

## **DINAMIKA INFLASI DI DI PROVINSI RIAU: DETERMINAN DAN IMPLIKASINYA**

### *Inflation Dynamics in Riau Province: Determinants and its Implication*

Etania Ranu Andhika\*, Riko Pass Natal \*\*, Fitri Hariyanti\*\*\*

\* BPS Provinsi Riau, *E-Mail*: etania@bps.go.id

\*\* BPS Provinsi Riau

\*\*\*BPS Provinsi Riau

#### **ABSTRAK**

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi dan menganalisis determinan inflasi di Provinsi Riau selama periode 2014 hingga 2023 dengan menggunakan data triwulanan. Variabel yang diuji hubungan kausalitasnya terhadap inflasi di Riau antara lain: harga Crude Palm Oil (CPO), harga minyak mentah, harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, jumlah uang beredar (M1 dan M2), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), pengeluaran konsumsi rumah tangga, serta suku bunga Bank Indonesia, di samping faktor impor dan ekspor luar negeri, serta curah hujan. Metode analisis deret waktu digunakan untuk menjawab tujuan penelitian dalam penelitian ini. Keluaran penelitian ini menunjukkan bahwa pada jangka pendek, variabel yang berpengaruh dalam variasi Indeks Harga Konsumen antara lain: IHK periode sebelumnya, minyak mentah, dan curah hujan. Sedangkan pada jangka panjang, yang mempengaruhi pergerakan inflasi adalah harga minyak mentah dan harga tandan buah segar. Penelitian ini berkontribusi pada literatur yang ada dengan menyediakan analisis yang lebih mendalam mengenai determinan inflasi yang spesifik untuk Provinsi Riau yang belum pernah diteliti sebelumnya.

Kata Kunci: Inflasi, Harga Minyak Mentah Dunia, Harga Tandan Buah Segar (TBS), Curah Hujan, Provinsi Riau

#### **ABSTRACT**

*This study aims to identify and analyze the determinants of inflation in Riau Province from 2014 to 2023 using quarterly data. The research investigates the causal relationships between inflation and various factors, including Crude Palm Oil (CPO) prices, crude oil prices, Fresh Fruit Bunch (FFB) prices of palm oil, the exchange rate of the rupiah against the US dollar, money supply (M1 and M2), Gross Regional Domestic Product (GRDP), household consumption expenditure, Bank Indonesia interest rates, as well as foreign import and export factors and rainfall. The analysis employs time series methodologies to examine these relationships. Findings indicate that, in the short term, significant determinants of the Consumer Price Index (CPI) include the CPI of the previous period, crude oil prices, and rainfall. In contrast, in the long term, crude oil prices and FFB prices are identified as significant determinants of inflation. This research contributes to the literature by offering a comprehensive analysis of inflation determinants specifically for Riau Province, filling a gap in the existing body of knowledge*

*Keywords: Inflation, Global Crude Oil Prices, Fresh Fruit Bunch (FFB) of Oil Palm Prices, Rainfall, Riau Province*

## **I. PENDAHULUAN**

Inflasi adalah salah satu indikator krusial dalam ekonomi makro yang menunjukkan perubahan harga secara keseluruhan di suatu negara atau wilayah. Tingkat inflasi yang terkendali mencerminkan stabilitas ekonomi, sedangkan inflasi yang tinggi menunjukkan adanya gangguan ekonomi yang dapat mengurangi daya beli masyarakat dan menghambat pertumbuhan ekonomi. Oleh karena itu, memahami determinan inflasi menjadi krusial bagi pemerintah dan pembuat kebijakan dalam merumuskan strategi untuk mengendalikan inflasi dan menjaga stabilitas ekonomi (Mankiw, 2010). Penelitian mengenai determinan inflasi memberikan wawasan penting tentang hal-hal yang mempengaruhi pergerakan harga, sehingga kebijakan yang tepat dapat diterapkan untuk mencapai tujuan ekonomi makro yang stabil dan berkelanjutan (Dornbusch, Fischer, & Startz, 2011).

Berbagai penelitian telah mengidentifikasi sejumlah hal yang mempengaruhi inflasi secara nasional di Indonesia. Faktor-faktor tersebut antara lain harga komoditas global seperti minyak mentah dunia dan harga pangan, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, jumlah uang beredar, Produk Domestik Bruto (PDB), dan kebijakan moneter seperti suku bunga Bank Indonesia. Menurut Taufikurrahman et al. (2022) implikasi kenaikan harga minyak dapat mendorong inflasi. Selain itu, Citci dan Kaya (2023) menemukan bahwa nilai tukar yang fluktuatif juga berkontribusi besar terhadap inflasi, terutama melalui mekanisme harga impor.

Provinsi Riau memiliki posisi strategis dalam perekonomian Indonesia, menjadi kontributor ekonomi terbesar kedua di luar Pulau Jawa dengan kontribusi sebesar 5,12 persen pada triwulan I 2024 (BPS, 2024). Sebagai salah satu pusat produksi minyak kelapa sawit dan minyak mentah, Riau memiliki peran signifikan dalam perekonomian nasional. Oleh karenanya, mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di Riau sangat penting. Dengan mengetahui determinan inflasi di provinsi ini, pemerintah dan pemangku kepentingan dapat merumuskan kebijakan yang lebih tepat sasaran untuk menjaga stabilitas ekonomi di Riau, yang pada gilirannya akan berdampak positif pada stabilitas ekonomi nasional.

Riau memiliki karakteristik ekonomi yang unik karena ketergantungannya pada minyak kelapa sawit atau *Crude Palm Oil* (CPO), minyak mentah, serta faktor-faktor lainnya. Keunikan ini memiliki andil dalam menjelaskan variasi besaran inflasi di Provinsi ini. Hal ini dapat dilihat dari tren pergerakan inflasi di Riau yang sangat mungkin berbeda dari inflasi nasional. Pada tahun 2014, ketika secara nasional inflasi tahunan tercatat sebesar 8,36 persen, inflasi Riau pun bergerak di kisaran yang sama, yaitu sebesar 8,65 persen. Namun, di 2022, ketika inflasi nasional hanya sebesar 5,51 persen, inflasi Riau

meroket hingga 6,81 persen. Padahal menurut perkiraan Bank Indonesia, inflasi tahun 2022 di Riau hanya akan berada pada kisaran 3,00 persen  $\pm$  1 persen. Oleh sebab itu, menelisik faktor-faktor khusus yang mempengaruhi dinamika inflasi di Provinsi Riau sangat penting untuk merumuskan kebijakan ekonomi yang efektif agar dapat memperkirakan dan mengendalikan inflasi di provinsi ini.

Penelitian ini menawarkan kontribusi baru dalam literatur ekonomi dengan fokus khusus pada determinan inflasi di Provinsi Riau. Hingga kini, belum tersedia studi yang komprehensif mengidentifikasi dan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi di Riau, terutama menggunakan data triwulanan. Penelitian sebelumnya baik dari Siswoyo dan Asrini (2020) serta Hasibuan dan Umiyati (2019), hanya berfokus pada variable-variabel selain yang akan diteliti dalam penelitian ini. Sehingga dengan adanya kajian ini, analisis yang lebih detail dan relevan terhadap dinamika ekonomi di Riau dapat diperoleh.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi dan menganalisis determinan inflasi di Provinsi Riau selama periode 2014-2023 menggunakan data triwulanan. Secara spesifik, penelitian ini akan menguji pengaruh variabel harga Crude Palm Oil (CPO), harga minyak mentah dunia, harga Tandan Buah Segar (TBS) kelapa sawit, nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat, uang beredar (M1 dan M2), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), pengeluaran konsumsi rumah tangga, suku bunga yang ditetapkan Bank Indonesia, impor, ekspor luar negeri dan curah hujan terhadap pergerakan inflasi di Riau.

## **II. TINJAUAN PUSTAKA**

### **II.1 Kajian Teori**

- **Teori Inflasi**

Inflasi merupakan salah satu fenomena ekonomi yang selalu menjadi fokus kebijakan ekonomi di banyak negara. Teori inflasi telah berkembang seiring waktu dengan kontribusi dari berbagai ahli ekonomi yang berusaha menjelaskan penyebab, dampak, dan cara mengendalikan inflasi. Secara filosofis, teori inflasi dapat dibagi menjadi beberapa pendekatan utama, termasuk moneterisme, Keynesian, dan teori inflasi strukturalis.

- **Teori Monetarisme**

Monetarisme, yang dikembangkan oleh Milton Friedman dan Anna Schwartz, merupakan salah satu teori inflasi yang sangat berpengaruh. Teori ini berpendapat bahwa inflasi adalah masalah moneter yang terjadi ketika laju pertumbuhan uang yang beredar melebihi laju pertumbuhan output ekonomi (Friedman, 1963). Teori moneterisme menekankan pentingnya pengendalian pertumbuhan jumlah uang beredar untuk menjaga stabilitas harga. Dalam karya mereka yang terkenal, "*A Monetary History of the United States*" (1963), Friedman dan Schwartz menunjukkan bahwa perubahan jumlah uang beredar berkaitan erat dengan fluktuasi tingkat inflasi.

- **Teori Keynesian**

Teori Keynesian, yang didasarkan pada karya John Maynard Keynes. Keynes melihat inflasi sebagai hasil dari permintaan agregat yang melebihi penawaran agregat dalam perekonomian. Menurutnya, selama periode ekonomi yang kuat, peningkatan permintaan agregat dapat menyebabkan tekanan inflasi. Ini terjadi karena peningkatan permintaan barang dan jasa melebihi kapasitas produksi, yang akan mendorong kenaikan harga.

Teori Keynesian juga menyoroti peran kebijakan fiskal dan moneter dalam mengelola permintaan agregat untuk mengendalikan inflasi. Dalam "*The General Theory of Employment, Interest, and Money*," Keynes (1936) menjelaskan bagaimana fluktuasi dalam permintaan agregat dapat menyebabkan inflasi atau deflasi.

- **Teori Inflasi Strukturalis**

Teori strukturalis menyoroti faktor-faktor struktural dalam ekonomi yang menyebabkan inflasi, terutama di negara-negara berkembang. Teori ini berpendapat bahwa inflasi dapat disebabkan oleh ketidakseimbangan struktural dalam perekonomian, seperti ketergantungan pada impor, kekakuan pasar tenaga kerja, dan inefisiensi dalam sektor pertanian. Menurut teori strukturalis, inflasi tidak hanya disebabkan oleh kelebihan

permintaan agregat, tetapi juga oleh kendala pasokan dan ketidakseimbangan struktural lainnya.

- **Teori Kuantitas Uang**

Teori kuantitas uang, yang diperkenalkan oleh Fisher (1920), menyatakan adanya hubungan langsung antara jumlah uang yang beredar dan tingkat harga dalam perekonomian. Persamaan Fisher,

$$M.V = P.T$$

di mana:

M: Jumlah uang beredar, V: Kecepatan perputaran uang, P: Tingkat harga, dan T: Volume transaksi.

Persamaan ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah uang beredar, jika tidak diimbangi oleh peningkatan output, akan menyebabkan kenaikan harga.

- **Metode Penghitungan Inflasi Menggunakan Indeks Harga Konsumen (IHK)**

Menurut BPS (2024), Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah metode yang digunakan untuk mengukur inflasi. IHK mengukur perubahan harga dari suatu keranjang barang dan jasa yang dikonsumsi oleh rumah tangga. Langkah-langkah utama dalam menghitung inflasi menggunakan IHK adalah sebagai berikut:

- Pemilihan Keranjang Barang dan Jasa: Menentukan barang dan jasa yang paling umum dikonsumsi oleh rumah tangga. Barang dan jasa ini dikelompokkan berdasarkan kategori seperti makanan, transportasi, kesehatan, dan lainnya.
- Pengumpulan Data Harga: Mengumpulkan data harga untuk setiap barang dan jasa dalam keranjang secara periodik (misalnya bulanan). Data harga ini diambil dari berbagai sumber seperti pasar, toko ritel, dan layanan.
- Perhitungan Indeks Harga: Menghitung indeks harga untuk setiap kategori barang dan jasa dengan membandingkan harga saat ini dengan harga pada periode dasar (base period). Formula dasar untuk menghitung indeks harga adalah:

$$IHK = \left( \frac{\text{Harga Saat Ini}}{\text{Harga Periode Dasar}} \right) \times 100$$

- Penggabungan Indeks Harga: Menggabungkan indeks harga dari setiap kategori dengan menggunakan bobot yang mencerminkan proporsi pengeluaran rumah tangga untuk setiap kategori.
- Menghitung Laju Inflasi: Laju inflasi dihitung dengan membandingkan IHK pada periode yang berbeda. Formula dasar untuk menghitung laju inflasi adalah:

$$\text{Inflasi} = \left( \frac{\text{IHK Periode Saat Ini} - \text{IHK Periode Sebelumnya}}{\text{IHK Periode Sebelumnya}} \right) \times 100$$

## **2.2 Penelitian Terdahulu**

Telah banyak penelitian yang menggali determinan yang menjelaskan pergerakan inflasi, baik secara global maupun menurut kewilayahan. Mankiw (2019) menemukan bahwa variabel seperti harga minyak mentah dunia, nilai tukar, dan uang beredar memiliki pengaruh signifikan terhadap inflasi. Di Indonesia, Kuncoro (2017) menunjukkan bahwa nilai tukar dan harga minyak dunia secara signifikan mempengaruhi inflasi. Chandrarin et al. (2022) juga menemukan bahwa di Indonesia, pergerakan harga CPO berkontribusi dalam menyebabkan pergerakan inflasi, sama halnya seperti yang terjadi di Malaysia sebagai negara tetangga yang juga mengekspor CPO (Isa et al., 2020). Bahkan Kuma dan Gata (2023) menambahkan faktor lain yang mempengaruhi harga komoditas makanan sebagai salah satu komoditas penyumbang inflasi terbesar, yaitu faktor cuaca khususnya curah hujan. Adapun penelitian terdahulu yang pernah dilakukan untuk menjawab hubungan antara masing-masing variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini terhadap inflasi adalah sebagai berikut:

- **Harga Crude Palm Oil (CPO)**

Harga Crude Palm Oil (CPO) memiliki pengaruh signifikan terhadap inflasi, terutama di daerah penghasil kelapa sawit seperti Riau. Penelitian oleh Isa et al. (2020) menunjukkan bahwa fluktuasi harga CPO berdampak langsung pada pendapatan dan biaya produksi sektor pertanian, yang kemudian mempengaruhi harga barang dan jasa di pasar. Selain itu, meningkatnya harga CPO dapat menyebabkan peningkatan biaya bahan bakar, yang secara tidak langsung meningkatkan biaya transportasi dan distribusi, sehingga berdampak pada inflasi. Selain itu, penelitian Chandrarin et al. (2022) menemukan bahwa ketika harga CPO berada pada level yang tinggi, maka teori paritas daya beli (PPP) pun bekerja dan berdampak ke peningkatan inflasi.

- **Harga Minyak Mentah Dunia**

Harga minyak mentah dunia merupakan salah satu faktor eksternal yang sangat mempengaruhi inflasi domestik. Menurut penelitian oleh Kilian (2009), perubahan harga minyak mentah dunia dapat mempengaruhi inflasi melalui beberapa saluran, termasuk harga bahan bakar dan energi, biaya produksi, dan harga barang impor. Di Indonesia, kenaikan harga minyak mentah dunia sering kali diikuti oleh kenaikan harga bahan bakar minyak (BBM) yang berkontribusi langsung pada inflasi.

- **Harga Tandan Buah Segar (TBS) Kelapa Sawit**

Harga TBS kelapa sawit, sebagai komponen utama dalam produksi minyak kelapa sawit, memiliki pengaruh signifikan terhadap sektor pertanian dan industri di Riau. Penelitian oleh Masliani et al. (2014) menunjukkan bahwa fluktuasi harga TBS dapat mempengaruhi pendapatan petani dan biaya produksi, yang kemudian berdampak pada harga barang dan

jasa di pasar. Stabilitas harga TBS penting untuk menjaga keseimbangan antara penawaran dan permintaan dalam industri kelapa sawit.

- **Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat**

Nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat merupakan faktor penting yang mempengaruhi inflasi melalui mekanisme harga impor. Menurut Citci dan Kaya (2023), pergerakan nilai tukar memiliki pengaruh yang signifikan dan positif terhadap inflasi. Hal ini menunjukkan bahwa fluktuasi dalam nilai tukar dapat mendorong peningkatan inflasi. Ketika nilai tukar tidak stabil, biaya impor meningkat dan menciptakan tekanan harga pada barang dan jasa, yang pada akhirnya menyebabkan kenaikan inflasi. Penelitian ini menegaskan pentingnya stabilitas nilai tukar dalam pengelolaan inflasi dan kebijakan ekonomi. Di Indonesia, fluktuasi nilai tukar seringkali mempengaruhi harga komoditas impor seperti bahan bakar, bahan baku industri, dan barang konsumsi.

- **Uang Beredar (M1 dan M2)**

Jumlah uang beredar, baik dalam bentuk M1 (uang kartal dan giral) maupun M2 (M1 ditambah deposito berjangka dan tabungan), memiliki korelasi erat dengan inflasi. Menurut penelitian oleh El-Shagi & Giesen (2013), peningkatan jumlah uang beredar dapat mendorong kenaikan permintaan agregat, yang jika tidak diimbangi dengan peningkatan penawaran agregat, akan menyebabkan inflasi yang dramatis. Di Indonesia, pengendalian jumlah uang beredar melalui kebijakan moneter merupakan salah satu instrumen utama dalam menjaga stabilitas harga.

- **Produk Domestik Regional Bruto (PDRB)**

PDRB mencerminkan total nilai tambah barang dan jasa yang dihasilkan di suatu wilayah. Menurut penelitian oleh Barro (1995), pertumbuhan PDRB yang cepat sering kali diikuti oleh peningkatan inflasi jika pertumbuhan tersebut tidak disertai dengan peningkatan kapasitas produksi. Di Riau, fluktuasi PDRB yang terkait dengan sektor-sektor utama seperti minyak kelapa sawit dan minyak mentah dapat mempengaruhi tingkat inflasi secara signifikan.

- **Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga**

Pengeluaran konsumsi rumah tangga merupakan komponen utama dari permintaan agregat. Penelitian oleh Mehrotra dan Yetman (2015) menunjukkan bahwa peningkatan pengeluaran konsumsi dapat mendorong permintaan barang dan jasa, yang jika tidak diimbangi dengan peningkatan penawaran, akan menyebabkan inflasi. Di Indonesia, tingkat konsumsi rumah tangga seringkali dipengaruhi oleh perubahan pendapatan, harga barang, dan kebijakan fiskal.

- **Suku Bunga Bank Indonesia**

Suku bunga Bank Indonesia (BI) adalah instrumen kebijakan moneter yang digunakan untuk mengendalikan inflasi. Menurut penelitian oleh Taylor (1993), kenaikan suku bunga dapat menurunkan permintaan agregat dengan meningkatkan biaya pinjaman dan mengurangi pengeluaran konsumsi dan investasi. Di Indonesia, kebijakan suku bunga BI sering kali digunakan untuk menstabilkan harga dan mengendalikan inflasi.

- **Impor Luar Negeri**

Impor luar negeri berpengaruh pada inflasi melalui harga barang impor. Menurut penelitian oleh Dornbusch et al. (1980), kenaikan harga barang impor dapat meningkatkan biaya hidup dan produksi, yang kemudian mendorong inflasi domestik. Di Indonesia, fluktuasi harga barang impor seperti bahan bakar, bahan baku industri, dan barang konsumsi seringkali mempengaruhi tingkat inflasi.

- **Ekspor Luar Negeri**

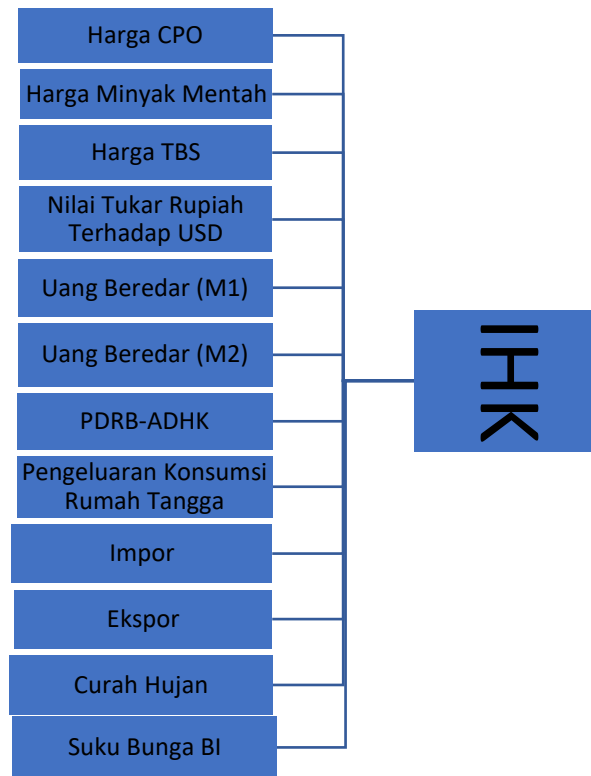
Ekspor luar negeri dapat mempengaruhi inflasi melalui pendapatan ekspor dan dampaknya terhadap permintaan agregat. Penelitian oleh Krugman dan Obstfeld (2009) menunjukkan bahwa peningkatan ekspor dapat meningkatkan pendapatan nasional dan daya beli masyarakat, yang jika tidak diimbangi dengan peningkatan penawaran, dapat menyebabkan inflasi. Di Riau, ekspor minyak kelapa sawit dan minyak mentah merupakan sumber utama pendapatan yang berpengaruh pada dinamika inflasi.

- **Curah Hujan**

Kenaikan harga pangan sebagai akibat dari fluktuasi curah hujan dapat berkontribusi terhadap inflasi. Di negara-negara berkembang, di mana makanan merupakan komponen besar dari keranjang konsumsi, dampak curah hujan pada harga pangan dapat memiliki pengaruh yang signifikan terhadap inflasi umum. Penelitian oleh Kuma dan Gata (2023) menunjukkan bahwa ketidakpastian produksi pangan, yang sering dipicu oleh variabilitas curah hujan, dapat menyebabkan lonjakan harga pangan dan inflasi.

### **2.3 Kerangka Berpikir**

Berdasarkan tujuan penelitian dan tinjauan pustaka yang telah dilakukan untuk setiap variabel yang akan diteliti dalam penelitian ini, maka kerangka penelitian penulis dengan menggunakan model ekonometrika adalah sebagai berikut:



**Gambar 1.** Kerangka Berpikir

### **III. METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Objek dan Subjek Penelitian**

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif. Tujuan penelitian adalah untuk mengetahui pengaruh antara dua atau lebih variabel, sehingga penelitian ini menggunakan jenis penelitian berdasarkan tingkat penjelasan asosiatif. Objek penelitian ini yaitu indeks harga konsumen (IHK), harga minyak mentah dunia, harga tandan buah segar, nilai tukar rupiah terhadap Dollar Amerika, produk domestik regional bruto (PDRB) dari sisi pengeluaran konsumsi rumah tangga, dan tingkat curah hujan. Sedangkan subjek penelitian ini adalah Provinsi Riau.

#### **3.2 Jenis Data dan Sumber Data**

Penelitian ini menggunakan data sekunder dengan jenis data rentang waktu (*time series*). Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi IHK, *crude oil*, tandan buah segar. Kurs, dan PDRB PKRT. Rentang waktu yang digunakan dalam penelitian ini adalah triwulanan periode 2014 Triwulan 1 – 2023 Triwulan 4. Sumber data dalam penelitian ini diambil dari website Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Riau.

#### **3.3 Teknik Pengumpulan Data**

Teknik pengumpulan data menggunakan teknik studi komplementer publikasi Badan Pusat Statistik Indonesia dan Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat yang dipublikasikan di situs resmi BPS Indonesia dan BPS Provinsi Jawa Barat. Ada beberapa data yang langsung dapat digunakan dan ada data yang harus diolah sendiri terlebih dahulu menggunakan rumus untuk menentukan data variabel yang dicari.

#### **3.4 Definisi Operasional Variabel**

##### **1. Indeks Harga Konsumen (IHK)**

Indeks Harga Konsumen (IHK) adalah perubahan rata-rata harga barang dan jasa yang dibeli oleh rumah tangga di Provinsi Riau yang dihitung dari sebuah paket komoditas yang dikonsumsi oleh masyarakat. Data IHK yang digunakan dalam penelitian ini tersedia dari tahun 2014 hingga 2023, dalam data triwulanan dinyatakan dalam satuan indeks dengan dasar tahun 2010 = 100.

2. Harga Minyak Mentah/*Crude Oil* (CO)

Harga Minyak Mentah (CO) adalah perubahan harga rata-rata minyak mentah dunia yang berlaku pada triwulan I – triwulan IV dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan dolar Amerika Serikat per barel.

3. Harga Crude Palm Oil (CPO)

Harga Crude Palm Oil (CPO) adalah perubahan harga rata-rata minyak sawit mentah yang berlaku di pasar Provinsi Riau pada setiap triwulan dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan rupiah per kilogram.

4. Harga Tandan Buah Segar (TBS)

Harga Tandan Buah Segar (TBS) adalah perubahan harga rata-rata Tandan Buah Segar kelapa sawit di Provinsi Riau dari triwulan I – triwulan IV Tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan rupiah per kilogram.

5. Nilai Tukar Rupiah terhadap US\$ (KURS)

Nilai Tukar Rupiah terhadap US\$ (KURS) adalah perubahan rata-rata nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat (AS) pada setiap triwulan dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan rupiah per dolar AS.

6. Uang Beredar dalam arti sempit (M1)

Uang Beredar dalam arti sempit (M1) adalah perubahan jumlah uang beredar yang mencakup uang kartal dan uang giral di Indonesia dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan miliar rupiah.

7. Uang Beredar dalam arti luas (M2)

Uang Beredar dalam arti luas (M2) adalah perubahan jumlah uang beredar yang mencakup M1 ditambah simpanan berjangka, tabungan, dan surat berharga lainnya di Indonesia dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan miliar rupiah.

8. Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Harga Berlaku (PDRB)

Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Harga Berlaku (PDRB) adalah nilai total output barang dan jasa yang dihasilkan oleh Provinsi Riau pada harga pasar berlaku dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan miliar rupiah.

9. Nilai PDRB untuk komponen Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga (PKRT)

Nilai PDRB untuk komponen Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga (PKRT) adalah nilai total pengeluaran konsumsi oleh rumah tangga di Provinsi Riau dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan miliar rupiah.

10. Nilai PDRB untuk komponen Impor (IMPOR)

Nilai PDRB untuk komponen Impor (IMPOR) adalah nilai total barang dan jasa yang diimpor oleh Provinsi Riau dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan miliar rupiah.

11. Nilai PDRB untuk komponen Ekspor (EKSPOR)

Nilai PDRB untuk komponen Ekspor (EKSPOR) adalah nilai total barang dan jasa yang diekspor oleh Provinsi Riau dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan miliar rupiah.

12. Curah Hujan (HUJAN)

Curah Hujan (HUJAN) adalah jumlah total curah hujan yang terjadi di Provinsi Riau pada setiap triwulan dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan milimeter per hari.

13. Suku Bunga Bank Indonesia (BI-RATE)

Suku Bunga Bank Indonesia (BI-RATE) adalah tingkat suku bunga acuan yang ditetapkan oleh Bank Indonesia pada setiap triwulan dari tahun 2014 hingga 2023, dinyatakan dalam satuan persen.

### **3.5 Alat Analisis Data**

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis kuantitatif dengan model Vector Error Correction Model (VECM) menggunakan perangkat lunak Eviews 10. Model VECM adalah bagian dari metode yang serupa dengan Vector AutoRegression, dengan asumsi-asumsi yang harus dipenuhi sama seperti dalam uji Vector Auto Regression, meskipun terdapat perbedaan dalam hal stasioneritas pada masing-masing model. Sebelum melakukan pengujian dengan VECM, ada beberapa tahapan yang harus dilalui:

a. Uji Stasioneritas Data

Data ekonomi deret waktu bersifat stokastik. Data yang memiliki unit root akan menyebabkan nilai dalam uji stasioneritas mengalami fluktuasi yang tidak berada di sekitar rata-rata, yang dapat menyulitkan pengestimasian model regresi.

b. Eliminasi Variabel

Eliminasi variabel dilakukan dengan analisis korelasi. Pada ini dilakukan penghapusan variabel dari sebuah model statistik atau ekonometrik berdasarkan hubungan korelasionalnya dengan variabel lain. Proses ini bertujuan untuk mengurangi multikolinearitas, yaitu kondisi dimana dua atau lebih variabel independen memiliki korelasi tinggi satu sama lain.

c. Uji Lag Optimum

Pengujian panjang lag bertujuan untuk menentukan jumlah order dalam model Vector Auto Regression. Penentuan panjang lag dapat dilakukan berdasarkan kriteria AIK (Akaike Information Criterion), SIC (Schwarz Information Criterion), dan HQ (Hannan Quinno). Penentuan lag optimum sangat penting untuk menghilangkan autokorelasi dalam sistem pengujian Vector Auto Regression (Nugroho et al., 2009).

d. Uji Kointegrasi Johansen

Uji kointegrasi Johansen digunakan untuk menentukan apakah ada hubungan jangka panjang antar variabel dalam model. Jika variabel yang digunakan dalam model memiliki kointegrasi, maka dipastikan terdapat hubungan jangka panjang antara variabel independen dan dependen.

e. Hasil Uji Vector Error Correction Model (VECM)

Model koreksi kesalahan vektor digunakan untuk mengestimasi dan menjelaskan hubungan jangka panjang antar variabel endogen dalam model penelitian, memungkinkan adanya dinamika jangka pendek sambil mempertahankan hubungan kointegrasi jangka panjang.

f. Analisis Variance Decomposition

Variance decomposition dilakukan untuk menilai kontribusi setiap variabel dalam menjelaskan persentase pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen (Mandala, 2016).

#### IV. HASIL, ANALISIS, DAN PEMBAHASAN

##### 4.1 Pengujian Stasioneritas

**Tabel 1.** Hasil Uji Stasioneritas

No	Variabel	Probabilitas		Keterangan Hasil Pengujian	
		Tingkat Level	First Difference	Level	First Difference
1	IHK	0,8244	0,0000	TS	S
2	CPO	0,5664	0,0000	TS	S
3	CO	0,1966	0,0002	TS	S
4	TBS	0,4792	0,0001	TS	S
5	KURS	0,5332	0,0004	TS	S
6	M1	0,9922	0,0000	TS	S
7	M2	0,9932	0,0000	TS	S
8	PDRB	0,7777	0,0000	TS	S
9	PKRT	0,7815	0,0000	TS	S
10	IMPOR	0,5855	0,0000	TS	S
11	EKSPOR	0,0034	0,0000	S	S
12	HUJAN	0,0000	0,0000	S	S
13	BI-RATE	0,5246	0,0645	TS	TS

**Keterangan**

S = Stasioner

TS = Tidak Stasioner

Uji stasioneritas adalah langkah awal yang penting dalam analisis data time series, terutama saat menggunakan metode seperti Vector Error Correction Model (VECM). Dalam tabel hasil uji stasioneritas di atas, probabilitas digunakan untuk menentukan apakah suatu variabel stasioner (S) atau tidak stasioner (TS) pada tingkat level dan first difference.

Dari Uji Stasioneritas yang dilakukan diperoleh hasil sebagai berikut:

- Stasioner pada Tingkat Level: Nilai Ekspor Triwulanan Riau (EKSPOR) dan Curah Hujan (HUJAN).
- Stasioner pada First Difference: Indeks Harga Konsumen (IHK), Harga Minyak Kelapa Sawit (CPO), Harga Minyak Mentah Dunia (CO), Harga Tandan Buah Segar Sawit (TBS), Nilai Tukar Rupiah terhadap USD (KURS), Jumlah Uang Beredar dalam Arti Sempit (M1), Jumlah Uang Beredar dalam Arti Luas (M2), Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), Pengeluaran Konsumsi Rumah Tangga (PKRT), Impor

- Tidak Stasioner pada Tingkat Level dan First Difference: Suku Bunga Bank Indonesia (BI-RATE)

Penelitian ini mengkonfirmasi bahwa sebagian besar variabel makroekonomi menjadi stasioner setelah diferensiasi pertama, yang sejalan dengan literatur sebelumnya (Engle & Granger, 1987; Johansen, 1991).

#### 4.2 Eliminasi Variabel dengan Korelasi

Sebelum melakukan analisis dan estimasi lebih lanjut, eliminasi variabel dilakukan untuk mengevaluasi hubungan antar variabel. Tabel 2 menunjukkan nilai korelasi antar variabel yang digunakan dalam penelitian ini. Eliminasi variabel dilakukan dengan menggunakan matriks korelasi. Variabel yang memiliki korelasi sangat tinggi atau rendah serta tidak signifikan terhadap model inflasi akan dieliminasi. Hasil eliminasi variabel ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Korelasi Antar Variabel

Variabel	IHK	CPO	CO	TBS	KURS	M1	M2	PDRB	PKRT	IMPOR	EKSPOR	HUJAN	BI-RATE
IHK	1,00												
CPO	0,62	1,00											
CO	0,21	0,60	1,00										
TBS	0,59	0,99	0,58	1,00									
KURS	0,91	0,38	-0,05	0,35	1,00								
M1	0,98	0,75	0,34	0,71	0,85	1,00							
M2	0,98	0,73	0,29	0,69	0,87	1,00	1,00						
PDRB	0,94	0,62	0,35	0,58	0,82	0,94	0,94	1,00					
PKRT	0,97	0,55	0,17	0,53	0,90	0,93	0,94	0,93	1,00				
IMPOR	0,70	0,63	0,52	0,62	0,57	0,73	0,71	0,72	0,70	1,00			
EKSPOR	-0,01	0,26	0,52	0,22	-0,08	0,12	0,09	0,17	-0,08	0,29	1,00		
HUJAN	0,18	0,26	0,01	0,31	0,15	0,19	0,18	0,10	0,19	0,31	0,01	1,00	
BI-RATE	-0,64	-0,52	-0,01	-0,55	-0,52	-0,61	-0,62	-0,51	-0,61	-0,32	0,19	-0,22	1,00

Setelah eliminasi variabel dilakukan, analisis VECM diestimasi dengan variabel yang tersisa. Variabel yang akan dilanjutkan untuk dianalisis. Dari total tiga belas variabel yang datanya dikumpulkan pada penelitian ini, variabel yang dieliminasi ada sebanyak tujuh variabel, sedangkan variabel yang dilanjutkan untuk dianalisis pada penelitian ini ada sebanyak enam variabel.

Variabel yang akan digunakan untuk analisis lebih lanjut ialah variabel IHK, CO, TBS, KURS, PKRT, dan HUJAN. Sedangkan variabel yang dieliminasi yaitu variabel CPO, M1, M2, PDRB, IMPOR, EKSPOR, dan BI-RATE. Hasil eliminasi variabel ditampilkan pada Tabel 3 berikut.

**Tabel 3.** Korelasi Antar Variabel

Variabel	Keterangan	Alasan Penggunaan atau Eliminasi
IHK	Digunakan	Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel terjaga
CPO	Dieliminasi	Stasioner pada Level tetapi korelasi antar variabel tidak terjaga
CO	Digunakan	Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel terjaga
TBS	Digunakan	Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel terjaga
KURS	Digunakan	Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel terjaga
M1	Dieliminasi	Stasioner pada Level tetapi korelasi antar variabel tidak terjaga
M2	Dieliminasi	Stasioner pada Level tetapi korelasi antar variabel tidak terjaga
PDRB	Dieliminasi	Stasioner pada Level tetapi korelasi antar variabel tidak terjaga
PKRT	Digunakan	Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel terjaga
IMPOR	Dieliminasi	Stasioner pada Level tetapi korelasi antar variabel tidak terjaga
EKSPOR	Dieliminasi	Stasioner pada Level tetapi korelasi antar variabel tidak terjaga
HUJAN	Digunakan	Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel terjaga
BI-RATE	Dieliminasi	Tidak Stasioner pada Level dan korelasi antar variabel tidak terjaga

#### 4.2 Uji Lag Optimum

Uji lag optimum digunakan untuk menentukan jumlah lag yang paling tepat untuk model VAR atau VECM. Beberapa kriteria yang umum digunakan dalam menentukan lag optimum meliputi Log Likelihood (LogL), Likelihood Ratio (LR), Final Prediction Error (FPE), Akaike Information Criterion (AIC), Schwarz Criterion (SC), dan Hannan-Quinn Criterion (HQ).

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1730,623	NA	2,36e+33	93,87150	94,13273*	93,96359
1	-1675,960	88,64240*	8,85e+32*	92,86270*	94,69130	93,50737*
2	-1645,315	39,75531	1,39e+33	93,15217	96,54816	94,34942

**Tabel 4.** Hasil Uji Lag Optimum

Untuk melihat model terbaik pada hasil uji di atas, ditunjukkan dengan tanda bintang (\*) pada nilai kriteria yang diuji. Berdasarkan kriteria LR, FPE, AIC, dan HQ, lag 1 dipilih sebagai lag yang paling optimum untuk model. Meskipun SC memilih lag 0, pertimbangan terhadap keseluruhan kriteria menunjukkan bahwa lag 1 adalah yang paling tepat untuk digunakan dalam analisis VECM pada penelitian ini.

#### 4.4 Uji Kointegrasi Johansen

Uji Kointegrasi Johansen untuk melihat jika terdapat kointegrasi pada minimal satu variabel dependen saja maka akan dilanjutkan untuk melakukan pengujian dengan

ECM/VECM. Jika terdapat minimal satu vektor kointegrasi, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan jangka panjang antara variabel-variabel dalam model.

Hasil pengujian dari Uji Kointegrasi Johansen dengan menggunakan enam variabel yang telah dipilih akan ditampilkan pada Tabel 5 berikut. Tabel berikut menampilkan dua jenis statistik yang digunakan yaitu Trace Test dan Maximum Eigenvalue Test.

**Tabel 5.** Hasil Uji Kointegrasi Johansen

<i>Hypothesized No. of CE(s)</i>	Eigenvalue	Rank Test (Trace)			Test (Maximum Eigenvalue)		
		Trace Statistic	Critical Value (0,05)	Prob. **	Max-Eigen Statistic	Critical Value	Prob. **
None*	0,851609	152,4330	95,75366	0,0000	68,68447	40,07757	0,0000
At most 1*	0,557492	83,74852	69,81889	0,0026	29,35066	33,87687	0,1579
At most 2*	0,393405	54,39786	47,85613	0,0107	17,99620	27,58434	0,4955
At most 3*	0,385952	36,40166	29,79707	0,0075	17,55656	21,13162	0,1473
At most 4*	0,331930	18,84510	15,49471	0,0150	14,52107	14,26460	0,0455
At most 5*	0,113179	4,324031	3,841466	0,0376	4,324031	3,841466	0,0376

Uji Johansen digunakan untuk menentukan jumlah vektor kointegrasi dalam sistem VAR atau VECM. Hasil uji ini terdiri dari dua statistik utama: Trace Statistic dan Maximum Eigenvalue Statistic, masing-masing dibandingkan dengan nilai kritis pada tingkat signifikansi 5 persen.

Uji Johansen menunjukkan adanya enam vektor kointegrasi di antara variabel-variabel yang diuji, yang berarti terdapat hubungan jangka panjang yang stabil di antara mereka. Ini mengindikasikan bahwa model VECM dapat digunakan untuk menganalisis hubungan jangka panjang dan dinamika jangka pendek di antara variabel-variabel tersebut.

**4.5 Hasil Uji VECM**

No	Variabel	Koefisien	T-Statistik	T-Tabel	Keterangan
1	D (Ln IHK)	-0,349391	-2,20612	2,02269	Signifikan Berpengaruh
2	D (Ln CO)	0,051616	2,47219	2,02269	Signifikan Berpengaruh
3	D (Ln TBS)	0,019633	0,20470	2,02269	Tidak Signifikan Berpengaruh
4	D (Ln KURS)	0,048286	0,69837	2,02269	Tidak Signifikan Berpengaruh
5	D (Ln PKRT)	1,87E-05	0,99081	2,02269	Tidak Signifikan Berpengaruh
6	D (Ln HUJAN)	-9,477952	-2,41129	2,02269	Signifikan Berpengaruh

**Tabel 6.** Hasil Uji VECM Jangka Pendek

Dalam analisis VECM, koefisien jangka pendek menunjukkan bagaimana perubahan pada variabel independen mempengaruhi variabel dependen dalam jangka pendek. Berdasarkan hasil uji VECM jangka pendek, berikut adalah interpretasi koefisien dan signifikansinya:

Interpretasi dari Tabel Hasil Uji VECM Jangka Pendek di atas adalah sebagai berikut:

- Perubahan logaritma Indeks Harga Konsumen (IHK) dalam jangka pendek secara signifikan berpengaruh negatif terhadap variabel dependen.
- Perubahan logaritma harga minyak mentah dunia (CO) dalam jangka pendek secara signifikan berpengaruh positif terhadap variabel dependen.
- Perubahan logaritma harga tandan buah segar sawit (TBS) dalam jangka pendek tidak signifikan berpengaruh terhadap variabel dependen.
- Perubahan logaritma nilai tukar rupiah terhadap USD (KURS) dalam jangka pendek tidak signifikan berpengaruh terhadap variabel dependen.
- Perubahan logaritma pengeluaran konsumsi rumah tangga (PKRT) dalam jangka pendek tidak signifikan berpengaruh terhadap variabel dependen.
- Perubahan logaritma curah hujan (HUJAN) dalam jangka pendek secara signifikan berpengaruh negatif terhadap variabel dependen.

Dengan kata lain, Variabel yang signifikan berpengaruh dalam jangka pendek terhadap variabel dependen adalah Indeks Harga Konsumen (IHK), harga minyak mentah dunia (CO), dan curah hujan (HUJAN) dan Variabel yang tidak signifikan berpengaruh dalam jangka pendek terhadap variabel dependen adalah harga tandan buah segar sawit (TBS), nilai tukar rupiah terhadap USD (KURS), dan pengeluaran konsumsi rumah tangga (PKRT).

**Tabel 7.** Hasil Uji VECM Jangka Panjang

No	Variabel	Koefisien	T-Statistik	T-Tabel	Keterangan
1	D (Ln IHK)	1	-	-	-
2	D (Ln CO)	-0,144230	-2,75159	2,02269	Signifikan Berpengaruh
3	D (Ln TBS)	1,399900	6,40081	2,02269	Signifikan Berpengaruh
4	D (Ln KURS)	0,076331	0,47219	2,02269	Tidak Signifikan Berpengaruh
5	D (Ln PKRT)	-0,000116	-1,09529	2,02269	Tidak Signifikan Berpengaruh
6	D (Ln HUJAN)	21,59972	0,91744	2,02269	Tidak Signifikan Berpengaruh

Variabel yang signifikan berpengaruh dalam jangka panjang terhadap variabel dependen adalah harga minyak mentah dunia (CO) dan harga tandan buah segar sawit (TBS). Variabel yang tidak signifikan berpengaruh dalam jangka panjang terhadap variabel dependen adalah nilai tukar rupiah terhadap USD (KURS), pengeluaran konsumsi rumah tangga (PKRT), dan curah hujan (HUJAN).

#### 4.6 Analisis Variance Decomposition

**Tabel 8.** *Variance Decomposition*

Periode	S.E.	D(IHK)	D(CO)	D(TBS)	D(KURS)	D(PKRT)	D(HUJAN)
1	140,7960	100,0000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
2	167,1735	80,94279	12,90802	2,920954	0,402114	1,241015	1,585112
3	188,6728	75,85578	11,37750	6,054274	3,947622	1,023185	1,741635
4	217,7040	75,00158	11,58325	7,668546	3,431846	0,809435	1,505346
5	227,0218	74,44138	12,25395	7,106238	3,157166	1,507966	1,533307
6	243,8936	76,68568	11,06824	6,169201	2,898685	1,311139	1,867057
7	265,1007	75,06614	12,23435	7,108228	2,645778	1,327797	1,617704
8	277,1328	73,46631	12,75740	8,250742	2,591087	1,215660	1,718800
9	290,3015	74,31933	11,92715	7,921454	2,892924	1,346048	1,593096
10	302,6589	74,51587	12,74257	7,336353	2,666660	1,238621	1,499919

Variance Decomposition (VD) menunjukkan kontribusi relatif dari setiap variabel terhadap variabilitas variabel dependen (IHK) selama beberapa periode waktu. Ini memberikan wawasan tentang pentingnya variabel independen dalam menjelaskan perubahan variabel dependen.

## **V. KESIMPULAN, IMPLIKASI, SARAN DAN REKOMENDASI**

### **5.1. Kesimpulan**

Berdasarkan keluaran dari penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa pada jangka pendek variabel yang terbukti mempengaruhi Indeks Harga Konsumen antara lain: IHK periode sebelumnya, Minyak Mentah, dan curah hujan. Sedangkan variabel yang mempengaruhi IHK dalam jangka Panjang antara lain ialah Harga Minyak mentah dan Harga Tandan Buah Segar.

Pengaruh jangka pendek dari harga minyak mentah adalah pengaruh signifikan positif, yang artinya apabila ada kenaikan pada harga minyak mentah, maka akan terjadi juga kenaikan pada IHK Triwulanan di Provinsi Riau. Sedangkan untuk curah hujan pengaruhnya adalah signifikan negatif yang artinya apabila ada kenaikan pada nilai amatan curah hujan, maka nilai IHK akan cenderung mengalami penurunan.

Untuk pengaruh jangka Panjang, variabel harga minyak mentah signifikan mempengaruhi IHK secara negatif. Artinya jika terdapat penurunan pada harga minyak mentah maka IHK triwulanan di wilayah Provinsi Riau akan cenderung mengalami kenaikan nilai begitu pula sebaliknya. Untuk variabel harga tandan buah segar pengaruhnya adalah signifikan positif. Apabila harga tandan buah segar mengalami kenaikan, maka nilai dari IHK di Provinsi Riau akan cenderung mengalami kenaikan juga.

### **5.2. Rekomendasi Kebijakan**

Temuan yang paling menarik dalam penelitian ini adalah bahwa meskipun kenaikan harga minyak mentah dunia dapat menyebabkan lonjakan inflasi dalam jangka pendek, ternyata efek jangka panjangnya menjadi lebih kompleks. Hal ini karena kenaikan harga minyak mentah dapat mendorong penyesuaian dalam investasi, teknologi, kebijakan, dan struktur ekonomi yang dapat mengurangi dampak inflasi secara bertahap, seperti yang pernah dinyatakan oleh Kilian (2008). Sehingga, mempertimbangkan faktor-faktor ini ketika mengevaluasi hubungan antara harga minyak mentah dan inflasi dalam jangka Panjang menjadi krusial.

Untuk jangka pendek, dalam mengantisipasi volatilitas harga minyak mentah terhadap inflasi, pemerintah dapat mempertimbangkan untuk mengembangkan cadangan strategis minyak. Sehingga pada jangka panjang, diversifikasi sumber energi dapat terdorong. Selain itu, pemerintah sudah harus memulai pengimplementasian kebijakan yang mendukung stabilitas harga energi melalui kerjasama internasional dan perjanjian jangka panjang.

Sementara itu, terkait temuan tentang curah hujan, kebijakan yang direkomendasikan adalah peningkatan investasi dalam infrastruktur pertanian seperti sistem drainase dan pengelolaan air. Hal ini dilakukan untuk memitigasi dampak negatif dari curah hujan yang

tinggi terhadap hasil pertanian dan harga pangan. Selain itu, pengembangan sistem peringatan dini untuk memantau curah hujan dan mengantisipasi dampaknya pada pasokan pangan dan harga juga perlu dipertimbangkan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, Idil. (2021). Vaksinasi Covid 19 dan Kebijakan Negara: Perspektif Ekonomi Politik. *Jurnal Academica Praja* Vol. 4 No. 21.
- Asteriou, D., & Hall, S. G. (2007). *Applied Econometrics*. New York: Palgrave Macmillan.
- Aubin, D. (2009). Swine flu dampens economy. Reuters. <https://uk.reuters.com/article/uk-financial/swine-flu-dampens-economyidUKTRE53Q0TP20090427>
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2024). Indeks Harga Konsumen 90 Kota di Indonesia 2023 (2018=100).
- Badan Pusat Statistik (BPS). (2024). Laporan Triwulanan Ekonomi Riau
- Barro, R. J. (1995). Inflation and Economic Growth. *NBER Working Paper* No. w5326.
- Berument, M.H., Ceylan, N.B., Dogan, N., Akkas, A., Malatyali, K., & Nelson, R. (2010). The Impact of Oil Price Shocks on the Economic Growth of Selected MENA1 Countries. *The Energy Journal*, 31, 149 - 176.
- BPS RI. (2020). Berita Resmi Statistik: Keadaan Ketenagakerjaan Indonesia Agustus 2020. Jakarta: Badan Pusat Statistik
- BPS RI. (2020). Berita Resmi Statistik: Profil Kemiskinan di Indonesia September 2020. Jakarta: Badan Pusat Statistik
- Chandrarin, G., Sohad, K., Cahyaningsih, D.S., Yuniawan, D., & Herdhayinta, H. (2022). The response of exchange rate to coal price, palm oil price, and inflation in Indonesia: Tail dependence analysis. *Resources Policy*.
- Citci, S.H. & Kaya, H. (2023). Exchange rate uncertainty and the connectedness of inflation. *Borsa Istanbul Review*, 23(3), 723-735. doi.org/10.1016/j.bir.2023.01.009
- Dornbusch, R., Fischer, S., & Startz, R. (1980). *Macroeconomics*. New York: McGraw-Hill.
- Dornbusch, R., Fischer, S., & Startz, R. (2011). *Macroeconomics*. New York: McGraw-Hill.
- El-Shagi, M. & Giesen, S. (2013). Money and inflation: Consequences of the recent monetary policy. *Journal of Policy Modeling*, 35(4), 520-537. doi.org/10.1016/j.jpolmod.2013.03.014
- Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series*. Hoboken: Wiley.
- Fisher, I. (1920). *The Purchasing Power of Money: Its Determination and Relation to Credit, Interest, and Crises*. Macmillan.
- Friedman, M., & Schwartz, A. J. (1963). *A Monetary History of the United States, 1867-1960*. Princeton University Press.
- Hasibuan, L. S., Nurjanah, R., & Umiyati, E. (2019). Faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi provinsi-provinsi di Sumatera. *e-Jurnal Perspektif Ekonomi dan Pembangunan Daerah*, 8(1), Januari – April.
- Isa, M. A. M., Baharim, A. T., Mohamed, S., Noh, M. K. A., Nasrul, F., Ibrahim, W. M. F. W., & Hassan, S. S. (2020). Crude Palm Oil Price Fluctuation in Malaysia. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 10(5), 879–892. doi: 10.6007/IJARBS/V10-I5/7319
- Johansen, S. (1991). Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models. *Econometrica*, 59(6), 1551-1580.
- Juselius, K. (2006). *The Cointegrated VAR Model: Methodology and Applications*. Oxford: Oxford University Press.
- Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Employment, Interest, and Money*. Macmillan.
- Kilian, L. (2008). The economic effects of energy price shocks. *Journal of Economic Literature*, 46(4), 871–909

- Kilian, L. (2009). Oil Price Shocks, Monetary Policy and Stagflation. *CEPR Discussion Paper No. DP7324*.
- Krugman, P. R., & Obstfeld, M. (2009). *International Economics: Theory and Policy*. Boston: Addison-Wesley.
- Kuma, B., & Gata, G. (2023). Factors affecting food price inflation in Ethiopia: An autoregressive distributed lag approach. *Journal of Agriculture and Food Research*, 12.
- Kuncoro, M. (2019). *Ekonomika Regional: Teori dan Aplikasi*. Depok: Rajawali Pers.
- Lutkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin: Springer.
- Mankiw, N. G. (2010). *Macroeconomics*. New York: Worth Publishers.
- Masliani, Mustadjab, M.M., Syafrial, & Anindita, R. (2014). Price Determination of Palm Oil Fresh Fruit Bunches on Imperfect Competition Market in Central Kalimantan Province, Indonesia. *Journal of economics and sustainable development*, 5, 134-139.
- Mehrotra, A., & Yetman, J. (2015). Financial Inclusion – Issues for Central Banks. *BIS Quarterly Review*, March 2015, 83-96.
- Mohamad, Azwan, Md, Isa., Azlan, Taha, Baharim., Suhana, Mohamed., Mohd, Khairul, Ariff, Noh., Ferri, Nasrul., Wan, Muhd, Faez, Wan, Ibrahim., Siti, Salwa, Hassan. (2020). Crude Palm Oil Price Fluctuation in Malaysia. *The International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 10(5),879-892. doi: 10.6007/IJARBS/V10-I5/7319
- Pohan, A. (2008). *Kerangka Kebijakan Moneter*. Jakarta: PT Raja Grafindo Persada.
- Siswoyo, S., & Asrini, A. (2020). Faktor-faktor yang mempengaruhi inflasi provinsi di Sumatera. *J-MAS (Jurnal Manajemen dan Sains)*, 5(2), 309.
- Sunkel, O. (1960). Inflation in Chile: An Unorthodox Approach. *International Economic Papers*, 10, 107-131.
- Taufikurahman, M. R., Listiyanto, E., Firdaus, A. H., Pulungan, A. M., Pujarama R.A. (2022). Implikasi Kenaikan Harga Minyak Dunia Bagi Perekonomian Indonesia. *INDEF Policy Brief*. 3.
- Taylor, J. B. (1993). Discretion versus Policy Rules in Practice. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 39, 195-214.

## **Pemetaan Kemiskinan Digital Kabupaten/Kota di Sumatera Utara Menggunakan *Ward Hierarchical Clustering***

### *Digital Poverty Mapping of Regencies/Cities in North Sumatra Using Ward Hierarchical Clustering*

\*Ari Mulyadi Aberson Silalahi Sidebang

\*Politeknik Statistika STIS, E-mail: [222111919@stis.ac.id](mailto:222111919@stis.ac.id)

#### **ABSTRAK**

Pemetaan suatu fenomena merupakan proses mentransformasi data menjadi visualisasi yang mudah dipahami, yang dapat memudahkan pemangku kebijakan dalam mengidentifikasi masalah, menentukan prioritas, dan merumuskan strategi secara efisien dan tepat. Di era digital, teknologi memegang peranan penting dalam mencapai tujuan SDGs, dimana mendorong kemajuan negara dalam mempercepat pembangunan yang berkelanjutan. Kemiskinan digital merujuk pada ketidakmampuan individu atau kelompok dalam mengakses dan memanfaatkan teknologi informasi dan komunikasi (TIK). Berdasarkan Indeks Pembangunan Teknologi Informasi dan Komunikasi (IP-TIK), Sumatera Utara masih berada dalam kategori sedang dan memerlukan perhatian serius dari berbagai pemangku kepentingan, terutama pemerintah. Kurangnya penelitian yang memetakan kemiskinan digital dengan pendekatan *machine learning* menjadi salah satu alasan penelitian ini dilakukan. Metode *Ward Hierarchical Clustering* dipilih karena keunggulannya, seperti ketahanan terhadap pencilon, serta berdasarkan hasil validasi yang ada menunjukkan metode ini sesuai dengan data yang digunakan. Hasil evaluasi tendensi menunjukkan skor sebesar 0,6527 yang mengindikasikan bahwa data cenderung mengelompok dan cocok untuk dilakukan klasterisasi. Berdasarkan *silhouette index*, data dikelompokkan menjadi tiga kluster. Hasil klasterisasi dengan *Ward Hierarchical Clustering*, yaitu kluster 1 (ketimpangan digital tinggi) yang terdiri dari 5 kabupaten/kota, kluster 2 (ketimpangan digital sedang) yang terdiri dari 16 kabupaten/kota, dan kluster 3 (ketimpangan digital rendah) yang terdiri dari 12 kabupaten/kota.

Kata kunci: Kemiskinan Digital, Klasterisasi, Sumatera Utara

#### **ABSTRACT**

*Mapping a phenomenon is a process of transforming data into easily understood visualizations, which can assist policymakers in identifying issues, setting priorities, and formulating strategies efficiently and accurately. In the digital era, technology plays a crucial role in achieving the SDGs, promoting national progress toward accelerating sustainable development. Digital poverty refers to the inability of individuals or groups to access and utilize information and communication technologies (ICT). Based on the Information and Communication Technology Development Index (ICT-DI), North Sumatra is still categorized as moderate and requires serious attention from various stakeholders, particularly the government. The lack of research that maps digital poverty using a machine learning approach is one of the reasons for conducting this study. The Ward Hierarchical Clustering method was chosen due to its advantages, such as its resistance to outliers, and validation results show that this method is appropriate for the data used. The evaluation of the tendency resulted in a score of 0.6527, indicating that the data tends to cluster and is suitable for clustering analysis. Based on the silhouette index, the data was grouped into three clusters. The clustering results with Ward Hierarchical Clustering yielded cluster 1 (high digital inequality) consisting of 5 districts/cities, cluster 2 (moderate digital inequality) consisting of 16 districts/cities, and cluster 3 (low digital inequality) consisting of 12 districts/cities.*

Keywords: Digital Poverty, Clustering, North Sumatra

## **I. PENDAHULUAN**

Kementerian Komunikasi dan Informatika (Kominfo) sebagai focal point pemerintah dalam mengimplementasikan percepatan transformasi digital ke seluruh wilayah Indonesia, menyadari bahwa percepatan pembangunan infrastruktur digital menjadi hal yang urgensi saat ini. Hal ini tercermin melalui Rencana Strategis Kementerian Komunikasi dan Informatika tahun 2020-2024 yang menyatakan bahwa fokus utama Kominfo untuk melakukan percepatan transformasi digital nasional [1]. Dalam laporan riset yang diterbitkan oleh International Institute for Management Development (IMD) pada tahun 2023, Indonesia masih berada dibawah negara-negara di kawasan ASEAN seperti Singapura, Malaysia, dan Thailand dalam hal kesiapan digital. Laporan ini menyoroti bahwa meskipun Indonesia mengalami perkembangan positif dalam beberapa aspek digital, namun Indonesia menghadapi tantangan dalam hal infrastruktur dan Sumber Daya Manusia (SDM) dalam bidang teknologi [2].

Sedangkan berdasarkan Indeks Pembangunan Teknologi Informasi dan Komunikasi (IP-TIK) oleh Badan Pusat Statistik (BPS) yang dikembangkan oleh International Telecommunication Union (ITU) dengan nama ICT Development Index (ICT-DI), menyatakan bahwa Indonesia menunjukkan perkembangan positif dalam lima tahun terakhir dimana terjadi peningkatan nilai IP-TIK dari 5,07 pada tahun 2018 menjadi 5,85 pada tahun 2022. Meskipun terjadi peningkatan tiap tahunnya, Indonesia masih jauh dari skor sepuluh. Begitu juga dengan halnya IP-TIK per provinsi, Sumatera Utara masih berada dalam kategori sedang dan masih perlu menjadi perhatian yang serius oleh stakeholder terutama pemerintah [3].

Sumatera Utara menghadapi tantangan besar dalam mengatasi kemiskinan digital. Meskipun ada kemajuan dalam beberapa aspek digital, banyak daerah di provinsi ini yang masih tertinggal dalam hal infrastruktur teknologi dan pemanfaatan TIK. Kemiskinan digital adalah ketidakmampuan individu dalam menggunakan teknologi informasi, baik itu karena tidak ada akses maupun karena tidak ada kecakapan digital. Dalam forum ekonomi dunia, Thierry Geiger sebagai pakar ekonomi senior mengatakan bahwa teknologi sebagai faktor penting dalam pembangunan nasional yang dapat menjadi solusi dalam menyelesaikan masalah-masalah lain.

Penelitian terdahulu telah melakukan pemetaan kemiskinan digital kabupaten/kota di Jawa Timur dengan metode spasial, namun sejauh ini belum ada yang memetakan kemiskinan digital dengan pendekatan *machine learning*. Penggunaan *machine learning* dalam pemetaan kemiskinan digital menawarkan beberapa keunggulan dibandingkan metode konvensional. Metode spasial memang memberikan gambaran yang cukup baik mengenai distribusi kemiskinan digital berdasarkan variabel-variabel geografis dan demografis. Namun, *machine learning* mampu menangani data dalam jumlah besar dan berbagai jenis data, seperti data tekstual dari laporan atau berita, data numerik dari survei, hingga data spasial dari citra satelit.

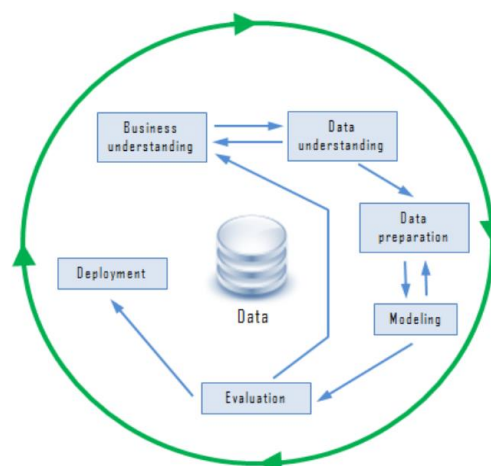
Selain itu, *machine learning* dapat menemukan pola dan tren yang tidak dapat dilihat manusia. Dengan demikian, pendekatan ini dapat memberikan sudut pandang lain yang dapat menjadi bahan pertimbangan stakeholder dalam memetakan kemiskinan digital.

Dalam penelitian ini, peneliti menerapkan analisis kluster untuk memetakan kemiskinan digital kabupaten/kota di Sumatera Utara. Analisis kluster merupakan pendekatan yang digunakan untuk mengidentifikasi kesamaan dalam data dan mengelompokkan data serupa ke dalam kelompok-kelompok atau kluster. Metode *Ward Hierarchical Clustering* dipilih peneliti karena beberapa keunggulannya, seperti efektif pada dataset yang kompleks, dan ketahanannya terhadap pencilan. Artinya, peneliti memungkinkan penggunaan data dengan pencilan tanpa harus mengeluarkannya untuk memastikan representasi data yang lebih komprehensif. Metode ini juga dapat menangani berbagai tipe data, baik numerik maupun kategorik, sehingga sangat cocok untuk analisis data yang kompleks seperti dalam pemetaan kemiskinan digital [4].

Berdasarkan hal-hal di atas, peneliti akan melakukan analisis kluster menggunakan metode *Ward Hierarchical Clustering* untuk mengelompokkan kemiskinan digital kabupaten/kota di Sumatera Utara dengan menggunakan data TIK dari publikasi Statistik Kesejahteraan Rakyat Sumatera Utara 2023 yang bersumber dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenans). Penelitian ini mengadopsi kerangka kerja CRISP-DM untuk memastikan proses analisis data yang sistematis dan terstruktur.

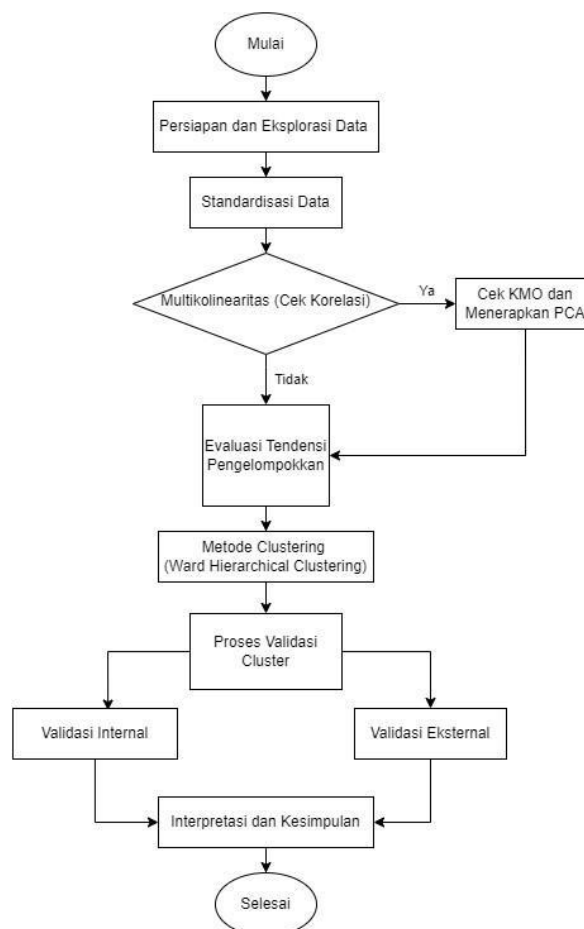
## II. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Statistik Kesejahteraan Rakyat Sumatera Utara 2023. Terdapat 6 variabel yang digunakan dalam pengolahan data ini berdasarkan variabel TIK dalam publikasi tersebut. Penelitian ini akan diolah menggunakan perangkat lunak RStudio dan mengikuti kerangka kerja CRISP-DM sebagai landasan metodologi. Model proses CRISP-DM terdiri dari enam tahapan utama, seperti *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*.



**Gambar 1.** Tahapan CRIS-DM [5]

Tahap pertama, *business understanding*, merupakan tahapan terpenting karena di sini akan ditetapkan tujuan dan persyaratan proyek secara jelas, serta merancang strategi untuk mencapai tujuan bisnis dengan menggunakan data yang tersedia. Tahap kedua, *data understanding*, dilakukan untuk memeriksa dan mengidentifikasi masalah dalam data, dengan membuat ringkasan dan visualisasi yang membantu pemahaman mendalam terhadap dataset. Masalah seperti nilai yang *missing*, *outlier*, atau distribusi data yang tidak normal diidentifikasi. Selanjutnya, dalam tahap *data preparation*, data dibersihkan, ditransformasi bila diperlukan sehingga siap untuk dianalisis lebih lanjut. Pada tahap *modeling*, metode statistika dan pembelajaran mesin digunakan untuk membangun model prediktif atau deskriptif. Berbagai teknik data mining seperti klasifikasi, penilaian, perankingan, pengelompokan, penemuan relasi, dan karakterisasi diterapkan sesuai kebutuhan. Selanjutnya, tahap *evaluation*, hasil pemodelan akan dievaluasi berdasarkan validasi yang digunakan sebagai pertimbangan untuk menentukan metode terbaik. Terakhir, tahap *deployment*, melibatkan perencanaan untuk menggunakan model dalam lingkungan operasional, termasuk konversi skor keputusan dan integrasi keputusan dalam sistem yang relevan.



**Gambar 2.** Diagram Alur Penelitian

Alur penelitian ini dimulai dengan tahap persiapan dan eksplorasi data, dimana data dikumpulkan dan dieksplorasi untuk memahami karakteristik dasar serta pola-pola yang mungkin ada dalam data tersebut. Setelah itu, dilakukan standardisasi data untuk memastikan bahwa semua variabel memiliki skala yang sama. Langkah selanjutnya adalah memeriksa multikolinearitas antar variabel dengan mengecek korelasi. Jika ditemukan korelasi yang tinggi antar variabel, maka diperlukan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengatasi multikolinearitas yang ada. Asumsi yang harus terpenuhi untuk melakukan *Principal Component Analysis* (PCA) adalah uji *Kaiser Meyer Olkin* (KMO) untuk memastikan kelayakan data. PCA berguna untuk mereduksi dimensi data dengan mempertahankan variabel yang ada sehingga dapat mempertahankan informasi yang ada. Setelah itu, evaluasi tendensi pengelompokan dilakukan untuk mengecek apakah data teridentifikasi mengelompok atau tidak. Jika tidak ditemukan yang korelasi tinggi antar variabel, PCA tidak diperlukan, dan proses dapat dilanjutkan ke tahap pemodelan menggunakan metode *Ward Hierarchical Clustering*. Metode *Ward Hierarchical Clustering* digunakan untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan kemiripan karakteristik digital, dimana hasil kluster kemudian dievaluasi menggunakan validasi internal untuk melihat seberapa baik pemodelan yang dihasilkan. Dalam penelitian ini, validasi eksternal tidak digunakan peneliti karena tidak sedang melakukan pengujian hasil pemodelan terhadap data asli.

Setelah validasi dilakukan, interpretasi hasil kluster diperlukan untuk menjelaskan karakteristik setiap kluster berdasar profil tertentu sehingga kesimpulan dapat diambil. Langkah terakhir adalah pemetaan hasil kluster dengan menggunakan perangkat lunak QGIS, yang memberikan visualisasi geografis dari hasil analisis kluster dan membantu dalam memahami distribusi kemiskinan digital di wilayah yang diteliti secara efisien.

## 2.1 Analisis Kluster

Analisis kluster adalah metode yang digunakan untuk mengelompokkan objek-objek ke dalam kelompok-kelompok atau kluster berdasarkan kesamaan karakteristik. Tujuan utama dari analisis kluster untuk meminimalkan variasi dalam satu kluster dan memaksimalkan variasi antar kluster. Analisis kluster memiliki berbagai manfaat, antara lain mengidentifikasi pola atau struktur dalam data yang tidak terlihat dengan teknik analisis data tradisional, mengelompokkan konsumen ke dalam segmen-segmen pasar berdasarkan karakteristik demografis atau perilaku pembelian, mengurangi kompleksitas data dengan mengelompokkan variabel-variabel yang serupa, serta membuat data yang kompleks menjadi lebih mudah dimengerti dan dianalisis [6].

## 2.2 Analisis Faktor (PCA)

Uji asumsi perlu dilakukan sebelum menentukan model terbaik dalam suatu analisis. Salah satu uji yang penting adalah uji multikolinearitas. Uji multikolinearitas bertujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya korelasi antar variabel bebas dalam suatu penelitian [7]. Ketika terjadi multikolinearitas, salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan analisis faktor. Analisis faktor bertujuan untuk mereduksi dimensi data dengan mempertahankan variabel yang ada sehingga dapat mempertahankan informasi yang ada. Ini sangat berguna dalam analisis multivariat karena dapat mengatasi variabel yang kompleks dengan mentransformasikannya menjadi faktor utama. Proses analisis faktor meliputi penentuan variabel yang akan dianalisis, *Bartlett's Test of Sphericity*, *Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)*, *Measure of Sampling Adequacy (MSA)*, ekstraksi faktor, serta penentuan jumlah faktor utama yang akan digunakan [8].

## 2.3 Ward Hierarchical Clustering

*Ward Hierarchical Clustering* merupakan teknik pengelompokan yang bertujuan untuk meminimalkan jumlah kuadrat dari jarak antara titik-titik data dan pusat kluster. Salah satu keunggulan utama metode ini adalah keandalannya terhadap *noise* dan *outlier*. Dibandingkan dengan metode pengelompokan berbasis jarak lainnya, metode *Ward Hierarchical Clustering* lebih robust terhadap *outlier*. Hal ini disebabkan oleh pendekatannya yang mempertimbangkan semua titik data dalam kluster saat menghitung varians, sehingga pengaruh dari *outlier* dapat diminimalkan. Selain itu, metode ini juga sangat efektif dalam menghasilkan kluster yang seimbang dalam hal ukuran, karena berfokus pada meminimalkan varians antar kluster. Proses pengelompokannya yang iteratif dan hirarkis memungkinkan identifikasi struktur data yang lebih dalam, dan hasilnya mudah divisualisasikan dalam bentuk dendrogram. Selain itu, metode ini memungkinkan analisis yang lebih fleksibel dan adaptif terhadap karakteristik data. [9].

Proses pengelompokan dalam metode ini dilakukan secara hierarkis dengan pendekatan *bottom-up*, dimulai dengan setiap titik data sebagai kluster individual. Pada setiap langkah, dua kluster yang menghasilkan peningkatan minimum dalam jumlah kuadrat jarak akan digabungkan. Proses ini berlanjut hingga semua titik data digabungkan menjadi satu kluster besar atau hingga mencapai jumlah kluster yang diinginkan. Hasil dari metode ini sering divisualisasikan menggunakan dendrogram, yaitu diagram pohon yang menunjukkan proses penggabungan kluster secara hierarkis. Dendrogram ini sangat membantu dalam menentukan jumlah optimal kluster dengan mengidentifikasi titik dimana penambahan kluster tidak lagi memberikan pengurangan yang signifikan dalam varian.

### **III. HASIL DAN PEMBAHASAN**

#### *3.1 Business Understanding*

Pemerintah Provinsi (Pemprov) Sumatera Utara (Sumut) telah menunjukkan komitmen yang kuat untuk mendorong transformasi digital di berbagai sektor, tidak hanya terbatas pada lingkungan pemerintahan, tetapi juga mencakup sektor-sektor lain yang berpengaruh terhadap pembangunan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat. Pemprov Sumatera Utara berkomitmen untuk mengintegrasikan seluruh data dari berbagai instansi, termasuk sektor pendidikan, kesehatan, dan ekonomi, agar menjadi satu wadah yang terpadu. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas layanan publik secara keseluruhan serta mendorong inovasi digital di berbagai bidang. Pemprov Sumut juga aktif berkolaborasi dengan sektor swasta, akademisi, dan masyarakat untuk memperkuat infrastruktur teknologi, yang menjadi fondasi bagi transformasi digital yang lebih luas [10].

Upaya ini tidak hanya sekedar modernisasi, tetapi juga langkah strategis untuk memastikan bahwa semua sektor dapat beroperasi dengan efisiensi yang lebih tinggi dan memiliki akses terhadap data yang akurat dan real-time. Dengan sistem digital yang andal, informasi yang diperlukan untuk pengambilan keputusan dapat diakses dengan lebih mudah dan cepat, yang pada gilirannya mendukung proses pengambilan keputusan yang lebih tepat dan efektif di semua sektor. Transformasi digital di Sumatera Utara juga diharapkan dapat memberikan dampak positif bagi pembangunan ekonomi, dengan membuka peluang baru dalam bidang ekonomi digital, meningkatkan daya saing Usaha Mikro Kecil dan Menengah (UMKM), serta mendorong pertumbuhan lapangan kerja di sektor teknologi. Selain itu, inovasi digital diharapkan dapat meningkatkan kualitas hidup masyarakat melalui peningkatan layanan di bidang kesehatan, pendidikan, dan infrastruktur publik.

Dengan dukungan dari Dinas Komunikasi dan Informatika (Kominfo) Sumut, transformasi ini diharapkan dapat mempercepat proses digitalisasi di seluruh kabupaten/kota di Sumut, tidak hanya di lingkungan pemerintahan tetapi juga di seluruh lapisan masyarakat. Melalui inisiatif ini, Sumut diharapkan dapat mengatasi tantangan-tantangan digital yang ada, sekaligus memanfaatkan peluang-peluang baru yang muncul dari kemajuan teknologi, sehingga membawa manfaat yang luas bagi semua sektor.

Dalam proses transformasi digital, penting untuk memastikan bahwa semua daerah mengalami transformasi secara merata. Ketimpangan dalam akses dan pemanfaatan teknologi informasi di antara wilayah-wilayah dapat menghambat tujuan transformasi digital yang inklusif. Oleh karena itu, pemetaan kondisi digital di Sumatera Utara menjadi fokus dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi daerah-daerah yang masih tertinggal dalam penerapan teknologi. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan memetakan kabupaten/kota di Sumatera Utara ke dalam beberapa kategori berdasarkan tingkat kemiskinan digital,

menggunakan metode *Ward Hierarchical Clustering*. Melalui pemetaan ini, diharapkan dapat terlihat daerah mana saja yang memerlukan perhatian lebih dalam pengembangan infrastruktur digital, sehingga transformasi digital dapat berjalan secara merata di seluruh wilayah.

### 3.2 Data Understanding

Terdapat 33 kabupaten/kota di Sumatera Utara yang dianalisis menggunakan berbagai variabel TIK pada Statistik Kesejahteraan Rakyat Sumatera Utara 2023. Variabel-variabel ini digunakan untuk memetakan seluruh kabupaten/kota di Sumatera Utara ke dalam kategori berdasarkan kemiskinan digital. Dataset ini memiliki jumlah record sebanyak 33 kabupaten/kota dan 6 variabel. Dimana variabel yang digunakan, antara lain

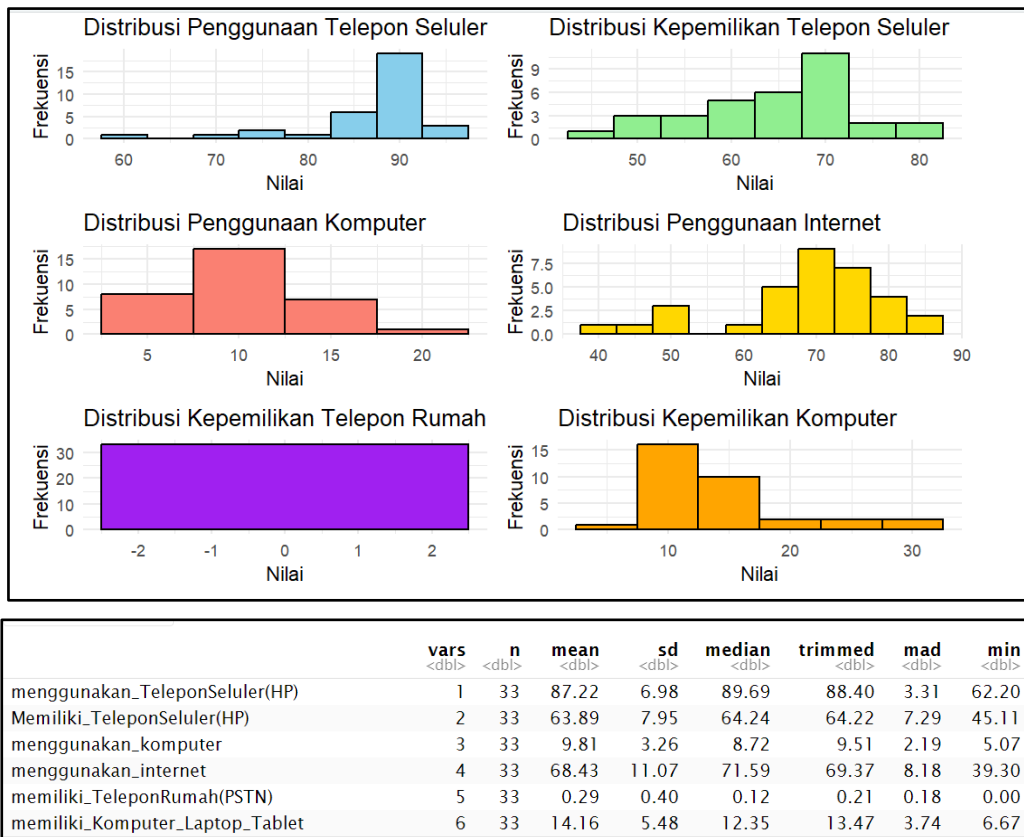
- a) Persentase penduduk berumur 5 tahun ke atas yang menggunakan telepon seluler (hp)/nirkabel untuk keperluan komunikasi dalam 3 bulan terakhir;
- b) Persentase penduduk berumur 5 tahun ke atas yang memiliki/menguasai telepon seluler (hp)/nirkabel dalam 3 bulan terakhir;
- c) Persentase penduduk berumur 5 tahun ke atas yang menggunakan komputer (PC/desktop, laptop/notebook, tablet) dalam 3 bulan terakhir;
- d) Persentase penduduk berumur 5 tahun ke atas pernah menggunakan internet (termasuk Facebook, Twitter, Youtube, Instagram, Whatsapp);
- e) Persentase rumah tangga yang memiliki telepon rumah/PSTN; dan
- f) Persentase rumah tangga yang memiliki komputer/laptop/tablet.

Semua variabel memiliki tipe data numerik, dengan skala yang bervariasi antar variabel. Hal ini terlihat dari perbedaan signifikan dalam nilai maksimum dan minimum di setiap variabel, yang mengindikasikan adanya potensi nilai pencilan.

### 3.3 Data Preparation

Berikut tahapan dalam *preprocessing* dengan menggunakan RStudio.

- a) Observasi Dataset



Gambar 3. Statistik Deskriptif

Berdasarkan gambar di atas, distribusi penggunaan telepon seluler dan internet memiliki rata-rata yang tinggi, menunjukkan bahwa akses terhadap teknologi komunikasi cukup merata. Namun, terdapat perbedaan signifikan dalam kepemilikan perangkat seperti komputer dan telepon rumah, yang menunjukkan akses teknologi masih terbatas di beberapa daerah. Data ini memberikan wawasan awal tentang sebaran penggunaan teknologi, yang penting untuk memahami pola-pola penggunaan dan potensi kesenjangan akses. Selain itu, statistik deskriptif seperti *mean* dan standar deviasi membantu mengidentifikasi variasi antarwilayah, yang nantinya bisa digunakan untuk analisis lebih dalam.

b) Mendeteksi *Missing Value* dari Variabel yang Digunakan

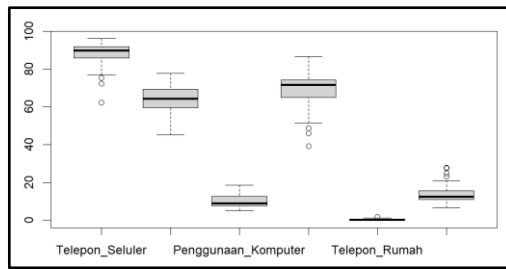
FALSE  
198

Gambar 4. Cek *Missing Value*

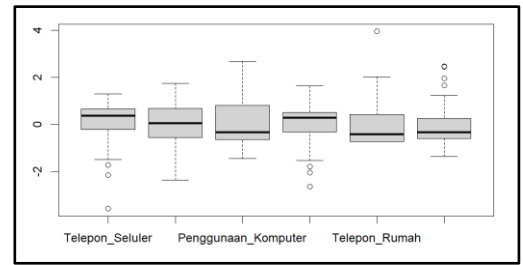
Hasil *FALSE* di atas menunjukkan bahwa tidak ada data yang *missing*. Sedangkan, nilai 198 menunjukkan jumlah total entri yang valid (tidak *missing*) dalam kolom yang diperiksa.

c) Normalisasi/Standardisasi

Sebelum Standardisasi



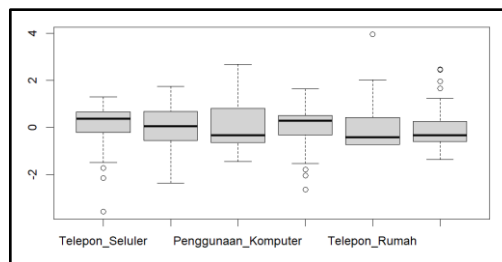
Setelah Standardisasi



**Gambar 5.** Standardisasi Data

Normalisasi/Standardisasi dataset (*scaling*) digunakan untuk menyamakan skala atau satuan dari setiap atribut yang akan digunakan dalam analisis. Normalisasi dilakukan dengan cara transformasi z-score. Setelah distandarisasi, terlihat pada grafik di atas bahwa setiap variabel sudah berada pada skala yang sama.

d) Mengecek Pencilan

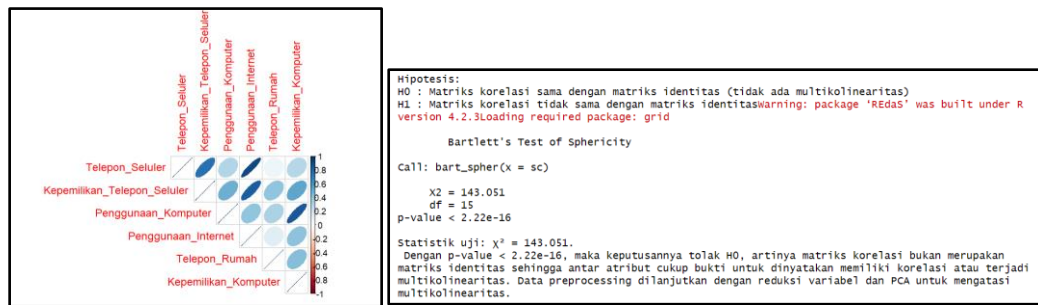


**Gambar 6.** Mengecek Pencilan

Peneliti di sini mempertahankan pencilan dalam dataset karena hal ini memungkinkan untuk menjaga integritas data asli. Menghapus atau mentransformasi pencilan dikhawatirkan dapat mengubah variasi yang sebenarnya dan menghilangkan informasi penting. Oleh karena itu, untuk memastikan analisis yang tidak bias, diperlukan penggunaan metode kluster yang robust atau tahan terhadap pencilan.

e) Mengecek Korelasi

Setelah memastikan data tidak mengandung *missing value* dan *outlier*, langkah selanjutnya adalah memastikan data tidak mengandung multikolinearitas untuk memeriksa korelasi antar atribut yang akan digunakan dalam klusterisasi. Deteksi multikolinearitas dapat dilakukan dengan melihat plot korelasi antar atribut dan melakukan uji Bartlett.



Gambar 7. Mengecek Korelasi

Dari plot korelasi, terlihat adanya indikasi multikolinearitas, di mana beberapa variabel menunjukkan korelasi yang cukup kuat. Hal ini menandakan adanya hubungan antar atribut yang dapat mempengaruhi hasil analisis. Untuk memperkuat indikasi ini, dilakukan uji Bartlett, yang menghasilkan nilai statistik  $\chi^2 = 143.051$  dengan p-value < 2.22e-16. Dengan hasil tersebut, tola  $H_0$ , yang berarti matriks korelasi bukan merupakan matriks identitas, yang artinya terdapat multikolinearitas. Untuk mengatasi masalah ini, digunakan *Principal Component Analysis* (PCA), yang berfungsi mengubah sekumpulan variabel yang saling berkorelasi menjadi sekumpulan variabel baru yang tidak berkorelasi, yang disebut komponen utama. PCA membantu mereduksi dimensi dataset tanpa kehilangan informasi penting, sehingga analisis *clustering* dapat dilakukan secara lebih efisien dan akurat tanpa dipengaruhi multikolinearitas.

f) *Kaiser Meyer Olkin* (KMO)

Sebelum menerapkan PCA, terlebih dahulu mereduksi atribut yang tidak memenuhi *Kaiser Meyer Olkin* (KMO). Atribut yang tidak memenuhi yakni atribut yang memiliki *Measure of Sampling Adequacy* (MSA) kurang dari 0.5 dapat direduksi (dibuang) dan tidak diikutkan dalam analisis lanjutan.

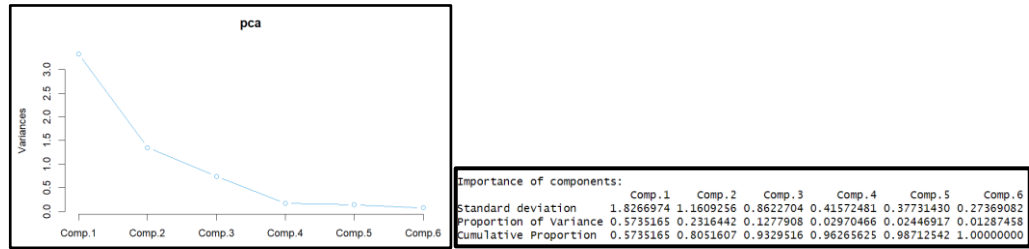
```

Kaiser-Meyer-Olkin factor adequacy
Call: KMO(r = sc)
Overall MSA = 0.71
MSA for each item =
      Telepon_Seluler  Kepemilikan_Telepon_Seluler      Penggunaan_Komputer
      0.72              0.82                          0.67
Penggunaan_Internet      Telepon_Rumah      Kepemilikan_Komputer
      0.69              0.61                          0.66
    
```

Gambar 8. KMO

Terlihat tidak ada nilai MSA yang kurang dari 0.5. Oleh karena itu, tidak ada atribut yang harus dikeluarkan serta setiap atribut dapat dilanjutkan pada PCA untuk mengatasi multikolinearitas yang terjadi.

g) *Principal Component Analysis* (PCA)



Gambar 9. PCA

Pada scree plot di atas, terlihat kurva mulai melandai pada komponen utama yang kedua. Kemudian, diperkuat dengan proporsi kumulatif dari PCA pada komponen kedua sudah mencapai minimal 80%. Sehingga kedua komponen tersebut sudah dapat mewakili semua atribut yang digunakan dalam penelitian.

h) Evaluasi Tendensi Pengelompokkan

```
$hopkins_stat
[1] 0.6526795

$plot
```

Gambar 10. Evaluasi Tendensi Pengelompokkan

Hasil *Hopkins Statistic* sebesar 0.6526, di mana nilai semakin mendekati 1. Artinya, dataset cenderung untuk mengelompok sehingga cocok untuk diklaster.

3.4 Modelling

Peneliti menerapkan berbagai metode *clustering* yang robust terhadap *outlier* untuk memastikan hasil analisis tetap akurat tanpa terlalu dipengaruhi oleh data ekstrem. Metode yang diterapkan, antara lain PAM dan CLARA, yang berbasis medoid dan lebih stabil terhadap pencilan. Selain itu, peneliti juga menggunakan berbagai metode *Hierarchical Clustering*, seperti *Ward*, *Single Linkage*, *Complete Linkage*, *Average Linkage*, *Centroid Linkage*, dan *Median Linkage*, yang masing-masing memiliki keunggulan dalam menangani struktur data yang berbeda. Metode probabilistik seperti *Gaussian Mixture Models* (GMM) juga diterapkan untuk menangani distribusi data yang kompleks. Berdasarkan validasi internal, metode *Ward* menjadi yang paling baik dalam menghasilkan klaster sesuai data yang ada.

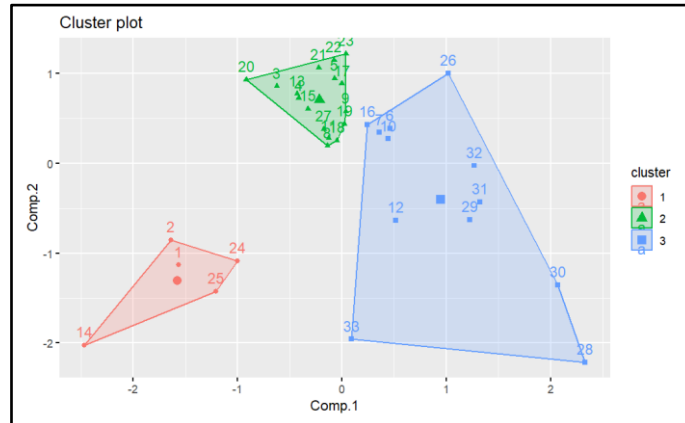
3.4 Evaluation

	Score <dbl>	Method <chr>	Clusters <chr>
Connectivity	4.4690	hierarchical	2
Dunn	0.4089	hierarchical	6
Silhouette	0.5457	hierarchical	3

Gambar 11. Validasi Internal

Berdasarkan hasil validasi internal di atas, terdapat beberapa hasil klaster yang berbeda. Peneliti memutuskan untuk mengacu pada *silhouette index* karena keunggulannya mengukur keseimbangan antara kedekatan titik dalam klaster dan jarak antar klaster. *Silhouette index* memberikan gambaran yang jelas tentang seberapa baik titik data berada dalam klaster yang sesuai dibandingkan dengan klaster lain. Sehingga peneliti akan membagi wilayah kabupaten/kota ke dalam tiga kategori berdasarkan kemiskinan digital.

### 3.5 Deployment



**Gambar 12.** Clustering Plot

**Tabel 1.** Hasil Klasterisasi

Hasil Klaster	Kabupaten/Kota
Klaster 1	Nias Selatan, Mandailing Natal, Nias, Nias Barat, Nias Utara
Klaster 2	Padang Lawas Utara, Tapanuli Selatan, Gunungsitoli, Langkat, Tapanuli Tengah, Humbang Hasundutan, Serdang Bedagai, Tanjungbalai, Asahan, Karo, Padang Lawas, Labuhanbatu Selatan, Tapanuli Utara, Batu Bara, Simalungun, Samosir, Labuanbatu Utara
Klaster 3	Pakpak Bharat, Deli Serdang, Labuhan Batu, Dairi, Toba, Tebing Tinggi, Binjai, Sibolga, Padangsidimpuan, Medan, Pematangsiantar

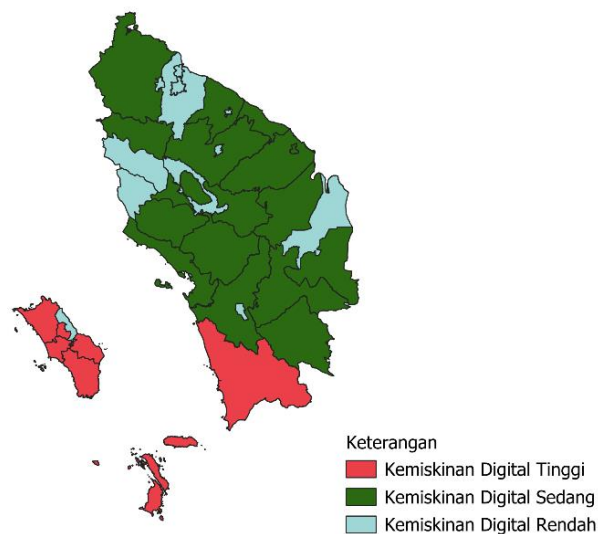
Untuk mengetahui kategori dari setiap klaster digunakan nilai rata-rata pada setiap variabel. Nilai rata-rata ini dijadikan sebagai dasar dalam pengkategorian klaster. Berikut disajikan nilai rata-rata setiap variabel di masing-masing klaster yang dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Nilai Rata-Rata Setiap Variabel

Variabel	Klaster 1	Klaster 2	Klaster 3
menggunakan_TeleponSeluler(HP)	73,83	88,84	90,64
memiliki_TeleponSeluler(HP)	50,05	63,72	69,89
menggunakan_komputer	8,43	7,64	13,28
menggunakan_internet	46,77	69,97	75,39
memiliki_TeleponRumah(PSTN)	0,26	0,15	0,48
memiliki_Komputer_Laptop_Tablet	11,67	11,28	19,05

Dari hasil *profiling* di atas, untuk mengetahui kategori dari setiap klaster digunakan nilai rata-rata pada setiap variabel. Klaster 1 menunjukkan nilai rata-rata rendah di hampir semua variabel, termasuk penggunaan telepon seluler, internet, dan komputer, serta memiliki nilai rendah untuk telepon rumah. Klaster 2 memiliki nilai rata-rata sedang untuk penggunaan telepon seluler dan internet, serta nilai yang moderat untuk penggunaan komputer dan telepon rumah. Sementara itu, klaster 3 memiliki nilai rata-rata tertinggi di semua variabel, menunjukkan penggunaan telepon seluler, internet, dan komputer yang tinggi, serta akses yang lebih baik terhadap telepon rumah. Oleh karena itu, klaster 1 dikategorikan sebagai kemiskinan digital yang tinggi, klaster 2 sebagai kemiskinan digital sedang, dan klaster 3 sebagai kemiskinan digital yang rendah.

**IV. KESIMPULAN**



**Gambar 13.** Visualisasi Pemetaan Hasil Klasterisasi dengan QGIS

Penelitian ini bertujuan untuk memetakan kemiskinan digital di kabupaten/kota di Sumatera Utara dengan menggunakan metode *Ward Hierarchical Clustering*. Pemetaan ini dilakukan dengan *machine learning* berbasis *clustering*. Sebelum penerapan model, evaluasi tendensi dilakukan dengan uji Hopkins, diperoleh sebesar 0,6526795 yang menunjukkan bahwa data cenderung mengelompok dan cocok dilakukan klasterisasi. Kemudian, berdasarkan evaluasi menurut validasi yang diimplementasikan ke beberapa metode klaster yang robust terhadap pencilan, ditemukan bahwa metode *Ward Hierarchical Clustering* adalah yang paling terbaik untuk data ini.

Hasil validasi internal menunjukkan adanya beberapa hasil klaster yang berbeda. Namun, peneliti memutuskan untuk menggunakan *silhouette index* sebagai indikator utama, karena metrik ini secara efektif mengukur keseimbangan antara kedekatan titik dalam klaster dan jarak antar klaster. *silhouette index* memberikan gambaran yang jelas mengenai seberapa baik titik data terkelompok dalam klaster yang sesuai dibandingkan dengan klaster lainnya. Berdasarkan analisis tersebut, wilayah kabupaten/kota dibagi ke dalam tiga kategori berdasarkan tingkat kemiskinan digital, antara lain

a) Klaster 1 (Kemiskinan Digital Tinggi)

Mencakup kabupaten/kota dengan tingkat penggunaan teknologi yang sangat rendah. Variabel seperti penggunaan telepon seluler, internet, dan komputer berada pada tingkat rendah, menunjukkan adanya kemiskinan digital yang signifikan dan memerlukan perhatian khusus dalam pembangunan infrastruktur teknologi. Terdapat 5 kabupaten/kota yang termasuk dalam kategori ini, antara lain Nias Selatan, Mandailing Natal, Nias, Nias Barat, Nias Utara.

b) Klaster 2 (Kemiskinan Digital Sedang)

Mencakup kabupaten/kota dengan tingkat penggunaan teknologi yang moderat. Meskipun ada kemajuan, terdapat gap dalam akses dan pemanfaatan teknologi jika dibandingkan dengan klaster yang lebih maju. Daerah-daerah ini menunjukkan kebutuhan untuk meningkatkan akses dan keterampilan digital. Terdapat 16 kabupaten/kota yang termasuk dalam kategori ini, antara lain Padang Lawas Utara, Tapanuli Selatan, Gunungsitoli, Langkat, Tapanuli Tengah, Humbang Hasundutan, Serdang Bedagai, Tanjungbalai, Asahan, Karo, Padang Lawas, Labuhanbatu Selatan, Tapanuli Utara, Batu Bara, Simalungun, Samosir, Labuanbatu Utara.

c) Klaster 3 (Kemiskinan Digital Rendah)

Mencakup kabupaten/kota dengan tingkat penggunaan teknologi yang relatif tinggi. Di klaster ini, variabel-variabel seperti penggunaan telepon seluler, internet, dan komputer menunjukkan nilai rata-rata yang tinggi, menandakan akses yang baik

terhadap teknologi dan keterampilan digital yang lebih baik. Terdapat 12 kabupaten/kota yang termasuk dalam kategori ini, antara lain Pakpak Bharat, Deli Serdang, Labuhan Batu, Dairi, Toba, Tebing Tinggi, Binjai, Sibolga, Padangsidempuan, Medan, Pematangsiantar.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- Kominfoa. (2021). Rencana Strategis Kementerian Kominfo 2020 - 2024 untuk Percepatan Transformasi Digital Nasional. *Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia*. <https://www.kominfo.go.id/content/detail/35108/rencana-strategis-kementerian-kominfo-2020-2024-untuk-percepatan-transformasi-digital-nasional/0/pengumuman>. Diakses pada tanggal 14 Agustus 2024.
- Kominfob. (2024). Daya Saing Digital Indonesia. *Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia*. <https://www.kominfo.go.id/content/detail/54774/daya-saing-digital-indonesia/0/artikel>. Diakses pada tanggal 14 Agustus 2024.
- BPS. (2023). Indeks Pembangunan Teknologi Informasi dan Komunikasi 2022. *Badan Pusat Statistik Republik Indonesia*. <https://www.bps.go.id/id/publication/2023/09/29/cfa3a7c9e8b2397799ec6bb3/indeks-pembangunan-teknologi-informasi-dan-komunikasi-2022.html>. Diakses pada tanggal 15 Agustus 2024.
- Xu, R., & Wunsch, D. (2008). *Clustering*. John Wiley & Sons.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., & Wirth, R. (2000). CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guides.
- Simamora, B. (2005). *Analisis Multivariat Pemasaran*. Edisi 1. Jakarta: PT Gramedia Pustaka.
- Ghozali, I. (2018). *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS 25*. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.
- Subagja, & Disan. (2020). Analisis Motivasi Karyawan Terhadap Keselamatan Dan Kesehatan Kerja Menggunakan Analisis Faktor Di PT. Perkebunan Nusantara VIII. Skripsi, Universitas Komputer Indonesia.
- Samin, D. (2020). Hierarchical Clustering Algorithm in Machine Learning. *Medium*. Diakses dari <https://medium.com/@dhiviyasamin/hierarchical-clustering-algorithm-in-machine-learning-bd9f97ca6701>.
- Pemerintah Provinsi Sumatera Utara. (2024). Dinas Kominfo Sumut Terus Percepat Transformasi Digital Pemprov Sumut. *Pemerintah Provinsi Sumatera Utara*. <https://sumutprov.go.id/artikel/artikel/dinas-kominfo-sumut-terus-percepat-transformasi-digital-pemprov-sumut>. Diakses pada tanggal 15 Agustus 2024.

# **ANALISIS FAKTOR - FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI SUMATERA UTARA MENGGUNAKAN REGRESI PANEL**

## *INFLUENCING FACTORS OF POVERTY IN SUMATERA UTARA USING PANEL REGRESSION*

Misfaruddin<sup>\*</sup>, Rika Lusiana Simbolon<sup>\*\*</sup>, Grahani Switamy Br Manik<sup>\*\*</sup>, Bob L Manurung<sup>\*\*</sup>,  
Mahira F Lubis<sup>\*\*</sup>, Anggia Sari Siregar<sup>\*\*</sup>, Salma Nabila Asrizal<sup>\*\*</sup>

<sup>\*</sup>BPS Provinsi Sumatera Utara, *E-mail*: misfaruddin@gmail.com

<sup>\*\*</sup>Politeknik Statistika STIS

### **ABSTRAK**

Sumatera Utara masih dihadapkan dengan masalah kemiskinan meskipun memiliki sumber daya alam yang melimpah. Dalam upaya mencapai tujuan pembangunan maka sangat dibutuhkan kebijakan dan strategi dalam pengentasan kemiskinan. Faktor sosial ekonomi digunakan sebagai alat ukur untuk mengidentifikasi variabel signifikan sehingga dapat dilakukan upaya optimalisasi pengentasan kemiskinan yang tepat dan efektif. Analisis dilakukan untuk melihat besaran faktor sosial ekonomi terhadap kemiskinan di Sumatera Utara pada periode 2020-2023. Hasil penelitian didapatkan bahwa variabel IPM, dan *share* PDRB lapangan usaha Industri pengolahan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kemiskinan dengan pengaruh negatif, artinya jika IPM dan *share* PDRB lapangan usaha Industri Pengolahan membaik maka dapat diprediksi bahwa kemiskinan juga akan menurun (kesejahteraan meningkat). Rekomendasi yang dapat diberikan adalah dibutuhkan keseriusan pemerintah dalam merumuskan strategi atau program kerja yang tepat untuk dapat mengoptimalkan IPM dan *share* PDRB lapangan usaha Industri Pengolahan. Serta perlu dilakukan evaluasi atas *output* dan *outcome* pembangunan sehingga dapat diketahui variabel yang dapat menjadi prioritas dan tepat untuk dioptimalkan.

Kata kunci: Faktor, Regresi Data Panel, Kemiskinan, Sosial Ekonomi

### **ABSTRACT**

Sumatera Utara is still facing the poverty issue although it has abundant natural resources. In an effort to achieve development goals, policies and strategies for poverty alleviation are urgently needed. Socio-economic factors are used as a measuring tool to identify significant variables so that efforts can be made to optimize poverty alleviation appropriately and effectively. The analysis was carried out to see the magnitude of socio-economic factors affecting poverty in Sumatera Utara in the 2020-2023 period. The research results showed that the HDI variables, and share GRDP in business fields The processing industry has a significant influence on poverty with a negative influence, meaning that if HDI and share The GRDP of the Processing Industry business sector improves, so it can be predicted that poverty will also decrease (welfare increases). Recommendations that can be proposed are the government's commitment to formulate appropriate strategies or work programs to optimize HDI and GRDP share of the manufacturing sector. In addition, it is necessary to carry out an evaluation output and outcome development so that the most influencing key factors could be highly optimized.

*Keywords: Factor, Panel Data Regression, Poverty, Socio-Economic*

## **I. PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar belakang**

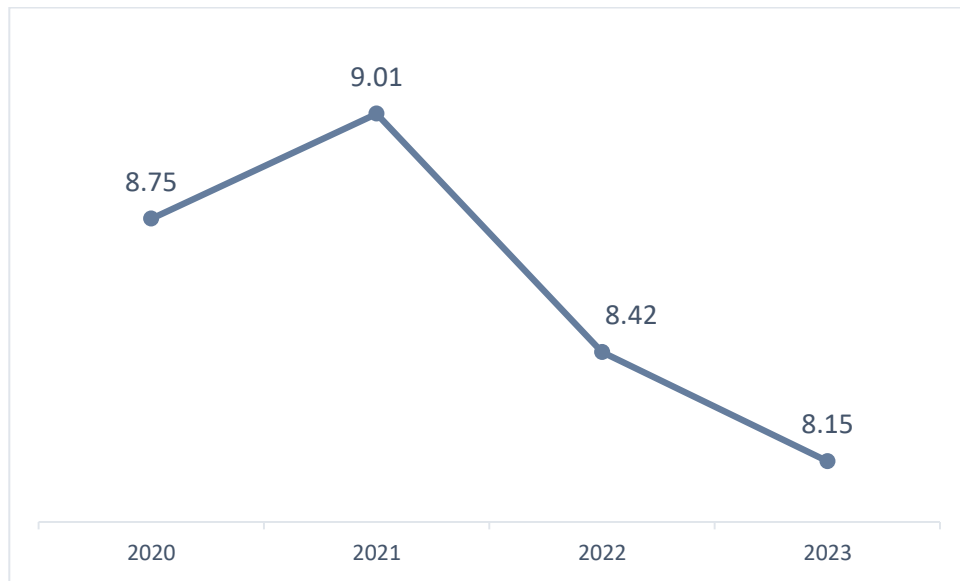
Kemiskinan merupakan persoalan pembangunan yang dihadapi banyak negara di dunia. Kemiskinan adalah kondisi penduduk tidak bisa terpenuhi kebutuhan dasarnya (*basic needs approach*) (BPS, 2018). BPS mengukur kondisi kemiskinan berdasarkan garis kemiskinan (GK). GK diperoleh dari penjumlahan garis kemiskinan makanan (GKM) dan garis kemiskinan non makanan (GKNM). Penduduk yang berada di bawah GK kemudian disebut sebagai penduduk miskin. Persentase penduduk miskin terhadap jumlah seluruh penduduk disebut tingkat kemiskinan.

Kemiskinan merupakan masalah kritis yang harus ditangani dalam pembangunan nasional (Munajat, 2009). Tentunya hal ini menjadi persoalan yang harus segera diatasi, terlebih di negara sedang berkembang. Indonesia menjadi salah satu negara yang masih menghadapi persoalan kemiskinan, tak terkecuali di Provinsi Sumatera Utara. Ironisnya, Provinsi Sumatera Utara justru dikenal sebagai salah satu provinsi terkaya di Indonesia dengan banyaknya potensi sumber daya alam dan hasil bumi yang melimpah seperti minyak bumi, gas alam, kelapa sawit, karet dan hasil hutan yang digunakan sebagai bahan baku industri, menjadi pendorong perekonomian Sumatera Utara.

Pengentasan kemiskinan merupakan program prioritas pemerintah dalam menyusun strategi pembangunan. Upaya untuk mengatasi kemiskinan ditunjukkan dalam bentuk keseriusan dan komitmen dengan menjadikannya sebagai salah satu goal (tujuan) dalam Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (TPB) atau *Sustainable Development Goals* (SDGs) yang tertuang dalam tujuan 1 yaitu tanpa kemiskinan. Persoalan kemiskinan erat kaitannya dengan pertumbuhan ekonomi, dikarenakan pertumbuhan ekonomi merupakan sebagai salah satu faktor yang mempengaruhi kemiskinan di suatu negara.

Sumatera Utara dapat dikatakan sebagai salah satu provinsi yang berkembang dalam bidang ekonomi maupun sosial. Hal ini dapat diketahui dari keberhasilan pembangunan di Sumatera Utara, dimana pada tahun 2023 nilai Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) Sumatera Utara merupakan terbesar di luar Pulau Jawa dengan besaran 1050 triliun rupiah. PDRB Sumatera Utara mampu berkontribusi 5,12 persen terhadap total PDRB seluruh provinsi di Indonesia. Namun, di sisi lain Sumatera Utara justru memiliki persoalan ekonomi yang mencemaskan, yaitu tingkat kemiskinan yang dapat terbilang tinggi. Tingkat kemiskinan Sumatera Utara pada tahun 2023 adalah sebesar 8,15 persen, dengan kata lain terdapat sebanyak 1,24 Juta jiwa penduduk miskin di Sumatera Utara yakni menandakan penurunan dibanding jumlah penduduk miskin pada Maret tahun 2022 sebanyak 1,26 Juta jiwa . Angka ini merupakan angka ke-4 tertinggi dibanding provinsi lainnya di Indonesia. Sebanyak 709,98 ribu

jiwa merupakan penduduk miskin dari perkotaan, selebihnya merupakan penduduk miskin di pedesaan, artinya tingkat kemiskinan pedesaan justru lebih rendah dibandingkan di perkotaan.



**Gambar 1.** Persentase Penduduk Miskin Sumatera Utara 2020 - 2023

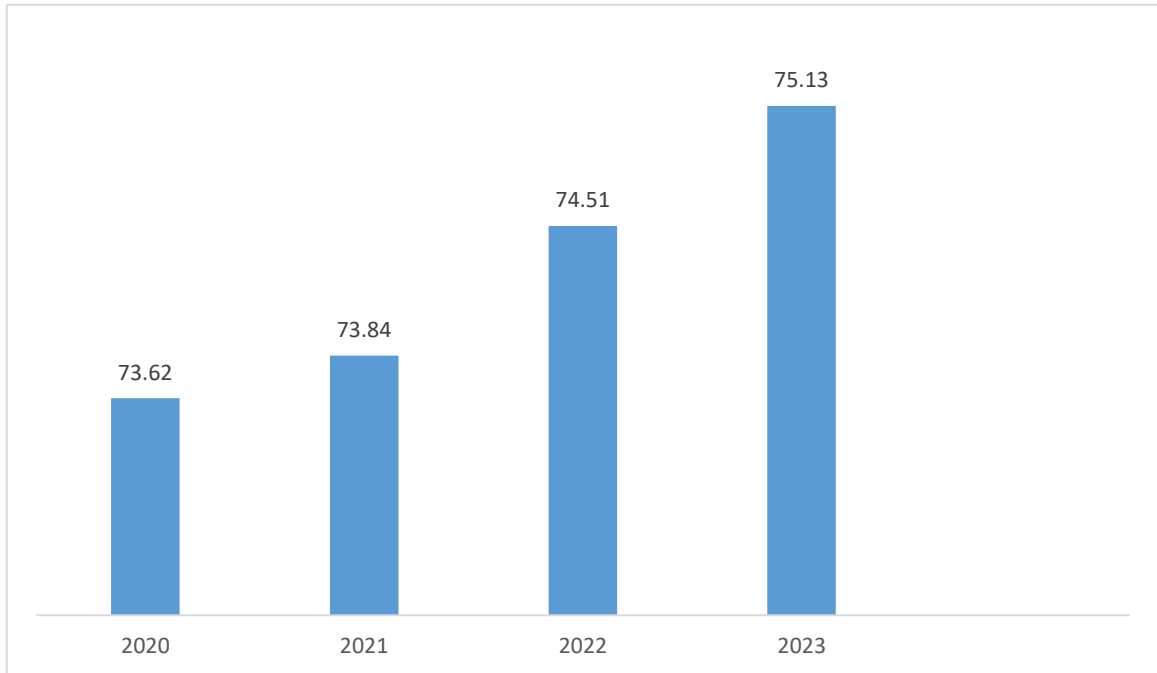
Menariknya, Sumatera Utara yang memiliki keunggulan dengan potensi sumber daya alamnya, di mana justru potensi sumber daya alam yang dimiliki wilayah pedesaan jauh lebih besar dibandingkan wilayah perkotaan seperti potensi barang tambang, areal perkebunan, lahan gambut, dan lain-lain. Salah satu potensi sumber daya alam paling utama yang dimiliki Sumatera Utara adalah dari lapangan usaha pertanian yang didominasi oleh subkategori perkebunan dengan komoditas kelapa sawit sebagai unggulannya. Lapangan usaha ini menjadi salah satu penyumbang kontribusi besar terhadap perekonomian masyarakat Sumatera Utara. Bahkan, tak heran sebagian besar penduduk Sumatera Utara bekerja pada sektor pertanian yakni pada tahun 2023 diperkirakan 33.90 persen penduduk Sumatera Utara bekerja pada sektor pertanian. Hal ini sejalan pula dengan kontribusi dari sektor pertanian terhadap perekonomian Sumatera Utara sebesar 23.59 persen yang merupakan kontribusi terbesar. Dari sisi ketenagakerjaan, partisipasi angkatan kerja (TPAK) Sumatera Utara pada 2023 sebesar 71,06 persen yang mengalami kenaikan sebesar 1,53 persen poin dibanding tahun 2022. Selain itu terdapat pula indikator tingkat pengangguran terbuka (TPT) Sumatera Utara pada 2023 sebesar 5,89 persen. Hal ini berarti dari 100 orang angkatan kerja, terdapat sekitar 6 orang penganggur, sehingga perlu upaya untuk meminimalisir jumlah pengangguran di Sumatera Utara.

Fenomena sosial yang saat ini berkembang, cenderung bertolak belakang dengan fenomena ekonomi. Data empiris menunjukkan bahwa beberapa wilayah yang mencapai pertumbuhan ekonomi yang tinggi juga menghadapi masalah pengangguran serta tingginya kemiskinan, dan masalah sosial lain yang berhubungan dengan manusia. Banyak pihak mulai menyadari bahwa pertumbuhan ekonomi yang tinggi tidak menjadi jaminan terhadap perbaikan

taraf hidup penduduk. Artinya selain faktor ekonomi, faktor-faktor penting lain yang tidak boleh dikesampingkan dan mempengaruhi tingkat kemiskinan di suatu daerah adalah tingkat pendidikan dan kesehatan. Selain dilihat dari faktor pendapatan, kemiskinan juga perlu dilihat dari faktor lain yaitu faktor sosial, faktor kesehatan, faktor pendidikan, faktor akses rumah tangga terhadap air yang layak (Sita, 2014). Pendidikan adalah pionir dalam pembangunan masa depan suatu bangsa. Pendidikan yang berkualitas dapat menentukan kualitas dari pembangunan. Melalui pendidikan, maka generasi manusia yang berkualitas dapat terlahir, guna mendukung tercapainya pembangunan berkelanjutan yang lebih maksimal.

Oleh karena itu, setiap manusia haruslah selalu memperbaiki kualitas dirinya melalui pendidikan yang dilakukan dengan profesional agar tujuan untuk pembangunan yang berkualitas akan tercapai dan berhasil dengan baik. Selain pendidikan, kesehatan adalah faktor penting lain yang diduga mempengaruhi upaya menyukseskan pembangunan terutama untuk meningkatkan kesejahteraan sosial. Masyarakat yang memiliki tingkat kesehatan yang baik diharapkan akan memiliki tingkat produktivitas kerja yang lebih tinggi, tingkat pendapatan yang lebih baik, dan sejumlah hal positif lainnya. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indeks yang dapat menggambarkan ukuran keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia. Pembangunan manusia merupakan suatu gagasan manifestasi dari konsep kapabilitas, kemampuan untuk mencapai sesuatu yang dianggap bernilai. Hal yang mendasar bagi hidup manusia pada dasarnya adalah kemampuan. IPM mencakup dimensi kesehatan dengan indikator umur panjang dan hidup sehat (*a long and healthy life*), dimensi pengetahuan/pendidikan (*knowledge*) serta dimensi standar hidup layak (*decent standard of living*), sehingga IPM menjadi salah satu indikator target pembangunan pemerintah.

Dimensi umur panjang dan hidup sehat direpresentasikan oleh indikator umur harapan hidup (UHH) saat lahir. Dimensi pengetahuan direpresentasikan oleh Harapan Lama Sekolah (HLS) dan Rata-rata Lama Sekolah (RLS). Kedua indikator tersebut merefleksikan kemampuan masyarakat untuk mengakses pendidikan, khususnya pendidikan formal. HLS menggambarkan kesempatan yang dimiliki masyarakat untuk menempuh jenjang pendidikan formal, sedangkan RLS menggambarkan stok modal manusia yang dimiliki oleh suatu wilayah. Harapan Lama Sekolah adalah lamanya sekolah (dalam tahun) yang diharapkan akan dirasakan oleh anak yang berumur 7 tahun, sementara rata-rata lama sekolah merupakan jumlah tahun yang dijalani oleh penduduk usia 25 tahun ke atas dalam menempuh pendidikan formal. Sedangkan, dimensi standar hidup layak diwakili oleh indikator pengeluaran riil per kapita yang disesuaikan, yang menggambarkan kemampuan daya beli masyarakat selama periode tertentu. IPM Sumatera Utara pada tahun 2023 sebesar 75,13 menggambarkan peningkatan dari tahun ke tahun dalam pencapaian pembangunan manusia Sumatera Utara.



**Gambar 2.** Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Sumatera Utara 2020-2023

Kemiskinan yang semakin meluas serta angka yang tinggi merupakan inti dari semua masalah pembangunan (Todaro, et al, 2006). Kemiskinan merupakan masalah multidimensi yang berkaitan dengan berbagai aspek kehidupan dan penghidupan manusia, baik aspek ekonomi, politik, sosial budaya, psikologi, teknologi, dan lainnya, yang saling terkait secara erat satu dengan lainnya (Yunus, 2007). Oleh karenanya, upaya pengentasan kemiskinan membutuhkan waktu, strategi, dan sumber daya yang perlu disinergikan. Untuk itu memang diperlukan berbagai masukan arah kebijakan guna upaya mengurangi persoalan kemiskinan demi pembangunan mendatang.

## **1.2 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui faktor-faktor sosial ekonomi yang dapat mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara, sehingga dapat menjadi masukan bagi Pemerintah Provinsi Sumatera Utara sebagai pemangku kepentingan serta kebijakan dalam mengentaskan kemiskinan dengan mengoptimalkan strategi pembangunan yang tepat sasaran dan efektif.

## **II. TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1 Kemiskinan**

Menurut *World Bank* (2000), pengertian dari kemiskinan adalah kehilangan kesejahteraan (*deprivation of well being*). Definisi secara umum yang sering dipergunakan dalam perhitungan dan kajian akademik adalah definisi kemiskinan yang diperkenalkan oleh

Bank Dunia yaitu sebagai ketidakmampuan dalam mencapai standar kehidupan yang minimum. Pengertian kemiskinan hingga saat ini telah mengalami perluasan, karena semakin kompleksnya faktor penyebab, indikator maupun permasalahan lain yang meliputinya. Kemiskinan tidak hanya dianggap sebagai dimensi ekonomi tetapi telah meluas sampai ke dimensi sosial, kesehatan, pendidikan dan politik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa kemiskinan merupakan suatu masalah yang bersifat multidimensional.

Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan konsep kemiskinan sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Kemiskinan juga dapat dikatakan dengan suatu keadaan seseorang tidak mampu untuk memenuhi berbagai kebutuhan pangan, perumahan dan pakaian, rendahnya tingkat pendapatan, pendidikan dan keterkucilan sosial karena disebabkan oleh keterbatasan kemampuan untuk berpartisipasi dalam kegiatan sosial masyarakat. Singkatnya, kemiskinan dapat dijelaskan sebagai suatu standar kehidupan yang rendah yaitu suatu tingkat kekurangan dalam materi pada sejumlah atau segolongan orang daripada standar kehidupan yang umum berlaku dalam masyarakat yang bersangkutan (Suparlan dalam Dewi, 2011).

Jika kemiskinan dihubungkan dengan tingkat kesejahteraan, kemiskinan dapat diartikan sebagai ketidakmampuan dalam memenuhi kesejahteraan atau dengan kata lain kekurangan akses terhadap sumber daya untuk memenuhi kebutuhan hidupnya. Dalam teori ekonomi, semakin banyak sumber daya (barang yang dikonsumsi) berarti semakin tinggi pula kesejahteraan seseorang.

Menurut Chambers (Makmun, 2003), kemiskinan merupakan fenomena yang kompleks atau multidimensi. Kemiskinan merupakan sebuah *integrated concept* yang memiliki lima dimensi, yaitu kemiskinan (*proper*), ketidakberdayaan (*powerless*), kerentanan menghadapi situasi darurat (*state of emergency*), ketergantungan (*dependence*), dan keterasingan (*isolation*) baik secara sosiologis maupun geografis.

Menurut Nasikun (Suryawati, 2005), kemiskinan terbagi menjadi empat bentuk, yaitu kemiskinan absolut, kemiskinan relatif, kemiskinan kultural dan kemiskinan struktural. Kemiskinan absolut terjadi apabila pendapatan berada dibawah garis kemiskinan. Sedangkan kemiskinan relatif merupakan kondisi miskin akibat pengaruh kebijakan pembangunan yang belum menjangkau seluruh masyarakat, sehingga menyebabkan ketimpangan pendapatan. Kemiskinan kultural mengacu pada persoalan sikap seseorang atau masyarakat yang disebabkan oleh faktor budaya, seperti tidak mau berusaha memperbaiki tingkat kehidupan, malas, pemboros, tidak kreatif meskipun ada bantuan dari pihak luar. Selain itu, kemiskinan struktural merupakan keadaan miskin yang terjadi karena rendahnya akses terhadap sumber daya yang terjadi dalam suatu sistem sosial budaya dan sosial politik yang tidak mendukung pembebasan kemiskinan, tetapi seringkali menyebabkan suburnya kemiskinan.

## **2.2 Penelitian Terdahulu**

Penelitian terdahulu digunakan oleh penulis sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini. Penelitian terdahulu ini berupa jurnal nasional maupun internasional yang berhubungan dengan tujuan penelitian. Bagian yang diacu dari penelitian terdahulu adalah metode dan hasil penelitian. Tinjauan mengenai penelitian terdahulu dilakukan sebagai upaya membedakan sebuah penelitian dengan penelitian sebelumnya, selain itu studi terdahulu juga bertujuan untuk mengetahui bangunan keilmuan yang sudah diletakkan oleh orang lain, sehingga penelitian yang akan dilakukan benar-benar baru dan belum diteliti oleh orang lain (Gumilar, 2011).

Penelitian terdahulu yang digunakan sebagai referensi bagi penulis, yang bertujuan untuk mempermudah dalam penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

a. Indeks Pembangunan Manusia

Konsep pembangunan manusia seutuhnya merupakan konsep yang menghendaki peningkatan kualitas hidup penduduk baik secara fisik, mental maupun secara spritual. Bahkan secara eksplisit disebutkan bahwa pembangunan yang dilakukan menitikberatkan pada pembangunan sumber daya manusia yang seiring dengan pertumbuhan ekonomi. Pembangunan sumber daya manusia secara fisik dan mental mengandung makna peningkatan kapasitas dasar penduduk yang kemudian akan memperbesar kesempatan untuk dapat berpartisipasi dalam proses pembangunan yang berkelanjutan (Saleh, 2010). Indeks Pembangunan Manusia merupakan pengukuran perbandingan dari harapan hidup, produk nasional bruto dan angka lama sekolah. IPM menjelaskan bagaimana penduduk dapat mengakses hasil pembangunan dalam memperoleh pendapatan, kesehatan, pendidikan dan sebagainya (Wini, 2010).

b. Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja

Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) adalah persentase penduduk yang bekerja terhadap jumlah seluruh penduduk usia kerja (15-64 tahun). Semakin rendah TPAK, maka akan memperbesar rasio ketergantungan penduduk. Jika rasio ketergantungan meningkat, maka hal itu akan memperbesar tingkat kemiskinan (Saleh, 2002). Secara parsial variabel pertumbuhan penduduk, konsumsi makanan, dan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) perempuan berpengaruh secara positif dan signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi. Tetapi, pengaruhnya tidak terjadi secara bersamaan/simultan (Winarti, 2020).

c. Tingkat Pengangguran Terbuka

Pengangguran terbuka terjadi karena tingkat pertumbuhan lapangan kerja yang relatif lambat dan tingkat pertumbuhan angkatan kerja yang cepat. Tingginya tingkat pengangguran merupakan salah satu cerminan kurang berhasilnya pembangunan dalam

suatu negara karena terjadi ketidakseimbangan antara jumlah angkatan kerja dengan jumlah lapangan kerja yang tersedia (Jundi, 2014). Variabel pengangguran menunjukkan hubungan yang positif dan berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan, menurutnya efek buruk dari pengangguran adalah mengurangi pendapatan masyarakat yang pada akhirnya mengurangi tingkat kemakmuran yang telah dicapai seseorang. Semakin turunnya kesejahteraan masyarakat karena menganggur tentunya akan meningkatkan peluang mereka terjebak dalam kemiskinan karena tidak memiliki pendapatan (Nugroho, 2015).

- d. Persentase rumah tangga yang mendapatkan sumber air minum layak  
Rumah tangga yang tidak memiliki akses terhadap fasilitas air bersih memiliki tingkat pendapatan yang lebih rendah sebesar 17,17 persen dibandingkan RT yang memiliki akses air bersih. Kemungkinan menjadi rumah tangga miskin juga lebih tinggi besar 1,29 persen pada rumah tangga yang tidak memiliki akses air bersih (Putra dan Nanang, 2017).
- e. Persentase penduduk yang bekerja di lapangan usaha pertanian  
Menurut Kuncoro dalam Wini (2010), penduduk negara tersebut miskin karena menggantungkan diri pada sektor pertanian yang subsistem, metode produksi yang tradisional, yang seringkali dibarengi dengan sikap apatis terhadap lingkungan. Metode yang tradisional, aksesibilitas yang rendah pada modal, serta teknologi yang kurang memadai menyebabkan rendahnya penghasilan yang diterima oleh penduduk yang bekerja di sektor pertanian (Munajat, 2009). Ketidakmampuan dalam pemenuhan kebutuhan akibat penghasilan yang rendah, menyebabkan terjadinya kemiskinan.
- f. Share PDRB lapangan usaha industri  
PDRB merupakan salah satu indikator pertumbuhan ekonomi suatu daerah dan nilai barang-barang dan jasa-jasa yang diproduksi di dalam negara tersebut dalam satu tahun tertentu. Pertumbuhan tersebut dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, diantaranya infrastruktur ekonomi. Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) adalah jumlah nilai tambah bruto yang dihasilkan seluruh unit usaha dalam wilayah tertentu, atau merupakan jumlah nilai barang dan jasa akhir yang dihasilkan oleh seluruh unit ekonomi. Sukirno (2004, h.34). Hal ini sejalan pula dengan sektor industri memberikan kontribusi terhadap terhadap perekonomian Sumatera Utara.
- g. Share PDRB lapangan usaha pertanian  
Hal serupa pun sejalan dengan kontribusi dari sektor pertanian terhadap perekonomian Sumatera Utara sebesar 26,83 persen yang merupakan kontribusi terbesar kedua setelah sektor industri.

h. Laju pertumbuhan ekonomi

Pertumbuhan ekonomi yang tinggi dan berkelanjutan merupakan kondisi utama atau suatu keharusan bagi kelangsungan pembangunan ekonomi dan peningkatan kesejahteraan. Menurunnya laju pertumbuhan ekonomi suatu daerah berdampak pada kualitas dan konsumsi rumah tangga. Menurut penelitian Siregar dan Wahyuniarti (2008) menunjukkan hasil yang negatif antara pertumbuhan ekonomi dan penurunan jumlah penduduk miskin.

i. PDRB per kapita ADHB

Pada prinsipnya, PDRB per kapita merupakan konsep dasar dari pendapatan per kapita yang diimplementasikan penjelasannya pada lingkup regional/daerah. Dalam hal ini digunakan PDRB per kapita Atas Dasar Harga Berlaku (ADHB) yang artinya PDRB per kapita dipengaruhi adanya inflasi. Pendapatan per kapita ADHB menggambarkan kemampuan rata-rata pendapatan masyarakat di suatu daerah. Apabila pendapatan per kapita ADHB meningkat, maka kemampuan rata-rata pendapatan masyarakat di suatu daerah akan semakin meningkat. Ini berarti kemampuan pendapatan dalam memenuhi kebutuhan pokok di daerah tersebut juga akan semakin meningkat. Jika kemampuan untuk memenuhi kebutuhan pokok meningkat, maka jumlah penduduk miskin di daerah tersebut akan berkurang (Wini, 2010). Sehingga, PDRB per kapita ADHB berpengaruh negatif terhadap jumlah penduduk miskin.

### **III. METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Sumber Data**

Data yang diperoleh merupakan data sekunder yang diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Utara, data yang diambil yaitu data mengenai kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara beserta indikator yang diduga berpengaruh terhadap kemiskinan periode tahun 2020-2023.

#### **3.2 Variabel Penelitian**

Variabel yang digunakan dibedakan menjadi dua jenis, yaitu variabel prediktor dan variabel respon. Dalam penelitian ini digunakan persentase penduduk miskin sebagai variabel respon. Sedangkan variabel prediktor yang digunakan adalah sebanyak sembilan variabel prediktor. Adapun variabel penelitian yang digunakan dapat dilihat melalui Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Notasi	Variabel	Satuan
Respon	$Y$	Persentase penduduk miskin	Persen
	$X_1$	Indeks Pembangunan Manusia (IPM)	Persen
	$X_2$	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK)	Persen
	$X_3$	Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)	Persen
Prediktor	$X_4$	Persentase rumah tangga yang mendapatkan sumber air minum layak	Persen
	$X_5$	Persentase penduduk yang bekerja di lapangan usaha pertanian	Persen
	$X_6$	Share PDRB lapangan usaha industri	Persen
	$X_7$	Share PDRB lapangan usaha pertanian	Persen
	$X_8$	Laju pertumbuhan ekonomi	Persen
	$X_9$	PDRB per kapita ADHB	Juta Rupiah

### 3.3 Metode Analisis

Penelitian yang akan dilakukan yaitu untuk memodelkan persentase penduduk miskin di Provinsi Sumatera Utara dengan periode tahun 2020-2023, maka dari itu metode yang tepat untuk memodelkan adalah metode regresi data panel.

#### 3.3.1 Regresi Data Panel

Model regresi ini berasal dari data panel, dimana data panel terdiri dari pengamatan pada unit *cross section* atau individu, yang sama selama beberapa periode waktu. Terdapat beberapa keuntungan dalam menggunakan data panel, pertama meningkatkan ukuran sampel sangat banyak, kedua dengan mempelajari kembali pengamatan *cross-section*, data panel lebih sesuai dalam mempelajari dinamika perubahan, ketiga data panel memungkinkan untuk mempelajari perilaku model yang lebih rumit (Gujarati & Porter,2004).

Persamaan model regresi dengan menggunakan data *cross section* dapat ditulis sebagai berikut.

$$y_i = \alpha + X_i\beta + \varepsilon_i \tag{3.1}$$

dengan  $i = 1, 2, \dots, n$  dimana  $n$  adalah banyaknya data *cross section*. Sedangkan persamaan model regresi dengan menggunakan data *time series* dapat ditulis sebagai berikut.

$$y_t = \alpha + X_t\beta + \varepsilon_t \tag{3.2}$$

dengan  $t = 1, 2, \dots, T$  dimana  $T$  adalah banyaknya data *time series*. Secara umum dari regresi data panel adalah

$$y_i = \alpha + X'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \tag{3.3}$$

dengan

$$i = 1, 2, \dots, n; \quad t = 1, 2, \dots, T$$

$y_{it}$  = Variabel respon individu ke- $i$  pada periode waktu ke- $t$

$\alpha$  = Koefisien Intersep

$X'_{it} = X_{1it}, X_{2it}, \dots, X_{Kit}$  merupakan variabel prediktor dari individu ke- $i$  pada periode waktu ke- $t$

$\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K)$  merupakan koefisien slope dengan  $K$  banyaknya variabel prediktor

$\varepsilon_{it}$  = Error regresi dari individu ke- $i$  pada periode waktu ke- $t$

Meskipun terdapat beberapa keuntungan dalam data panel, data panel juga menimbulkan beberapa masalah estimasi dan kesimpulan, hal tersebut dikarenakan melibatkan kedua *cross-section* dan *time-series* sehingga masalah tersebut perlu ditangani. Ada beberapa masalah lainnya, yaitu *cross-correlation* di masing-masing unit pada titik yang sama dalam waktu. Terdapat beberapa teknik estimasi untuk mengatasi masalah-masalah tersebut. Ada 2 model yang sering digunakan yaitu *fixed effects model* (FEM) dan *random effects model* (REM) atau *error components model* (ECM). Untuk menentukan metode antara *pooled least square* dan *fixed effect* dengan menggunakan uji F sedangkan uji Hausman digunakan untuk memilih antara *random effect* atau *fixed effect*. Selain itu, dalam teknik estimasi model regresi data panel, terdapat uji F, uji Chow Test dan uji Hausman. Adapun beberapa keuntungan dalam menggunakan data panel, sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2004).

1. Dapat mengontrol heterogenitas individual
2. Dengan kombinasi antara cross section dan time series dapat memberikan data yang lebih informatif dengan variabilitas yang lebih, kecilnya kolinearitas antar variabel
3. Mampu mempelajari perubahan secara dinamis
4. Mampu mengidentifikasi dan mengukur efek yang tidak terdeteksi pada data cross-section atau time-series
5. Dapat mengurangi atau bahkan menghilangkan bias yang dihasilkan dari penggabungan beberapa unit cross-section
6. Data panel makro memungkinkan untuk memiliki serangkain waktu yang lebih panjang. Sehingga dalam penelitian ini sangat sesuai dalam penggunaan regresi data panel untuk menyelesaikan permasalahan.

### **3.3.2 Estimasi Model Regresi Data Panel**

Untuk mengestimasi model regresi data panel terdapat beberapa kemungkinan yang akan muncul, maka dari itu bergantung dari asumsi intersep, slope, dan error sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2004).

1. Intersep dan koefisien slope adalah konstan sepanjang waktu dan individu
2. Koefisien slope konstan tetapi intersep berbeda antar individu

3. Koefisien slope konstan tetapi intersep berbeda antar individu dan waktu
4. Semua koefisien (baik intersep maupun koefisien slope) berbeda antar individu
5. Intersep dan koefisien slope berbeda antar individu dan waktu.

Terdapat tiga pendekatan yang sering digunakan dalam melakukan estimasi model regresi panel, diantaranya *Common Effect Model* (CEM), *Fixed Effect Model* (FEM) dan *Random Effect Model* (REM). Pada estimasi parameter CEM dan FEM keduanya menggunakan pendekatan *Ordinary Least Square* (OLS), hanya saja pada FEM intersepnya dinyatakan dengan variabel dummy atau *Least Square Dummy Variable* (LSDV), sedangkan Pada estimasi REM menggunakan pendekatan *Generalized Least Square* (GLS).

**a. Common Effect Model (CEM)**

CEM merupakan pendekatan untuk mengestimasi data panel yang paling sederhana. Pada pendekatan ini, seluruh data digabungkan tanpa memperhatikan individu dan waktu. Pada model CEM  $\alpha$  konstan atau sama di setiap individu maupun setiap waktu. Adapun persamaan regresi dalam CEM dapat ditulis sebagai berikut (Gujarati & Porter, 2004).

$$Y_{it} = \alpha + X_1\beta_1 + X_2\beta_2 + \dots + X_k\beta_k + \varepsilon_{it} \quad (3.4)$$

Pada metode ini digunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) untuk melakukan estimasi parameter. OLS atau metode kuadrat terkecil memiliki beberapa sifat statistik sangat menarik dimana telah membuat salah satu metode yang sering digunakan dalam teknik analisis regresi dengan meminimumkan kuadrat kesalahan *error* sehingga nilai regresinya akan mendekati nilai sesungguhnya.

**b. Fixed Effect Model (FEM)**

FEM merupakan metode estimasi regresi data panel dengan asumsi bahwa nilai intersep dari unit cross-section atau time series berbeda, namun dengan slope koefisien yang tetap. Teknik model *Fixed Effect* mengestimasi data panel dengan menggunakan variabel dummy untuk menangkap adanya perbedaan intersep, model ini juga mengasumsikan bahwa koefisien regresi (slope) tetap antar individu dan antar waktu. Metode estimasi parameter pada pendekatan *fixed effect* adalah *Least Square Dummy Variable* (LSDV), dimana LSDV merupakan suatu metode yang dipakai dalam pendugaan parameter regresi linear dengan menggunakan OLS pada model variabel dummy untuk intersep yang berbeda pada setiap individu dan waktu. Model FEM dapat dinyatakan sebagai berikut (Greene, 2003).

$$y_i = D_i\alpha_i + X_i\beta + \varepsilon_i \quad (3.5)$$

**c. Random Effect Model (REM)**

Pendekatan model fixed effect dan model *dummy* untuk data panel menimbulkan permasalahan hilangnya derajat bebas dari model. Selain itu, model dumi bisa menghalangi untuk mengetahui model aslinya. Oleh karena itu, estimasi perlu dilakukan dengan model

komponen error atau model efek acak. Secara umum persamaan model efek acak adalah sebagai berikut.

$$y_{it} = \alpha_i + X'_{it}\beta + \varepsilon_{it} \quad (3.6)$$

Metode estimasi untuk model REM adalah Generalized Least Square (GLS). Estimasi parameter dengan menggunakan metode GLS digunakan ketika asumsi-asumsi yang disyaratkan oleh metode OLS (homoskedastisitas dan non autokorelasi) tidak terpenuhi. Penggunaan OLS pada kondisi tersebut akan menghasilkan penduga parameter regresi yang tidak lagi efisien (Hsiao, 2003).

### 3.3.3 Pemilihan Model Regresi Data Panel

Untuk menentukan estimasi model regresi data panel yang sesuai, terdapat beberapa uji yang harus dilakukan. Adapun beberapa pengujian yang akan digunakan adalah sebagai berikut :

#### a. Uji Chow

Uji Chow merupakan pengujian untuk memilih antara CEM dan FEM dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_n = 0$  (Model yang sesuai adalah CEM)

$H_1 : \text{Minimal ada satu } \alpha_i \neq 0; i = 1, 2, \dots, n$  (Model yang sesuai FEM)

Statistik Uji:

$$F_{hitung} = \frac{\frac{(R^2_{LSDV} - R^2_{Pooled})}{(n-1)}}{\frac{(1 - R^2_{LSDV})}{(nT - n - K)}} \quad (3.7)$$

Daerah Penolakan: Tolak  $H_0$ , jika  $F_{hitung} > F_{\alpha; (n-1, nT-n-K)}$  (Greene, 2003)

#### b. Uji Hausman

Uji Hausman merupakan pengujian yang dilakukan untuk memilih model estiasi terbaik antara *Fixed Effect Model* atau *Random Effect Model*, dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : corr(X_{ij}, \varepsilon_{ij}) = 0$  (Model yang sesuai REM)

$H_1 : corr(X_{ij}, \varepsilon_{ij}) \neq 0$  (Model yang sesuai FEM)

Statistik Uji:

$$W = [b - \hat{\beta}]^T [Var[b] - Var[\hat{\beta}]]^{-1} [b - \hat{\beta}] \quad (3.8)$$

Dengan  $b$  adalah vektor estimasi parameter *Random Effect Model* dan  $\hat{\beta}$  adalah vektor estimasi parameter *Fixed Effect Model*. Untuk pengambilan keputusannya apabila  $W > X^2_{(K, \alpha)}$  maka  $H_0$  ditolak yang artinya model yang sesuai adalah model *Fixed Effect Model* (FEM) (Greene, 2003).

**c. Uji Lagrange Multiplier (LM)**

Uji *Lagrange Multiplier* merupakan pengujian yang dilakukan untuk menguji apakah terdapat heteroskedastisitas pada model *Fixed Effect Model*. Uji ini juga dapat digunakan untuk memilih model estimasi terbaik antara *Common Effect Model* dan *Random Effect Model* dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$$

$$H_1: \sigma_i^2 \neq \sigma^2$$

Statistik Uji:

$$LM = \frac{nT}{2(T-1)} \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (Te_i)^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T e_{it}^2} - 1 \right]^2 \tag{3.9}$$

Pengambilan keputusannya adalah apabila  $LM > X_{(n-1, \alpha)}^2$  maka  $H_0$  ditolak dimana memiliki arti model yang terbaik adalah *Random Effect Model (REM)* (Greene, 2003).

**3.3.4 Pengujian Parameter Model Regresi**

Pengujian parameter model regresi digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Pengujian parameter model regresi dilakukan dalam dua tahap yaitu uji serentak dan uji parsial.

**a. Uji Serentak**

Uji serentak adalah tes untuk menentukan apakah ada hubungan linier antara variabel respon dengan variabel prediktor, pengujian ini sering dianggap sebagai keseluruhan atau uji secara keseluruhan untuk kecukupan model. Dalam pengujian serentak penolakan hipotesis nol yaitu menyiratkan bahwa setidaknya ada salah satu variabel prediktor  $X_1, X_2, \dots, X_K$  yang memberikan kontribusi signifikan terhadap model. Uji serentak ini adalah generalisasi dari analisis varians yang digunakan dalam regresi linier berganda, berikut adalah tabel ANOVA dari uji serentak (Draper & Smith, 1992).

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, K$$

Statistik Uji:

$$F_{hitung} = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (y_{it} - \bar{y}_i)^2}{K}}{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T (y_{it} - \hat{y}_{it})^2}{(nT - K - 1)}} \tag{3.10}$$

Daerah Penolakan: Tolak  $H_0$ , jika  $F_{hitung} > F_{\alpha/2; (K, (nT - K - 1))}$ .

**b. Uji Parsial**

Setelah mengetahui setidaknya ada salah satu variabel prediktor yang signifikan dari pengujian serentak, maka perlu dilakukan pengujian setiap variabel prediktor secara individu.

Uji parsial adalah pengujian yang dilakukan satu per satu (uji individual) karena pengujian dilakukan pada  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ . Berikut adalah hipotesis uji parsial (Drapper & Smith, 1992).

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0; k = 1, 2, \dots, K$$

Statistik Uji:

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (3.10)$$

Daerah penolakan untuk uji parsial adalah tolak  $H_0$ , jika  $t_{hitung} > t_{(\alpha/2; nT-K-1)}$  atau nilai  $p - value < \alpha$ . Nilai  $K$  adalah banyaknya parameter dalam model *glejser*. Apabila keputusan tolak  $H_0$  maka diperoleh kesimpulan bahwa parameter yang diuji signifikan secara parsial terhadap model.

### 3.3.5 Regresi Stepwise

Regresi *stepwise* merupakan metode eliminasi langkah mundur mulai dengan regresi semua variabel prediktor, dan secara bertahap mengurangi banyaknya peubah di dalam persamaan sampai suatu keputusan dicapai untuk menggunakan persamaan yang diperoleh. Berikut merupakan langkah-langkah untuk melakukan regresi *stepwise* (Drapper & Smith, 1992).

## IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kemiskinan merupakan salah satu masalah sosial dalam jangka panjang yang dipengaruhi oleh beberapa faktor, untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara dilakukan analisis dengan regresi data panel. Terdapat beberapa langkah untuk melakukan pemodelan yaitu menentukan ketiga estimasi model regresi data panel, memilih model estimasi terbaik, menguji signifikansi parameter, dan menguji asumsi residual dari model yang telah terpilih.

### 4.1 Model Regresi Data Panel

Terdapat tiga model yang akan dilakukan untuk pemodelan regresi data panel pada kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara, yaitu *Commom Effect Model* (CEM), *Fixed Effect Model* (FEM), dan *Random Effect Model* (REM).

#### 4.1.1 Common Effect Model (CEM)

Berdasarkan tabel 4.1 dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh terhadap kemiskinan adalah IPM, *share* PDRB lapangan usaha industri, *share* PDRB lapangan usaha pertanian, dan PDRB per kapita.

**Tabel 4.1** Model *Common Effect Model* (CEM)

Variabel	Koefisien	Std. Error	$t_{hitung}$	$P$ – Value
C	89,1450	6,7607	13,1858	0,0000
X1	-0,9838	0,0917	-10,7254	0,0000
X2	-0,0629	0,0418	-1,5057	0,1347
X3	-0,0477	0,1427	-0,3342	0,7388
X4	0,0275	0,0238	1,1538	0,2508
X5	0,0007	0,0026	0,0028	0,9978
X6	-0,1459	0,0278	-5,2419	0,0000
X7	-0,0881	0,0230	-3,8214	0,0002
X8	-0,1267	0,1285	0,9857	0,3262
X9	0,0263	0,0127	-2,0770	0,0399

**4.1.2** *Fixed Effect Model* (FEM)

**Tabel 4.2** Model *Fixed Effect Model* (FEM)

Variabel	Koefisien	Std. Error	$t_{hitung}$	$P$ – Value
C	60.18301	5.200048	11.57355	0.0000
X1	0.014987	0.004407	3.400472	0.0009
X2	-0.702144	0.073437	-9.561132	0.0000
X3	-0.018825	0.083986	-0.224141	0.8230
X4	0.013248	0.011312	1.171117	0.2438
X5	-0.026881	0.043452	-0.618631	0.5373
X6	0.033786	0.019411	1.740533	0.0843
X7	-0.009579	0.007691	-1.245482	0.2153
X8	0.071326	0.043296	1.647405	0.1020
X9	0.000281	0.000427	0.659643	0.5107

Berdasarkan tabel di atas dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh terhadap kemiskinan adalah IPM dan laju pertumbuhan ekonomi.

**4.1.3** *Random Effect Model* (REM)

**Tabel 4.3** Model *Random Effect Model* (REM)

Variabel	Koefisien	Std. Error	$t_{hitung}$	$P$ – Value
C	76,5708	5,2041	14,7136	0,0000
X1	-0,8885	0,0698	-12,7291	0,0000
X2	-0,0039	0,0080	-0,4889	0,6249
X3	0,0564	0,0504	1,1183	0,2634
X4	0,0005	0,0063	0,0832	0,9337
X5	0,0004	0,0004	1,0178	0,3088
X6	-0,1028	0,0411	-2,4994	0,0124
X7	-0,0485	0,0266	-1,8254	0,0679
X8	0,1247	0,0276	4,5134	0,0003
X9	0,0006	0,0017	0,3348	0,7377

Berdasarkan tabel di atas dapat diketahui bahwa variabel yang berpengaruh terhadap kemiskinan adalah IPM, *share* PDRB lapangan usaha industri, *share* PDRB lapangan usaha pertanian, laju pertumbuhan ekonomi, dan PDRB per kapita.

**4.2 Pemilihan Model Terbaik**

Setelah mengestimasi model CEM, FEM, dan REM maka tahapan yang dilakukan yaitu memilih model terbaik dari ke-3 model tersebut dengan beberapa pengujian seperti dibawah ini.

**4.2.1 Uji Chow**

**Tabel 4.4** Uji Chow

Effects Test	Statistic	d.f.	P – Value
Cross-section F	207,15	32	0,0000
Cross-section Chi-square	558,97	32	0,0000

Pada hasil uji Chow yang telah diperoleh pada Tabel 4.4 terbukti bahwa  $F_{hitung} > F_{tabel}$  atau nilai  $P - Value = 0,0000$  kurang dari  $alpha = 0,05$  sehingga tolak  $H_0$ , ini berarti model terbaik yang dipilih adalah *fixed effect model*.

**4.2.2 Uji Hausman**

**Tabel 4.5** Uji Hausman

Test Summary	Chi-Sq. Statistic	d.f.	P – Value
Cross-section random	9,0274	9	0,4347

Pada hasil uji Hausman yang telah diperoleh pada Tabel 4.5 terbukti bahwa  $F_{hitung} > F_{tabel}$  atau nilai  $P - Value = 0,8142$  lebih besar dari  $alpha = 0,05$  sehingga gagal tolak  $H_0$ , ini berarti model terbaik yang dipilih adalah *random effect model*.

**4.3 Model Terpilih dengan Regresi Stepwise**

Setelah terpilih estimasi model regresi data panel dengan menggunakan REM, dilakukan uji regresi *stepwise*. Hal ini dilakukan untuk mengatasi adanya kasus multikolinearitas maka dilakukan pemilihan model terbaik dengan menggunakan metode regresi *stepwise*, dimana nantinya variabel yang terpilih adalah hanya variabel yang signifikan mempengaruhi kemiskinan yang digunakan pada analisis regresi data panel, didapatkan hasil sebagai berikut.

**Tabel 4.6** Regresi Stepwise

Variabel	Koefisien	Std. Error	$t_{hitung}$	P – Value
C	59,7133	3,6676	16,2813	0,0000
X1	-0,6691	0,0502	-13,3397	0,0000
X6	-0,0892	0,0412	-2,1620	0,0306
X7	-0,0121	0,0255	-0,4741	0,6354
X9	0,0002	0,0018	0,1356	0,8921

Berdasarkan langkah regresi *stepwise* pada Bab 3 didapatkan hasil pada Tabel 4.6 bahwa model yang signifikan terhadap persentase penduduk miskin menggunakan regresi *Stepwise* dengan model REM adalah IPM dan *share* PDRB lapangan usaha industri, dengan nilai  $R^2$  sebesar 0,6080 atau model mampu menjelaskan variasi persentase penduduk miskin sebesar 60,80%, dimana untuk pemodelan regresi yang terbaik yaitu:

$$Kemiskinan = 59,7133 - 0,6691 IPM - 0,0892 \text{ share PDRB lapangan usaha industri}$$

Sedangkan, sisanya sebesar 39,20 % ( $1 - 0,6080$ ) dijelaskan oleh variabel lain di luar variabel independen dalam penelitian ini. Hal ini terkait faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan sangat beragam dari berbagai aspek atau multidimensi. Menurut Chin (1998), nilai *R-Square* dikategorikan moderat jika lebih dari 0,33 tetapi lebih rendah dari 0,67

#### 4.4 Uji Signifikasi Parameter

##### 4.4.1 Uji Serentak

**Tabel 4.7** Uji Serentak

$F_{hitung}$	$P - Value$
55,97685	0,00000

Berdasarkan Tabel 4.7 diperoleh nilai  $P - Value = 0,0000$  kurang dari  $alpha = 0,05$  sehingga menolak  $H_0$ . Artinya, semua variabel berpengaruh secara serentak terhadap variabel terikat kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara.

##### 4.4.2 Uji Parsial

**Tabel 4.8** Uji Parsial

Variabel	$t_{hitung}$	$P - Value$
X1	-11,77190	0,0000
X6	-3,000405	0,0032
X7	-1,635267	0,1045
X9	3,321055	0,0012

Berdasarkan Tabel 4.8 diperoleh nilai  $P - Value = 0,0000$  untuk setiap variabel predictor kurang dari  $alpha = 0,05$  sehingga menolak  $H_0$ . Artinya, variabel bebas yaitu IPM, *share* PDRB lapangan usaha industri pengolahan, dan PDRB per kapita ADHB berpengaruh signifikan terhadap variabel terikat kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara.

#### 4.5 Interpretasi Model

Pada hasil uji Hausman diperoleh model terbaik yaitu *Random Effect Model* (REM).  $\beta_1 = -0,6691$ , hal ini menunjukkan adanya hubungan negatif antara IPM ( $X_1$ ) dan persentase penduduk miskin ( $Y$ ). Apabila angka IPM naik sebesar 1 poin maka persentase penduduk miskin akan turun sebesar 0,6691 % dengan asumsi variabel prediktor yang lain tidak mengalami perubahan (tetap). Hasil ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Fadila

dan Marwan (2020), Sussy Susanti (2013), dan penelitian yang dilakukan oleh Tuah (2023) yang menunjukkan bahwa Indeks Pembangunan Manusia (IPM) berpengaruh negatif dan signifikan terhadap kemiskinan di lokus yang diteliti. Artinya, semakin tingginya nilai IPM cenderung diikuti dengan penurunan kemiskinan. Sedangkan berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Ramdhani, et al (2022) menunjukkan bahwa IPM berdampak secara positif dan signifikan terhadap kemiskinan, yang artinya jika IPM meningkat maka kemiskinan juga akan meningkat.

$\beta_6 = -0,0892$ , hal ini mengindikasikan adanya hubungan negatif antara *share* PDRB lapangan usaha industri ( $X_6$ ) dan persentase penduduk miskin ( $Y$ ). Artinya, *share* PDRB lapangan usaha industri naik sebesar 1% maka persentase penduduk miskin akan turun sebesar 0,0892 % dengan asumsi variabel prediktor yang lain tidak mengalami perubahan (tetap). Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Setyawan et al (2012) yang menunjukkan bahwa industri manufaktur memiliki pengaruh negatif pada PDRB terhadap kemiskinan di Jawa Tengah. Penelitian dari Pratama & Projo (2024) menunjukkan bahwa industri manufaktur berpengaruh signifikan negatif terhadap tingkat kemiskinan di Kawasan Timur Indonesia. Selain itu, juga dilakukan penelitian oleh Primadi (2019) yang menunjukkan bahwa pertumbuhan industri memiliki dampak negatif signifikan terhadap kemiskinan di Jawa Timur.

## **V. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI**

### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan analisis yang dilakukan, kesimpulan yang didapatkan adalah sebagai berikut:

1. Berdasarkan pemodelan regresi data panel pada tingkat kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara, didapatkan model terbaik yakni *Random Effect Model* (REM) dengan menggunakan metode regresi *Stepwise*.
2. Variabel yang signifikan memengaruhi tingkat kemiskinan adalah IPM dan *share* PDRB lapangan usaha industri dengan nilai  $R^2$  sebesar 0,6080, artinya model mampu menjelaskan variasi sebesar 60,80 persen.
3. Meningkatnya IPM dan *share* PDRB lapangan usaha industri dapat memengaruhi tingkat kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara. Variabel IPM dan *share* PDRB lapangan usaha industri memiliki pengaruh negatif dan signifikan terhadap kemiskinan.
4. Bila angka IPM naik sebesar 1 poin, maka persentase penduduk miskin akan mengalami penurunan sebesar 0,67 persen, artinya dengan adanya kondisi membaik dari IPM maka dapat diprediksi akan memberikan pengaruh pada menurunnya tingkat kemiskinan.

5. Bila *share* PDRB lapangan usaha industri naik sebesar 1 persen, maka persentase penduduk miskin akan mengalami penurunan sebesar 0,0892 persen, artinya dengan adanya kondisi membaik dari *share* PDRB lapangan usaha industri maka dapat diprediksi akan memberikan pengaruh pada menurunnya tingkat kemiskinan.

## **5.2 Rekomendasi**

Berdasarkan kesimpulan diperoleh implikasi kebijakan bahwa pemerintah dapat mengentaskan kemiskinan melalui program peningkatan faktor sosial ekonomi, khususnya pada variabel IPM dan *share* PDRB lapangan usaha industri pengolahan. Upaya konsisten dari pemangku kebijakan dapat berupa:

1. Mendorong peningkatan IPM yang mencakup dimensi kesehatan, dimensi pengetahuan/pendidikan serta dimensi standar hidup layak. Dalam hal ini pemerintah perlu memberi edukasi akan pentingnya menjaga kesehatan, menyediakan tenaga kesehatan, sarana dan prasarana fasilitas kesehatan yang mudah diakses, serta adanya regulasi program jaminan kesehatan bagi masyarakat, sehingga penduduk dapat merasakan layanan kesehatan yang optimal. Dalam dimensi pendidikan, pemerintah dapat meningkatkan kualitas pendidikan baik dari sisi tenaga pengajar, sarana dan prasarana pendidikan, materi pengajaran serta pengembangan kompetensi baik bagi para tenaga pengajar dan juga bagi penimba ilmu, sehingga para lulusan memiliki *skill* terapan yang dapat langsung diimplementasikan bagi partisipasi dalam pembangunan. Semenjak masa pandemi COVID-19 sudah berakhir, pemerintah berupaya untuk menggerakkan konsumsi masyarakat agar terjadi perputaran perekonomian ke arah yang lebih baik.
2. Sumatera Utara disebut sebagai daerah penghasil kelapa sawit terbesar di Indonesia. Diperlukan sistem kebijakan dalam pengaturan peningkatan produktivitas kelapa sawit baik dari sisi teknis tata cara perkebunan, kesejahteraan pekerja sawit serta menjaga stabilitas harga kelapa sawit. Selain itu juga diperlukan infrastruktur sarana dan prasarana pendukung jalur transportasi yang memadai agar dalam tahap pendistribusian perkebunan dan hasil olahan dapat berjalan lancar. Dari segi teknis pengolahan industri terutama makanan, penting adanya penyuluhan tata cara menciptakan berbagai macam hilirisasi hasil pengolahan kelapa sawit, tidak menutup kemungkinan adanya program bantuan pemerintah dalam bentuk menciptakan berbagai macam hilirisasi hasil pengolahan. Perlunya dilakukan evaluasi atas *output* dan *outcome* pembangunan sehingga dapat diketahui variabel yang dapat menjadi prioritas dan tepat untuk dioptimalkan. Strategi kebijakan yang akan diambil terkait kemiskinan bukanlah sekedar pada angkanya saja, tetapi lebih pada memaknai angka tersebut sebagai realita

dan menemukan kebijakan yang berpijak pada realita yang ada (Hasbullah, 2013). Upaya yang dilakukan sebaiknya bukan hanya sekedar mengejar penurunan kemiskinan, namun diharapkan benar-benar telah menyentuh “kualitas” kehidupan penduduk miskin. Karena sejatinya upaya pengentasan kemiskinan merupakan suatu perjalanan yang tidaklah sebentar. Maka hendaknya yang menjadi tujuan bukan saja berkurangnya kuantitas penduduk miskin tetapi juga meningkatnya kualitas kehidupan penduduk miskin.

3.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- Aristina, Ita. Budhi, Made Kembar Sri. Wirathi, I G.A.P. Darsana, Ida Bagus. 2020. Pengaruh Tingkat Pendidikan, Pengangguran, dan Pertumbuhan Ekonomi terhadap Kemiskinan di Provinsi Bali. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan*. Volume 6, No.5. Hal: 677-704
- Badan Pusat Statistik. (2021). *Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten/Kota Tahun 2020*. Jakarta: BPS.
- Drapper, N. R., & Smith, H. (1992). *Applied Regression Analysis*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Fadila, R., & Marwan, M. (2020). Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dan Pertumbuhan Ekonomi terhadap Tingkat Kemiskinan di Provinsi Sumatera Barat periode tahun 2013-2018. *Jurnal Ecogen*, 3(1), 120-133.
- Greene, W. H. (2003). *Econometric Analysis*. New Jersey: Pearson Education, Inc.
- Hasbullah, J. (2013). *Tangguh dengan statistik: akurat dalam membaca realita dunia*. Nuansa Cendekia.
- Hsiao, C., (2003). *Analysis of Panel Data (2nd ed.)*. New York: Cambridge University Press.
- Makmun. (2003). Gambaran Kemiskinan dan Action Plan Penanganannya, *Jurnal "Kajian Ekonomi dan Keuangan"*, volume 7 no.2, edisi Juli.
- Nugroho, Priyo Adi. 2015. Pengaruh PDRB, Tingkat Pendidikan, dan Pengangguran Terhadap Kemiskinan Di Kota Yogyakarta Tahun 1999- 2013. Skripsi. Fakultas Ekonomi Universitas Negeri Yogyakarta.
- Putra, H.S dan Nanang Rianto. 2020. Pengaruh Akses Air Bersih Terhadap Kemiskinan Di Indonesia: Pengujian Data Rumah Tangga. *Jurnal Sosial Ekonomi Pekerjaan Umum*, Vol.9, No.1
- Ramdhani, N., Anggraeni, Y., & Desmawan, D. (2022). Analisis Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Terhadap Kemiskinan di Provinsi DKI Jakarta. *Jurnal Ekonomi, Bisnis Dan Manajemen*, 1(2), 136-144.
- Siregar, H., dan Wahyuniarti, D. (2008). Dampak Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Penurunan Jumlah Penduduk Miskin.
- Sita, E. D. A. A. (2014). Pendekatan Multivariate Adaptive Regression SPLINES (MARS) pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012. Thesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Sofilda, Eleonora et al., “Human Development and Poverty in Papua Province (An Analysis of Simultaneous Approach on Panel Data Regression)”, *OIDA International Journal of Sustainable Development* 06:06 (2013): 51-62. Diakses 6 April 2021. <http://www.oidaijsd.com>.
- Pratama, J. I. E., & Projo, N. W. K. (2024). Analisis Industri Manufaktur, Investasi, Dan Pengangguran Terhadap Kemiskinan Di Kawasan Timur Indonesia. *Jurnal Of Development Economic And Digitalization*, 3(1), 17–30.
- Setyawan, A., Indiastuti, R., & S. Joesron, T. (2012). *ANALISIS PENGARUH SEKTOR PERTANIAN DAN SEKTOR INDUSTRI PENGOLAHAN TERHADAP KEMISKINAN DI JAWA TENGAH*. 1–14.

- Todaro, Michael.P dan Smith, Stephen C. (2006). Pembangunan Ekonomi, Edisi Kesembilan. Jakarta: Erlangga.
- Tuah, S. N. (2023). Analisis pengaruh ketimpangan pembangunan, pertumbuhan ekonomi dan ipm terhadap kemiskinan di regional kalimantan. *Jurnal Ekonomi Integra*, 13(1), 182-193.
- Yunus, Muhammad dan Jolis, Alan. (2007). Bank Kaum Miskin: Kisah Yunus dan Grameen Bank Memerangi Kemiskinan. Terjemahan: Irfan Nasution, Pengantar: Robert MZ. Lawang. Depok: Marjin Kiri.
- Wini, H. (2010). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Penduduk Miskin di Wilayah Pemekaran Tingkat Kabupaten. Skripsi, Universitas Atma Jaya, Yogyakarta.
- Wirawan, I Made Tony. Arka, Sudarsana. 2015. Analisis Pengaruh Pendidikan, Pdrb Per Kapita Dan Tingkat Pengangguran Terhadap Jumlah Penduduk Miskin Provinsi Bali. *Jurnal Ekonomi Kuantitatif Terapan Universitas Udayana*. Vol.4, No.5.

# **PENGUNAAN METODE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS DALAM MERAMALKAN HASIL PRODUKSI IKAN CAKALANG DI PROVINSI SULAWESI TENGGARA**

## *USE OF THE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS METHOD IN FORECASTING THE RESULTS OF CAKALANG FISH PRODUCTION IN SOUTHEAST SULAWESI PROVINCE*

Intan Faradila Sucahyo  
Universitas Halu Oleo, *E-mail*: intanfrdlschy27@gmail.com

### **ABSTRAK**

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil peramalan produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dengan Metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA) dan mengetahui akurasi hasil peramalan produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dengan metode SSA. Penelitian ini menggunakan data bulanan hasil produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dari bulan Januari 2019 sampai bulan Desember 2022 yang bersumber dari Dinas Kelautan dan perikanan Sulawesi Tenggara. Selanjutnya dilakukan peramalan untuk memprediksi hasil produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara pada tahun 2023. Model SSA terbaik pada penelitian ini dengan nilai  $L=10$  serta nilai MAPE sebesar 12,73 %. Hal ini menunjukkan bahwa metode SSA dapat meramalkan produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dengan akurat dan masuk dalam kategori baik.

**Kata Kunci** : *Singular Spectrum Analysis, Trend, Seasonality, Noise, Ikan Cakalang*

### **ABSTRACT**

The aim of this research is to determine the results of forecasting skipjack tuna production in Southeast Sulawesi Province using the singular spectrum analysis (SSA) method and to determine the accuracy of forecasting results for skipjack tuna production in Southeast Sulawesi Province using the SSA method. This research uses data month on the production of skipjack fish in Southeast Sulawesi Province. from January 2019 to December 2022 sourced from the Southeast Sulawesi Maritime Affairs and Fisheries Service. Next, forecasting is carried out to predict the production results of skipjack in Southeast Sulawesi Province in 2023. The SSA model is the best in this study with a of  $L=10$  and a MAPE value of 12.73%. This shows that the SSA method can predict skipjack tuna production in Southeast Sulawesi Province accurately and is in the good category.

*Keywords* : *Singular Spectrum Analysis, Trend, Seasonality, Noise, Skipjack Fish*

## I. PENDAHULUAN

Sulawesi Tenggara merupakan provinsi yang terletak di Pulau Sulawesi dan merupakan salah satu provinsi penghasil produksi ikan tangkap terbesar di Indonesia. Produksi perikanan tangkap di Sulawesi Tenggara dari Tahun 2014 sampai dengan tahun 2018 terus meningkat. Peningkatan tersebut sangat signifikan, terutama jumlah produksi Tahun 2018. Pemasok utama produksi perikanan tangkap di Sulawesi Tenggara adalah Kota Kendari, Bombana, Kabupaten Buton, Kolaka Utara dan Wakatobi. Terdapat Kabupaten/ Kota pemasok utama ini melebihi 75 % produksi ikan tangkap di Sulawesi Tenggara. Jenis komoditas perikanan yang berkontribusi pada data produksi perikanan tangkap tersebut adalah ikan cakalang, ikan tuna, ikan tongkol dan jenis lainnya seperti ikan lemuru, kakap merah dan kerapu. Provinsi Sulawesi Tenggara merupakan provinsi yang menghasilkan produksi ikan tangkap terbesar di Indonesia khususnya ikan cakalang.

Dinas Kelautan dan Perikanan Provinsi Sulawesi Tenggara memiliki data yang dapat digunakan untuk memprediksi jumlah produksi ikan cakalang Provinsi Sulawesi Tenggara yang nantinya dapat mengambil kebijakan yang tepat kedepannya, tetapi sebelum sampai ketahap itu, diperlukan penelitian dan analisis hasil prediksi agar tercapainya hasil prediksi dengan akurasi yang tepat. Peramalan hasil tangkap ikan sangat penting dilakukan mengingat data hasil tangkap ikan yang ada saat ini umumnya hanya didesiminasikan dalam bentuk laporan tahunan yang bersifat deskriptif. Untuk menjaga keberlanjutan pasokan dan keberlanjutan industri perikanan, khususnya ikan cakalang yang merupakan salah satu komoditas unggulan, diperlukan peramalan yang lebih spesifik dan akurat. Ikan cakalang memiliki nilai ekonomis yang tinggi dan menjadi andalan bagi industri pengalengan serta ekspor, sehingga keberlanjutan ketersediaan ikan ini menjadi fokus utama bagi pemangku kepentingan. Oleh karena itu, peramalan sangat diperlukan untuk memastikan stabilitas pasokan, membantu dalam perencanaan kegiatan penangkapan dan pengelolaan sumber daya agar tetap berkelanjutan serta untuk menghindari overfishing yang dapat berdampak negatif terhadap populasi ikan cakalang.

. Peramalan adalah kegiatan memperkirakan apa yang akan terjadi masa yang akan datang. Sedangkan ramalan adalah sesuatu situasi atau kondisi yang diperkirakan akan terjadi pada masa yang akan datang, ramalan tersebut dapat didasarkan atas bermacam-macam cara yang dikenal dengan metode peramalan. Metode peramalan adalah cara memperkirakan secara kuantitatif apa yang akan terjadi pada masa depan, berdasarkan data yang relevan pada masa lalu. (Robial, 2018)

Salah satu metode peramalan yang dapat digunakan adalah metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA). Metode SSA merupakan metode yang fleksibel karena menggunakan pendekatan non-parametrik. Artinya, dalam pengaplikasiannya, metode ini tidak membutuhkan spesifikasi model dari data deret waktu, serta asumsi-asumsi *parametric*, sehingga diharapkan

metode SSA dapat memberikan hasil peramalan yang akurat. Karakteristik pada SSA yang tidak ada di metode lain yaitu metode SSA mendekomposisi data deret waktu asli menjadi suatu penjumlahan dari sejumlah kecil komponen independen seperti komponen *trend*, musiman, dan *noise*. (Wicaksono., *et al*, 2019).

Beberapa hasil penelitian menunjukkan bahwa Model SSA memiliki beberapa keuntungan dibandingkan model *time series* yang lain. Keunggulan dari model SSA terlihat lebih fleksibel dan mampu memodelkan musiman dengan waktu multi periode dan musiman yang kompleks. Akurasi peramalan sebuah metode dikatakan baik apabila memiliki nilai MAPE kurang dari 20% (Siregar., *et al*, 2017).

Pada Penelitian sebelumnya dengan menggunakan Metode *Singular Spectrum Analysis* pernah dilakukan (Jesi, 2020) dalam meramalkan curah hujan di Provinsi Sulawesi Tenggara dengan  $L=7$  dan diperoleh MAPE sebesar 33%. Selanjutnya, penelitian dilakukan (Ega., *et al*, 2024) dalam meramalkan produksi padi di Provinsi Sulawesi Tenggara dimana peneliti tersebut menggunakan  $L=24$  dan membandingkan metode SSA dan metode ARIMA yang dimana SSA memperoleh MAPE sebesar 23,68 % sementara metode ARIMA memperoleh MAPE sebesar 48,16 % sehingga membuktikan bahwa metode SSA lebih baik dari metode ARIMA.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### Peramalan

Peramalan merupakan suatu kegiatan untuk memperkirakan sesuatu di masa depan berdasarkan data historis. Metode-metode peramalan yang biasanya digunakan seperti metode rata-rata bergerak, metode deterministik, metode dekomposisi, metode pemulusan eksponensial dan metode ARIMA Box-Jenkins. Metode-metode tersebut dapat digunakan jika mengikuti pola data runtun waktu tertentu dan harus memenuhi asumsi-asumsi tertentu seperti stasioneritas data atau kenormalan residual. Oleh karena itu terdapat beberapa metode yang dikembangkan untuk pola runtun waktu apapun dan atau tanpa memenuhi asumsi-asumsi tertentu salah satunya adalah metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA).

### Analisis *Time Series*

Metode *time series* diperkenalkan pertama kali pada tahun 1970 oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins melalui bukunya yang berjudul *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Data deret waktu merupakan serangkaian data berdasarkan interval waktu yang tepat (Wei, 2006). Metode *time series* berupaya untuk meramalkan kondisi yang akan datang dengan menggunakan data historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan. Dengan demikian tujuan analisis deret waktu adalah untuk memperoleh pola data deret waktu

dengan menggunakan pengamatan sebelumnya untuk memprediksi suatu nilai pada masa yang akan datang.

### **Metode Singular Spectrum Analysis (SSA)**

*Singular Spectrum Analysis (SSA)* adalah teknik baru dari analisis deret waktu non-parametrik yang digunakan untuk peramalan. SSA juga merupakan metode yang menguraikan serial aslinya menjadi jumlah dari sejumlah kecil komponen ditafsirkan seperti *trend*, *seasonality* dan *noise*. *Trend* sendiri merupakan komponen data yang menunjukkan peningkatan atau penurunan dalam jangka panjang selama periode waktu yang akan diamati, sementara *seasonality* merupakan komponen data yang dimana fluktuasi data yang berulang setiap beberapa periode tertentu, lalu *noise* sendiri adalah komponen data yang tidak masuk kedalam komponen *trend* dan *seasonality*. Pengelompokan komponen-komponen yang ada dalam deret waktu, akan mendukung hasil peramalan yang baik. SSA terdiri dari dua tahap yang saling melengkapi, yaitu tahap dekomposisi dan tahap rekonstruksi. Pada tahap dekomposisi, dua langkah utama yang harus dilakukan untuk memperoleh *eigen triple* (komponen yang didapatkan dari nilai *singular value*, *eigenvector* dan *principal component*) yaitu *embedding* dan *singular value decomposition*. Pada tahap rekonstruksi, dua langkah yang harus dilakukan untuk memperoleh deret yang direkonstruksi, yaitu pengelompokan dan *diagonal averaging*. (Gumgum, *et al.*, 2015).

### **Algoritma Peramalan Singular Spectrum Analysis (SSA)**

Algoritma dasar *Singular Spectrum Analysis* terdiri dari dua buah tahap yaitu dekomposisi dan rekonstruksi (Darmawan, *et al.*, 2015). Dekomposisi adalah proses penguraian bentuk menjadi elemen-elemen yang lebih kecil atau sederhana sehingga memudahkan peneliti untuk menganalisis dan menginterpretasi. Dekomposisi terbagi menjadi 2 proses yaitu proses *Embedding* dan proses *Singular Value Decomposition (SVD)*.

*Embedding* diartikan sebagai tahap mengubah data deret waktu awal menjadi matriks lintasan (*Trajectory Matrix*), yakni mentransformasi data yang berdimensi satu (vektor) menjadi data multidimensional (matriks). (Asrof, A *et al.*, 2017)

Misalkan terdapat data deret waktu dengan panjang  $N$ , tanpa data hilang dinyatakan dengan  $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ , data ditransformasi ke dalam bentuk matriks berukuran  $L \times K$ . Dengan

$L$  merupakan *window length* dengan  $2 < L < \frac{N}{2}$ . Belum ada metode khusus untuk menentukan nilai  $L$  secara pasti, sehingga untuk menentukan nilai  $L$  dilakukan dengan proses coba-coba (*trial and error*) dan  $K = n - L + 1$ . Dalam bentuk matriks dapat ditulis sebagai berikut (Khaeri., *et al.*, 2017) :

$$X_{LK} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_K \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_{K+1} \\ x_3 & x_4 & x_5 & \cdots & x_{K+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & x_{L+2} & \cdots & x_{LK} \end{bmatrix}$$

Matriks  $X$  disebut juga matriks Hankel yang semua elemen anti diagonalnya bernilai sama. Jadi pada tahap ini *output* yang diperoleh adalah matriks Hankel yang berukuran  $L \times K$ .

Langkah kedua dalam dekomposisi adalah membuat *Singular Value Decomposition* (SDV) dari matriks lintasan. SDV bertujuan untuk memisahkan komponen dalam dekomposisi dari data runtun waktu. SVD dimulai dengan menentukan *eigenvalue*  $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L)$  dari matriks simetris  $S = XX^T$  dimana  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L > 0$ , serta *eigenvector*  $(u_1, u_2, \dots, u_L)$ . Dari matriks  $S$  tersebut. Dari perkalian matriks  $XX^T$  menghasilkan matriks simetris  $S$  berukuran  $L \times L$ . Selanjutnya perhitungan *eigenvalue* dan *eigenvectors* pada matriks  $S$  dapat dilakukan dengan persamaan :

$$\det(S - \lambda I) = 0$$

$$(S - \lambda I)\bar{X} = 0$$

Selanjutnya akan diperoleh *eigenvalue*  $\lambda_i$  untuk  $i = 1, 2, \dots, L$  dan  $U_i = (u_1, u_2, \dots, u_L)$  adalah *eigenvectors* dari *eigenvalue* yang bersesuaian. Lalu dihitung *Singular Valued* dari matriks dimana matriks diagonal dengan diagonal utama berisi akar positif dari *eigenvalue*  $(\sqrt{\lambda_i})$  dengan urutan menurun  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L > 0$ .

Maka 
$$\sqrt{\lambda_i} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & \cdots & 0_L \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0_L & \cdots & \sqrt{\lambda_L} \end{bmatrix}$$

Selanjutnya menghitung nilai *principal component* menggunakan persamaan berikut:

$$V_i = \frac{X^T U_i}{\sqrt{\lambda_i}}$$

SVD dari matriks lintasan dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 X &= X_1 + X_2 + \dots + X_d \\
 X &= \sqrt{\lambda_1} U_1 V_1^T + \sqrt{\lambda_2} U_2 V_2^T + \dots + \sqrt{\lambda_d} U_d V_d^T \\
 X &= \sum_{i=1}^d \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T
 \end{aligned}$$

Pada rekonstruksi terdapat dua tahap yaitu *Grouping* dan *Diagonal Averaging*. Parameter yang memiliki peran penting dalam rekonstruksi adalah *grouping effect* ( $r$ ). *Grouping* merupakan tahap pengelompokan *eigentriple* berdasarkan karakteristik tertentu yang dimiliki oleh setiap komponen. Pada langkah ini, matriks lintasan berukuran  $L \times K$  diuraikan menjadi beberapa kelompok yaitu pola *trend*, *seasonal*, dan *noise*. *Grouping*. Tahapan untuk memilih set  $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$  disebut *eigentriple grouping* yang dilakukan dengan *trial and error*. Penentuan anggota grup adalah dengan diagram pencar dari  $X_i$ , dengan dibentuk suatu grup jika diagram pencar dari  $X_i$  memiliki bentuk yang sama artinya komponen-komponen tersebut memiliki karakteristik yang hampir sama. (Golyandina, et.al., 2015).

Selanjutnya diagonal averaging Pada tahap ini akan dilakukan transformasi dari hasil pengelompokan matriks  $X_{I_i}$  ke dalam seri baru dengan panjang  $N$ . Tujuan dari tahap ini adalah mendapatkan *singular value* dari komponen-komponen yang telah dipisahkan, kemudian akan digunakan dalam peramalan. Hasil pada tahap ini merupakan matriks  $F$  sebagai berikut (Darmawan, et.al., 2015).

$$X_{LK} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_K \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_L & f_{L+1} & \dots & f_N \end{bmatrix} ..$$

Untuk mencari rata-rata diagonal matriks dapat digunakan persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 &\left\{ \frac{1}{K} \sum_{m=1}^k f^{*m, k-m+1} \text{ Untuk } 1 \leq K \leq L \right. \\
 &\left. \frac{1}{L^* - 1} \sum_{m=1}^{L-1} f^{*m, k-m+1} \text{ Untuk } L^* \leq k \right. \\
 &< K \leq K^* \frac{1}{N - K + 1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} f^{*m, k-m+1} \quad \text{Untuk } K' \leq 1 < k \\
 &< N
 \end{aligned}$$

Dimana  $L^* = \min(L, K)$  dan  $K^* = \max(L, K)$ . Persamaan (2.7) jika diaplikasikan ke dalam matriks resultan  $X_{im}$  akan berbentuk deret  $\tilde{Y}^{(k)} = (\tilde{y}_1^{(k)}, \dots, \tilde{y}_1^{(k)})$ . Oleh karena itu, deret asli akan didekomposisi menjadi jumlah deret  $m$  deret:

$$y_n = \sum_{k=1}^m \tilde{y}_n(k)$$

**Akurasi Peramalan**

Ada beberapa metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan dalam SSA diantaranya metode vektor dan metode *Linear Recurrent Formula* (LRF). Misalkan adalah vektor komponen pertama L-1 dari vektor eigen  $U^{\bar{v}}$  dan  $\pi_j$  adalah komponen terakhir dari  $U_j$  ( $j = 1, 2, \dots, r$ ) dimana  $r$  adalah koefisien LRF, didefinisikan vektor koefisien LRF yaitu  $r$  sebagai berikut:

$$r = \frac{1}{1 - v^2} \sum_{j=1}^r \pi_j U^{\bar{v}} \quad ; \quad \text{dimana} \quad v^2 = \sum_{j=1}^r \pi_j^2$$

$$y_i = \begin{cases} y_i, & i = 1, \dots, T \\ R^T Z_i, & i = T + 1, \dots, T + M \end{cases}$$

dimana  $Z_i = [y_{i-L+1}, \dots, y_{i-1}]^T$  dan  $y_1, y_2, \dots, y_T$  diperoleh dari diagonal averaging (Khaeri., et al, 2017)

Salah satu tingkat akurasi peramalan dapat diukur dari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu rata-rata persentase kesalahan pertama dari beberapa periode. Tingkat keakuratan dapat dijelaskan dengan membandingkan nilai yang diproyeksikan dengan nilai aktual. Untuk melakukan peramalan maka nilai akurasinya harus semakin kecil (Hardi. D. T., et al., 2019).

Menurut Tsaur (2012) menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui besarnya penyimpangan yang terjadi pada data hasil peramalan terhadap data aktual. MAPE yang digunakan untuk ukuran keakuratan adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\%$$

Dimana  $y_t^i$  merupakan data aktual pada periode ke- $t$ ,  $\hat{y}_t^i$  merupakan data ramalan periode ke- $t$ , dan  $n$  menyatakan banyaknya data aktual.

Kriteria keakuratan dengan menggunakan nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 2.1 (Maricar, 2019).

**Tabel 1.** Kriteria Tingkat Akurasi Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria Tingkat Keakuratan
<10%	Sangat baik
10% – 20%	Baik
20% – 50%	Cukup
>50%	Buruk

**III. METODE PENELITIAN**

**Materi Penelitian**

Bahan dari penelitian ini adalah data sekunder dari hasil produksi ikan cakalang di

Provinsi Sulawesi Tenggara dari bulan Januari 2019 sampai bulan Desember 2022 yang bersumber dari Dinas Kelautan dan perikanan Sulawesi Tenggara. Variabel Penelitian yang digunakan hanya satu yaitu jumlah produksi perikanan tangkap di Sulawesi Tenggara. Data tersebut dibagi menjadi dua yaitu data *training* (sebanyak 36 data yaitu data pada bulan Januari 2019 sampai bulan Desember 2021) dan data *testing* (sebanyak 12 data yaitu data pada bulan Januari sampai bulan Desember 2022).

### **Prosedur Penelitian**

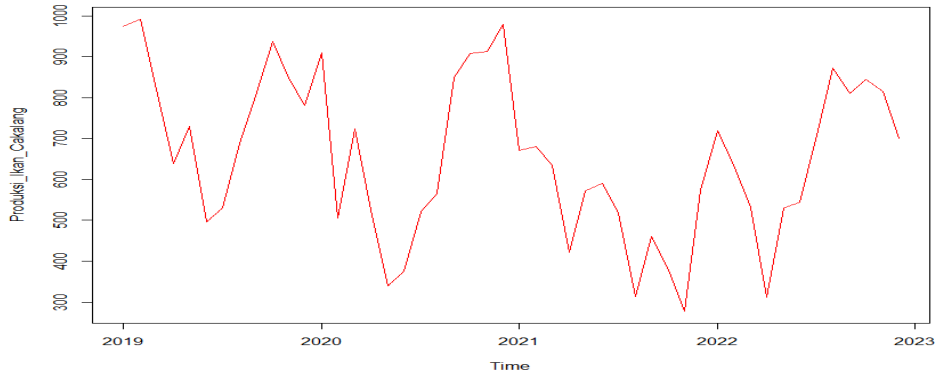
Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mempersiapkan data dan membagi data menjadi data *training* dan *testing* Produksi Ikan Cakalang.
2. Membuat plot *time series* dari data untuk mengetahui pola data.
3. Melakukan analisis data tahap pertama yaitu tahap dekomposisi. Tahap ini dibagi menjadi dua langkah yaitu *embedding* dan *singular value decomposition* (SVD).
4. Melakukan analisis data tahap kedua yaitu rekonstruksi. Tahap ini juga dibagi menjadi dua langkah yaitu *grouping* dan *diagonal averaging*. Membentuk model *Singular Spectrum Analysis*
5. Menghitung tingkat *error* peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
6. Melakukan peramalan dengan metode *Singular Spectrum Analysis* dengan menggunakan model yang telah didapatkan sebelumnya.
7. Menginterpretasi hasil peramalan yang didapatkan.
8. Menarik kesimpulan

## **IV. HASIL, ANALISIS, DAN PEMBAHASAN**

### **Identifikasi Data**

Data analisis pada penelitian ini adalah data produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dari bulan Januari 2019 sampai bulan Desember 2022 yang bersumber dari Dinas Kelautan dan perikanan Sulawesi Tenggara. Plot produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara ditunjukkan pada Gambar 1



**Gambar 1.** Plot *Time Series* Produksi Ikan Cakalang

Berdasarkan Gambar 1, data produksi ikan cakalang disajikan dalam satuan ton dan data tersebut tidak mengandung data hilang (*missing data*). Data produksi ikan cakalang pada Gambar 1, menunjukkan pola musiman dengan periode musiman 4. Hal ini dapat dilihat dari plot *time series* yang memiliki pola pergerakan yang sama setiap periode 4 yaitu mengalami penurunan lalu mengalami kenaikan kembali secara berulang.

**Analisis Data**

Langkah awal pada tahap dekomposisi yaitu proses *embedding*, dimana data diubah menjadi data satu dimensi, dengan jumlah sebanyak 27 data dari bulan januari 2019 hingga desember 2021 dengan susunan sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} \text{Januari}(2019) \\ \text{Februari}(2019) \\ \vdots \\ \text{Maret}(2021) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{27} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 975.416 \\ 992.312 \\ \vdots \\ 633.484 \end{bmatrix}$$

selanjutnya data satu dimensi di ubah menjadi data multidimensi yang disebut sebuah matriks lintasan  $X$  dengan dimensi  $L \times K$ . Penentuan nilai  $L$  berdasarkan nilai MAPE minimum dimana  $L$  yang di analisis berada di rentang adalah  $2 < L < 18$ . Nilai  $L$  yang menghasilkan nilai MAPE minimum berada di  $L=10$ . Dari nilai  $L$ , diperoleh nilai  $K=27$  berdasarkan persamaan  $K = N - L + 1$  dimana nilai  $N = 36$  dan  $L = 10$ . Setelah diperoleh nilai  $L = 10$  dan  $K = 27$ . Maka matriks lintasan  $X$  dapat dibentuk. Dengan demikian matriks lintasan  $X$  yang dibangun dari deret  $F$  dapat digambarkan sebagai berikut:

$$X_{10 \times 27} = \begin{bmatrix} 975.416 & 992.312 & 819.866 & \dots & 633.484 \\ 992.312 & 819.866 & 638.109 & \dots & 421.295 \\ 819.866 & 638.109 & 729.202 & \dots & 572.480 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 938.146 & 874.909 & 781.659 & \dots & 573.353 \end{bmatrix}$$

Langkah berikutnya yang dilakukan dalam tahap dekomposisi adalah *singular value decomposition* (SVD). Pada langkah ini, matriks lintasan  $X$  didekomposisi menjadi 10 *eigen triple*, yang terdiri dari 10 nilai eigen, 10 vektor eigen, dan 0 vektor faktor. Selanjutnya, pada tahap ini dilakukan perhitungan untuk mencari nilai *eigen triple* berdasarkan matriks lintasan  $X_{(10 \times 27)}$ . Langkah awal yang dilakukan yaitu membentuk matriks simetris  $S = XX^T$  sebagai berikut:

$$S = X_{(10 \times 27)} \times X_{(27 \times 10)}^T$$

$$s = \begin{bmatrix} 14785207 & 14022294 & 13456356 & \dots & 12023663 \\ 14022294 & 14011260 & 13295560 & \dots & 11533319 \\ 13456356 & 13295560 & 13354311 & \dots & 11070275 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 12023663 & 11533319 & 11070275 & \dots & 11571035 \end{bmatrix}$$

Setelah diperoleh matriks simetris  $S_{(10 \times 10)}$  langkah selanjutnya menghitung nilai-nilai *eigen triple*. Dari matriks tersebut dihitung nilai *eigenvalue* ( $\lambda_i$ ) dengan persamaan berikut:

$$\det(S - \lambda I) = 0$$

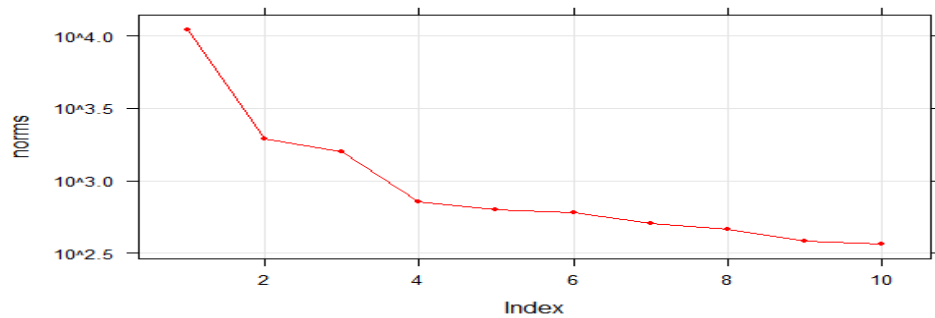
Kemudian dari nilai *eigenvalue* dihitung nilai *singular value*  $\sqrt{(\lambda_i)}$  yang disajikan pada Tabel 2 sebagai berikut:

**Tabel 2.** *Eigenvalues dan Singular Value*

No	<i>Eigenvalues</i>	<i>Singular Values</i>
1	120378058.2	10971.6935
2	3737080.1	1933.1529
⋮	⋮	⋮
10	135588.8	368.2239

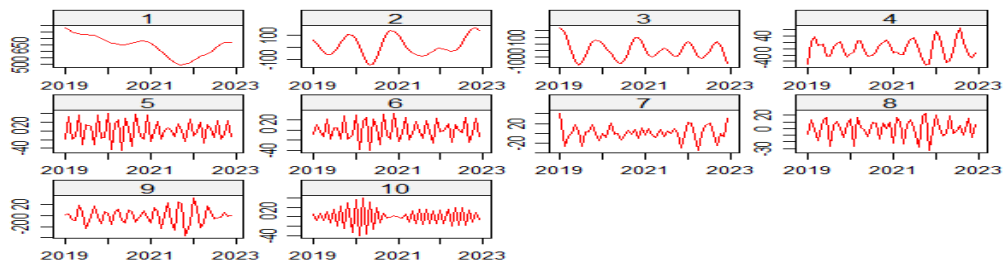
Selanjutnya tahap rekonstruksi, pada tahap ini terdapat dua langkah yang digunakan untuk mendapatkan komponen *trend*, komponen *seasonality*, dan komponen *noise*, yaitu pengelompokan dan *diagonal averaging*. Langkah pertama dalam tahap ini adalah melakukan pengelompokan terhadap *eigen triple* yang berhubungan dengan *trend*, *seasonality*, dan *noise*. *Eigen triple* ialah komponen yang terbentuk dari nilai *singular*, *eigenvalue* dan *Principal component*. Dimana *noise* adalah *eigen triple* yang tidak masuk pada kategori *trend* ataupun *seasonality*. Adapun parameter yang digunakan pada tahap pengelompokan adalah *Effect grouping (r)*. *Effect grouping (r)* digunakan untuk membatasi jumlah *eigen triple* yang akan digunakan untuk mengidentifikasi komponen *trend* dan *seasonality*. Nilai parameter *effect grouping (r)* ditentukan berdasarkan jumlah *eigen triple* yang tidak mencerminkan *noise*

pada plot dari nilai *singular*. Berikut plot singular dari data Produksi Ikan Cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara.



**Gambar 2** Plot Singular Produksi Ikan cakalang

Berdasarkan Gambar 2, diketahui bahwa nilai *singular* mulai menurun secara lambat pada *eigen triple* 6 sampai *eigen triple* 10 sehingga *eigen triple* 6 sampai *eigen triple* 10 diidentifikasi sebagai komponen *noise*. Dengan demikian nilai parameter *effect grouping*(*r*) adalah  $r = 5$  karena jumlah *eigen triple* yang tidak mencerminkan *noise* pada plot dari nilai singular adalah 5. Berikut Gambar 4.3 yaitu Plot dari deret yang direkonstruksi untuk mengidentifikasi *eigen triple* yang berhubungan dengan *trend* dan *seasonality*.



**Gambar 3** Plot deret Rekonstruksi

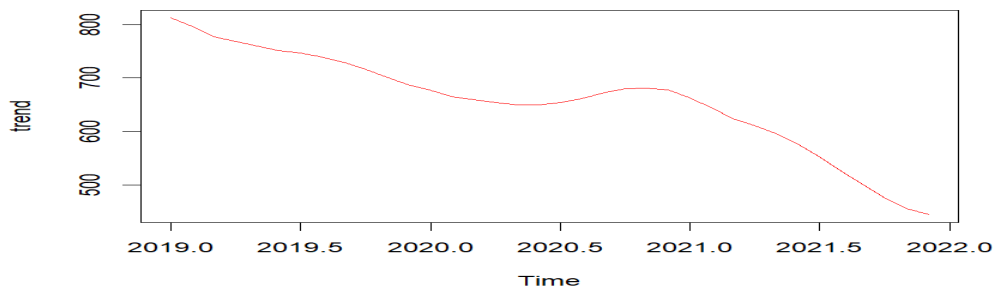
Dari hasil rekonstruksi maka didapatkan pengelompokan komponen sebagai berikut:

**Tabel 3** *Eigen triple* Komponen

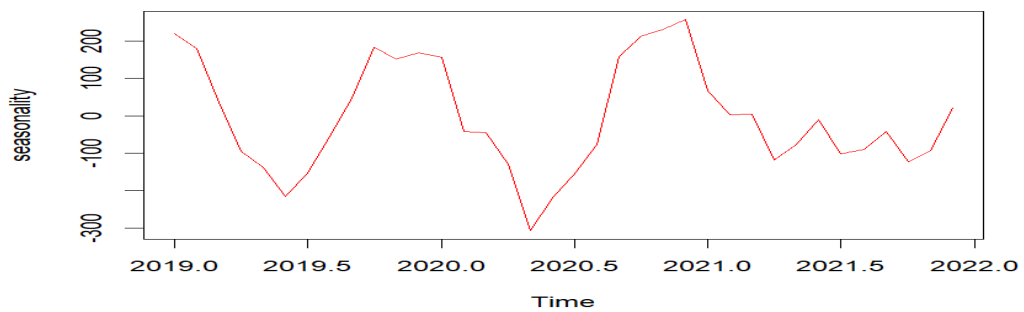
Jenis Komponen	<i>Eigen triple</i>
<i>Seasonal</i>	2 dan 3, 5 dan 6
<i>Trend</i>	1
<i>Noise</i>	4,7,8,9,10

*Diagonal averaging* adalah langkah terakhir dalam tahap rekonstruksi data. Pada titik ini, setiap bagian dipulihkan dengan *eigen triple* yang sesuai. Komponen tren direkonstruksi menggunakan *eigen triple* 1 karena menunjukkan pola lambat yang berbeda dari *eigen triple* lainnya. Ini terlihat pada Gambar 4 yang menunjukkan hasil rekonstruksi komponen *trend* menggunakan *eigen triple* 1. Selain itu, komponen musim direkonstruksi oleh *eigen triple* 2, 3, 5, dan 6, seperti yang

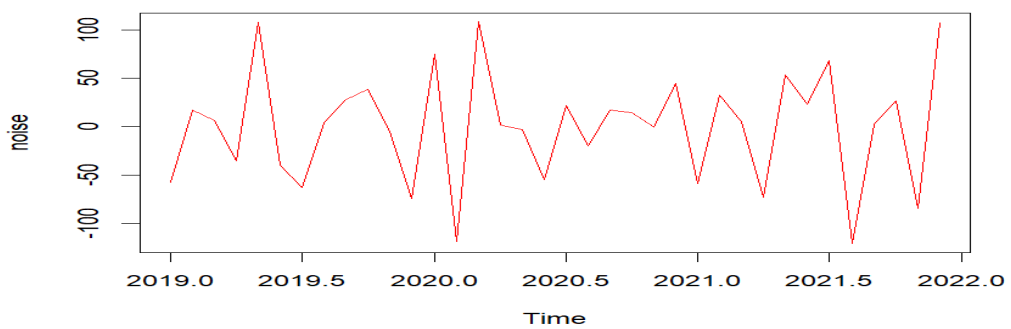
terlihat pada Gambar 5. Komponen *noise* direkonstruksi menggunakan *eigen triple* 4, dan *eigen triple* 7 hingga 10.



Gambar 4 Plot *Trend* Rekontruksi



Gambar 5 Plot *Seasonality* Rekontruksi



Gambar 6 Plot *Noise* Rekontruksi

## Peramalan

Setelah berhasil memisahkan komponen *trend*, *seasonality*, dan *noise*, langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan pada masing-masing komponen *trend* dan komponen *seasonality*. Setelah masing-masing komponen didapatkan hasil peramalannya,

nilai ramalan untuk seluruh data *training* dan data *testing* diperoleh dari hasil penjumlahan nilai ramalan dari komponen *trend* dan komponen *seasonality*. Algoritma pada peramalan *R-forecasting* yang berkaitan dengan penaksiran koefisien *Linear Recurrent Formula* (FRL). Adapun model persamaan yang digunakan untuk meramalkan Produksi Ikan Cakalang adalah sebagai berikut:

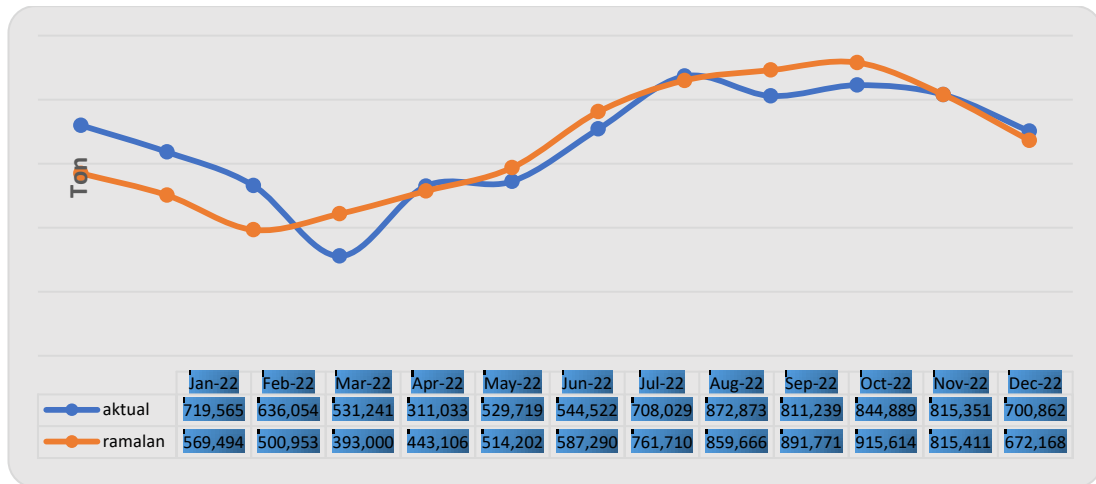
$$Y_i = 0.238742400_{i-1} - 0.196532145_{i-2} + \dots + 0.601112845_{i-9}$$

Model persamaan yang diperoleh kemudian divalidasi menggunakan sejumlah indikator. Salah satu indikator yaitu menggunakan MAPE. Perhitungan akurasi peramalan dilakukan dengan membandingkan data aktual dan data ramalan untuk melihat apakah model tersebut layak atau tidak untuk meramalkan produksi ikan cakalang di pelabuhan Provinsi Sulawesi Tenggara. Berikut ditampilkan hasil peramalan berulang *Singular Spectrum Analysis* untuk data *testing* dari komponen *trend* dan *seasonal* untuk 12 bulan ke depan.

**Tabel 4.4** Hasil peramalan dengan komponen *trend* dan *seasonal*

<b>Bulan</b>	<b>Trend</b>	<b>Seasonality</b>	<b>Ramalan</b>	<b>Aktual</b>
Januari	631.382	-61.887	569.494	719.565
Februari	638.268	-137.314	500.953	636.054
Maret	644.705	-251.705	393.000	531.241
April	650.119	-207.013	443.106	311.033
Mei	654.057	-139.855	514.202	529.719
Juni	656.001	-68.710	587.290	544.522
Juli	655.983	105.727	761.710	708.029
Agustus	654.715	204.950	859.666	872.873
September	652.891	238.880	891.771	811.239
Oktober	650.918	264.695	915.614	844.889
November	653.094	162.317	815.411	815.351
Desember	654.761	17.407	672.168	700.862

Gambar 7 menampilkan hasil peramalan jumlah ikan cakalang menggunakan metode SSA data aktual dan data ramalan secara visual sebagai berikut:



**Gambar 7** Plot Perbandingan data aktual dan ramalan produksi ikan cakalang

Berdasarkan gambar 7, menunjukkan bahwa hasil peramalan produksi ikan cakalang mendekati nilai aktualnya. Untuk menentukan nilai *window length* ( $L$ ) yang baik, digunakan perhitungan akurasi yang memberikan informasi persentase kesalahan hasil pendugaan atau peramalan terhadap hasil aktual selama periode tertentu. Akurasi peramalan metode SSA pada penelitian ini menggunakan metode *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Secara matematis dituliskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\%$$

$$MAPE = \frac{1}{12} \left( \left( \frac{719.565 - 569.494}{719.565} \right) + \left( \frac{636.054 - 500.953}{636.054} \right) + \dots + \left( \frac{700.862 - 672.168}{700.862} \right) \right) \times 100\%$$

$$MAPE = 12,73\%$$

Berdasarkan perhitungan sebelumnya, data produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dengan *window length* ( $L$ ) sebesar 10 yang didapatkan dengan proses *trial and error* memperoleh nilai MAPE sebesar 12,73%. Berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA) dengan *window length* = 10 dapat dikatakan memiliki keakuratan peramalan yang baik dalam meramalkan produksi ikan cakalang. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode SSA menghasilkan MAPE sebesar 12,73%, sedangkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Ega *et al*, (2024) dalam meramalkan produksi padi di Provinsi Sulawesi Tenggara dimana peneliti tersebut menggunakan  $L=24$  dan metode yang sama mendapatkan nilai MAPE sebesar 23%. Artinya MAPE pada penelitian ini mendapatkan MAPE yang lebih rendah jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hal ini dapat disebabkan oleh perbedaan dalam kondisi data, model ataupun parameter yang digunakan.

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

### **KESIMPULAN**

Berdasarkan hasil dan pembahasan diatas, dapat ditarik kesimpulan dalam penelitian ini, diantaranya sebagai berikut:

1. Model *Singular Spectrum Analysis* (SSA) yang digunakan untuk meramalkan hasil produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara selama dua belas bulan ke depan yaitu sebagai berikut:

$$Y_i = 0.238742400_{i-1} - 0.196532145_{i-2} + \dots + 0.601112845_{i-9}$$

Model tersebut merupakan model SSA terbaik pada penelitian ini dengan nilai *window length*  $L=10$  serta nilai MAPE sebesar 12,73 %. Hal ini menunjukkan bahwa metode SSA dapat meramalkan produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara dengan akurat dan masuk dalam kategori baik.

2. Keakuratan hasil peramalan hasil produksi ikan cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara menunjukkan bahwa kinerja peramalan dengan metode SSA akurat dengan nilai MAPE 12,73% dimana kategori tersebut masuk pada kategori baik. Berdasarkan hal tersebut, metode SSA lebih cocok digunakan untuk peramalan hasil produksi ikan cakalang Provinsi Sulawesi Tenggara.

### **SARAN**

Dari kesimpulan yang telah diambil, berikut dapat diberikan saran dari peneliti dimana untuk menindaklanjuti hasil penelitian ini alangkah baiknya Menggunakan metode peramalan yang berbeda untuk memperoleh tingkat keakuratan yang lebih baik.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- Asrof, A., Rabbani, I., dan Gungum, D. 2017. Peramalan Produksi Cabai Merah di Jawa Barat Menggunakan Metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA). *Jurnal Statistika*.**17**(2),77-87.
- Darmawan, G., Triyani, H., Restu, A. 2015. *Model Auto Singular Spectrum Analysis untuk Meramalkan Kejadian Banjir di Bandung dan Sekitarnya. Seminar Matematika dan Pendidikan Matematika UNY*. Jurusan Statistika Universitas Padjadjaran. Bandung.
- Ega Sarmita. 2024. Aplikasi Metode Singular Spectrum Analysis (SSA) dalam Peramalan Produksi Padi di Provinsi Sulawesi Tenggara. *Jurnal Pustaka Nusantara Multidisplin*
- Golyandina, N., dan Shlemov, A. (2013). *Variations of singular spectrum analysis for separability improvement: non-orthogonal decompositions of time series. Journal Statistics and Its Interface*, 2015,.8(3), P.277-294
- Gungum, D., Triyani, H., dan Restu, A. 2015. *Model Auto Singular Spectrum Analysis untuk Meramalkan Kejadian Banjir di Bandung dan Sekitarnya. Seminar Matematika dan Pendidikan Matematika UNY*. Jurusan Statistika Universitas Padjadjaran: Bandung.
- Hardi, Desy Tresnowati. (2019). Peramalan Produk Domestik Bruto (PDB) Sektor Pertanian, Kehutanan, dan Perikanan Menggunakan *Singular Spectrum Analysis* (SSA). *Jurnal Gaussian*, **8**(1), ISSN: 2339-2541.

- Khaeri, H., Eko, Y., Gumgum, D. 2017. Penerapan Metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA) pada Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di Indonesia Tahun 2017. *Jurnal Euclid*. **5(1)**,8.
- Robial, Siti Muawanah. 2018. Perbandingan Model Statistika pada Analisis Metode Peramalan TimeSeries (Studi Kasus : PT. Telekomunikasi Indonesia, TBK Kandatel Sukabumi). *Jurnal Ilmiah Santika*. **8(2)**, ISSN : 2088-5407.
- Siregar, R.S.K., Dina, P., dan Gumgum, D. 2017. Aplikasi Metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA) dalam Peramalan Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Tahun 2017. *Jurnal Matematika Mantik*. **3(1)**, E-ISSN: 2527
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods* (2nd ed.). United States of America: Pearson Education, Inc.

**LAMPIRAN**

**A. Data Jumlah Produksi Ikan Cakalang Di Provinsi Sulawesi Tenggara (Ton)**

Bulan	Tahun			
	2019	2020	2021	2022
Januari	975.416	909.424	671.673	719.565
Februari	992.312	505.021	680.810	636.054
Maret	819.866	723.004	633.484	531.241
April	638.109	525.534	421295	311.033
jrMei	729.202	339.021	572.480	529.719
Juni	496.577	375.070	589.761	544.522
Juli	530.180	520.845	518.243	708.029
Agustus	688.112	565.366	313.715	872.873
September	804.305	848.689	460.868	811.239
Oktober	938.146	907.591	378.206	844.889
November	847.909	912.222	277.352	815.351
Desember	781.659	979.900	573.353	700.862

**B. Syntax Program R untuk Metode SSA pada data Produksi Ikan Cakalang di Provinsi Sulawesi Tenggara**

```
#remove variables
rm(list=ls())

#close figures
graphics.off()

#panggil data
data<-read.csv("D://Intan/Cakalangneww.csv",header = TRUE, sep=";")

data
data1<- data[1:48,2]

data1

Produksi Ikan Cakalang<- ts(data1, start=c(2019, 1), frequency = 12)

Produksi Ikan Cakalang
ts.plot(Yt,main=paste("Plot Produksi Ikan Cakalang TimeSeries"),col=c("red"))

library(Rssa)
insample<- data[1:36,2]
insample
outsample<- data[37:48,2]
outsample
```

```
#parameter windowlength
n=length(data[1:36,2])
p=12

insample=data[1:(n-p),2]
n1=length(insample)
n1

L=10
K=36-L+1

#dekomposisi
##1.embedding
z=as.matrix(insample)
z
x=embed(z,L)
id=1:L
y=rbind(id,x)
y
w=as.matrix(y)
sort=w[,order(-w[1,])]
thankel=as.matrix(sort[-1,(1:L)])
hankel=t(thankel)
hankel

#2.svd
trajectory=hankel%*%t(hankel)
dim(trajectory)

#eigen value
e.value=eigen(trajectory)$values
e.value
total=sum(e.value)
propv=e.value/total

#Singular Value
s.value=sqrt(e.value)
```

```
#eigen vector
e.vector=eigen(trajjectory)$vectors
e.vector

#principal component
pca1=(hankel*e.value)/s.value
pca1

#plot singularvalue
s=ssa(insample, L=10, kind="1d-ssa")
s

#plot tree
plot(s)

#Rekontruksi
plot(s, col = c("red"))
plot(s, type = "series",col = c("red"), groups = as.list (1:10))
#1.grouping
Produksi_Ikan_Cakalang<- ts(data1, start=c(2019, 1), frequency = 12)
Produksi_Ikan_Cakalang
plot(Produksi_Ikan_Cakalang , col = c("red"))
plot(Produksi_Ikan_Cakalang, type = "series",col = c("red"), groups = as.list (1:10))
r=reconstruct(s,groups=list(trend=c(1),seasonal1=c(2:3,5:6)),len=12)
r
7trend<- r$Trend
trend
plot(trend,col = c("red"))
seasonality<- r$Seasonality
seasonality
plot(seasonality,col = c("red"))
noise<-residuals(r)
noise
plot(noise,col = c("red"))
#2.diagonal avaraging
komponen=cbind(r$trend,r$season1)
diagonal.averaging=rowSums(komponen)
diagonal.averaging
```

```
#Recurrent forecasting
forecast=rforecast(s,groups=list(trend=c(1),season1=c(2:3,5:6)),len=12)

forecast

hasil.forecast=as.matrix(forecast$trend+forecast$season1)

hasil.forecast

#akurasi peramalan

hasil.forecast1=forecast$trend+forecast$season1

accuracy(hasil.forecast1,outsample)

f2<-rforecast(s,groups=list((1:3)),only.new=TRUE,len=12)
```

C. *Eigenvalues dan Singular Values*

No	<i>Eigenvalues</i>	<i>SingularValues</i>
1	120378058.2	10971.6935
2	3737080.1	1933.1529
3	2557805.7	1599.3141
4	508326.1	712.9699
5	401271.4	633.4598
6	359184.3	599.3199
7	261955.0	511.8154
8	213488.6	462.0483
9	147190.8	383.6545
10	135588.8	368.2239

D. Hasil Rekontruksi Komponen

No	<i>Trend</i>	<i>Seasonal</i>	<i>Noise</i>	<i>Diagonal Averaging</i>
1	812.535	220434	-57553	975.416
2	796.102	179431	16778	992.311
3	777.621	36067	6176	819.864
4	768.595	-95123	-35362	638.110
5	760.105	-138492	107589	729.202
6	751.750	-215391	-39781	496.578
7	746.535	-153398	-62956	530.181
8	739.740	-55204	3575	688.111
9	729.123	47322	27859	804.304
10	716.260	183253	38632	938.145
11	701.099	151822	-5013	847.908
12	687.196	168717	-74254	781.659

13	676.641	157563	75219	909.423
14	665.182	-41148	-119013	505.021
15	659.830	-45194	108368	723.004
16	653.996	-130330	1867	525.533
17	649.448	-307042	-3385	339.021
18	649.789	-219696	-55023	375.070
19	653.757	-154659	21747	520.845
20	661.085	-75995	-19723	565.367
21	672.396	159059	17232	848.687
22	680.373	212965	14252	907.590
23	681.134	231763	-675	912.222
24	677.348	257758	44792	979.898
25	662.759	68085	-59171	671.673
26	644.752	3536	32521	680.809
27	624.124	4107	5251	633.482
28	611.269	-117290	-72683	421.296
29	595.835	-76870	53515	572.480
30	576.754	-10125	23131	589.760
31	552.009	-102110	68343	518.242
32	524.540	-90078	-120746	313.716
33	500.010	-41709	2566	460.867
34	474.480	-122618	26344	378.206
35	455.137	-93592	-84192	277.353
36	444.558	21326	107468	573.352

E. Nilai *Linear Recurrent Formula* (LFR)

No	LFR
1	0.238742400
2	-0.196532145
3	0.042750469
4	0.023658089
5	-0.403373954
6	-0.061123430
7	0.083511024
8	0.007868696
9	0.601112845

# **FAKTOR-FAKTOR PRODUKTIVITAS KELAPA SAWIT RAKYAT DI PROVINSI SUMATERA UTARA MELALUI PENDEKATAN METODE *VECTOR ERROR CORRECTION MODEL* (VECM)**

*Factors of Community Palm Oil Productivity in North Sumatra Province  
Through The Vector Error Correction Model (VECM) Approach*

Pretty Luci Lumbanraja<sup>\*</sup>, Penny Chariti Lumbanraja<sup>\*\*</sup>

<sup>\*</sup>PT. Riset Perkebunan Nusantara (Holding PT. Perkebunan Nusantara III), 16128, Kota Bogor, Indonesia, E-mail: [prettyluci@gmail.com](mailto:prettyluci@gmail.com)

<sup>\*\*</sup>Dinas Koperasi, Perdagangan, dan Perindustrian, 21222, Kabupaten Asahan, Indonesia

## **ABSTRAK**

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antar variabel-variabel ketersediaan benih sawit (KBS); luas perkebunan rakyat (LPR), produksi kelapa sawit (PKS), pemupukan bersubsidi (PPU), tenaga kerja petani (TKP) dengan pendekatan *Vector Error Correction Model*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder secara *time series* dari tahun 2002 – 2024 di Indonesia. Teknik analisa data secara statistika deskriptif dan inferensial. Hasil penelitian menunjukkan terdapat hubungan keseimbangan jangka panjang yang stabil antar variabel-variabel tersebut. Sedangkan dalam jangka pendek antara variabel saling menyesuaikan untuk hubungan jangka panjang, artinya untuk jangka panjang lebih kuat hubungannya dibandingkan jangka pendek. Dalam jangka panjang menunjukkan bahwa jangka panjang menunjukkan bahwa LPR berpengaruh negatif tidak signifikan terhadap KBS; PKS berpengaruh positif signifikan terhadap KBS; PPU berpengaruh positif signifikan terhadap KBS; TKP berpengaruh negatif tidak signifikan terhadap KBS. Berdasarkan analisis IRF dan FEVD, dimana semakin tinggi atau lama periodenya, respon dan pengaruh masing-masing variabel baik pada hubungannya tersendiri maupun keterkaitannya dengan variabel lain cenderung mengalami fluktuatif selama 10 tahun.

**Kata Kunci:** perkebunan, produktivitas, kelapa sawit

## **ABSTRACT**

*This research aims to analyze the relationship between the variables of oil palm seed availability (KBS); area of people's plantations (LPR); palm oil production (PKS); subsidized fertilization (PPU); farmer labor (TKP) using the Vector Error Correction Model approach. The data used in this research is secondary data in a time series from 2002 - 2024 in Indonesia. Data analysis techniques are descriptive and inferential statistics. The research results show that there is a stable long-term balance relationship between these variables. Meanwhile, in the short term, the variables adjust to each other for a long-term relationship, meaning that in the long term the relationship is stronger than in the short term. In the long term, it shows that the long term shows that LPR has an insignificant negative effect on KBS; PKS has a significant positive effect on KBS; PPU has a significant positive effect on KBS; TKP has an insignificant negative effect on KBS. Based on the IRF and FEVD analysis, the higher or longer the period, the response and influence of each variable both in its own relationship and its relationship with other variables tends to fluctuate over 10 years.*

**Keywords:** plantations, productivity, palm oil

## **PENDAHULUAN**

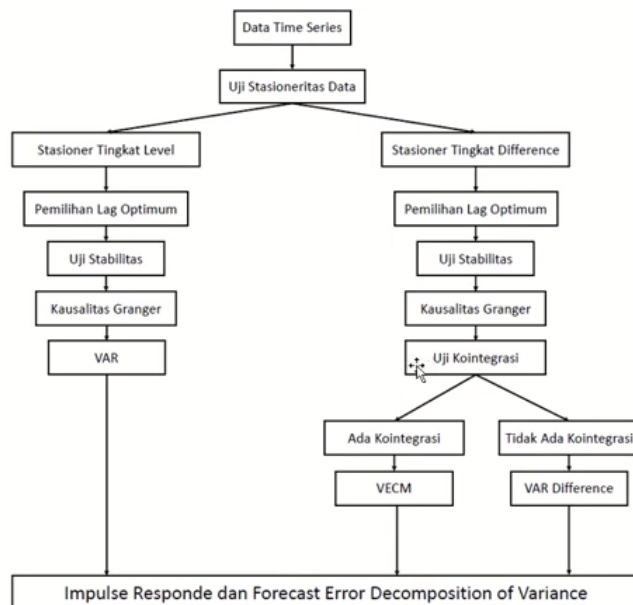
Provinsi Sumatera Utara memiliki keunikan tersendiri dalam kerangka perekonomian nasional. Provinsi ini adalah daerah agraris yang menjadi pusat pengembangan perkebunan (Matupalesa, dkk, 2019). Pertumbuhan ekonomi dapat dibantu dengan peningkatan produksi tanaman perkebunan dalam negeri, salah satunya adalah kelapa sawit. Faktor produksi berupa luas lahan, tenaga kerja, penggunaan pupuk, dan penggunaan pestisida harus diperhatikan penggunaannya karena dapat berdampak pada produktivitas (Monita dan Zebua, 2023). Namun, permasalahan perkebunan kelapa sawit yang sering ditemukan yakni bibit yang ditanam tidak disertifikat, pemeliharaan minim dan pemupukan tidak dilakukan sebagaimana mestinya sehingga produksi tandan buah segar yang dihasilkan relatif rendah (Efendi dan Ramon, 2019). Kurangnya penyuluhan mengenai usaha perkebunan kelapa sawit mengakibatkan produktivitas kelapa sawit milik masyarakat lebih rendah jika dibandingkan dengan produktivitas kelapa sawit milik perusahaan (swasta), hal ini dapat dilihat dari rendahnya harga kelapa sawit masyarakat karena kualitas kelapa sawit milik masyarakat tidak terlalu tinggi (Hasibuan, 2020).

Produktivitas kebun kelapa sawit umumnya dapat mencapai 20-25 ton TBS/ha/tahun atau sekitar 4-5 ton CPO. Dewasa ini produktivitas CPO Sumatera Utara hanya mencapai 3,8 ton/ha/tahun, sementara potensinya bisa mencapai 7 ton CPO/ha/tahun. Potensi untuk mengembangkan perkebunan kelapa sawit di Sumatera Utara didukung oleh sumber daya yang tersedia, sehingga gagasan untuk menjadikan Sumatera Utara sebagai barometer perkelapasawitan nasional tidaklah mustahil. Salah satu tujuan revitalisasi perkebunan adalah untuk meningkatkan produktivitas kebun kelapa sawit. Upaya mengoptimalkan produktivitas tidak dapat hanya bertumpu pada perluasan lahan karena keterbatasan lahan potensial (kategori S1 dan S2) untuk tanaman kelapa sawit. Oleh karena itu, produktivitas kelapa sawit per hektar areal tanaman menghasilkan perlu untuk ditingkatkan. Untuk itu penting mengidentifikasi upaya yang diperlukan dalam meningkatkan produktivitas perkebunan kelapa sawit Sumatera Utara, mengingat besarnya potensi yang dimiliki (Hidayati, dkk, 2016).

Besarnya kontribusi PDRB subsektor perkebunan rakyat didukung oleh potensi lahan yang ada di Provinsi Sumatera Utara (Bangun, 2017). Namun, produktivitas perkebunan rakyat mengalami penurunan menjadi 2,55 ton/ha (Hidayatullah, 2023). Melihat tingginya ketimpangan produktivitas antara perkebunan rakyat dengan perusahaan, sehingga penting dilakukan penelitian meningkatkan produktivitas perkebunan kelapa sawit rakyat (Saleh, et al 2019). Oleh karena itu tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hubungan antara variabel-variabel faktor produktivitas kelapa sawit rakyat di perkebunan sawit Provinsi Sumatera Utara.

**METODE PENELITIAN**

Teknik penelitian ini menggunakan metode analisis deskriptif dan inferensia. Metode analisis deskriptif digunakan untuk melihat tren dari masing-masing variabel, yaitu dari indikator ketersediaan benih sawit (KBS), luas perkebunan rakyat (LPR), produksi kelapa sawit (PKS), pemupukan bersubsidi (PPU), tenaga kerja petani (TKP). Sedangkan analisis inferensia yang digunakan adalah analisis *Vector Error Correction Model* (VECM) untuk melihat hubungan antara variabel-variabel tersebut. VECM adalah pengembangan dari *vector autoregression model* dimana terdapat kointegrasi antar variabel. Data yang dikumpulkan dari tahun 2002-2024 (selama 23 tahun), sehingga data berbentuk runtut waktu (*time series*). Program aplikasi yang digunakan dalam tahap pengolahan data adalah *EViews 9*. Data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS), Kementerian Pertanian, publikasi nasional dan internasional yang bersumber dari Google Scholar.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan analisis VECM adalah sebagai berikut:

1. Data yang telah terkumpul dapat dilakukan transformasi sebelum dilakukan pengolahan,
2. Melakukan uji stasioneritas dengan cara menerapkan uji akar unit (*Unit Root Test*), dimulai dari tingkat level, *first difference*, dan seterusnya,
3. Setelah lolos tahap uji stasioneritas, maka dilakukan penentuan *lag* optimal menggunakan beberapa kriteria, yaitu *Akaike Information Criterion* (AIC), *Schwarz Information Criterion* (SIC), *Final Prediction Error* (FPE) dan *Hannan-Quinn Information Criterion* (HQ),

4. Apabila *lag* optimal sudah ditentukan, maka dilanjutkan dengan pengecekan stabilitas menggunakan *AR Roots Table*,
5. Setelah dilakukan pengecekan stabilitas, maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji kointegrasi dengan menerapkan uji kointegrasi *Johansen*. Apabila terdapat kointegrasi, maka data dapat diolah menggunakan metode analisis VECM,
6. Setelah dilakukan pengujian kointegrasi, langkah selanjutnya adalah melakukan uji kelayakan model dengan menggunakan uji residual *Portmanteau*,
7. Tahap selanjutnya adalah melakukan uji kausalitas dengan menerapkan uji kausalitas Granger (*Granger Causality Test*) untuk melihat hubungan kausalitas antar variabel, kemudian dilanjutkan dengan memeriksa hasil dari *Impulse Response Function (IRF)*, yang bertujuan untuk melihat respons variabel terikat dalam sistem VAR terhadap guncangan dalam *error terms* dan *Forecast Error Variance Decomposition (FEVD)* untuk melihat besarnya kontribusi pengaruh masing-masing variabel melalui perkiraan *varians error* (Saputra dan Sukmawati, 2021).

Pada umumnya, model VECM dengan panjang *lag*  $p - 1$  dapat diformulasikan sebagai berikut

$$\Delta y_t = \alpha e_{t-1} + \beta_1 \Delta y_{t-1} + \beta_2 \Delta y_{t-2} + \dots + \beta_p \Delta y_{t-p} + \varepsilon_t \dots \dots \dots (1)$$

dimana:

$\Delta y_t$  = vektor turunan pertama variabel dependen

$\Delta y_{t-1}$  = vektor turunan pertama variabel dependen dengan *lag* ke-1

$\varepsilon_{t-1}$  = *error* yang diperoleh dari persamaan regresi antara Y dan X pada *lag* ke-1 dan disebut juga

ECT (*Error Correction Term*)

$\varepsilon_t$  = vektor residual

$\alpha$  = matriks koefisien kointegrasi

$\beta_t$  = matriks koefisien variabel dependen ke-*i*, dimana  $i = 1, 2, \dots, p$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hubungan Faktor-faktor Produksi pada Sektor Perkebunan Kelapa Sawit

#### 1. Uji Stasioneritas

Analisis VECM sebagai salah satu jenis metode analisis inferensial, yang diawali dengan melakukan uji akar unit (*Unit Root Test*) terhadap masing-masing variabel yang bertujuan untuk melihat apakah data yang digunakan bersifat stasioner atau tidak. Tingkat stasionernya

terdiri dari *level*, *first difference* atau *second difference*. Salah satu syarat untuk menerapkan analisis VECM ini yaitu data yang digunakan harus stasioner. Uji akar unit yang digunakan dalam penelitian ini adalah Uji Dickey Fuller merupakan uji statistik yang digunakan untuk memeriksa stasioneritas dalam deret waktu dengan hipotesis nolnya adalah data memiliki akar unit (tidak stasioner). Hasil pengolahan seperti yang ditampilkan pada Tabel 1, menunjukkan nilai statistik uji akar unit dari masing-masing variabel sudah memenuhi stasioner.

Tabel 1. Uji Stasioneritas Data

Variabel	t-Statistic	Prob*	Stasioner Predikat
KBS	-5.906412	0.0001	<i>First difference</i>
LPR	-4.424233	0.0025	<i>First difference</i>
PKS	-4.521977	0.0020	<i>First difference</i>
PPU	-4.896327	0.0009	<i>First difference</i>
TKP	-4.615195	0.0016	<i>First difference</i>

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Setelah dilakukan pengujian stasioneritas, maka langkah selanjutnya adalah menentukan *lag* optimal.

## 2. Penentuan Lag Optimum

Pengujian Lag Optimum berfungsi untuk mengukur lamanya reaksi data suatu variabel untuk kembali stabil (*equilibrium*) akibat guncangan yang disebabkan oleh variabel lain dalam penelitian (Fauzan, et al, 2023). Hasil pengolahan menunjukkan nilai dari beberapa kriteria (LR, *Final prediction error/* (FPE), AIC dan *Hannan-Quinn information criterion/*(HQ) yang menentukan *lag* 1 sebagai *lag* optimum.

Tabel 2. Uji Lag Optimal

Lag	AIC
0	109.7046*
1	110.2464

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Jika hasil pengujian yang diperoleh menunjukkan bahwa *lag* optimal yang berbintang (*lag* yang direkomendasikan berdasarkan kriteria informasi seperti AIC) adalah 0, sehingga pertimbangan untuk menguji model dengan *lag* optimal 1 beberapa hal yang perlu diperhatikan:

### 1. Makna Lag Optimal 0

Lag Optimal 0: Jika hasil analisis menunjukkan bahwa *lag* optimal adalah 0, menunjukkan bahwa menurut kriteria yang digunakan (seperti AIC), model tanpa *lag* (atau tanpa komponen *lag* dalam model) adalah yang paling sesuai. Dalam konteks VECM, *lag* 0 sering kali menunjukkan bahwa model VAR yang mendasari tidak memerlukan penyesuaian *lag* jangka pendek untuk menangkap hubungan antara variabel.

## 2. Uji Lag 1

Pengujian Lag 1: Pada hasil AIC menunjukkan bahwa lag 0 adalah yang terbaik (berbintang) maka dapat dilakukan pengujian model dengan lag 1 dengan beberapa pertimbangan sebagai berikut:

- Menilai Performa Model: Pada model dengan lag lebih dari 0 dapat memberikan penjelasan tambahan tentang dinamika jangka pendek yang tidak ditangkap oleh model dengan lag 0. Sehingga dapat dilakukan evaluasi seberapa baik model dengan lag 1 dalam menggambarkan hubungan antara variabel dan melihat apakah model tersebut meningkatkan prediksi atau interpretasi.
- Uji Kestabilan dan Diagnostik: Dengan memeriksa model dengan lag 1 dengan melakukan uji diagnostik tambahan untuk memverifikasi kestabilan dan ketepatan model. Hal ini termasuk uji autokorelasi, heteroskedastisitas, dan normalitas residual.
- Pertimbangan Teoritis: Pada hasil pengujian AIC menunjukkan lag 0, dapat dilakukan beberapa aspek teoretis atau praktis untuk mempertimbangkan model dengan lag 1. Hal ini membantu menjelaskan dinamika yang lebih rumit antara variabel.

## 3. Langkah-Langkah yang Bisa Diambil

- Periksa Kriteria Lain: Selain AIC, dapat dilakukan pertimbangan dari kriteria informasi lain seperti BIC (Bayesian Information Criterion) atau HQC (Hannan-Quinn Criterion). Hal ini dapat memberikan pandangan tambahan tentang pemilihan lag.
- Evaluasi Hasil Model: Dapat mempertimbangkan hasil model dengan lag 0 dan lag 1 secara langsung. Periksa perbedaan dalam koefisien, fit model, dan hasil diagnostik untuk menentukan apakah penambahan lag 1 memberikan keuntungan substantif.
- Pertimbangkan Aspek Teoritis: Dapat mempertimbangkan aspek teoritis atau praktis yang mendukung penggunaan lag 1, meskipun AIC menunjukkan lag 0 sebagai yang terbaik.

### 3. Uji Stabilitas

Setelah itu dilakukan pengecekan stabilitas terhadap model yang sudah diberikan perlakuan *first difference* dan *lag 1*. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa reaksi antara variabel dengan variabel lainnya terjadi pada 1 tahun sebelumnya. Apabila model sudah stabil, maka selanjutnya dilakukan uji kointegrasi, yang akan menentukan metode analisis yang akan digunakan. Jika terdapat kointegrasi maka akan digunakan analisis VECM, sedangkan jika kebalikannya maka akan digunakan analisis VAR. Berdasarkan hasil pengolahan pada Tabel 5, didapatkan

kesimpulan bahwa terdapat kointegrasi di tingkat alpha 5%, sehingga analisis dilanjutkan dengan metode VECM.

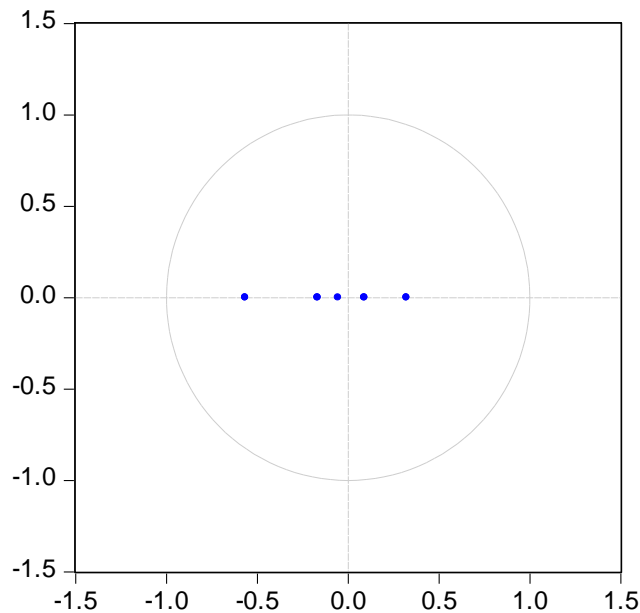
Tabel 3. Uji Stabilitas VAR

Root	Modulus
-0.564919	0.564919
0.322186	0.322186
-0.166831	0.166831
0.089249	0.089249
-0.055436	0.055436

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Hasil *output AR Roots Table* menunjukkan bahwa model tersebut sudah stabil, yaitu ditandai dengan nilai modulus yang kurang dari 1 (satu) seperti yang disajikan pada Tabel 3.

Inverse Roots of AR Characteristic Polynomial



Gambar 2. Hasil Analisis Uji Stabilitas VAR dengan Roots Graph (Sumber: Data diolah Peneliti, (2024))

Dari Gambar 2 di atas menunjukkan titik-titik masih di dalam lingkaran yang berarti model sudah stabil.

#### 4. Uji Kointegrasi

Tabel 4. Uji Kointegrasi  
*Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)*

<i>Hypothesized No. of CE(s)</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Trace Statistic</i>	<i>0.05 Critical Value</i>	<i>Prob**</i>
<i>None *</i>	0.925215	123.1341	69.81889	0.0000
<i>At most 1 *</i>	0.803523	71.27141	47.85613	0.0001
<i>At most 2 *</i>	0.775887	38.72723	29.79707	0.0036
<i>At most 3</i>	0.299397	8.815149	15.49471	0.3828
<i>At most 4</i>	0.081435	1.698862	3.841466	0.1924

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 5. Uji Kointegrasi  
*Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)*

<i>Hypothesized No. of CE(s)</i>	<i>Eigenvalue</i>	<i>Max-Eigen Statistic</i>	<i>0.05 Critical Value</i>	<i>Prob**</i>
<i>None *</i>	0.925215	51.86269	33.87687	0.0001
<i>At most 1 *</i>	0.803523	32.54417	27.58434	0.0106
<i>At most 2 *</i>	0.775887	29.91209	21.13162	0.0023
<i>At most 3</i>	0.299397	7.116286	14.26460	0.4755
<i>At most 4</i>	0.081435	1.698862	3.841466	0.1924

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Hasil kointegrasi tersebut dapat dibaca dengan membandingkan nilai *Trace* Statistik dengan nilai kritis pada tingkat keyakinan 5%. Nilai *trace* statistik lebih besar dibanding nilai kritis pada tingkat keyakinan 5% serta lebih besar dari nilai *Eigenvalue*. Sehingga dapat disimpulkan antar variabel saling berkointegrasi. Selain itu dapat juga dengan melihat tanda “\*” pada *At most* 1. Tanda “\*” pada *At most* 1 tidak melebihi dua tanda, maka untuk persamaan ini harus dilakukan metode VECM (*Vector Error Correction Model*). Kesimpulan dari hasil yang diperoleh adalah variabel terdapat hubungan keseimbangan jangka panjang yang stabil. Sedangkan jangka pendek variabel saling menyesuaikan untuk hubungan jangka panjang, artinya untuk jangka panjang lebih kuat hubungannya dibandingkan jangka pendek. Dari hasil uji kointegrasi maka analisis model VECM dapat dilanjutkan.

### 5. Uji Kausalitas

Tabel 6. Uji Kausalitas Granger

Hipotesis Nol	F-Statistic	Prob.
<i>LPR does not Granger Cause KBS</i>	3.28210	0.0859
<i>KBS does not Granger Cause LPR</i>	0.03041	0.8634
<i>PKS does not Granger Cause KBS</i>	1.73714	0.2032
<i>KBS does not Granger Cause PKS</i>	0.31886	0.5789
<i>PPU does not Granger Cause KBS</i>	2.41134	0.1370
<i>KBS does not Granger Cause PPU</i>	8.38775	0.0093
<i>TKP does not Granger Cause KBS</i>	0.21155	0.6508
<i>KBS does not Granger Cause TKP</i>	3.02995	0.0979
<i>PKS does not Granger Cause LPR</i>	0.06328	0.8041
<i>LPR does not Granger Cause PKS</i>	0.14056	0.7119
<i>PPU does not Granger Cause LPR</i>	0.58284	0.4546
<i>LPR does not Granger Cause PPU</i>	0.92448	0.3484
<i>TKP does not Granger Cause LPR</i>	0.39502	0.5372
<i>LPR does not Granger Cause TKP</i>	1.77015	0.1991
<i>PPU does not Granger Cause PKS</i>	0.76066	0.3940
<i>PKS does not Granger Cause PPU</i>	0.32547	0.5750
<i>TKP does not Granger Cause PKS</i>	0.97317	0.3363
<i>PKS does not Granger Cause TKP</i>	1.45867	0.2420
<i>TKP does not Granger Cause PPU</i>	0.48236	0.4958
<i>PPU does not Granger Cause TKP</i>	3.34043	0.0833

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Uji kausalitas dilakukan untuk mengetahui apakah suatu variabel endogen dapat diperlakukan sebagai variabel eksogen. Hal ini bermula dari ketidaktahuan keterpengaruhan antar variabel.

Jika nilai Prob < 0.05, maka ada hubungan kausalitas. Dari Tabel 6 di atas menunjukkan bahwa variabel-variabel yang memiliki hubungan kausalitas yakni: KBS memiliki hubungan kausalitas (pola hubungan satu arah) terhadap PPU. Artinya, bahwa KBS selama hasil penelitian tidak menyebabkan peningkatan PPU, tetapi justru sebaliknya meningkatnya PPU akan dapat mendorong KBS.

Sedangkan untuk kausalitas, misalnya antara LPR dengan KBS dimana nilai p value pengaruhnya sebesar  $0,0859 > 0,05$  yang artinya tidak signifikan. Begitu sebaliknya pengaruh KBS terhadap LPR sebesar  $0,8634 > 0,05$  yang artinya tidak signifikan. Oleh karena keduanya atau setidaknya salah satu ada yang tidak signifikan antara LPR dengan KBS, maka antara keduanya tidak ada hubungan kausalitas 2 arah begitu juga untuk beberapa variabel lain.

6. Hasil Estimasi *Vector Error Correction Model (VECM)*

Dalam metode VECM untuk mengetahui hubungan jangka panjang dan jangka pendek yaitu dengan melihat perbandingan nilai t statistik dengan hasil estimasi terhadap nilai t tabel. Pada Tabel 5 di atas diperoleh bahwa nilai t tabel adalah 1,982815, jika: t hitung > t tabel, maka terdapat berpengaruh antar variabel, sementara t hitung < t tabel, maka tidak berpengaruh antar variabel. Adapun hubungan jangka panjang dan jangka pendek menunjukkan bahwa variabel independen mempengaruhi variabel dependen. Hasil estimasi VECM untuk menganalisis pengaruh jangka pendek dan jangka panjang dapat dilihat pada berikut ini.

Tabel 7. *Vector Error Corrections Estimate*

a. Pengaruh Jangka Panjang		
<i>Cointegrating Eq</i>	<i>CointEq1</i>	Keterangan
D(KBS(-1))	1.000000	
	-0.000403	Pengaruh negatif
D(LPR(-1))	(0.00010)	Standar error
	[-3.94501]	LPR tidak berpengaruh terhadap KBS
	0.000149	Pengaruh positif
D(PKS(-1))	(3.3E-05)	Standar error
	[ 4.52597]	PKS berpengaruh terhadap KBS
	2.51E-05	Pengaruh positif
D(PPU(-1))	(8.3E-05)	Standar error
	[ 0.30302]	PPU tidak berpengaruh terhadap KBS
	-0.000475	Pengaruh negatif
D(TKP(-1))	(5.7E-05)	Standar error
	[-8.36931]	TKP tidak berpengaruh terhadap KBS
C	3.045457	

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

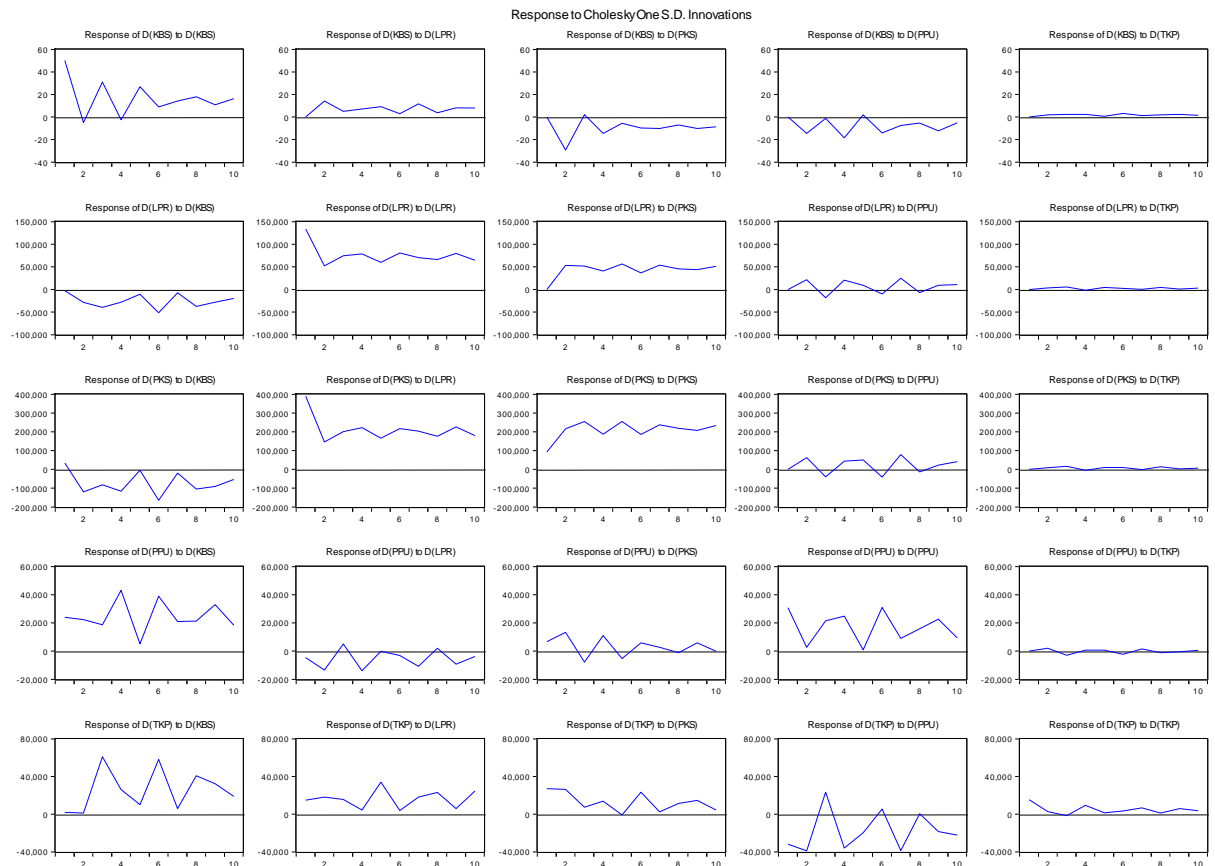
b. Pengaruh Jangka Pendek

<i>Error Correction:</i>	D(KBS,2)	D(LPR,2)	D(PKS,2)	D(PPU,2)	D(TKP,2)	Keterangan
CointEq1	-0.437448	-1169.124	-3858.853	239.8020	1772.694	
	(0.61124)	(1625.64)	(4892.57)	(485.160)	(571.339)	
	[-0.71567]	[-0.71918]	[-0.78872]	[ 0.49427]	[ 3.10270]	
D(KBS(-1),2)	-0.218778	-208.9707	-1398.097	13.61972	-1493.629	- KBS berpengaruh negatif terhadap KBS - KBS berpengaruh negatif terhadap LPR - KBS berpengaruh negatif terhadap PKS - KBS berpengaruh positif terhadap PPU - KBS berpengaruh negatif terhadap TKP
	(0.50181)	(1334.60)	(4016.64)	(398.301)	(469.051)	Standar error
	[-0.43598]	[-0.15658]	[-0.34808]	[ 0.03419]	[-3.18437]	- KBS tidak berpengaruh terhadap KBS - KBS tidak berpengaruh terhadap LPR - KBS tidak berpengaruh terhadap PKS - KBS tidak berpengaruh pada PPU - KBS tidak berpengaruh terhadap TKP
D(LPR(-1),2)	0.000871	-2.376532	-6.241930	-0.276412	-0.124615	- LPR berpengaruh positif pada KBS - LPR berpengaruh negatif pada LPR - LPR berpengaruh negatif pada PKS - LPR berpengaruh negatif pada PPU - LPR berpengaruh negatif terhadap TKP
	(0.00050)	(1.33785)	(4.02643)	(0.39927)	(0.47019)	Standar error
	[ 1.73104]	[-1.77638]	[-1.55024]	[-0.69229]	[-0.26503]	- LPR tidak berpengaruh pada KBS - LPR tidak berpengaruh pada LPR - LPR tidak berpengaruh pada PKS - LPR tidak berpengaruh pada PPU - LPR tidak berpengaruh pada TKP
D(PKS(-1),2)	-0.000266	0.620879	1.565849	0.055353	0.050204	- PKS berpengaruh negatif pada KBS - PKS berpengaruh positif pada LPR - PKS berpengaruh positif pada PKS - PKS berpengaruh positif pada PPU - PKS berpengaruh positif pada TKP
	(0.00016)	(0.42950)	(1.29262)	(0.12818)	(0.15095)	Standar error
	[-1.64484]	[ 1.44560]	[ 1.21137]	[ 0.43184]	[ 0.33259]	- PKS tidak berpengaruh pada KBS - PKS tidak berpengaruh pada LPR - PKS tidak berpengaruh pada PKS - PKS tidak berpengaruh pada PPU - PKS tidak berpengaruh pada TKP
D(PPU(-1),2)	-0.000330	0.966840	2.705831	-0.788537	-1.136812	- PPU berpengaruh negatif pada KBS - PPU berpengaruh positif pada LPR - PPU berpengaruh positif pada PKS - PPU berpengaruh negatif pada PPU - PPU berpengaruh negatif pada TKP
	(0.00043)	(1.13866)	(3.42694)	(0.33982)	(0.40019)	Standar error
	[-0.76962]	[ 0.84910]	[ 0.78958]	[-2.32043]	[-2.84070]	- PPU tidak berpengaruh pada KBS - PPU tidak berpengaruh pada LPR - PPU tidak berpengaruh pada PKS - PPU tidak berpengaruh pada PPU - PPU tidak berpengaruh pada TKP
D(TKP(-1),2)	-8.07E-05	-0.326206	-1.266273	0.241994	0.009550	- TKP berpengaruh negatif pada KBS - TKP berpengaruh negatif pada LPR - TKP berpengaruh negatif pada PKS - TKP berpengaruh positif pada PPU - TKP berpengaruh positif pada TKP
	(0.00026)	(0.70105)	(2.10989)	(0.20922)	(0.24639)	Standar error
	[-0.30618]	[-0.46531]	[-0.60016]	[ 1.15664]	[ 0.03876]	- TKP tidak berpengaruh pada KBS - TKP tidak berpengaruh pada LPR - TKP tidak berpengaruh pada PKS - TKP tidak berpengaruh pada PPU - TKP tidak berpengaruh pada TKP
C	-4.018164	7486.335	20754.88	-5043.721	-15006.30	
	(12.4965)	(33235.4)	(100026.)	(9918.85)	(11680.7)	
	[-0.32154]	[ 0.22525]	[ 0.20749]	[-0.50850]	[-1.28471]	

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

7. *Impulse Response Function*

Analisis IRF akan menjelaskan dampak dari guncangan (*shock*) pada satu variabel terhadap variabel lain, dimana dalam analisis ini tidak hanya dalam waktu pendek tetapi dapat menganalisis untuk beberapa horizon ke depan sebagai informasi jangka panjang. Pada analisis ini dapat melihat respon dinamika jangka panjang setiap variabel apabila ada *shock* tertentu sebesar satu standar eror pada setiap persamaan. Analisis *impulse response function* juga berfungsi untuk melihat berapa lama pengaruh tersebut terjadi. Sumbu horizontal merupakan periode dalam tahun, sedangkan sumbu vertikal menunjukkan nilai respon dalam persentase. Adapun hasil *impulse response function* dapat dilihat pada Gambar 3 berikut ini :



Gambar 3. *Impulse Respon*den (Sumber: Data diolah Peneliti, (2024))

Berdasarkan Gambar 3 di atas menunjukkan suatu variabel memberikan respon atas guncangan yang terjadi pada variabel itu sendiri maupun variable yang lain. Analisis yang dihasilkan tidak hanya terkait analisis jangka pendek (awal periode) tetapi juga analisis jangka panjang. Pada gambar di atas terdapat gambar sumbu horizontal, yang menjelaskan waktu serta sumbu vertikal yang menunjukkan nilai/besar respon akibat *shock* atau guncangan variabel tersebut

Tabel 8. Respon dari D(KBS)

Period	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	50.22811	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
2	-4.907649	14.24383	-29.31429	-14.52953	1.966091
3	31.04222	4.991586	2.154454	-1.280180	2.389874
4	-2.424458	7.089746	-14.57591	-18.56902	2.399857
5	26.89575	9.103843	-5.658807	1.821299	0.704926
6	8.898932	2.977412	-9.693369	-14.19904	3.073035
7	14.07299	11.64451	-10.22399	-7.438186	1.247076
8	17.95074	3.796346	-7.014572	-5.356546	1.952443
9	10.76912	8.174925	-10.24726	-12.32268	2.303715
10	16.28145	7.857551	-8.762557	-5.237961	1.375061

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 9. Respon dari D(LPR)

Period	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	-2860.446	133554.5	0.000000	0.000000	0.000000
2	-28547.11	52213.57	53517.94	21610.04	3544.360
3	-39410.52	74608.78	51951.22	-18325.27	5494.053
4	-28320.63	78769.25	40571.29	20521.33	-1652.738
5	-10664.75	59756.89	56392.90	9108.027	4447.362
6	-51331.13	80533.38	36445.60	-10071.08	2669.233
7	-7446.222	70191.85	53617.99	24682.96	418.6644
8	-37594.18	66420.62	45429.82	-7038.806	4643.346
9	-28402.94	79759.06	43978.40	9310.012	769.9252
10	-19724.37	64820.36	51305.25	10779.62	2737.080

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 10. Respon dari D(PKS)

Period	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	34001.29	389872.2	92090.20	0.000000	0.000000
2	-119372.6	146263.4	215866.4	62397.17	8764.578
3	-82269.90	201193.3	254277.0	-39620.10	16728.23
4	-115998.6	222363.5	187166.9	43558.44	-4681.364
5	-5185.877	165896.4	255112.2	49789.62	10482.37
6	-164088.9	217573.9	186166.1	-40683.45	9736.007
7	-20292.10	203268.3	237036.0	78978.16	-811.0504
8	-104085.3	176038.9	218772.4	-13663.96	13543.09
9	-90986.97	225588.7	207642.8	22050.74	2411.453
10	-52922.09	179323.6	233169.4	41085.00	6531.576

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 11. Respon dari D(PPU)

Period	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	23978.36	-4542.645	6653.967	30814.61	0.000000
2	22349.07	-13353.83	13300.05	2629.129	1982.643
3	18641.99	5042.179	-7838.344	21512.52	-3006.358
4	43039.22	-13920.39	10976.89	24800.96	633.0332
5	5269.226	-174.0013	-5338.087	862.1187	717.9214
6	38993.61	-3194.951	5873.591	30999.63	-2211.622
7	21048.43	-10821.68	2740.116	9087.441	1478.211
8	21300.05	1971.580	-1183.102	15902.65	-1179.644
9	32947.54	-9304.890	5806.306	22632.25	-396.2394
10	18404.03	-3855.363	-89.28408	9285.403	501.7634

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 11. Respon dari D(TKP)

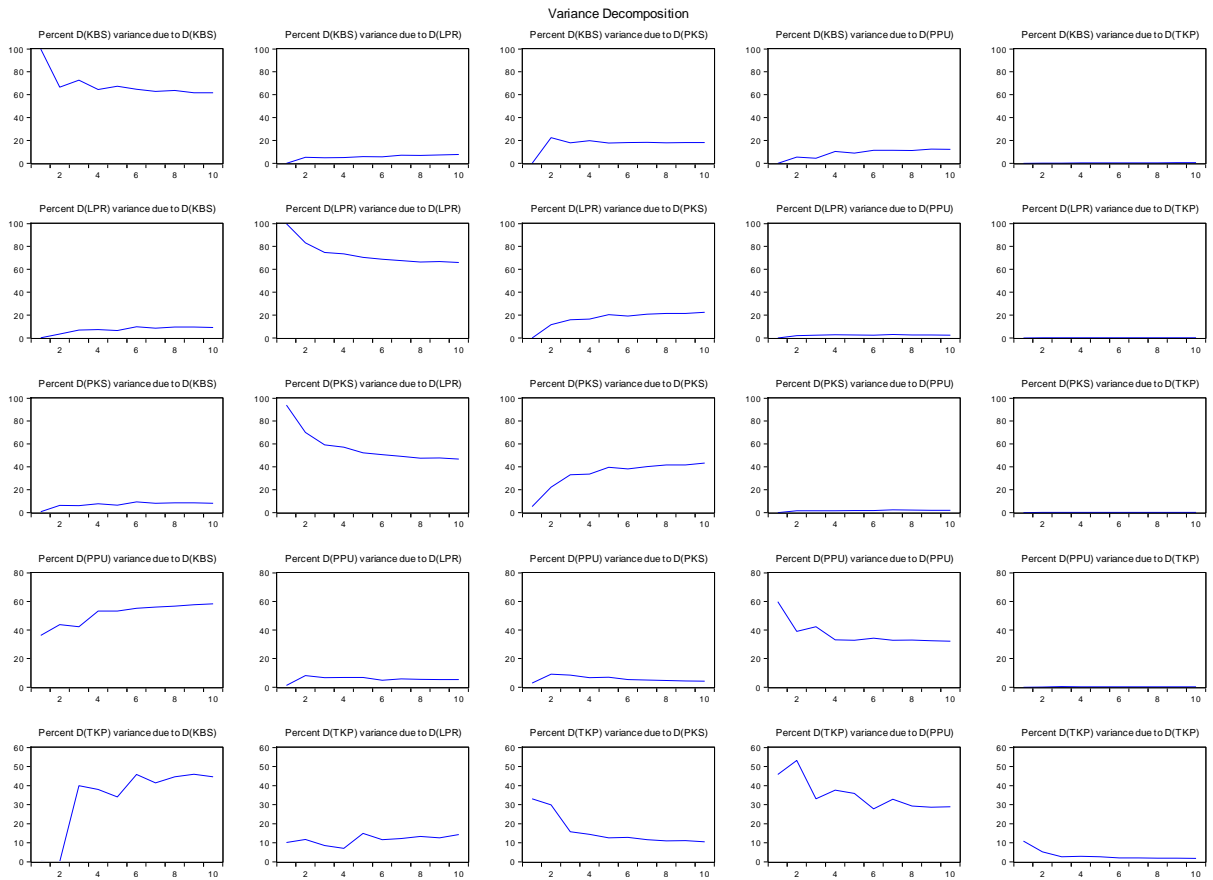
Period	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	1864.132	14912.67	26989.68	-31786.81	15476.08
2	1243.404	18223.43	26259.44	-38991.47	2595.053
3	60975.28	15648.66	7470.831	23393.94	-1542.484
4	26170.62	4374.587	13837.08	-35821.42	9519.726
5	10114.20	34112.58	-879.6398	-19750.03	1497.918
6	58108.64	3948.969	23381.44	5466.904	3476.814
7	6006.872	18146.49	2566.994	-38750.05	6566.489
8	40703.16	23144.00	11431.80	436.7727	1114.130
9	32301.56	5973.621	14645.95	-18490.89	5964.012
10	18777.24	24722.12	4505.582	-22244.79	3652.695

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024).

Pada ilustrasi KBS terhadap dirinya sendiri yaitu KBS menunjukkan adanya fluktuatif, dimana artinya semakin tinggi atau banyak datanya, responnya mengalami fluktuatif selama 10 tahun, begitu juga pada variabel-variabel lainnya.

8. Analisis Variance Decomposition

Variance decomposition bertujuan untuk mengukur besarnya kontribusi atau komposisi pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependennya.



Gambar 4. Forecast Error Decomposition Of Variance (Sumber: Data diolah Peneliti, (2024))

Hasil analisis VD dapat diketahui bahwa terdapat kontribusi variabel terhadap variabel itu sendiri sekaligus kontribusi variabel yang lain terhadap variabel tersebut pada periode 1 sampai dengan periode 10.

Tabel 12. Variance Decomposition of D(KBS)

Period	S.E.	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	50.22811	100.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
2	61.83960	66.60193	5.305430	22.47116	5.520394	0.101082
3	69.45979	72.76296	4.721630	17.90735	4.409556	0.198501
4	73.78232	64.59506	5.107934	19.77333	10.24196	0.281719
5	79.28384	67.44950	5.742147	17.63381	8.922658	0.251884
6	81.72516	64.66562	5.536938	18.00284	11.41615	0.378452
7	84.69980	62.96391	7.044923	18.21759	11.39956	0.374014
8	87.13442	63.73863	6.846564	17.86185	11.14935	0.403614
9	89.65139	61.65286	7.299008	18.17946	12.42138	0.447300
10	92.03428	61.63123	7.654851	18.15675	12.11040	0.446760

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 13. Variance Decomposition of D(LPR)

Period	S.E.	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	133585.2	0.045851	99.95415	0.000000	0.000000	0.000000
2	157257.5	3.328437	83.15059	11.58180	1.888377	0.050799
3	186854.2	6.806079	74.83864	15.93349	2.299358	0.122434
4	209740.4	7.225031	73.50163	16.38772	2.782235	0.103382
5	225740.0	6.460354	70.45925	20.38772	2.564614	0.128060
6	248024.0	9.634888	68.91006	19.04803	2.289355	0.117665
7	264542.2	8.548465	67.61334	20.85156	2.882955	0.103680
8	279181.9	9.488728	66.36842	21.37000	2.652095	0.120754
9	295181.6	9.413842	66.66970	21.33590	2.471862	0.108698
10	307374.1	9.093610	65.93270	22.46287	2.402641	0.108175

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 14. Variance Decomposition of D(PKS)

Period	S.E.	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	402041.1	0.715237	94.03807	5.246697	0.000000	0.000000
2	497843.7	6.215863	69.95944	22.22282	1.570883	0.030994
3	601333.4	6.132229	59.14574	33.11258	1.510822	0.098631
4	679303.9	7.721235	57.06262	33.53904	1.595067	0.082038
5	746105.5	6.405340	52.24594	39.49343	1.767554	0.087744
6	816911.7	9.377759	50.67510	38.13730	1.722445	0.087397
7	878350.0	8.165113	49.18940	40.27139	2.298409	0.075683
8	928199.1	8.569112	47.64478	41.61722	2.079836	0.089061
9	982003.1	8.514317	47.84415	41.65277	1.908593	0.080172
10	1027320.	8.045098	46.76321	43.21054	1.903863	0.077297

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 15. *Variance Decomposition of D(PPU)*

Period	S.E.	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	39867.45	36.17448	1.298317	2.785637	59.74157	0.000000
2	49547.49	43.76632	8.104451	9.008996	38.96012	0.160120
3	57975.57	42.30574	6.675778	8.407982	42.22466	0.385850
4	78379.20	53.29939	6.806787	6.561596	33.11460	0.217632
5	78745.46	53.25249	6.744102	6.960236	32.81925	0.223924
6	93444.77	55.22960	4.906126	5.337801	34.31144	0.215033
7	96872.83	56.11093	5.812958	5.046713	32.80603	0.223368
8	100486.9	56.64049	5.440843	4.704091	32.99320	0.221371
9	108700.6	57.59123	5.382412	4.305363	32.53049	0.190509
10	110706.2	58.28704	5.310434	4.150842	32.06596	0.185723

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024)

Tabel 16. *Variance Decomposition of D(TKP)*

Period	S.E.	D(KBS)	D(LPR)	D(PKS)	D(PPU)	D(TKP)
1	46949.08	0.157652	10.08920	33.04770	45.83950	10.86595
2	68952.75	0.105607	11.66228	29.82450	53.22842	5.179183
3	96554.73	39.93435	8.574254	15.80868	33.01591	2.666818
4	107666.7	38.02503	7.060823	14.36561	37.62200	2.926538
5	115113.7	34.03628	14.95843	12.57287	35.85534	2.577068
6	131270.9	45.76834	11.59329	12.84087	27.74562	2.051874
7	138378.8	41.37568	12.15256	11.59000	32.81009	2.071674
8	146537.4	44.61211	13.33150	10.94396	29.25923	1.853193
9	152132.4	45.89923	12.52312	11.08060	28.62397	1.873074
10	156960.2	44.55025	14.24540	10.49184	28.89873	1.813778

Sumber: Data diolah Peneliti, (2024).

Misalkan pada ilustrasi KBS terhadap KBS menunjukkan bahwa semakin tinggi periodenya, pengaruhnya semakin mengalami fluktuasi dalam periode selama 10 tahun. Pada Tabel 12 menampilkan bahwa FEVD selama 10 periode untuk variabel D(KBS). Jika dilihat dalam jangka pendek, misalkan pada periode ke-4, terlihat bahwa guncangan yang terjadi pada dirinya sendiri menimbulkan 73.78% fluktuasi terhadap ketersediaan kecambah sawit. Jika dilihat dalam jangka panjang, misalkan pada periode ke-10, fluktuasi yang ditimbulkan oleh guncangan KBS sendiri cenderung meningkat (92.03%), begitu juga persentase fluktuasi KBS yang ditimbulkan dari guncangan empat variabel lainnya juga berfluktuasi cenderung meningkat.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Berdasarkan hasil pendekatan VECM, terdapat hubungan keseimbangan jangka panjang yang stabil. Sedangkan dalam jangka pendek antara variabel saling menyesuaikan untuk hubungan jangka panjang, artinya untuk jangka panjang lebih kuat hubungannya dibandingkan jangka pendek. Dalam jangka panjang menunjukkan bahwa LPR berpengaruh negatif tidak signifikan terhadap KBS; PKS berpengaruh positif signifikan

terhadap KBS; PPU berpengaruh positif signifikan terhadap KBS; TKP berpengaruh negatif tidak signifikan terhadap KBS.

2. Implikasi dari penelitian ini yaitu: 1) Luas perkebunan sawit rakyat tidak berpengaruh signifikan terhadap ketersediaan benih sawit yang berarti bahwa peningkatan atau pengurangan luas perkebunan sawit rakyat tidak secara langsung mempengaruhi jumlah benih sawit yang tersedia. Sehingga faktor lain yaitu manajemen, kualitas benih, atau kebijakan distribusi lebih berpengaruh pada ketersediaan benih; 2) Produksi kelapa sawit yang tinggi berpengaruh positif signifikan terhadap ketersediaan bibit sawit, menunjukkan bahwa semakin banyak produksi kelapa sawit, semakin tinggi kebutuhan akan bibit sawit untuk meningkatkan atau memperbaharui perkebunan. Ketersediaan benih cenderung meningkat seiring dengan peningkatan produksi, hal ini dikarenakan peningkatan investasi dan perhatian pada sektor perbenihan; 3) Pemupukan bersubsidi berpengaruh positif signifikan terhadap ketersediaan benih sawit. Subsidi pemupukan dapat meningkatkan hasil dan kesehatan tanaman kelapa sawit, yang pada gilirannya dapat mendorong permintaan benih sawit. Selain itu, dukungan subsidi dapat merangsang para petani untuk lebih aktif dalam perawatan tanaman dan pembaharuan kebun mereka, meningkatkan kebutuhan akan benih; 4) Tenaga kerja petani tidak berpengaruh signifikan terhadap ketersediaan benih sawit menunjukkan bahwa jumlah tenaga kerja yang terlibat dalam perkebunan sawit tidak memiliki dampak langsung pada jumlah benih sawit yang tersedia. Sehingga faktor-faktor lain seperti kualitas tenaga kerja, pelatihan, atau efisiensi dalam pengelolaan kebun memiliki pengaruh lebih besar terhadap ketersediaan benih.
3. Berdasarkan analisis IRF dan FEVD, dimana semakin tinggi atau lama periodenya, respon dan pengaruh masing-masing variabel baik pada hubungannya tersendiri maupun keterkaitannya dengan variabel lain cenderung mengalami fluktuatif selama 10 tahun.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- Bangun, R. H. (2017). Kajian Potensi Perkebunan Rakyat di Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Location Quotient dan Shift Share. *Agrica (Jurnal Agribisnis Sumatera Utara)*. Vol. 10 (1). Pp: 103-11.
- Efendi, Z., dan E. Ramon. (2019). Peningkatan Produktivitas Kelapa Sawit dengan Pemberian Pupuk Kompos dan Biourine Sapi di Desa Margo Mulyo Kabupaten Bengkulu Tengah. *Agritepa*. Vol. 6 (1). Pp: 29-36.
- Hasibuan, M. (2020). Determinan Produktivitas Kelapa Sawit di Provinsi Sumatera Utara. *Jurnal Ekonomi*. Vol. 22 (1). Pp: 33-53.
- Hidayati, J., Sukardi., A. Suryani, A. M. Fauzi, dan Sugiharto. (2016). Identifikasi Revitalisasi Perkebunan Kelapa Sawit di Sumatera Utara. *Jurnal Teknologi Industri Pertanian*. Vol. 26 (3). Pp: 255-265.

- Hidayatullah, T. (2023). Analisis Empiris Produksi Kelapa Sawit Terhadap Tingkat Kesejahteraan Petani. *Jurnal Budget: Isu dan Masalah Keuangan Negara*. Vol. 8 (1). Pp: 156-175.
- Matupalesa, A., Y. D. Naully, I. Fanani. (2019). Hilirisasi Industri Sawit di Sumatera Utara. *Jurnal PKN STAN*.
- Monita, C. F., dan D. D. N. Zebua. (2023). Faktor - Faktor yang Mempengaruhi Produktivitas Kelapa Sawit di PT. Mustika Agung Sentosa. *Jurnal Manajemen Agribisnis*. Vol. 11 (1). Pp: 229-241.
- Saleh, S., B. Bagja, T. Suhada, H. Widyapratami, S. P., Z. Said, A. Putraditama. (2019). Intensifikasi Perkebunan Kelapa Sawit Rakyat: Dari Mana Kita Memulai?. WRI Indonesia.
- Saputra, D. D., dan A. Sukmawati. (2021). Pendekatan Analisis Vector Error Corretion Model (VECM) Dalam Hubungan Pertumbuhan Ekonomi Dan Sektor Pariwisata Studi Kasus di Provinsi Kepulauan Riau. *Prosiding STIS. Seminar Nasional Official Statistics 2021*. Pp: 120-129.

### **Website**

<https://www.ekon.go.id/publikasi/detail/5648/tingkatkan-produktivitas-sawit-rakyat-pemerintah-dorong-sejumlah-kebijakan-strategis> [20 Juni 2024].