1-8. Killarney, 12-17 July 2015: IEE Computational Intelligence Society.
- Mauro, M.D., Galatro, G., Postiglione, F., Song, W., & Liotta A. 2024. Hybrid learning strategies for multivariate time series forecasting of network quality metrics. *Computer Networks*. **243**(110286): 1-13.
- Montgomery, D.C., Jennings, C.L., & Kulahci M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. 1<sup>st</sup> Edition. John Willey & Sons Inc., New Jersey.
- Muliati, Busari, A., & Noor, A. 2021. Dampak pembayaran non tunai terhadap perekonomian indonesia. *INOVASI*. **17**(3): 466-475.
- Munkhdalai, L., Li, M., Theera-Umpon, N., Auephanwiriyaikul, S., & Ryu, K.H. 2020. VAR-GRU: A Hybrid Model for Multivariate Financial Time Series Prediction. *Proceeding of Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems (ACIIDS)*: 322-332. Phuket, 23-26 March 2020: King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang.
- Nisa, I.H., Mirtawati, & Prabowo, S.H. 2024. Pemodelan Vector Autoregressive (VAR) Pada Peramalan Tingkat Pencemaran Udara Oleh Ozon (O3) Dan Nitrogen Dioksida (No2) di DKI Jakarta. *Matematika Sains*. **2**(1): 53-62.

- Saptadi, N.T.S., Kristiawan, H., Nugroho, A.Y., Rahayu, N., Suwarmiyati, Waseso, B., Intan, I., Khairunnas, Martono, Saputra, P.Y., Sutriawan, Soekarman, Mahatma K., Yuniyanto, I., Soleh, O., Sutoyo, M.N., Siswoyo, B., & Aliyah. 2025. *Deep Learning: Teori, Algoritma, dan Aplikasi*. Edisi ke-1. Sada Kurnia Pustaka, Banten.
- Shiri, F.M., Perumal, T., Mustapha, N., & Mohamed, R. 2024. A Comprehensive Overview and Comparative Analysis on Deep Learning Models. *Journal on Artificial Intelligence*. **6**(1): 301-360.
- Sims, C.A. 1980. Macroeconomics and Reality. *Econometrica*. **48**(1): 1-48.
- Soares, T.G. & Cham, M.F.X. 2023. *Konsep dan Aplikasi Sistem Pendukung Keputusan Berbasis Metode Hybrid*. Edisi ke-1. CV Mega Press Nusantara, Jawa Barat.
- Sugiyanto, C. 1993. *Ekonomi Uang dan Bank*. Edisi ke-1. Gunadarma, Jakarta.
- Suluh, D., Herwindiati, D.E., & Hendryli, J. 2024. Peramalan Pertumbuhan Jumlah Outlet Menggunakan Metode Gated Recurrent Unit (Studi Kasus: PT XYZ). *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*. **8**(1): 62-72.
- Tapscott, D. 1996. *The Digital Economy: Promise and Peril in The Age of Networked Intelligence*. 1<sup>st</sup> Edition. McGraw-Hill, United States.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. 2<sup>nd</sup> Edition. Pearson Education, United States.
- Yudistira, N., Alfiansih, L.M.D., Andriyani, N.I., Essayem, W., Maulida, N., Maghfiroh, N.A., & Nurdian, W. 2023. *Prediksi Deret Waktu Menggunakan Deep Learning*. Edisi ke-1. UB Press, Malang.

Zhang, G.P. 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*. **50**(17): 159-175.

Zivot, E. & Wang, J. 2006. *Modelling Financial Time Series with S-PLUS*. 2<sup>nd</sup> Edition. Springer Science & Business Media, United States.