

**PERBANDINGAN AKURASI PERAMALAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE
DENGAN METODE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS
(Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)**



**RYVAL VADRY KALOTONG
H051201002**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2024**

**PERBANDINGAN AKURASI PERAMALAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE
DENGAN METODE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS
(Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)**

**RYVAL VADRY KALOTONG
H051201002**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2024**

**PERBANDINGAN AKURASI PERAMALAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE
DENGAN METODE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS
(Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)**

RYVAL VADRY KALOTONG
H051201002



Skripsi

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar Sarjana Statistika

Program Studi Statistika

pada

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2024**

SKRIPSI

**PERBANDINGAN AKURASI PERAMALAN METODE
AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE
DENGAN METODE SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS
(Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)**

RYVAL VADRY KALOTONG

H051201002

Skripsi,

telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian Sarjana Statistika pada 16 Agustus
2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

pada

Program Studi Statistika
Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Hasanuddin
Makassar

Mengesahkan:
Pembimbing tugas akhir,

Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si
NIP. 19620926 198702 2 001

Mengetahui,
Ketua Program Studi,



Dr. Anna Isfariyati, S.Si., M.Si.
NIP. 19770808 200501 2 002

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa, skripsi berjudul "Perbandingan Akurasi Peramalan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan metode *Singular Spectrum Analysis* (Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)" adalah benar karya saya dengan arahan dari pembimbing skripsi saya (Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si). Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka skripsi ini. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini adalah karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut berdasarkan aturan yang berlaku.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta (hak ekonomis) dari karya tulis saya berupa skripsi ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, 16 Agustus 2024



Ryval Vadry Kalotong
NIM H051201002

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur kepada Tuhan Yesus Kristus yang telah melimpahkan kasih karunia, penyertaan-Nya dan curahan berkat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Perbandingan Akurasi Peramalan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Singular Spectrum Analysis* (Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)". Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada semua pihak yang telah membantu dan turut ambil peran dalam setiap proses yang dilewati penulis sampai pada saat ini. Penulis mengucapkan terimakasih kepada, ayah **Alleng Serang**, ibu **Yohana Pakidi** dan kakak-kakak penulis **Novi**, **Wiwin**, dan **Ichal** atas semua doa, dukungan dan dorongan kepada penulis sampai saat ini.

Penulis menyadari bahwa penulisan skripsi ini tidak akan berjalan dengan baik tanpa adanya bantuan, dukungan, dorongan, bimbingan, motivasi, serta nasehat dari berbagai pihak. Oleh sebab itu dengan penuh kerendahan hati penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak **Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc** selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya, serta Bapak **Dr. Eng. Amiruddin, M.Si** selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam beserta jajarannya.
2. Ibu **Dr. Anna Islamiyati S.Si, M.Si** selaku Ketua Departemen Statistika Fakultas Matematika dan ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin dan Ibu **Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si** selaku dosen pembimbing penulis yang dengan penuh kesabaran, keikhlasan, ketulusan telah meluangkan banyak waktu untuk membimbing penulis dalam menulis skripsi ini.
3. Ibu **Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Stat., Ph.D** dan Bapak **Siswanto, S.Si., M.Si.** selaku dosen penguji saya yang telah memberikan saran dan masukan atas penulisan tugas akhir ini.
4. **Bapak/Ibu dosen Departemen Statistika** yang telah mendidik dan memberikan ilmunya kepada penulis selama proses perkuliahan, serta kepada **Staff dan Pegawai Departemen Statistika** yang telah membantu dalam proses administrasi.
5. **Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset dan Teknologi** yang telah mengadakan berbagai program **Merdeka Belajar Kampus Merdeka**, seperti program Pertukaran Mahasiswa Merdeka dan Magang dan Studi Independen Bersertifikat yang telah penulis ikuti untuk menuntut ilmu dan mendapat pengalaman yang luar biasa selama 2 semester di luar kampus.
6. **Pemerintah Republik Indonesia**, melalui program **Beasiswa KIP Kuliah**, yang telah memberikan bantuan finansial selama penulis menempuh pendidikan di Universitas Hasanuddin. Dukungan ini sangat berarti bagi penulis, tidak hanya dalam hal finansial tetapi juga sebagai motivasi untuk terus belajar dan berprestasi. Tanpa beasiswa ini, mungkin tidak mudah bagi penulis untuk menyelesaikan studi hingga tahap ini.
7. Teman-teman seangkatan **Statsitika 2020**. Kalian semua telah menjadi bagian penting dari perjalanan akademis dan pribadi penulis semasa kuliah. Penulis berharap kita semua dapat meraih kesuksesan di masa depan.
8. Teman-teman penulis selama mengikuti pertukaran mahasiswa merdeka di Universitas Sebelas Maret khususnya *inbound* Statistika **Akbar, Khairul, Liza, Ayu, Nona, Irma, dan Nadya**. Terimakasih untuk pengalaman, pembelajaran, kebersamaanya selama masa-masa perkuliahan 1 semester yang luar biasa

9. Teman-teman **MSIB Bacth 5 Kalla Group**. Terimakasih untuk pengalaman magang yang luar biasa selama 5 bulan semoga *karier* kita kedepan semakin sukses.
10. Teman-teman magang BPS Tana Toraja **Aeron, Cynthia, Peby, dan Chatrine**. Terimakasih telah kebersamai penulis dalam menjalani proses magang selama kurang lebih 2 bulan lamanya.
11. Teman-teman **Liaison Officer** dan **Mahasiswa PMM 4 Inbound Universitas Hasanuddin** khususnya **kelompok 8 sikamali** dan **"anak-anak papi J"**. Terimakasih sudah menemani penulis untuk menjelajahi indahnya Sulawesi Selatan selama masa-masa penulisan skripsi ini.
12. Sahabat-sahabat seiman saya **Aeron, Angel, Asi, Chatrine, Chealsea, Gio, Jummi, Merlia, Nital, Peby, Sepri, Yefan, Yudi, dan Yonas** yang telah kebersamai penulis sejak maba hingga pada titik ini. Terimakasih atas suka duka yang telah dilalui bersama selama masa perkuliahan.

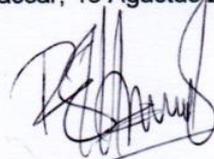
Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna dikarenakan terbatasnya pengalaman dan pengetahuan yang dimiliki penulis. Oleh karena itu, penulis memohon maaf dan menerima kritik dan saran yang membangun untuk penulis kedepannya. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi yang membacanya, terutama untuk pengembangan ilmu pengetahuan.

"Kiranya diberikan-Nya kepadamu apa yang kaukehendaki dan dijadikan-Nya berhasil apa yang kaurancangkan"

- Mazmur 20 : 5 -

God Bless you all.

Makassar, 16 Agustus, 2024



Ryval Vadry Kalotong

ABSTRAK

RYVAL VADRY KALOTONG. **Perbandingan Akurasi Peramalan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan Metode *Singular Spectrum Analysis* (Studi Kasus: Nilai Ekspor Migas Indonesia)** (dibimbing oleh Georgina Maria Tinungki)

Latar Belakang. Peramalan merupakan elemen kunci dalam proses pengambilan keputusan, terutama dalam analisis data runtun waktu. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Singular Spectrum Analysis* (SSA) adalah dua pendekatan yang sering digunakan dalam peramalan data *time series*. Kedua metode ini dapat digunakan untuk menganalisis dan memodelkan data yang memiliki *tren* dan komponen musiman. ARIMA dikenal dengan akurasinya yang tinggi, tetapi memerlukan asumsi seperti stasioneritas dan normalitas residu. SSA adalah metode yang tidak memerlukan asumsi tersebut, menjadikannya lebih fleksibel untuk data yang tidak stasioner. **Metode.** Penelitian ini menggunakan metode ARIMA dan SSA. **Tujuan.** Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil peramalan nilai ekspor migas Indonesia menggunakan metode ARIMA dan SSA. Data yang digunakan meliputi nilai ekspor migas Indonesia dari tahun 2011 hingga 2023. **Hasil.** Berdasarkan pengukuran akurasi peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), metode SSA menunjukkan tingkat akurasi yang lebih baik dengan nilai MAPE sebesar 9,002%, dibandingkan dengan ARIMA yang memiliki nilai MAPE sebesar 9,709%. **Kesimpulan.** Dapat disimpulkan bahwa metode SSA memberikan hasil peramalan yang lebih akurat untuk nilai ekspor migas Indonesia dibandingkan dengan metode ARIMA.

Kata Kunci: Peramalan, Ekspor Migas, *Autoregressive Integrated Moving Average*, *Singular Spectrum Analysis*, *Mean Absolute Percentage Error*.

ABSTRACT

RYVAL VADRY KALOTONG. **Comparison of Forecasting Accuracy of Autoregressive Integrated Moving Average method with Singular Spectrum Analysis method (Case Study: Indonesian Oil and Gas Export Value)** (supervised by Georgina Maria Tinungki)

Background. Forecasting is a key element in the decision-making process, especially in time series data analysis. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Singular Spectrum Analysis (SSA) methods are two approaches often used in forecasting time series data. ARIMA is known for its high accuracy, but requires assumptions such as stationarity and normality of the residuals. SSA is a method that does not require such assumptions, making it more flexible for nonstationary data. Both methods can be used to analyze and model data that have trends and seasonal components. **Method.** This research used ARIMA and SSA method. **Purpose.** This study aims to compare the results of forecasting the value of Indonesian oil and gas exports using the ARIMA and SSA methods. The data used includes the value of Indonesia's oil and gas exports from 2011 to 2023. **Result.** Based on the measurement of forecasting accuracy using Mean Absolute Percentage Error (MAPE), the SSA method shows a better level of accuracy with a MAPE value of 9.002%, compared to ARIMA which has a MAPE value of 9.709%. **Conclusion.** It can be concluded that the SSA method provides more accurate forecasting results for the value of Indonesia's oil and gas exports compared to the ARIMA method. This research confirms the importance of choosing the right forecasting method in analyzing time series data to support the country's economic sector development strategy.

Keywords: Forecasting, Oil and Gas Exports, Autoregressive Integrated Moving Average, Singular Spectrum Analysis, Mean Absolute Percentage Error.

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGANTAR	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA	iv
UCAPAN TERIMA KASIH	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan dan Manfaat.....	2
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Teori.....	3
1.5.1 Peramalan.....	3
1.5.2 Analisis <i>Time Series</i>	3
1.5.3 Metode <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>	4
1.5.4 Metode <i>Singular Spectrum Analysis</i>	7
1.5.5 Akurasi Metode Peramalan.....	11
1.5.6 Ekspor Migas.....	11
BAB II METODOLOGI PENELITIAN.....	13
2.1 Jenis dan Sumber Data	13
2.2 Variabel Penelitian.....	13
2.3 Metode Analisis	13
BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN	15
3.1 Analisis Deskriptif	15
3.2 Peramalan Menggunakan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>	15
3.2.1 Identifikasi Kestasioneran	15
3.2.2 Identifikasi Model ARIMA.....	19
3.2.3 Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA.....	21
3.2.4 Pemilihan Model Terbaik.....	22

3.2.5	Peramalan.....	22
3.3	Peramalan Menggunakan <i>Singular Spectrum Analysis</i>	23
3.3.1	Dekomposisi.....	23
3.3.2	Rekonstruksi.....	26
3.3.3	Peramalan.....	29
3.4	Perbandingan Hasil Peramalan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> dan <i>Singular Spectrum Analysis</i>	30
BAB IV KESIMPULAN.....		32
4.1	Kesimpulan	32
4.2	Saran	32
DAFTAR PUSTAKA		33
LAMPIRAN.....		37

DAFTAR TABEL

Nomor urut	Halaman
1. Kategori Akurasi Peramalan	11
2. Analisis Deskriptif Data Nilai Ekspor Migas Indonesia Tahun 2011-2023.....	15
3. Pengujian Stasioneritas Data <i>Training</i>	18
4. Pengujian Stasioneritas Data <i>Training</i> Setelah <i>Differencing</i>	19
5. Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA	21
6. Uji <i>Ljung-Box</i>	21
7. Uji Normalitas.....	22
8. Nilai MAPE	22
9. Hasil Peramalan Data <i>Training</i>	22
10. Hasil Peramalan Data <i>Testing</i>	23
11. <i>Trial and Error</i> untuk Menemukan Nilai <i>L</i> Optimal	24
12. Nilai <i>Eigenvalue</i> dan <i>Singular Value</i>	25
13. Nilai <i>Eigenvector</i>	25
14. Nilai <i>Principal Component</i>	26
15. Hasil Peramalan Data <i>Training</i>	29
16. Hasil Peramalan Data <i>Testing</i>	30

DAFTAR GAMBAR

Nomor urut	Halaman
1. <i>Plot</i> Data Nilai Ekspor Migas Indonesia Tahun 2011-2023	15
2. <i>Plot</i> Runtun Waktu Data <i>Training</i>	16
3. <i>Plot</i> ACF Data <i>Training</i>	16
4. <i>Plot</i> PACF Data <i>Training</i>	17
5. Grafik Box-Cox Data <i>Trainig</i>	17
6. Grafik Box-Cox Data <i>Training</i> Setelah Transformasi	18
7. <i>Plot</i> Runtun Waktu Setelah <i>Differencing</i>	19
8. <i>Plot</i> ACF Setelah <i>Differencing</i>	20
9. <i>Plot</i> PACF Setelah <i>Differencing</i>	20
10. <i>Scree Plot</i> Nilai Singular	26
11. <i>Plot</i> Rekonstruksi.....	27
12. <i>Plot W-Correlation</i>	27
13. <i>Trend</i> yang direkonstruksi.....	28
14. <i>Seasonal</i> yang direkonstruksi	28
15. <i>Noise</i> yang direkonstruksi.....	29
16. Perbandingan Data Aktual dengan Data Ramalan	30

DAFTAR LAMPIRAN

Nomor urut	Halaman
1. Data Nilai Ekspor Migas Indonesia	37
2. Matriks Lintasan	40
3. Matriks Simetris.....	41
4. Nilai <i>Eigenvalue</i> dan <i>Singular Value</i>	42
5. Nilai <i>Eigenvector</i>	44
6. Nilai <i>Principal Component</i>	45
7. Rekonstruksi <i>Tren</i> Nilai Ekspor	46
8. Rekonstruksi <i>Seasonal</i> Nilai Ekspor.....	48
9. Rekonstruksi <i>Noise</i> Nilai Ekspor	50

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peramalan adalah unsur penting dalam proses pengambilan keputusan (Ulutas dkk, 2020). Data yang digunakan ketika melakukan peramalan adalah data *time series* (runtun waktu). Data *time series* merupakan sekumpulan data yang terdiri atas satu objek tetapi meliputi beberapa periode waktu misalnya data harian, bulanan, dan lain-lain (Dokumentov dan Hyndman, 2022). Penentuan metode peramalan yang tepat dapat diketahui melalui pola data. Terdapat empat unsur pada pola data *time series*, yaitu: *trend*, siklis, musiman, dan acak (Dozie dan Ihekuna, 2023). Metode statistika yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan disebut dengan Analisis Runtun Waktu (ARW) (Arumsari dan Dani, 2021). Metode yang paling umum digunakan pada ARW adalah metode *Autoregressive Integrated Moving Average* atau ARIMA (Schaffer dkk., 2021).

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pertama kali diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970 dan merupakan salah satu metode peramalan deret waktu yang sangat baik akurasi, tetapi mempunyai kelemahan karena dalam proses analisisnya harus memenuhi berbagai asumsi seperti stasioneritas dan normalitas residu (Paridi P, 2019). Metode ini hanya menganalisis data yang stasioner, sehingga data yang tidak stasioner harus distasionerkan terlebih dahulu dengan transformasi atau pembedaan. Model ARIMA juga bisa digunakan untuk mengatasi masalah sifat keacakan, *trend*, musiman bahkan pola data siklis (Fajar, 2020). Hal ini juga bisa diatasi oleh metode peramalan lain yakni metode *Singular Spectrum Analysis* (SSA). Metode SSA pertama kali diperkenalkan pada tahun 1986 oleh Broomhead dan King dan merupakan metode pengolahan data deret waktu yang tidak memerlukan asumsi stasioneritas dan normalitas residu, sehingga dapat digunakan untuk data deret waktu yang tidak stasioner dan tidak normal (Sodiqin & Wulandari, 2021). Selain itu, metode SSA tidak mengandung asumsi-asumsi seperti halnya ARIMA sehingga dengan menggunakan metode SSA dapat memberikan hasil peramalan yang akurat (Ibnas, R. 2020). Metode ARIMA maupun SSA berfokus pada pengenalan dan pemodelan pola dalam data deret waktu dan juga kedua metode ini dapat digunakan untuk menganalisis dan memodelkan data yang memiliki *trend* dan komponen musiman.

Penelitian terdahulu dengan menggunakan metode ARIMA diantaranya yang dilakukan oleh Diva Maharani, dkk (2023) mengenai Peramalan Ekspor Migas dan Non Migas Indonesia sampai Tahun 2035. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai hasil peramalan cenderung menurun setiap tahunnya dimulai dari tahun 2023 hingga tahun 2035 sebesar -3.71%, dengan nilai kuadrat kesalahan (RMSE) sebesar 9.013957. Penelitian terdahulu menggunakan metode SSA dilakukan oleh Latifah N. W dan Mujiati D. K. 2023 mengenai peramalan pada data historis harian untuk harga penutupan ICI (Indonesia Composite Index). Hasil penelitiannya menunjukkan tingkat akurasi peramalan berdasarkan nilai MAPE untuk data *training* yaitu 1,59% dan data *testing* 4,84% yang dikategorikan peramalan sangat baik. Penelitian lain juga dilakukan oleh Zizika, R. P. dkk. 2023 mengenai peramalan suhu

rata-rata harian di stasiun Meteorologi Ahmad Yani. Hasil penelitiannya menunjukkan tingkat akurasi peramalan dengan metode SSA berdasarkan nilai MAPE diperoleh sebesar 3,9464% yang dapat disimpulkan peramalannya tergolong sangat baik. Penelitian juga dilakukan oleh Sari, dkk 2019 mengenai peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Bali menggunakan metode SSA. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa metode SSA dapat meramalkan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Bali dengan sangat baik yang memiliki nilai MAPE sebesar 7,65%.

Pada penelitian ini dilakukan peramalan dengan membandingkan kedua metode tersebut pada kasus dibidang ekonomi salah satunya nilai ekspor migas Indonesia. Menurut Kementerian Perdagangan Indonesia, perdagangan ekspor migas Indonesia sebesar 33.674,6 juta dolar US di tahun 2019, 22.507,9 juta dolar US di tahun 2020, dan 37.904,7 juta dolar US di tahun 2021. Hal ini mengindikasikan bahwa ekspor migas Indonesia mengalami kenaikan dan penurunan setiap tahunnya. Sementara itu, kegiatan ekspor sangat berpengaruh terhadap pendapatan negara karena jika dapat menekan impor maka akan memberikan surplus pada neraca perdagangan (Razak & Jaya, 2014 dalam Salsabila, 2021). Kegiatan ekspor, salah satunya ekspor migas, dapat menjadi mesin pertumbuhan bagi negara karena dapat meningkatkan devisa yang akan membentuk nilai tambah (Salsabila, 2021).

Indonesia perlu meningkatkan ekspor negara demi menumbuhkan perekonomian negara. Diperlukan suatu prediksi atau peramalan untuk menentukan seberapa besar ekspor barang yang harus dijalankan negara, sehingga diharapkan strategi pengembangan sektor perekonomian negara dapat berjalan dengan tepat sasaran.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana hasil peramalan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Singular Spectrum Analysis* pada studi kasus nilai ekspor migas Indonesia?
2. Bagaimana perbandingan hasil peramalan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan metode *Singular Spectrum Analysis* pada studi kasus nilai ekspor migas Indonesia?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Tujuan yang diperoleh pada penelitian ini yaitu

1. Memperoleh hasil peramalan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Singular Spectrum Analysis* pada studi kasus nilai ekspor migas Indonesia
2. Memperoleh perbandingan hasil peramalan terbaik antara metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dengan metode *Singular Spectrum Analysis* pada studi kasus nilai ekspor migas Indonesia.

Manfaat yang diperoleh pada penelitian ini yaitu

1. Menambah wawasan keilmuan terkait metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Singular Spectrum Analysis*

2. Meningkatkan pengetahuan serta wawasan bagi pembaca dan penulis tentang peramalan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Singular Spectrum Analysis* dalam meramalkan nilai ekspor migas Indonesia

1.4 Batasan Masalah

1. Dalam penelitian ini, penulis memberikan batasan masalah dimana penelitian ini fokus pada nilai ekspor migas Indonesia. Data penelitian yang digunakan adalah data sekunder yang berupa data bulanan terhitung dari Januari 2011 sampai Desember 2023.
2. Ketepatan peramalan diukur dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
3. Penentuan Nilai *Window Length (L)* pada metode *Singular Spectrum Analysis* melalui proses *trial and error* untuk mendapatkan nilai *L* optimal dengan MAPE terkecil

1.5 Teori

1.5.1 Peramalan

Peramalan dapat didefinisikan sebagai proses yang menggunakan data yang tersedia sebelumnya dan dilakukan analisis dengan cara alamiah dan metode statistik khusus untuk mengira besar atau jumlah dari sesuatu pada masa yang akan datang (Farida dkk., 2021). Berdasarkan sifatnya, peramalan dapat dibagi menjadi dua kategori (Latifah dan Mujiati, 2023):

1. Peramalan Kualitatif
Peramalan yang berdasarkan data kualitatif yang diperoleh dari hasil penelitian, sumber daya manusia, pendapat, dan pengalaman. Hasil peramalan ini tergantung pada pendekatan dan pendapat analis.
2. Peramalan Kuantitatif
Peramalan yang berdasarkan data kuantitatif yang diperoleh dari data historis. Hasil peramalan ini tergantung pada metode yang digunakan untuk peramalan.

Peramalan juga dibagi menjadi tiga jenis berdasarkan jangka waktu:

1. Peramalan jangka pendek, memeriksa data pada masa yang kurang dari 3 bulan.
2. Peramalan jangka menengah, memeriksa data pada masa antara 3 bulan hingga 18 bulan.
3. Peramalan jangka panjang, memeriksa data pada masa yang lebih dari 18 bulan.

1.5.2 Analisis *Time Series*

Analisis *Time Series* adalah jenis analisis yang berfokus pada data yang diukur dalam urutan waktu atau kronologis pada variabel yang diamati (Prasetya, B. D. dkk, 2020). Metode ini sangat berguna ketika data memiliki perubahan yang dipengaruhi oleh waktu atau pengamatan sebelumnya. Dalam perkembangannya, analisis *time series* telah diterapkan diberbagai bidang, seperti ekonomi, keuangan, transportasi, dan masih banyak lagi. Metode *time series* bertujuan untuk memprediksi kondisi di

masa depan dengan menggunakan data historis dan mengekstrapolasi pola-pola tersebut ke masa yang akan datang (Admirani, 2018). Oleh karena itu, tujuan analisis *time series* adalah untuk mengidentifikasi pola dalam data urutan waktu dan menggunakan pengamatan sebelumnya untuk memperkirakan nilai di masa depan. Data dikumpulkan secara periodik berdasarkan waktu, baik itu harian, mingguan, bulanan, atau tahunan (Rahmadayanti R, dkk. 2015).

Langkah penting dalam memilih suatu metode deret waktu yang tepat adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data. Pola data dapat dibedakan menjadi 4 yaitu (Lusiana, A., & Yuliarty, P. 2020):

1. Pola data stasioner dapat diartikan bilamana data berfluktuasi di sekitar nilai rata-rata yang konstan. Pola data yang sifatnya tidak berubah secara signifikan dalam jangka waktu tertentu.
2. Pola data *trend* adalah pola data yang secara umum menunjukkan kenaikan atau penurunan secara terus menerus dalam jangka waktu yang cukup lama.
3. Pola data *seasonal* adalah pola data yang terjadi secara teratur pada interval waktu yang sama setiap periode. Umumnya terkait dengan faktor-faktor lingkungan.
4. Pola data *cyclic* adalah pola perubahan data yang terjadi dalam jangka waktu yang lebih lama dari pola musiman.

1.5.3 Metode *Autoregressive Integrated Moving Average*

ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) pertama kali dikembangkan oleh George Box dan Gwilym Jenkins untuk pemodelan analisis deret waktu. Model ARIMA merupakan hasil penggabungan antara model *Autoregressive* AR(p), *Moving Average* MA(q) dengan proses *differencing* (d) (Komara, L. N., & Sirodj, D. A. 2023). Secara umum, bentuk model ARIMA (p, d, q) pada persamaan 1.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d X_t = \theta_q(B)e_t \quad (1)$$

dengan

- p : orde AR
- d : orde *differencing*
- q : orde MA
- $\phi_p(B)$: $(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$
- $\theta_q(B)$: $(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$
- $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_p$: koefisien orde dari komponen AR
- $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_q$: koefisien orde dari komponen MA
- $(1 - B)^d$: orde *differencing* non-musiman
- X_t : besarnya pengamatan (kejadian) pada waktu ke- t
- e_t : suatu proses *white noise* atau residual pada waktu ke- t yang diasumsikan mempunyai *mean* 0 dan variansi konstan.

Tahapan yang harus dilakukan sebelum melakukan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA yaitu identifikasi model, penaksiran parameter, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan (Rahmadayanti R, dkk. 2015).

1. Identifikasi Model (Uji Stasioner Data)

Stasioner berarti keadaan data *time series* relatif tidak terjadi kenaikan ataupun penurunan nilai secara tajam. Dengan kata lain fluktuasi data berada pada sekitar nilai rata-rata yang konstan. Pengujian ini dilakukan sebagai langkah untuk mengetahui apakah data yang diproses adalah data yang bersifat stasioner atau tidak. Data diketahui stasioner apabila data stasioner dalam varian dan stasioner dalam mean.

Uji kestasioneran data dapat menggunakan Uji Akar Unit (*Unit Root Test*) dengan jenis uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) yaitu dengan melihat nilai ADF. Jika nilai pada ADF lebih kecil daripada t -statistik pada nilai kritis berarti data tidak stasioner dan jika nilai ADF lebih besar dari t -statistik pada nilai kritis berarti data dikatakan stasioner (Kuncoro, 2007).

- Hipotesis yang digunakan dalam uji ini adalah:
 $H_0: \delta = 1$ (Terdapat akar unit atau data tidak stasioner)
 $H_0: \delta \neq 1$ (Tidak terdapat akar unit atau data stasioner)
- Statistik uji

$$t = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2)$$

dengan

t : Nilai statistik uji t
 δ : Estimasi koefisien parameter
 SE : Standar Error

- Taraf signifikan (α) = 5%
- Kriteria pengujian :
 Jika nilai $p - value >$ nilai kritis 5% maka H_0 diterima atau H_1 ditolak
 Jika nilai $p - value <$ nilai kritis 5% maka H_1 diterima atau H_0 ditolak
 Jika data yang ada telah stasioner, maka langkah selanjutnya adalah membuat *plot ACF (Autocorrelation Function)* dan *PACF (Partial Autocorrelation Function)* untuk menentukan model sementara.

2. Pendugaan Parameter

Model ARIMA yang baik adalah model yang menunjukkan bahwa penaksiran parameternya signifikan berbeda dengan nol (Aswi & Sukarna, 2006). Secara umum, misalkan θ adalah suatu parameter pada model ARIMA Box- Jenkins dan $\hat{\theta}$ adalah nilai taksiran dari parameter tersebut, serta $SE(\hat{\theta})$ adalah standar error dari nilai taksiran $\hat{\theta}$, maka uji kesignifikan parameter dapat dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut:

- Hipotesis yang digunakan dalam uji ini adalah:
 $H_0: \theta = 0$ (parameter tidak signifikan)
 $H_0: \theta \neq 0$ (parameter signifikan)

- Statistik uji

$$t = \frac{\hat{\theta}}{SE(\hat{\theta})} \quad (3)$$

dengan

t : Nilai statistik uji t

$\hat{\theta}$: Estimasi parameter θ

SE : Standar *Error*

- Taraf signifikan (α) = 5%
- Kriteria pengujian:
Jika nilai $p - value >$ nilai kritis 5% maka H_0 diterima atau H_1 ditolak
Jika nilai $p - value <$ nilai kritis 5% maka H_1 diterima atau H_0 ditolak

3. Uji Kesesuaian Model

Pada tahap ini dilakukan verifikasi kesesuaian model dengan sifat-sifat data serta dilakukan pemilihan model terbaik dengan uji Ljung-Box. Uji Ljung-Box digunakan untuk mengetahui apakah residual memenuhi asumsi *white noise* (residual tidak berkorelasi). Hipotesis uji *white noise* dapat dituliskan sebagai berikut.

- Hipotesis
 $H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual memenuhi syarat *white noise*)
 $H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_j \neq 0, j = 0, 1, 2, \dots, K$ (residual tidak memenuhi syarat *white noise*)
- Statistik uji :
Uji Ljung-Box atau Box-Pierce *Modified*:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (4)$$

dengan

Q : Statistik uji Ljung-Box

n : jumlah observasi dalam data

K : *Lag* order yang diuji

$\hat{\rho}_k$: Autokorelasi sampel pada lag K

- Taraf signifikan (α) = 5%
- Kriteria pengujian :
Jika nilai $p - value >$ nilai kritis 5% maka H_0 diterima atau H_1 ditolak
Jika nilai $p - value <$ nilai kritis 5% maka H_1 diterima atau H_0 ditolak

4. Peramalan

Langkah pertama sebelum melakukan peramalan adalah menentukan model yang akan digunakan untuk meramalkan data di masa mendatang. Setelah peramalan dilakukan, keakuratannya perlu diukur dengan menggunakan parameter kesalahan peramalan, yaitu MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

1.5.4 Metode *Singular Spectrum Analysis*

Metode SSA adalah salah satu teknik peramalan yang menggabungkan unsur-unsur dari analisis klasik *time series*, multivariat, sistem dinamis, dan *signal processing*. Metode ini merupakan metode dengan pendekatan non-parametrik untuk melakukan peramalan (*forecasting*) berdasarkan identifikasi komponennya, baik itu *trend*, musiman atau lainnya (Asrof, 2017). Peramalan 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* yaitu *embedding* dan *singular value decomposition*. Pada tahap rekonstruksi, dua langkah yang harus dilakukan untuk memperoleh deret yang direkonstruksi, yaitu pengelompokan dan *diagonal averaging* (Darmawan, 2016).

1.5.4.1 Dekomposisi

Dekomposisi terdapat dua tahap yaitu *Embedding* dan *Singular Value Decomposition* (SVD). Parameter yang memiliki peran penting dalam dekomposisi adalah *Window Length* (L).

a. *Embedding*

Misalkan terdapat data deret waktu $F = (f_0, f_1, \dots, f_{N-1})$ dengan panjang N dan tidak terdapat data hilang. Langkah pertama dalam SSA adalah *embedding* yang mentransformasikan F ke dalam matriks lintasan berukuran $L \times K$. Pada tahap ini diperlukan penentuan parameter *window length* (L) dengan ketentuan $2 < L < N/2$ (Salsalina & Widyasari 2023). *Embedding* dapat dikatakan sebagai pemetaan yang mentransfer data deret waktu F *unidimensional* ke dalam *multidimensional* $X_1, X_2, X_3, \dots, X_K$ dengan lag vector $X_i = (f_{1-i}, \dots, f_{i+L-2})^T$ untuk $i = 1, 2, 3, \dots, K$, dengan $K = N - L + 1$ (Dwiadi dkk, 2023). Dari lag vector X_i tersebut kemudian dibentuk matriks lintasan berukuran $L \times K$. Matriks lintasan ini merupakan matriks yang semua elemen pada anti diagonalnya bernilai sama (Khaeri dkk, 2018)

$$X_{ij} = \begin{pmatrix} f_0 & f_1 & \dots & f_{K-1} \\ f_1 & f_2 & \dots & f_K \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{L-1} & f_L & \dots & f_{N-1} \end{pmatrix} \quad (5)$$

Konsep dasar pada tahap *embedding* ini adalah melakukan pemetaan yang mentransfer data deret waktu F *unidimensional* ke dalam *multidimensional* X_1, X_2, \dots, X_K sehingga didapatkan *output* sebuah matriks yaitu matriks *Hankel* yang semua elemen pada anti diagonalnya bernilai sama.

b. *Singular Value Decomposition*

Tahap berikutnya dalam dekomposisi adalah membuat *Singular Value Decomposition* (SVD) dari matriks lintasan. Misalkan $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ adalah eigenvalue dari matriks S dengan $S = XX^T$ dengan urutan yang menurun $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$ dan U_1, U_2, \dots, U_L adalah *eigen vector* dari masing-masing *eigen value* (Fitri & Pangestu, 2020). Langkah-langkah SVD yaitu:

1. Definisikan matriks $S = XX^T$
Matriks simetris S berukuran $L \times L$ yang juga merupakan matriks kovarians merupakan hasil dari perkalian matriks XX^T
2. Menentukan eigenvalue dan eigenvector pada matriks S
Perhitungan *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks persegi S dapat dilakukan dengan persamaan :

$$\det(S - \lambda I) = 0 \quad (6)$$

Selanjutnya diperoleh *eigenvalue* λ_i untuk $i = 1, 2, \dots, L$ dan $U_i = (U_1, U_2, \dots, U_L)$ dengan *eigenvector* dari *eigenvalue* yang bersesuaian.

3. Membuat matriks nilai singular
Matriks *singular value* adalah matriks diagonal dengan diagonal utamanya berisi akar positif dari *eigenvalue* ($\sqrt{\lambda_i}$) dengan urutan $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L > 0$. Maka

$$\sqrt{\lambda_i} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & \dots & 0_L \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0_L & \dots & \sqrt{\lambda_L} \end{bmatrix} \quad (7)$$

4. Membuat matriks *principal component*
Misalkan matriks S merupakan matriks *real* berukuran $L \times L$ bilangan real positif. Kemudian dimisalkan σ sebagai *singular value* dari matriks S jika ada vektor tidak nol $U \in \mathbb{R}^m$ dan $V \in \mathbb{R}^m$ sehingga $XV = \sigma U$ dan $X^T U = \sigma V$. Vektor U disebut vektor singular kiri dan vektor V disebut dengan vektor singular kanan. Selanjutnya (σ, U) disebut pasangan singular kiri dari S dan (σ, V) disebut pasangan singular kanan dari S .

Dari uraian di atas diperoleh persamaan (8):

$$XV_i = \sigma_i U_i \text{ dan } X^T U_i = \sigma_i V_i \quad (8)$$

Untuk vektor V_i dengan $i = 1, 2, \dots, L$ mengikuti persamaan (9):

$$\begin{aligned} X^T U_i &= \sigma_i V_i \\ X^T U_i &= \sqrt{\lambda_i} V_i \\ V_i &= \frac{X^T U_i}{\sqrt{\lambda_i}} \end{aligned} \quad (9)$$

dengan

- σ : *singular value*
- λ : *eigenvalue*
- σ_i : akar dari *eigenvalue* (λ_i)
- X^T : *transpose* dari X

V_i^T merupakan transpose dari matriks V_i

$$V_i^T = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1K} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{K1} & v_{K2} & \dots & v_{KK} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Setelah diperoleh *singular value* (σ_i), *eigenvector* (U_i), *principal component* (V_i^T), maka SVD dari matriks lintasan X ditunjukkan pada persamaan (11).

$$X = U_i \sqrt{\lambda_i} V_i^T \quad (11)$$

dengan

U_i : matriks berukuran $L \times L$

$\sqrt{\lambda_i}$: matriks berukuran $L \times K$

V_i^T : matriks berukuran $K \times K$

$$\begin{aligned} X &= \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1L} \\ u_{21} & u_{22} & \dots & u_{2L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{L1} & u_{L2} & \dots & u_{LL} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1K} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{K1} & v_{K2} & \dots & v_{KK} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} u_{11} \\ u_{21} \\ \vdots \\ u_{L1} \end{bmatrix} [\sigma_1] [v_{11} \quad v_{12} \quad \dots \quad v_{1K}] + \begin{bmatrix} u_{12} \\ u_{22} \\ \vdots \\ u_{L2} \end{bmatrix} [\sigma_2] [v_{21} \quad v_{22} \quad \dots \quad v_{2K}] + \dots \\ &\quad + \begin{bmatrix} u_{1L} \\ u_{2L} \\ \vdots \\ u_{LL} \end{bmatrix} [\sigma_L] [v_{K1} \quad v_{K2} \quad \dots \quad v_{KK}] \\ &= U_1 \sigma_1 V_1^T + U_2 \sigma_2 V_2^T + \dots + U_d \sigma_d V_d^T \\ &= \sum_{i=1}^d U_i \sigma_i V_i^T \end{aligned} \quad (12)$$

Dengan $i = 1, 2, \dots, d$ dan $d = \max\{i\}$ serta $\sigma_i > 0$. Ketiga komponen yaitu *singular value* (σ_i), *eigenvector* (U_i), *principal component* (V_i^T) disebut *eigen triple* ke- i dari SVD untuk matriks X_i dapat dituliskan pada persamaan (13) (Darmawan G, 2016):

$$X_i = X_1 + X_2 + \dots + X_d \quad (13)$$

1.5.4.2 Rekonstruksi

Rekonstruksi adalah tahapan merekonstruksi data menjadi data deret waktu yang baru berdasarkan nilai-nilai yang diperoleh pada tahap sebelumnya melalui proses klasifikasi dan *diagonal averaging*. Pada tahap rekonstruksi terdapat dua langkah, yaitu klasifikasi yang dilanjutkan dengan pembentukan deret rekonstruksi berdasarkan hasil yang diperoleh pada langkah *diagonal averaging*.

a. **Klasifikasi**

Pada tahap klasifikasi dilakukan pengelompokan matriks X_i dengan tujuan untuk memisahkan komponen *eigentriple* yang diperoleh pada tahap SVD ke dalam beberapa sub kelompok, yaitu *trend*, *seasonal*, dan *noise*. Proses klasifikasi dilakukan dengan cara mengelompokkan set-set indeks $i = \{1, 2, \dots, d\}$ ke dalam m subset disjoint $I_1, I_2, I_3, \dots, I_m$ dengan $m = d$. Selanjutnya X_i disesuaikan dengan kelompok $I = \{I_1, I_2, I_3, \dots, I_m\}$ (Sadiqin & Wulandari, 2021). Maka, $X_i = X_1 + X_2 + \dots + X_d$ dapat dituliskan persamaan 14.

$$X_I = X_{I1} + X_{I2} + \dots + X_{Im} \quad (14)$$

Tahapan untuk memilih set $I = \{I_1, I_2, I_3, \dots, I_m\}$ disebut klasifikasi *eigentriple* yang dilakukan dengan *trial and error*. Penentuan anggota grup dengan menggunakan 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 (Ibnas, 2020).

b. **Diagonal Averaging**

Tahapan terakhir dalam proses SSA adalah dengan mengubah setiap matriks X_I pada persamaan (14) menjadi suatu runtun waktu baru dengan panjang N . Misalkan matriks Y merupakan matriks sembarang berukuran $L \times K$ dengan unsur y_{ij} untuk $1 \leq i \leq L$ dan $1 \leq j \leq K$, dengan $L < K$.

$$Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_k \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & y_{k+2} \\ y_L & y_{L+1} & y_{L+2} & y_N \end{bmatrix} \quad (15)$$

Diagonal averaging memindahkan matriks Y ke deret g_0, \dots, g_{N-1} dengan rumus pada persamaan (16).

$$g_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k y_{m,k-m+1}^*, & \text{untuk } 1 \leq k \leq L^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+1}^*, & \text{untuk } L^* \leq k \leq K^* \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{m=k-K^*+2}^{N-K^*+1} y_{m,k-m+2}^*, & \text{untuk } K^* \leq k \leq N \end{cases} \quad (16)$$

dengan

- g_k : Nilai elemen pada deret waktu hasil rekonstruksi
- $y_{m,k-m+1}^*$: Elemen matriks trajectory hasil rekonstruksi
- L^* : Nilai Minimal (L, K)
- K^* : Nilai Maksimal (L, K)
- N : Panjang deret waktu asli

Berdasarkan persamaan (16), misalkan pada matriks Y dipilih untuk $k = 1$ memberikan $g_1 = y_{1,1}$, untuk $k = 2$, maka $g_2 = \frac{y_{1,2} + y_{2,1}}{2}$, untuk $k = 3$, maka $g_3 = \frac{y_{1,3} + y_{2,2} + y_{3,1}}{3}$ dan seterusnya.

1.5.5 Akurasi Metode Peramalan

Ukuran ketepatan peramalan merupakan kriteria penting untuk memilih metode peramalan, sehingga dapat digunakan untuk menentukan metode yang lebih baik dalam membandingkan beberapa metode. Akurasi peramalan dapat dilihat dari tingkat kesalahan dalam peramalan (*error*), dimana semakin kecil *error* yang dihasilkan maka semakin akurat peramalan yang dilakukan (Tauryawati dan Irawan, 2014). Akurasi peramalan pada penelitian ini menggunakan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Jika X_t adalah data aktual untuk periode ke- t dan F_t adalah hasil peramalan untuk periode yang sama, maka MAPE dapat dihitung dengan persamaan 17.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \left(\frac{X_t - F_t}{X_t} \right) \times 100 \% \right| \quad (17)$$

dengan

X_t : data deret waktu aktual

F_t : data hasil peramalan

n : jumlah data

Ketika menganalisis kesalahan suatu metode peramalan yang digunakan, sebaiknya MAPE dihitung karena lebih mudah untuk diinterpretasikan nilainya yang merupakan presentase dari keseluruhan. Semakin kecil nilai MAPE menunjukkan bahwa persentase kesalahan yang dihasilkan oleh suatu metode juga semakin kecil. Interpretasi nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 1 (Latifah & Mujiati, 2023):

Tabel 1. Kategori Akurasi Peramalan

MAPE	Interpretasi
$MAPE \leq 10\%$	Akurasi peramalan sangat baik
$10\% < MAPE \leq 20\%$	Akurasi peramalan baik
$20\% < MAPE \leq 50\%$	Akurasi peramalan cukup baik
$MAPE > 50\%$	Akurasi peramalan buruk

1.5.6 Ekspor Migas

Ekspor adalah pengeluaran barang dari daerah pabean Indonesia untuk dikirim ke luar negeri dengan mengikuti ketentuan yang berlaku. Ekspor memiliki banyak manfaat, baik manfaat secara mikro maupun secara makro. Secara mikro, ekspor bisa digunakan untuk memperluas pemasaran, meningkatkan penjualan, dan memperluas kegiatan perusahaan. Secara makro, ekspor bermanfaat untuk

meningkatkan pertumbuhan ekonomi nasional, memperluas lapangan kerja, menghasilkan devisa dan mendorong pertumbuhan IPTEK (Salsabila, 2021).

Salah satu komoditas ekspor yang memiliki peran strategis dalam perekonomian Indonesia adalah migas. Menurut UU Republik Indonesia Nomor 22 Tahun 2001, migas merupakan komoditas vital yang berperan penting sebagai penghasil devisa negara, pemenuhan kebutuhan tenaga di dalam negeri dan bahan utama industri. Minyak bumi adalah hidrokarbon yang mengalami keadaan tekanan dan temperatur sangat tinggi berbentuk cair atau padat yang didapat dari aktivitas penambangan. Sementara gas bumi adalah hidrokarbon mengalami keadaan tekanan dan temperatur sangat tinggi berbentuk gas yang didapat dari aktivitas penambangan (Kertayuga, dkk. 2021).

BAB II METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan sebagai studi kasus pada penelitian ini berupa data sekunder yakni nilai ekspor migas Indonesia per bulan dari bulan Januari 2011 sampai bulan Desember 2023. Data tersebut diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik melalui *website* <https://www.bps.go.id> dan akan diolah menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* dan metode *Singular Spectrum Analysis*. Adapun jumlah observasi pada penelitian ini sebanyak 156 data atau 156 bulan yang secara lengkap disajikan pada Lampiran 1. Hasil dari data yang diolah nantinya diharapkan akan menampilkan hasil peramalan yang akurat pada beberapa periode yang akan datang.

2.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah nilai ekspor migas Indonesia per bulan dari bulan Januari 2011 sampai bulan Desember 2023 yang terdiri dari 156 data.

2.3 Metode Analisis

Langkah – langkah analisis data dalam analisis ARIMA sebagai berikut:

1. Pembagian Data
Data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* sebanyak 132 data (Januari 2011 – Desember 2021), sedangkan data *testing* sebanyak 24 data (Januari 2022 – Desember 2023)
2. Uji Kestasioneran
Uji Kestasioneran dapat dilakukan dengan beberapa cara diantaranya dengan melihat *plot time series*, *plot ACF* dan *PACF* serta melakukan uji ADF. Jika tidak stasioner, maka dilakukan transformasi maupun *differencing*.
3. Identifikasi Model
Setelah data stasioner, maka dilakukan pembentukan model ARIMA sementara yang sesuai dengan melihat *plot* data yang sudah stasioner
4. Pendugaan Parameter
Model ARIMA sementara yang sudah ditentukan akan dilakukan penaksiran parameternya apakah telah signifikan atau tidak
5. Pemeriksaan Kelayakan Model
Pada tahap ini dilakukan verifikasi kesesuaian model dengan sifat-sifat data serta dilakukan pemilihan model terbaik dengan uji Ljung-Box. Uji Ljung Box digunakan untuk mengetahui apakah residual memenuhi asumsi *white noise* (residual tidak berkorelasi)
6. Pemilihan model ARIMA
Pemodelan data time series yang sesuai harus memenuhi syarat, yaitu residual memenuhi asumsi *white noise*. Namun, pemilihan model terbaik dari beberapa model yang telah memenuhi syarat pada penelitian ini akan

digunakan kriteria MAPE untuk mengukur kesalahan peramalan, yaitu dengan memilih model yang memiliki nilai MAPE terkecil

7. Peramalan

Peramalan dilakukan pada model ARIMA yang telah memenuhi syarat, yaitu residual memenuhi asumsi δ dan model yang memiliki nilai MAPE terkecil

Langkah – langkah analisis data dalam analisis SSA sebagai berikut:

1. Dekomposisi, tahap ini dibagi menjadi dua langkah yaitu
 - a. *Embedding*, pada langkah ini dibentuk matriks lintasan X berukuran $L \times K$ dari data deret waktu dengan pemilihan *window length* (L) dilakukan dengan metode *trial and error* yang harus memenuhi $2 < L < N/2$ dan $K = N - L + 1$.
 - b. *Singular Value Decomposition* (SVD), pada tahap ini dihitung nilai *eigen triple* dari matriks simetris $S = XX^T$
2. Rekonstruksi, tahap ini dibagi menjadi dua langkah yaitu:
 - a. Klasifikasi, pada tahap ini dilakukan klasifikasi *eigen triple* berdasarkan karakteristik setiap komponen.
 - b. *Diagonal Averaging*, pada tahap ini dilakukan rekonstruksi pada masing-masing komponen yang terdapat pada matriks X , menjadi data deret waktu yang baru dengan panjang N .
3. Menghitung hasil peramalan dari data deret waktu hasil *diagonal averaging*.
4. Menghitung nilai akurasi peramalan dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengetahui keakurasian hasil peramalan.