

Prediksi Jumlah Pendapatan Indonesia & Rekomendasi Komoditi Ekspor  
Non-Migas Tahun 2024 Menggunakan Time Series Dengan Metode  
Vector Autoregressive (VAR) Untuk Pertumbuhan Ekonomi Indonesia



Nama Tim : Si Paling Insight  
Universitas Dian Nuswantoro

Disusun oleh :

Muhammad Khusni Fikri (A12.2020.06445)

Sella Rikha Yasmin (A12.2020.06459)

Bima Rakajati (A11.2020.13088)

# Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah pendapatan Indonesia dari ekspor non-migas untuk tahun 2024 dan menganalisis hubungan antara harga crude oil dan ekspor migas terhadap ekspor non-migas. Pendapatan dari ekspor non-migas memiliki peran yang signifikan dalam pertumbuhan ekonomi Indonesia. Metode time series dengan pendekatan Vector Autoregressive (VAR) digunakan untuk memodelkan hubungan simultan antara variabel jumlah pendapatan dari ekspor migas dan non migas serta harga crude oil.

Data nilai ekspor migas dan non-migas tahun 2010-2023 dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan data harga crude oil dari Yahoo Finance akan digunakan dalam analisis ini. Dengan menggunakan metode VAR, diharapkan dapat memberikan prediksi yang akurat tentang jumlah pendapatan dari ekspor non-migas untuk tahun 2024. Selain itu, analisis ini juga akan mengungkapkan apakah terdapat hubungan antara harga crude oil, ekspor migas, dan ekspor non-migas Indonesia. Hasil akhir setelah mendapat prediksi akan dibarengi dengan rekomendasi komoditi ekspor non-migas yang dapat digunakan pihak-pihak yang ikut serta dalam kegiatan ekspor Indonesia di tahun 2024.

Hasil penelitian ini memberikan manfaat yang signifikan dalam pemahaman faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi Indonesia dan rekomendasi komoditi ekspor non-migas untuk pihak terkait. Informasi yang diperoleh dari penelitian ini akan membantu pihak berwenang dalam merencanakan kebijakan yang efektif untuk meningkatkan pertumbuhan ekonomi, mendorong investasi, dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat secara berkelanjutan.

Kata kunci: ekspor non-migas, harga crude oil, prediksi pendapatan, time series, Vector Autoregressive (VAR), rekomendasi komoditi ekspor, pertumbuhan ekonomi.

# A. Pendahuluan

## a. Latar Belakang

Pertumbuhan ekonomi adalah salah satu indikator penting yang digunakan untuk mengukur kesehatan dan perkembangan suatu negara. Menurut Sukirno, pertumbuhan ekonomi adalah hasil dari kemajuan dalam pembangunan ekonomi yang menyebabkan peningkatan dalam produksi barang dan jasa, serta berdampak positif pada kesejahteraan masyarakat dengan meningkatkan taraf hidup mereka (Sukirno, 2006). Bagi Indonesia, pertumbuhan ekonomi merupakan faktor yang sangat vital dalam mendorong pembangunan dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Salah satu komponen yang berkontribusi besar terhadap pendapatan negara adalah ekspor non-migas.

Secara umum, masyarakat Indonesia dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan pertumbuhan ekonomi melalui ekspor dengan komoditi non-migas. Terdapat banyak petani, daerah, maupun komoditi yang potensial untuk diekspor keluar negeri. Ekspor non-migas mencakup berbagai sektor seperti industri manufaktur, pertanian, perikanan, dan lain-lain (Maslinda, 2015). Pertumbuhan ekspor non-migas yang signifikan dapat mendorong peningkatan pendapatan negara, menciptakan lapangan kerja, dan mendorong investasi di sektor-sektor terkait. Oleh karena itu, penting untuk memahami dan meramalkan jumlah pendapatan Indonesia dari ekspor non-migas untuk merencanakan kebijakan yang tepat guna meningkatkan pertumbuhan ekonomi.

Dalam rangka memprediksi jumlah pendapatan Indonesia dari ekspor non-migas, metode analisis time series dapat digunakan. Salah satu metode yang umum digunakan adalah Vector Autoregressive (VAR). Metode VAR memungkinkan kita untuk memodelkan hubungan simultan antara beberapa variabel dalam suatu sistem. Dalam kasus ini, variabel yang diamati adalah jumlah pendapatan dari ekspor non-migas, ekspor migas serta harga crude oil.

Indonesia merupakan salah satu produsen dan eksportir utama minyak dan gas (migas) di dunia. Seiring dengan meningkatnya harga minyak dan gas pada beberapa periode, pendapatan negara dari sektor migas juga meningkat signifikan. Pendapatan migas yang tinggi memberikan sumber

daya dan dana yang potensial untuk membangun infrastruktur dan mendukung investasi di sektor non-migas. Pada dasarnya, sektor migas dan non-migas saling terkait dalam perekonomian Indonesia.

Perkembangan harga crude oil secara global memiliki pengaruh yang signifikan terhadap perekonomian suatu negara, termasuk Indonesia. Kenaikan atau penurunan harga crude oil dapat mempengaruhi jumlah pendapatan dari ekspor non-migas, khususnya sektor energi dan sektor yang terkait. Oleh karena itu, dalam proposal ini, akan dianalisis apakah terdapat hubungan antara harga crude oil dan ekspor migas dengan data ekspor non-migas Indonesia.

Untuk menganalisis hubungan tersebut, data harga crude oil akan diperoleh dari Yahoo Finance, sementara data jumlah pendapatan dari ekspor migas dan non-migas akan diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS). Dalam rentang waktu 2010-2023, akan dilakukan analisis time series menggunakan metode VAR untuk memodelkan hubungan antara kedua variabel tersebut. Dengan memahami hubungan antara harga crude oil, ekspor migas, dan ekspor non-migas, diharapkan dapat merumuskan strategi kebijakan yang dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi Indonesia.

Melalui proposal ini, diharapkan bahwa hasil penelitian dan analisis menggunakan metode VAR pada data ekspor migas, ekspor non-migas, dan harga crude oil dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi Indonesia serta gambaran rekomendasi komoditi ekspor non-migas. Dengan pemahaman yang lebih baik dan rekomendasi tersebut, diharapkan pihak berwenang dapat merencanakan kebijakan yang lebih efektif dan efisien untuk meningkatkan pertumbuhan ekonomi Indonesia, mendorong investasi, serta meningkatkan kesejahteraan masyarakat secara berkelanjutan.

## **b. Tujuan**

1. Memprediksi jumlah pendapatan Indonesia dari ekspor non-migas untuk tahun 2024 menggunakan metode time series dengan pendekatan Vector Autoregressive (VAR).
2. Menganalisis hubungan antara harga crude oil dan jumlah pendapatan dari ekspor migas dan non-migas Indonesia.
3. Menyediakan informasi yang akurat dan dapat diandalkan kepada pihak berwenang untuk merencanakan kebijakan yang tepat guna

meningkatkan pertumbuhan ekonomi Indonesia berupa rekomendasi komoditi ekspor non-migas.

### c. Manfaat

1. Memberikan pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan ekonomi Indonesia, khususnya dalam konteks ekspor non-migas.
2. Menyediakan prediksi yang lebih akurat tentang jumlah pendapatan Indonesia dari ekspor non-migas untuk tahun 2024, yang dapat digunakan sebagai panduan dalam perencanaan ekonomi dan kebijakan.
3. Meningkatkan pemahaman tentang hubungan antara harga crude oil, ekspor migas dan ekspor non-migas, sehingga dapat membantu dalam mengidentifikasi risiko dan peluang yang terkait dengan perubahan harga crude oil.
4. Memberikan landasan yang kuat bagi pengambilan keputusan dalam merumuskan kebijakan ekonomi yang berfokus pada peningkatan pertumbuhan ekonomi berupa rekomendasi komoditi ekspor non-migas.

### d. Batasan Penelitian

1. Penelitian ini akan menggunakan data nilai ekspor migas dan non-migas (Juta US\$) tahun 2010-2023 dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan data harga crude oil dari Yahoo Finance.
2. Fokus analisis akan difokuskan pada prediksi jumlah pendapatan dari ekspor non-migas untuk tahun 2024 dan hubungan antara harga crude oil dengan ekspor non-migas.
3. Penelitian ini akan menggunakan metode Vector Autoregressive (VAR) sebagai pendekatan untuk analisis time series.
4. Penelitian ini tidak akan mempertimbangkan faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi pertumbuhan ekonomi Indonesia, seperti faktor politik, sosial, atau kebijakan ekonomi global.
5. Penelitian ini tidak akan memberikan rekomendasi kebijakan spesifik, tetapi akan memberikan wawasan yang berguna berupa rekomendasi komoditi ekspor non-migas bagi pihak terkait untuk meningkatkan pertumbuhan ekonomi Indonesia.

## B. State of the Art / Kajian terkait yang relevan

### 2.1.1 Kajian Jurnal Pertama

“Pengaruh Nilai Tukar dan Inflasi Terhadap Ekspor Non Migas di Indonesia” merupakan penelitian yang bertujuan untuk melihat bagaimana pengaruh nilai tukar dan inflasi terhadap ekspor non migas di Indonesia baik secara parsial dan simultan dengan menggunakan metode analisis regresi linear berganda. Hasil penelitian menyatakan secara simultan nilai tukar dan inflasi berpengaruh signifikan terhadap ekspor non migas di Indonesia. Secara parsial nilai tukar berpengaruh positif dan signifikan terhadap ekspor non migas di Indonesia dan inflasi berpengaruh negatif dan tidak signifikan terhadap ekspor non migas di Indonesia (Silaban & Nurlina, 2022).

### 2.1.2 Kajian Jurnal Kedua

“Analisis Ekspor Non-Migas di Indonesia” merupakan penelitian yang bertujuan untuk menganalisis pengaruh pertumbuhan ekonomi, nilai tukar, dan inflasi terhadap nilai ekspor nonmigas di Indonesia. Berdasarkan hasil penelitian, pertumbuhan jangka panjang berpengaruh positif dan signifikan terhadap nilai ekspor nonmigas Indonesia, sedangkan nilai tukar dan inflasi berpengaruh negatif dan signifikan terhadap nilai ekspor nonmigas Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pertumbuhan ekonomi, nilai tukar, dan inflasi tidak berpengaruh terhadap nilai ekspor nonmigas Indonesia dalam jangka pendek (Adnan, 2023).

### 2.1.3. Kajian Jurnal Ketiga

“Pengaruh Nilai Tukar, Inflasi, dan Pendapatan Nasional Terhadap Ekspor Nonmigas Indonesia” merupakan penelitian yang digunakan untuk untuk mengetahui adanya pengaruh dari variabel nilai tukar, pdb dan inflasi terhadap nilai ekspor non migas di Indonesia selama kurun waktu 2010-2020 dengan menggunakan metode regresi linier berganda yang sesuai dengan fungsinya digunakan untuk melihat pengaruh antar variabel yang jumlahnya lebih dari 2 variabel. Dari hasil regresi diperoleh bahwa variabel bebas yaitu nilai tukar memiliki pengaruh negatif signifikan, Inflasi tidak berpengaruh, sedangkan PDB berpengaruh positif dan signifikan terhadap

variabel dependen yaitu nilai ekspor nonMigas di Indonesia (Silaban & Nurlina, 2022).

#### 2.1.4. Kajian Jurnal Keempat

“Prediksi Harga Ekspor Non Migas di Indonesia Berdasarkan Metode Estimator Deret Fourier dan Support Vector Regression” merupakan penelitian yang bertujuan dapat menjadi dasar untuk merumuskan kebijakan terkait pengaturan proses ekspor non migas untuk mendukung pertumbuhan ekonomi di Indonesia. Dalam penelitian ini, perkiraan harga ekspor non migas dibuat dengan mempertimbangkan isu-isu terkini seperti pandemi COVID-19 dan perang Rusia-Ukraina. Keakuratan model yang diperoleh dari estimator deret Fourier dan Support Vector Regression (SVR) diselidiki dengan membandingkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) untuk memprediksi harga ekspor non migas Indonesia. Hasil penelitian menunjukkan bahwa masalah pandemi COVID-19 dan perang Rusia-Ukraina berdampak signifikan terhadap harga ekspor non migas. Model SVR dengan kernel Radial Basis Function (RBF) menunjukkan akurasi yang lebih baik daripada model estimator deret Fourier fungsi cos sin, dengan masing-masing nilai MAPE sebesar 9,29 dan 15,26% untuk setiap data uji (Fakhri Fauzaan Purwoko et al., 2023).

## C. Solusi Usulan

### Deskripsi Solusi

Pada penelitian ini, peneliti akan memberikan prediksi pendapatan Indonesia dari kegiatan ekspor komoditi non-migas pada tahun 2024 dari data pendapatan Indonesia dari ekspor migas, non-migas, dan data harga crude oil pada tahun 2010. Dari prediksi ini, akan menghasilkan sebuah gambaran mengenai korelasi antara pendapatan ekspor non migas dan harga crude oil dengan pendapatan ekspor. Diharapkan dari informasi tersebut, dapat memberikan informasi mengenai resiko dan peluang yang dapat diambil oleh pihak berwenang yang terkait dengan perubahan harga crude oil.

Selain itu, sebagai solusi lanjutan dari informasi yang didapatkan, peneliti memberikan rekomendasi mengenai komoditi ekspor non-migas yang dapat dilakukan oleh masyarakat maupun pihak berwenang pada kegiatan ekspor di waktu yang akan datang khususnya tahun 2024. Melalui komoditi ekspor non-migas, diharapkan masyarakat Indonesia ikut berkontribusi dalam kegiatan ekspor dengan komoditi terbaiknya dalam bentuk non-migas.

### Dataset

Peneliti menggunakan dataset “Nilai Ekspor Migas & Non-Migas (Juta US\$) Tahun 2010-2023” dari Badan Pusat Statistik dan dataset “Crude Oil Global Price” dari Yahoo! Finance dalam melakukan penelitian time series. Selain itu, peneliti juga menggunakan dataset “Perkembangan Ekspor Non-Migas (Komoditi)” dari Satu Data Kemendag untuk menentukan rekomendasi komoditi ekspor non-migas yang ditujukan untuk pihak terkait termasuk pemerintah dan masyarakat.

Pada awalnya, peneliti menggunakan dataset “Nilai Ekspor Migas & Non-Migas (Juta US\$) Tahun 1993-2023” dari Badan Pusat Statistik, akan tetapi karena pertimbangan lain seperti rentang data yang terlalu panjang dan krisis moneter tahun 90-an, peneliti memutuskan untuk mengambil data dari tahun 2010-2023 yang memiliki 160 records dan empat fitur dengan gambaran tabel sebagai berikut. (US\$).



Nama Fitur	Keterangan
Tanggal	Waktu yang berisi data bulan dan tahun (contoh Oktober 2010)
Ekspor	Nilai pendapatan ekspor (dalam US\$)
Impor	Nilai pendapatan impor (dalam US\$)
Total	Total pendapatan dari Impor dan Ekspor (US\$)

Selain itu, peneliti juga menggunakan dataset “Crude Oil Global Price” dari Yahoo! Finance untuk parameter dalam time series yang memiliki 234 records dan tujuh fitur. Dataset tersebut menggambarkan rata-rata harga Crude Oil dalam satu bulan yang diupdate setiap tanggal pertama tiap bulannya. Akan tetapi, dalam data tersebut masih ada record yang kosong sehingga perlu diisi menggunakan metode statistik tertentu. Record yang kosong tersebut terjadi karena ada beberapa tanggal pertama dalam bulan tertentu yang bertepatan dengan hari minggu, dimana hari minggu merupakan hari libur saham. Dalam hal ini, peneliti mengisi record yang kosong untuk menyesuaikan jumlah record pada dataset “Nilai Ekspor Migas & Non-Migas (Juta US\$) Tahun 1993-2023” dengan menggunakan metode Interpolasi. Gambaran fitur pada dataset tersebut digambarkan sebagai berikut.

Nama Fitur	Keterangan
Date	Tanggal keluar rata-rata harga saham pada suatu bulan
Open	Harga saham ketika penjualan dibuka
High	Harga saham tertinggi ketika penjualan dibuka
Low	Harga saham terendah ketika penjualan dibuka
Close	Harga saham ketika penjualan ditutup
Adj Close	Harga saham ketika penjualan ditutup
Volume	Banyak saham yang terjual

Setelah itu, peneliti memilah fitur-fitur yang akan digunakan untuk parameter time series. Dengan pertimbangan tertentu, tim memutuskan untuk memilih fitur “High” pada dataset tersebut karena hubungan yang erat antara

harga Crude Oil dengan Nilai Ekspor Migas & Non-Migas. Ketika harga Crude Oil naik, maka Nilai Ekspor Migas & Non-Migas juga akan naik.

Sebagai data pendukung, peneliti juga menggunakan dataset “Perkembangan Ekspor Non-Migas (Komoditi)” dari Satu Data Kemendag sebagai data pendukung (tidak masuk ke dalam time series) untuk memberikan rekomendasi komoditi ekspor yang memiliki 99 records (99 komoditi) dan 11 fitur yang memuat nilai komoditi per tahun (US\$).

## Metode yang digunakan

### C.1 Data Mining

Data mining merupakan proses eksplorasi dan ekstraksi informasi berharga atau pola tersembunyi dari kumpulan data yang besar. Tujuannya adalah untuk mengenali hubungan, tren, dan pola yang tidak terlihat secara langsung, tetapi memiliki potensi memberikan pemahaman mendalam dan mendukung pengambilan keputusan. Dalam data mining, algoritma-algoritma dan teknik komputasi digunakan untuk menganalisis data dengan maksud menemukan pola menarik, pengetahuan baru, atau informasi yang bernilai dalam berbagai bidang, seperti bisnis, ilmu pengetahuan, kesehatan, dan sebagainya. Dengan menggali informasi yang terdapat dalam data, data mining dapat memberikan wawasan dan pemahaman yang lebih baik tentang fenomena yang diamati serta membantu meningkatkan kualitas pengambilan keputusan di masa depan.

Bidang penelitian data mining fokus pada pencarian dan definisi pola dalam data, dan melibatkan penggunaan algoritma-algoritma dan komputer untuk menemukan pola-pola menarik dalam data (Wasito, 2014). Data mining melibatkan pencarian tren atau pola yang diinginkan dalam database besar untuk mendukung pengambilan keputusan di masa depan, dan pola-pola ini memberikan analisis data yang berguna dan mendalam. Menurut Khakim dan rekan-rekan (2023), data mining merupakan proses ekstraksi informasi dari kumpulan data yang ada. Informasi yang ditemukan dapat digunakan sebagai pendukung pengambilan keputusan dalam bisnis.

Data mining melibatkan serangkaian tahap dalam prosesnya, dimulai dari pengumpulan data hingga penggunaan model yang dihasilkan. Pada tahap pengumpulan data, data yang relevan dan diperlukan dikumpulkan dari berbagai sumber yang tersedia. Tahap pra-pemrosesan data melibatkan

langkah-langkah seperti membersihkan data, menghapus nilai yang hilang atau tidak valid, serta mengubah format data agar dapat diolah lebih lanjut. Setelah itu, tahap pemodelan data dilakukan dengan menerapkan algoritma dan teknik data mining untuk mengungkap pola-pola yang tersembunyi dalam data. Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja model yang dihasilkan, sejauh mana model dapat memprediksi atau mengidentifikasi pola dengan akurasi yang baik.

Terakhir, setelah model dievaluasi, model tersebut dapat digunakan dalam pengambilan keputusan atau penerapan di dunia nyata. Penerapan model melibatkan penggunaan model data mining untuk memecahkan masalah, memberikan wawasan, atau memberikan rekomendasi dalam konteks yang relevan, seperti bisnis, ilmu pengetahuan, atau bidang lainnya.

## C.2 Python

Python adalah bahasa pemrograman yang dikembangkan oleh Guido van Rossum pada tahun 1990. Python digunakan secara luas dalam pembuatan perangkat lunak dan program baik untuk desktop, mobile, maupun website (Hanif, Muntiri, & Ramadhani, 2022). Salah satu karakteristik terkenal dari Python adalah sintaksisnya yang sederhana. Selain itu, Python juga memiliki berbagai library dan modul yang dapat digunakan untuk berbagai keperluan.

Salah satu penggunaan yang populer dalam Python adalah dalam pembangunan model machine learning. Python sering digunakan dalam pengembangan machine learning karena memiliki banyak modul dan library pendukung seperti Scikit-learn, NumPy, Pandas, dan Matplotlib. Modul-modul ini menyediakan fungsi-fungsi yang berguna dalam analisis data, pengolahan numerik, dan visualisasi, yang sangat penting dalam pengembangan model machine learning.

Dengan demikian, Python merupakan bahasa pemrograman yang populer dan banyak digunakan dalam berbagai bidang, dan juga menjadi pilihan yang umum untuk pengembangan model machine learning berkat kelebihan seperti sintaksis yang mudah dipahami dan dukungan modul yang kaya.

### C.3 Time Series

Data Time Series adalah rangkaian data yang teratur yang diurutkan berdasarkan waktu. Frekuensi waktu dalam data time series dapat berupa tahunan, bulanan, harian, per jam, atau bahkan per milidetik. Asalkan data tersebut disimpan dalam urutan waktu, maka data tersebut dapat dianggap sebagai data time series. Perbedaan mendasar antara data time series dengan data lainnya adalah kemampuan analisisnya untuk menunjukkan bagaimana variabel berubah dari waktu ke waktu. Waktu menjadi variabel penting karena memperlihatkan adaptasi data selama titik waktu dan hasil akhirnya. Hal ini memberikan sumber informasi tambahan dan ketergantungan urutan antar data. Analisis time series biasanya membutuhkan jumlah titik data yang cukup untuk memastikan konsistensi dan keandalan analisis.

Analisis time series memiliki berbagai kegunaan yang membantu organisasi dalam memahami penyebab tren atau pola sistemik dari waktu ke waktu. Dengan menggunakan visualisasi data, pengguna bisnis dapat melihat tren musiman dan menggali lebih dalam untuk memahami alasan di balik tren tersebut. Dalam platform analitik modern, visualisasi tersebut dapat melampaui grafik garis biasa. Ketika organisasi menganalisis data dalam interval waktu yang konsisten, mereka juga dapat menggunakan teknik peramalan time series untuk memprediksi kemungkinan kejadian di masa depan. Peramalan time series merupakan bagian dari analitik prediktif.

Dengan demikian, data time series merupakan jenis data yang diurutkan berdasarkan waktu dan memiliki kemampuan untuk mengungkapkan perubahan variabel dari waktu ke waktu. Analisis time series memungkinkan pemahaman terhadap tren, pola musiman, serta penggunaan peramalan untuk prediksi masa depan.

### C.4 VAR

Metode Vector Autoregressive (VAR) digunakan untuk analisis data deret waktu dengan mengelompokkan data berdasarkan interval waktu yang sama, seperti harian, mingguan, bulanan, kuartalan, atau tahunan. Salah satu keuntungan utama dari metode VAR adalah bahwa tidak diperlukan pemisahan antara variabel endogen dan variabel eksogen. Dalam VAR,

beberapa variabel endogen dijelaskan oleh nilai lag dari variabel itu sendiri dan variabel endogen lainnya dalam model yang sama.

Menurut Gujarati (2012), VAR adalah pemodelan persamaan simultan yang melibatkan beberapa variabel endogen secara bersamaan. Model VAR digunakan ketika data yang digunakan bersifat stasioner pada level. Analisis VAR memiliki beberapa keunggulan menurut Gujarati (2003), termasuk:

1. Tidak memerlukan pemisahan antara variabel bebas dan variabel terikat.
2. Menggunakan metode Ordinary Least Square (OLS) dalam mengestimasi setiap persamaan dalam model VAR.
3. Dalam beberapa kasus, peramalan yang menggunakan metode VAR lebih baik daripada menggunakan model persamaan simultan yang lebih kompleks.

Oleh karena itu, metode VAR merupakan pendekatan yang efektif dalam analisis data deret waktu. Keunggulan VAR meliputi kemampuannya untuk memodelkan hubungan simultan antara variabel endogen, penggunaan metode OLS dalam estimasi, dan memberikan hasil peramalan yang baik dalam beberapa situasi.

## C.5 Spreadsheet

Spreadsheets seperti Microsoft Excel, Google Sheets, dan aplikasi serupa digunakan untuk mengelola dan menganalisis data dalam format tabel. Spreadsheet menyediakan grid sel-sel yang tersusun dalam baris dan kolom, memungkinkan pengguna untuk memasukkan, mengedit, dan menghitung data dengan mudah. Spreadsheets digunakan untuk menyusun data dalam format terstruktur dengan kolom-kolom yang berbeda untuk setiap jenis informasi. Spreadsheets menyediakan beragam fungsi matematika dan statistika yang memungkinkan pengguna untuk melakukan perhitungan dan analisis data. Dengan menggunakan fungsi-fungsi ini, pengguna dapat menghitung total, rata-rata, minimum, maksimum, atau nilai-nilai lain dari data.

## Perbedaan dengan solusi sebelumnya

No	Nama Peneliti	Judul	Tahun	Kesimpulan	Perbedaan
1	Rini Silaban, Nurlina	Pengaruh Nilai Tukar Dan Inflasi Terhadap Ekspor Non Migas Di Indonesia	2022	Penelitian ini bertujuan untuk melihat bagaimana pengaruh nilai tukar dan inflasi terhadap ekspor non migas di Indonesia baik secara parsial dan simultan dengan menggunakan metode analisis regresi linear berganda.	Penelitian kami bertujuan untuk melihat bagaimana pengaruh harga crude oil global terhadap ekspor migas dan nonmigas di Indonesia. Selain itu, penelitian kami juga memberikan rekomendasi komoditi ekspor non-migas bagi pihak terkait.
2	Muhammad Adnan	Analisis Ekspor Non-Migas Di Indonesia	2023	Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh pertumbuhan ekonomi, nilai tukar, dan inflasi terhadap nilai ekspor nonmigas di Indonesia.	Penelitian kami bertujuan untuk menganalisis pengaruh harga crude oil global terhadap nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia.
3	Alvino Rezandy, Ach. Yasin	Pengaruh Nilai Tukar, Inflasi, Dan Pendapatan Nasional Terhadap	2021	Penelitian ini digunakan untuk untuk mengetahui adanya pengaruh dari	Penelitian kami digunakan untuk untuk mengetahui adanya

		Ekspor Nonmigas Indonesia		variabel nilai tukar, pdb dan inflasi terhadap nilai ekspor non migas di Indonesia selama kurun waktu 2010-2020 dengan menggunakan metode regresi linier berganda.	pengaruh dari harga crude oil global dan nilai ekspor migas terhadap nilai ekspor non migas di Indonesia selama kurun waktu 2010-2023 dengan menggunakan metode Vector Autoregressi (VAR).
4	Chaerobby Fakhri Fauzaan Purwoko, Sediono, Toha Saifudin, dan M. Fariz Fadillah Mardianto	Prediksi Harga Ekspor Non Migas di Indonesia Berdasarkan Metode Estimator Deret Fourier dan Support Vector Regression	2023	Penelitian ini bertujuan dapat menjadi dasar untuk merumuskan kebijakan terkait pengaturan proses ekspor non migas untuk mendukung pertumbuhan ekonomi di Indonesia.	Penelitian kami tidak merekomendasikan kebijakan spesifik tetapi akan memberikan wawasan yang berguna berupa rekomendasi komoditi ekspor non-migas bagi pihak terkait.

## Matrik Evaluasi

### 1. Mean Square Error

Mean Square Error (MSE) adalah metrik evaluasi yang umum digunakan untuk mengukur sejauh mana perbedaan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya dalam sebuah model regresi. MSE dihitung dengan cara mengkuadratkan selisih antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya, kemudian mengambil rata-rata dari seluruh kuadrat selisih tersebut.

Rumus untuk menghitung MSE adalah sebagai berikut:

$$\text{MSE} = (1/n) * \Sigma(y_i - \bar{y})^2$$

di mana:

n adalah jumlah sampel dalam dataset

$y_i$  adalah nilai sebenarnya dari sampel ke-i

$\bar{y}$  adalah nilai prediksi untuk sampel ke-i

$\Sigma$  adalah tanda sigma yang menunjukkan penjumlahan dari nilai-nilai di dalamnya

## 2. Mean Absolute Error

Mean Absolute Error (MAE) adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana perbedaan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya dalam sebuah model regresi. MAE mengukur rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya.

Rumus untuk menghitung MAE adalah sebagai berikut:

$$\text{MAE} = (1/n) * \Sigma|y_i - \bar{y}|$$

di mana:

n adalah jumlah sampel dalam dataset

$y_i$  adalah nilai sebenarnya dari sampel ke-i

$\bar{y}$  adalah nilai prediksi untuk sampel ke-i

$\Sigma$  adalah tanda sigma yang menunjukkan penjumlahan dari nilai-nilai di dalamnya

| | menunjukkan nilai absolut, yaitu menghilangkan tanda negatif jika ada

## 3. Root Mean Square Error

Root Mean Square Error (RMSE) adalah metrik evaluasi yang umum digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan rata-rata dari



model prediksi dalam regresi. RMSE adalah akar kuadrat dari Mean Square Error (MSE).

Rumus untuk menghitung RMSE adalah sebagai berikut:

$$\text{RMSE} = \sqrt{(1/n) * \Sigma(y_i - \bar{y})^2}$$

di mana:

$n$  adalah jumlah sampel dalam dataset

$y_i$  adalah nilai sebenarnya dari sampel ke- $i$

$\bar{y}$  adalah nilai prediksi untuk sampel ke- $i$

$\Sigma$  adalah tanda sigma yang menunjukkan penjumlahan dari nilai-nilai di dalamnya

## D. Hasil Eksperimen dan Pengujian

Sebelum mengolah data untuk diproses dalam model prediksi yang akan dibuat, data yang ada tersebut perlu untuk dianalisis terlebih dahulu. Data ekspor migas dan nonmigas tersebut memiliki record sebanyak 324 record dengan 4 atribut, dan data harga crude oil sebanyak 234 record dengan 7 atribut sebelum data tersebut diolah lebih lanjut.

Tabel Data Ekspor Migas Nonmigas

Komponen	Migas	Non Migas	Jumlah
January-1993	864.3	2137.6	3001.9
February-1993	767.5	2125	2892.5
March-1993	892.2	2116.3	3008.5
April-1993	744	2213.5	2957.5
May-1993	888.3	2229.7	3118

Tabel Data Harga Crude Oil

Date	Open	High	Low	Close*	Adj Close**	Volume
Jun 01, 2023	67.6	75.06	66.8	71.78	71.78	3,808,939
May 01, 2023	76.66	76.69	63.64	68.09	68.09	6,920,662
Apr 01, 2023	80.1	83.53	73.93	76.78	76.78	5,497,349
Mar 01, 2023	76.85	80.94	64.12	75.67	75.67	7,758,732
Feb 01, 2023	79.06	80.62	72.25	77.05	77.05	6,069,523

Dalam bahasa pemrograman Python, terdapat banyak sekali package dan library yang dapat digunakan untuk mengolah data. Package dan library tersebut mempunyai fungsinya masing-masing dalam membuat model machine learning. Package dan library yang akan digunakan untuk membangun model dalam penelitian ini adalah Pandas, Numpy, Matplotlib, Statsmodels, Statistics dan Math.

### D.1 Pemilihan Fitur Data

Untuk membuat sebuah model prediksi yang baik, salah satu hal yang dapat mempengaruhi performa model tersebut adalah pemilihan atribut atau fitur dataset. Pemilihan fitur yang baik dan tepat dapat mempengaruhi performa sebuah model

prediksi. Oleh karena itu, pemilihan fitur atau feature selection perlu dilakukan terhadap dataset yang masih mentah guna mempermudah proses pembersihan data serta meningkatkan keakuratan model prediksi yang dibangun.

Pada dataset ekspor migas dan nonmigas tersebut, fitur Jumlah merupakan fitur yang tidak memiliki pengaruh serta hubungan apapun terhadap data lainnya bahkan dapat membuat model prediksi menjadi kurang akurat. Sedangkan pada dataset harga crude oil, fitur High (harga tertinggi saham pada hari tersebut) merupakan fitur yang akan kami analisis karena harga crude oil merupakan indikator penting bagi pasar energi global. Kenaikan harga crude oil dapat mencerminkan meningkatnya permintaan energi global atau penurunan pasokan, yang dapat mempengaruhi kondisi ekonomi dan aktivitas industri di sektor migas dan nonmigas. Oleh karena itu, sebaiknya fitur Jumlah, Open, Low, Close\*, Adj Close\*\*, dan Volume tersebut dapat dilakukan proses drop atau hapus dari dataset.

Tabel Data Ekspor Migas Nonmigas

Komponen	Migas	Non Migas
January-1993	864.3	2137.6
February-1993	767.5	2125
March-1993	892.2	2116.3
April-1993	744	2213.5
May-1993	888.3	2229.7

Tabel Data Harga Crude Oil

Date	High
Jun 01, 2023	75.06
May 01, 2023	76.69
Apr 01, 2023	83.53
Mar 01, 2023	80.94
Feb 01, 2023	80.62

Pada Tabel di atas merupakan hasil dataset yang sudah dilakukan proses pemilihan fitur. Fitur Jumlah yang dirasa tidak memiliki pengaruh terhadap model prediksi dihapus guna membuat model yang dibangun menjadi lebih baik.

## D.2 Transformasi Data

Terdapat beberapa fitur yang memiliki tipe object di dalam dataset. Fitur dengan tipe object tersebut dapat menghambat proses pembuatan model prediksi. Fitur bertipe object tersebut adalah Date, Migas, dan Non Migas. Tipe data dari fitur-fitur tersebut harus diubah menjadi tanggal waktu, dan numerik terlebih dahulu menggunakan fungsi `to_datetime` dan `astype`. Selain itu, dilakukan juga perubahan nama fitur Komponen menjadi Date, dan High menjadi Crude Oil agar mempermudah dalam mengenali fitur tersebut.

Tabel Data Ekspor Migas Non Migas

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Date	364 non-null	datetime64[ns]
1	Migas	364 non-null	float64
2	Non Migas	364 non-null	float64

Tabel Data Crude Oil

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Date	234 non-null	datetime64[ns]
1	Crude Oil	234 non-null	float64

Pada Tabel di atas merupakan hasil dataset yang sudah dilakukan proses transformasi data. Fitur yang dirasa tidak memiliki tipe data yang tepat telah dirubah guna membuat model yang dibangun menjadi lebih baik.

## D.3 Perbaikan string yang berantakan atau tidak teratur

Kita perlu melakukan perbaikan pada string yang berantakan atau tidak teratur, karena data string yang berantakan dapat membuat data menjadi tidak konsisten dan berpengaruh terhadap akurasi analisis yang akurat.

Adanya data yang berantakan seperti spasi yang berlebihan, karakter yang tidak valid, atau format yang tidak sesuai, analisis yang kita lakukan dapat menjadi tidak akurat atau menghasilkan kesalahan. Kita dapat memperbaiki menggunakan fungsi `replace`. Dengan melakukan perbaikan, kita dapat memastikan bahwa data yang kita gunakan konsisten dan dapat diandalkan.

Tabel Data Ekspor Migas Non Migas sebelum diperbaiki

Komponen	Migas	Non Migas
August-2023	-	-
September-2023	-	-
October-2023	-	-
November-2023	-	-
December-2023	-	-

Tabel Data Ekspor Migas Non Migas sesudah diperbaiki

Komponen	Migas	Non Migas
August-2023	NaN	NaN
September-2023	NaN	NaN
October-2023	NaN	NaN
November-2023	NaN	NaN
December-2023	NaN	NaN

Dengan perbaikan data tersebut, dapat mempermudah analisa selanjutnya seperti pembersihan data, dll.

## D.4 Pembersihan Data

Sebelum data dibersihkan, perlu dilakukan cek terhadap dataset apakah terdapat record data dengan nilai yang kosong atau cacat di setiap fiturnya. Record yang kosong atau cacat dapat merusak proses prediksi, penting adanya penghapusan atau perbaikan terhadap record yang cacat tersebut.

```
# Count NaN values in each column
nan_counts = df_ekspor.isna().sum()
nan_counts
```

```
Date          0
Migas         8
Non Migas     0
Jumlah        0
dtype: int64
```

Gambar dataset ekspor sebelum dibersihkan

Pada dataset ekspor migas non migas yang dijadikan sebagai bahan penelitian, terdapat data yang cacat maupun memiliki nilai yang kosong. Oleh karena itu, dataset tersebut dapat langsung dibersihkan lebih lanjut menggunakan fungsi dropna.

```
# Count NaN values in each column
nan_counts = df_ekspor.isna().sum()
nan_counts
```

Date	0
Migas	0
Non Migas	0
Jumlah	0

dtype: int64

Gambar dataset ekspor sesudah dibersihkan

Pada gambar diatas adalah hasil dari dataset ekspor sesudah dibersihkan. Dapat dilihat data pada fitur Migas yang sebelumnya terdapat 8 data nilai kosong, sekarang sudah dibersihkan sehingga tidak terdapat lagi data nilai yang kosong.

## D.5 Penggabungan Data

Kita perlu melakukan penggabungan data (merge) karena hal ini memungkinkan kita untuk menggabungkan informasi dari dua atau lebih sumber data yang berbeda menjadi satu kesatuan yang lebih lengkap dan komprehensif. Dengan melakukan penggabungan data, kita dapat mengidentifikasi hubungan, pola, dan insight yang mungkin tidak dapat ditemukan jika kita hanya menganalisis data dari setiap sumber secara terpisah. Penggabungan data juga memungkinkan kita untuk membuat analisis yang lebih komprehensif, mengambil keputusan yang lebih baik, dan menghasilkan pemahaman yang lebih mendalam tentang fenomena atau masalah yang sedang kita teliti. Kita dapat menggabungkan data tersebut dengan fungsi merge.

Tabel Gabungan dari Ekspor dan Crude Oil

#	Date	Migas	Non Migas	Crude Oil
0	1/1/1993	864.3	2137.6	NaN
1	2/1/1993	767.5	2125	NaN
2	3/1/1993	892.2	2116.3	NaN
3	4/1/1993	744	2213.5	NaN
4	5/1/1993	888.3	2229.7	NaN
...	...	...	...	...
359	12/1/2022	1472.8	22355	83.34
360	1/1/2023	1487.9	20835.9	NaN
361	2/1/2023	1186.5	20134.8	80.62
362	3/1/2023	1338.2	22077.8	80.94
363	4/1/2023	1258.7	18025.4	83.53

## D.6 Filter Data

Kita perlu melakukan filter data atau mengambil data tahun 2010 ke atas karena hal ini membantu kita fokus pada rentang waktu yang relevan dan lebih aktual dalam analisis kita. Dengan memfilter data hanya untuk tahun 2010 ke atas, kita dapat menghilangkan data yang tidak relevan atau sudah usang, sehingga mendapatkan pemahaman yang lebih akurat tentang tren, pola, dan perubahan yang terjadi dalam rentang waktu yang lebih baru. Filter data juga dapat membantu mengurangi kompleksitas analisis dan mempercepat proses pengolahan data dengan hanya mempertimbangkan data yang penting dan terkait dengan tujuan penelitian atau analisis kita.

Tabel Gabungan setelah di filter tahun 2010 keatas

Date	Migas	Non Migas	Crude Oil
1/1/2010	2344.9	9251	79.41632
2/1/2010	2175.3	8991.2	77.39211
3/1/2010	2168.6	10605.8	82.08478
4/1/2010	2204.6	9830.6	85.35952
5/1/2010	2369.3	10249.9	76.0165
...	...	...	...
12/1/2022	1472.8	22355	78.33048
1/1/2023	1487.9	20835.9	79.8181
2/1/2023	1186.5	20134.8	78.06947
3/1/2023	1338.2	22077.8	74.65957
4/1/2023	1258.7	18025.4	80.50684

Setelah melakukan filter data untuk mengambil data tahun 2010 ke atas, hasil analisis akan memberikan gambaran yang lebih akurat dan relevan terkait kondisi ekonomi Indonesia pasca krisis ekonomi/moneter pada tahun 1998. Dengan menghilangkan data sebelum tahun 2010, kita dapat menghindari efek dari peristiwa krisis tersebut yang dapat mempengaruhi tren dan pola data secara signifikan. Dengan fokus pada data pasca krisis, kita dapat melihat bagaimana perekonomian Indonesia pulih, mengidentifikasi pertumbuhan ekonomi yang lebih stabil, dan menganalisis faktor-faktor yang berkontribusi terhadap pemulihan dan pertumbuhan ekonomi negara. Dengan demikian, hasil analisis yang didapatkan akan lebih relevan, terkini, dan memberikan pandangan yang lebih akurat tentang keadaan ekonomi Indonesia setelah melewati masa krisis tersebut.

## D.7 Pengelompokan Data Crude Oil

Dalam analisis ini, penulis melakukan pengelompokan data berdasarkan bulan untuk mengatasi perbedaan frekuensi data antara crude oil yang tersedia dalam bentuk harian dan data ekspor migas dan non migas yang tersedia dalam bentuk bulanan. Dengan melakukan pengelompokan data per bulan, penulis dapat



menyamakan frekuensi data antara kedua dataset tersebut sehingga memungkinkan untuk dilakukannya prediksi dengan menggunakan kedua variabel tersebut.

Proses pengelompokan data per bulan memiliki tujuan untuk memperoleh informasi yang konsisten dan relevan dalam rentang waktu yang serupa. Dengan mengelompokkan data tanggal ekspor migas dan non migas per bulan, penulis dapat menciptakan suatu agregasi data yang mewakili tingkat ekspor migas dan non migas dalam setiap bulan tertentu. Hal ini penting untuk memahami pola dan tren ekspor migas dan non migas dari bulan ke bulan, serta mengidentifikasi hubungan antara variabel-variabel tersebut dengan harga crude oil.

Dengan demikian, melalui pengelompokan data per bulan, dataset crude oil juga harus dikelompokkan berdasarkan bulan agar sejalan dengan dataset ekspor migas dan non migas. Ini memastikan bahwa analisis dan prediksi yang dilakukan dapat memperoleh hasil yang lebih akurat dan relevan dalam mengidentifikasi hubungan antara harga crude oil dengan ekspor migas dan non migas.

Tabel crude oil sebelum pengelompokan data

Date	Crude Oil
20-Jun-23	72.09
19-Jun-23	-
16-Jun-23	71.89
15-Jun-23	70.96
14-Jun-23	70.49
...	...
30-Aug-00	33.4
29-Aug-00	33.03
28-Aug-00	32.92
25-Aug-00	32.1
24-Aug-00	32.24

Tabel crude oil sesudah pengelompokan data

Date	Crude Oil
8/1/2000	32.89833
9/1/2000	34.549
10/1/2000	33.47046
11/1/2000	34.653
12/1/2000	29.183
...	...
2/1/2023	78.06947
3/1/2023	74.65957
4/1/2023	80.50684
5/1/2023	73.065
6/1/2023	71.88154

## D.8 Cek Dickey Fuller

Sebelum melakukan splitting pada time series, langkah penting yang perlu dilakukan adalah pengujian ADF (Augmented Dickey-Fuller) untuk setiap variabel dalam model VAR guna memeriksa apakah variabel-variabel tersebut stationary atau non-stationary.

Tabel pengujian ADF dan p-value

Komponen	ADF Statistic	p-value
Migas	-11.434705106543367	6.3897938355911436e-21
Non Migas	-2.0364444598573734	0.27082553654383423
Crude Oil	-8.435751792803762	1.8187112512103058e-13

ADF (Augmented Dickey-Fuller) Statistic dan p-value adalah ukuran statistik yang digunakan dalam analisis kecenderungan dan kestasioneran data time series. ADF Statistic mengindikasikan sejauh mana data time series mengikuti pola kecenderungan atau memiliki sifat stasioner. Nilai ADF Statistic yang lebih negatif

menunjukkan kecenderungan yang lebih kuat atau sifat stasioner yang lebih signifikan.

P-value, di sisi lain, memberikan informasi tentang signifikansi statistik dari ADF Statistic. P-value yang kecil menunjukkan adanya cukup bukti statistik untuk menolak hipotesis nol yang menyatakan bahwa data memiliki kecenderungan atau tidak stasioner. Sebaliknya, p-value yang tinggi menunjukkan bahwa tidak ada cukup bukti statistik untuk menolak hipotesis nol, yang berarti data mungkin memiliki kecenderungan atau sifat tidak stasioner.

Berdasarkan hasil tersebut, kita dapat menarik beberapa kesimpulan:

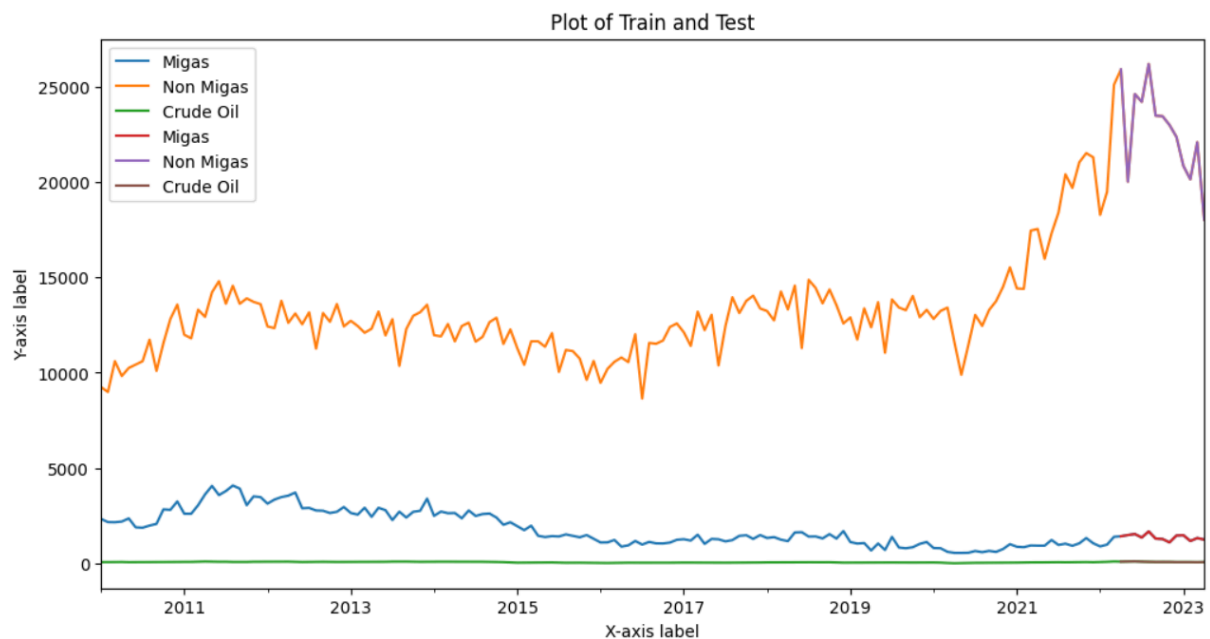
- Untuk data Migas, ADF Statistic memiliki nilai yang sangat negatif (-11.43) dengan p-value yang sangat rendah ( $6.39e-21$ ), menunjukkan adanya kecenderungan yang kuat dan data yang stasioner.
- Sedangkan untuk data Non Migas, ADF Statistic memiliki nilai yang negatif (-2.04) dengan p-value yang cukup tinggi (0.27), menunjukkan bahwa data mungkin memiliki sedikit kecenderungan atau sifat tidak stasioner yang tidak signifikan.
- Untuk data Crude Oil, ADF Statistic memiliki nilai yang negatif (-8.44) dengan p-value yang sangat rendah ( $1.82e-13$ ), menunjukkan adanya kecenderungan yang kuat dan data yang stasioner.

Secara keseluruhan, ADF Statistic dan p-value membantu kita dalam mengevaluasi kecenderungan dan kestasioneran data time series. Dalam konteks ini, hasil yang menunjukkan ADF Statistic yang lebih negatif dan p-value yang lebih rendah menunjukkan kecenderungan yang lebih kuat dan kestasioneran yang lebih signifikan.

## D.9 Split Training and Testing

Kita perlu melakukan split antara data training dan data testing untuk menguji kinerja dan validitas model yang kita bangun. Dengan memisahkan sebagian data sebagai data testing yang tidak digunakan dalam proses pembelajaran model, kita dapat mengevaluasi sejauh mana model dapat menggeneralisasi dan melakukan prediksi dengan akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan melakukan split, kita dapat menghindari bias dalam evaluasi model dan mendapatkan perkiraan yang lebih objektif tentang seberapa baik model dapat

digunakan untuk memprediksi data baru. Split training dan testing juga membantu kita mengidentifikasi overfitting dan underfitting model serta memperbaiki model jika diperlukan sebelum mengaplikasikannya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar visualisasi dari Train Data dan Test Data

## D.10 VAR Order Selection

Langkah ini berguna untuk membantu dalam membangun model VAR yang sesuai dengan dataset dan menentukan urutan yang optimal untuk memodelkan hubungan antara variabel-variabel dalam dataset tersebut.

VAR Order Selection (* highlights the minimums)				
	AIC	BIC	FPE	HQIC
0	29.35	29.41	5.580e+12	29.37
1	28.85	29.09*	3.390e+12	28.95*
2	28.82	29.24	3.269e+12	28.99
3	28.79*	29.39	3.180e+12*	29.03
4	28.83	29.62	3.336e+12	29.15
5	28.81	29.78	3.255e+12	29.20
6	28.88	30.03	3.497e+12	29.35
7	28.94	30.27	3.725e+12	29.48
8	28.98	30.49	3.898e+12	29.60
9	29.01	30.70	4.021e+12	29.70
10	29.02	30.89	4.066e+12	29.78

Gambar hasil pemilihan order VAR terbaik dengan error paling kecil

Pada gambar diatas dapat dilihat maxlags diatur menjadi 10, yang berarti model VAR dengan lag maksimum 10 akan dievaluasi untuk memilih urutan yang paling optimal. Order nomor 3 memiliki hasil AIC terkecil diantara yang lainnya yaitu 28.79. Namun, order tersebut belum tentu akan dipakai dalam pembuatan model VAR karena ada banyak faktor yang bisa mempengaruhi akurasi model prediksi, sehingga order yang akan dipakai bisa menjadi lebih besar maupun kecil daripada yang direkomendasikan oleh pemilihan order VAR.

## D.11 Model VAR

Dalam membangun model VAR, digunakan data `train_df` dari hasil splitting dataset sebelumnya. Selanjutnya yaitu melatih model dengan memperhitungkan urutan model VAR yang terbaik dan menerapkan stasioneritas pada data. Setelah melakukan berbagai eksperimen, kami menentukan 9 sebagai AutoRegressive (AR) 10 sebagai Moving Average (MA) adalah order yang akan dipakai dalam pembuatan model VAR. Model yang telah dilatih kemudian disimpan dalam variabel `fitted_model` untuk digunakan dalam tahap prediksi atau evaluasi lebih lanjut.

```

Statespace Model Results
=====
Dep. Variable:      ['Migas', 'Non Migas', 'Crude Oil']    No. Observations:      160
Model:              VARMA(9,10)                          Log Likelihood         -2913.524
                   + intercept                          AIC                   6187.048
Date:              Wed, 28 Jun 2023                       BIC                   6740.579
Time:              10:40:02                               HQIC                  6411.818
Sample:            01-01-2010
                   - 04-01-2023
Covariance Type:   opg
=====
Ljung-Box (L1) (Q):    0.31, 0.04, 0.66    Jarque-Bera (JB):    24.62, 2.28, 12.93
Prob(Q):              0.58, 0.83, 0.42    Prob(JB):            0.00, 0.32, 0.00
Heteroskedasticity (H): 0.38, 1.80, 1.57    Skew:                0.32, -0.18, -0.39
Prob(H) (two-sided):   0.00, 0.04, 0.11    Kurtosis:            4.81, 3.46, 4.16

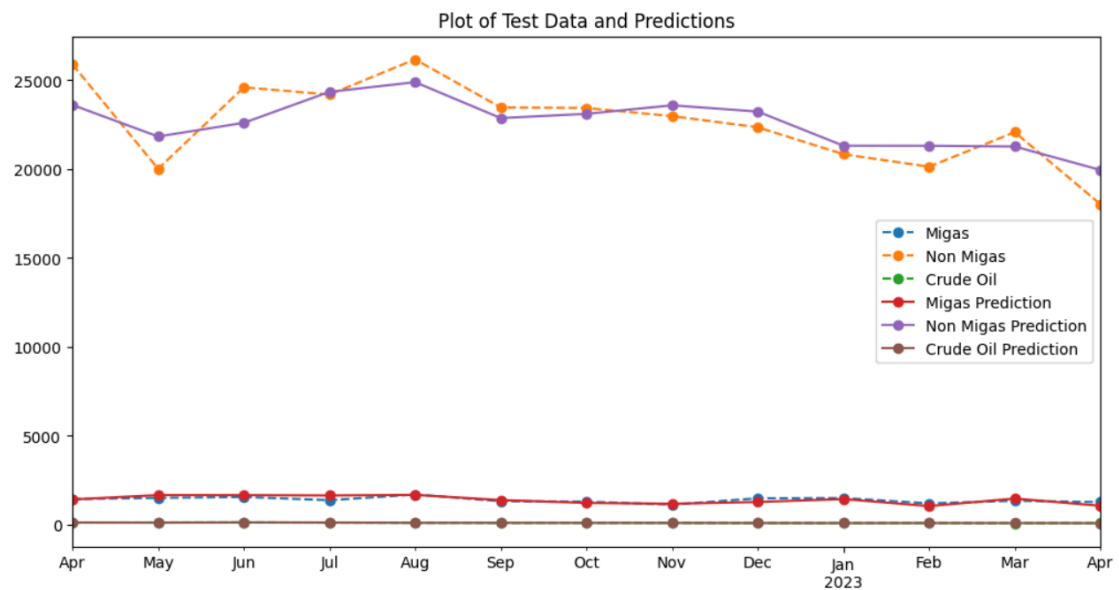
```

Gambar hasil ringkasan tentang model yang telah dibangun

Pada gambar diatas, nilai AIC sebesar 6187.048, BIC sebesar 6740.579, dan HQIC sebesar 6411.818 menunjukkan bahwa model VAR dengan urutan (9,10) yang telah dilatih memberikan kualitas yang baik dalam menggambarkan data train\_df dengan mempertimbangkan kompleksitas model dan jumlah parameter yang digunakan. Dalam konteks model time series rendah atau besarnya nilai AIC, BIC, dan HQIC bukan berarti semakin baik model tersebut. Dalam konteks model time series, untuk mengetahui model kita bagus atau tidak bisa dilihat melalui hasil visualisasinya, apakah hasil prediksi kita memiliki perbedaan yang signifikan dengan data aktual atau tidak.

## D.12 Prediksi Testing Data

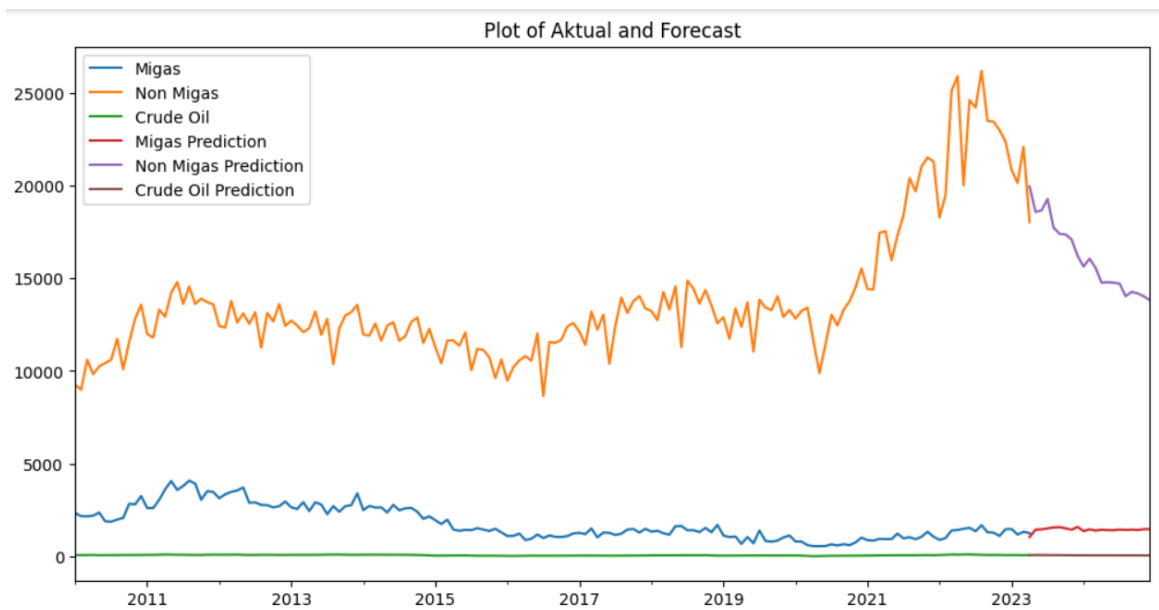
Melakukan prediksi pada data pengujian (testing data) penting karena ini memungkinkan kita untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan memprediksi data pengujian, kita dapat membandingkan nilai prediksi dengan nilai sebenarnya untuk mengukur sejauh mana model mampu menggeneralisasi dan memprediksi dengan akurat pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan. Hal ini membantu kita memperoleh wawasan tentang kualitas prediksi dan kemampuan model untuk menangkap pola dan tren yang relevan dalam data baru. Selain itu, prediksi pada data pengujian juga membantu kita memperoleh perkiraan kinerja model di luar sampel pelatihan dan memvalidasi apakah model yang dibangun dapat digunakan untuk memprediksi secara umum atau hanya sesuai dengan data pelatihan tertentu.



Gambar hasil perbandingan data aktual dengan prediksi

## D.13 Prediksi 1 tahun kedepan

Melakukan prediksi satu tahun ke depan, khususnya pada tahun 2024, setelah melakukan prediksi pada data pengujian memberikan kita gambaran tentang perkiraan atau proyeksi jangka panjang mengenai tren dan pola yang mungkin terjadi di masa depan. Dengan menggunakan model yang telah dilatih dan dievaluasi pada data pengujian, kita dapat mengaplikasikan model tersebut untuk memprediksi nilai-nilai di masa mendatang, dalam hal ini untuk tahun 2024. Prediksi ini dapat memberikan pandangan penting bagi pemerintah dan masyarakat untuk merencanakan strategi dan mengantisipasi perkembangan ekonomi atau peristiwa yang mungkin terjadi pada tahun tersebut.



Gambar hasil prediksi 1 tahun kedepan (Tahun 2024)

## D.14 Rekomendasi Komoditi Ekspor 1 Tahun Kedepan

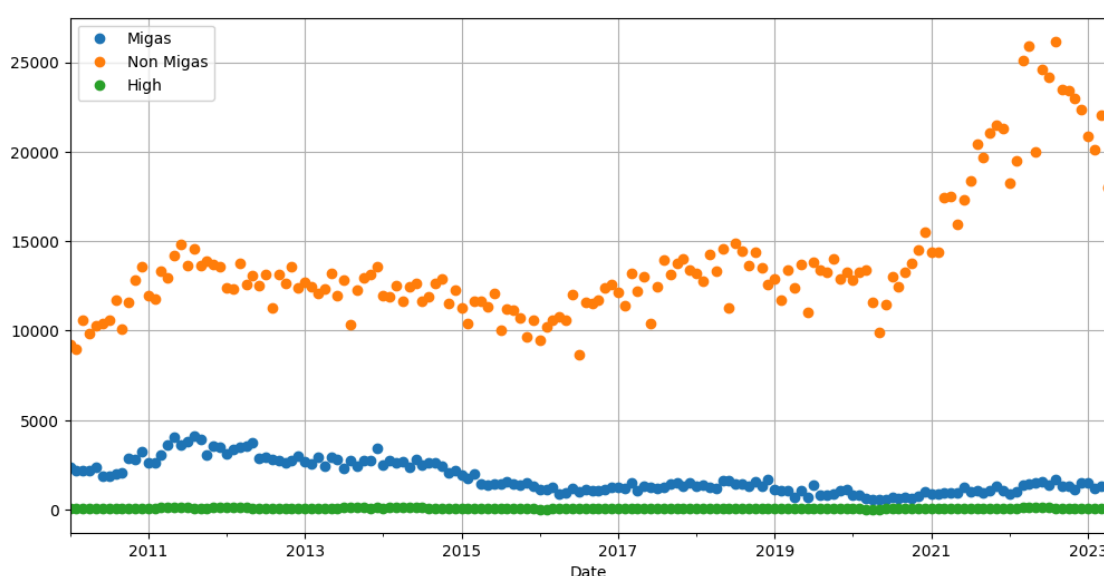
Setelah melakukan prediksi pendapatan ekspor non-migas untuk satu tahun ke depan, peneliti melengkapi hasil penelitian dengan memberikan rekomendasi mengenai komoditi ekspor non-migas dengan menggunakan spreadsheet untuk menentukan potensi pendapatan yang paling tinggi. Berdasarkan hasil rekomendasi, ditemukan bahwa bahan bakar mineral menjadi komoditi yang memberikan pendapatan paling besar dari sektor ekspor non-migas. Selanjutnya, komoditi lemak dan minyak hewan/nabati juga memiliki potensi yang cukup tinggi dalam memberikan pendapatan. Selain itu, hasil analisis juga menunjukkan bahwa komoditi besi dan baja memiliki potensi yang menjanjikan dalam memberikan pendapatan.

	Uraian	2018	2019	2020	2021	2022	Jumlah
#	NON MIGAS	162.840,0	155.893,0	154.940,0	219.362,0	275.959,0	968.994,0
1	BAHAN BAKAR MINERAL	24.610,0	22.316,0	17.255,0	32.831,0	54.980,0	151.992,0
2	LEMAK & MINYAK HEWAN/NABATI	20.348,0	17.634,0	20.716,0	32.919,0	35.204,0	126.821,0
3	BESI DAN BAJA	5.756,0	7.387,0	10.861,0	20.925,0	27.823,0	72.752,0
4	MESIN/PERALATAN LISTRIK	8.855,0	9.012,0	9.232,0	11.775,0	14.552,0	53.426,0
5	KENDARAAN DAN BAGIANNYA	7.552,0	8.188,0	6.602,0	8.636,0	10.980,0	41.958,0
6	PERHIASAN/PERMATA	5.603,0	6.619,0	8.222,0	5.417,0	6.304,0	32.165,0
7	KARET DAN BARANG DARI KARET	6.380,0	6.025,0	5.618,0	7.116,0	6.395,0	31.534,0
8	MESIN-MESIN/PESAWAT MEKANIK	5.866,0	5.542,0	5.204,0	6.307,0	6.954,0	29.873,0
9	BERBAGAI PRODUK KIMIA	4.924,0	4.109,0	3.795,0	6.899,0	8.698,0	28.425,0
10	BIJIH, KERAK, DAN ABU LOGAM	5.254,0	3.126,0	3.235,0	6.351,0	10.299,0	28.265,0



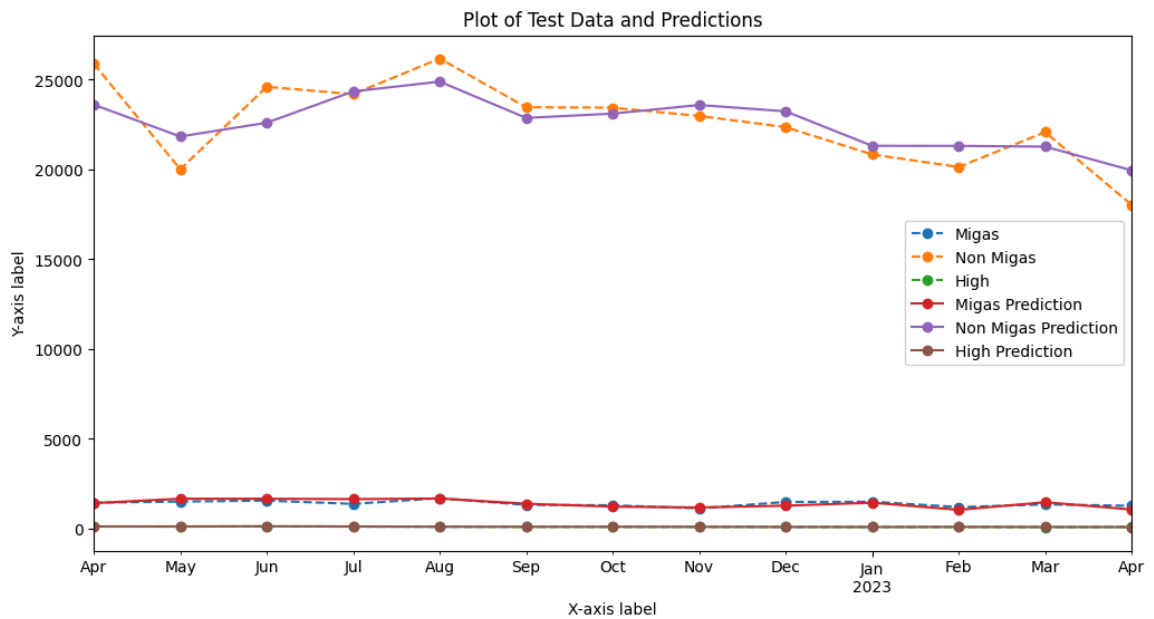
## E. Analisis hasil Eksperimen dan Pengujian

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan metode VAR (Vector Autoregressive) dalam prediksi time series untuk mendapatkan gambaran tentang pendapatan Indonesia dari kegiatan ekspor komoditi non-migas pada tahun 2024. Data yang digunakan mencakup pendapatan ekspor migas, non-migas Indonesia, dan data harga crude oil sejak tahun 2010. Dengan menggunakan metode ini, penulis berharap dapat mengungkap korelasi antara pendapatan migas dan harga crude oil terhadap pendapatan ekspor non-migas Indonesia.



Gambar 1. Plot Data Harga Migas, Non Migas & Crude Oil

Dalam analisis deskriptif, terlihat bahwa harga ekspor non-migas di Indonesia dari tahun 2001 hingga 2023 mengalami fluktuasi yang signifikan. Secara umum, terlihat kecenderungan peningkatan harga ekspor non-migas setiap tahunnya. Namun, terdapat beberapa periode dimana harga ekspor non-migas mengalami peningkatan yang drastis. Salah satu periode tersebut adalah saat pandemi COVID-19 dan perang Rusia-Ukraina yang terjadi sejak tahun 2021. Pada masa tersebut, harga ekspor non-migas mengalami peningkatan yang cukup drastis (Badan Pusat Statistik, 2022). Hal ini dapat diindikasikan bahwa faktor-faktor eksternal seperti situasi politik dan keadaan global dapat berpengaruh signifikan terhadap harga ekspor non-migas di Indonesia.



Gambar 2. Plot Data Actual dan Plot Data Prediksi

Pada gambar diatas menunjukkan bahwa fluktuasi plot data aktual dan plot data prediksi hampir sama, sehingga dapat disimpulkan bahwa model time series dapat memprediksi nilai suatu data dengan baik.

```

Attribute: Migas Prediction
Mean Square Error: 18792.57047386693
Mean Absolute Error: 115.26184785984037
Root Mean Square Error: 137.0859966366621
R-Squared Error: 0.1774733623521344

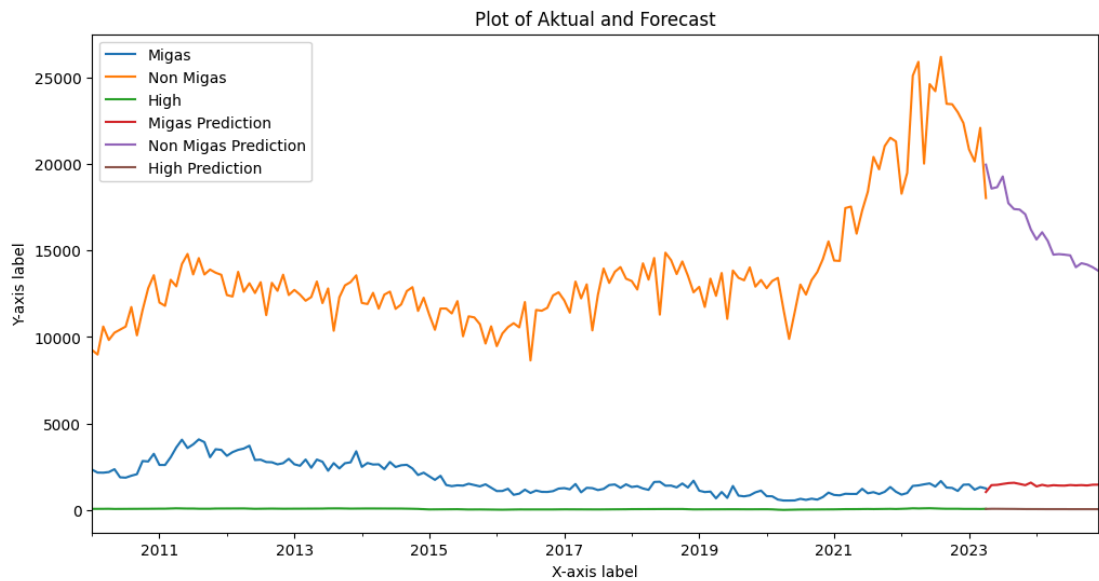
Attribute: Non Migas Prediction
Mean Square Error: 1673941.2930768062
Mean Absolute Error: 1103.133796579357
Root Mean Square Error: 1293.8088317355105
R-Squared Error: 0.6840629499130071

Attribute: High Prediction
Mean Square Error: 23.327170899169662
Mean Absolute Error: 4.120203204214255
Root Mean Square Error: 4.829821000737984
R-Squared Error: 0.8650862022577036

```

Gambar 3. MSE, MAE, RMSE, RSE

Berdasarkan hasil tersebut, dapat diketahui bahwa pendapatan non migas menunjukkan perkembangan fluktuatif. Hal ini dapat dilihat dari rendahnya nilai MSE, MAE, dan RMSE untuk atribut "Non Migas Prediction", yang menunjukkan adanya perbedaan yang tidak signifikan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Perbedaan yang tidak signifikan tersebut menggambarkan model yang dibuat berhasil.



Gambar 4. Prediksi Pendapatan Indonesia di Tahun 2024

Hasil prediksi untuk tahun 2024 menunjukkan bahwa pendapatan Indonesia dari kegiatan ekspor komoditi non-migas pada tahun tersebut mengalami penurunan yang cukup drastis. Selain itu, terdapat perubahan yang cukup signifikan dalam pendapatan migas, non-migas, dan harga crude oil pada bulan tertentu.

	Migas Prediction	Non Migas Prediction	Crude Oil Prediction
2023-04-01	1053.462429	19949.815190	74.985542
2023-05-01	1450.441616	18573.687217	84.119862
2023-06-01	1465.279195	18652.693503	83.800927
2023-07-01	1518.284873	19271.778911	80.653934
2023-08-01	1566.411704	17726.758605	78.280394
2023-09-01	1585.790547	17390.547578	76.700632
2023-10-01	1519.434807	17359.815555	72.602911
2023-11-01	1447.836726	17087.901579	68.918513
2023-12-01	1594.917434	16207.909511	67.490689

2024-01-01	1376.486476	15630.501185	67.198914
2024-02-01	1467.278607	16049.183939	65.966791
2024-03-01	1403.231409	15556.684130	64.061845
2024-04-01	1445.854624	14758.263419	64.658395
2024-05-01	1426.431532	14786.506856	64.426434
2024-06-01	1421.800133	14757.384200	63.924191
2024-07-01	1454.330608	14714.630738	63.223638
2024-08-01	1436.891282	14032.236958	62.962961
2024-09-01	1451.383818	14262.459330	63.143364
2024-10-01	1431.004060	14183.743606	62.443950
2024-11-01	1473.334167	14029.645917	62.211771
2024-12-01	1477.877418	13826.067091	62.318586

Gambar 5. Tabel Prediksi Migas, Non Migas, dan Crude Oil

Misalnya, pada bulan September, terlihat adanya kenaikan pada pendapatan non-migas. Hal ini sejalan dengan kenaikan pendapatan ekspor migas dan harga crude oil pada bulan yang sama. Peningkatan pendapatan non-migas tersebut dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti peningkatan permintaan global, kestabilan politik, atau faktor-faktor lain yang mempengaruhi pendapatan ekspor migas dan harga crude oil.

Namun, pada bulan Maret, prediksi pendapatan ekspor non-migas dan pendapatan ekspor migas beserta harga crude oil mengalami penurunan. Penurunan ini bisa disebabkan oleh faktor-faktor seperti penurunan permintaan global, fluktuasi pasar, atau peristiwa tertentu yang mempengaruhi pendapatan ekspor migas dan harga crude oil.

Dari kasus tersebut, dapat diartikan bahwa harga crude oil memiliki pengaruh yang signifikan terhadap pendapatan ekspor non-migas di Indonesia. Di sisi lain, pendapatan atau nilai ekspor migas juga memiliki pengaruh terhadap pendapatan ekspor non-migas, hanya saja pengaruh yang diberikan tidak signifikan harga Crude Oil. Fluktuasi harga crude oil dapat mempengaruhi potensi pendapatan dari kegiatan ekspor komoditi non-migas, terutama jika harga crude oil merupakan faktor yang dominan dalam menentukan harga dan permintaan global.

Secara umum, prediksi nilai atau pendapatan ekspor non-migas Indonesia mengalami penurunan pada tahun 2024 apabila dibandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya. Hal ini tentu menjadi sebuah gambaran masalah bagi Indonesia. Maka dari itu, peneliti memberikan gambaran solusi untuk masalah tersebut agar prediksi tersebut bisa dicegah dan memperbaiki nilai ekspor non-migas Indonesia melalui rekomendasi komoditi ekspor non-migas pada tahun 2024.

Sebagai insight lanjutan dari informasi diatas, peneliti memberikan sepuluh rekomendasi komoditi ekspor non-migas untuk pemangku kepentingan baik pemerintah maupun masyarakat. Rekomendasi didapat berdasarkan analisis dataset “Perkembangan Ekspor Non Migas (Komoditi)” dari Satu Data Kemendag. Pertimbangan bahan perekomendasi didapat dari komoditi dengan nilai atau pendapatan ekspor terbanyak selama lima tahun terakhir (2018 - 2022).

	Uraian	2018	2019	2020	2021	2022	Jumlah
#	NON MIGAS	162.840,0	155.893,0	154.940,0	219.362,0	275.959,0	968.994,0
1	BAHAN BAKAR MINERAL	24.610,0	22.316,0	17.255,0	32.831,0	54.980,0	151.992,0
2	LEMAK & MINYAK HEWAN/NABATI	20.348,0	17.634,0	20.716,0	32.919,0	35.204,0	126.821,0
3	BESI DAN BAJA	5.756,0	7.387,0	10.861,0	20.925,0	27.823,0	72.752,0
4	MESIN/PERALATAN LISTRIK	8.855,0	9.012,0	9.232,0	11.775,0	14.552,0	53.426,0
5	KENDARAAN DAN BAGIANNYA	7.552,0	8.188,0	6.602,0	8.636,0	10.980,0	41.958,0
6	PERHIASAN/PERMATA	5.603,0	6.619,0	8.222,0	5.417,0	6.304,0	32.165,0
7	KARET DAN BARANG DARI KARET	6.380,0	6.025,0	5.618,0	7.116,0	6.395,0	31.534,0
8	MESIN-MESIN/PESAWAT MEKANIK	5.866,0	5.542,0	5.204,0	6.307,0	6.954,0	29.873,0
9	BERBAGAI PRODUK KIMIA	4.924,0	4.109,0	3.795,0	6.899,0	8.698,0	28.425,0
10	BIJIH, KERAK, DAN ABU LOGAM	5.254,0	3.126,0	3.235,0	6.351,0	10.299,0	28.265,0

Gambar 6. Sepuluh Rekomendasi Komoditi Ekspor Non-Migas Setahun Kedepan

Setelah nilai atau pendapatan selama lima tahun terakhir didapat, peneliti menjumlahkan seluruh pendapatan selama lima tahun terakhir berdasarkan jenis komoditi. Dari jumlah pendapatan tersebut, peneliti melakukan proses sorting untuk mengambil sepuluh komoditi paling menjanjikan yang dapat dijual pada proses ekspor setahun kedepan dengan hasil seperti tertera pada gambar diatas. Dari rekomendasi ini, diharapkan memberikan gambaran aksi atau strategi bagi pemerintah maupun masyarakat ketika ingin melakukan ekspor demi memajukan ekonomi Indonesia di masa yang akan datang.

## F. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian di atas, didapatkan beberapa kesimpulan sebagai berikut.

- a. Hasil prediksi menunjukkan Nilai atau Pendapatan Ekspor Non-Migas Indonesia mengalami penurunan yang cukup signifikan pada tahun 2024 dibandingkan dengan tahun-tahun sebelumnya. Hal ini sejalan dengan penurunan pendapatan Ekspor Migas dan harga Crude Oil pada tahun yang sama.
- b. Dari hasil prediksi tersebut, seperti yang tercantum pada kesimpulan nomor satu, dapat disimpulkan bahwa harga Crude Oil berpengaruh positif terhadap Nilai Ekspor Non-Migas. Harga Crude Oil mempengaruhi potensi pendapatan Ekspor Non-Migas. Semakin tinggi harga Crude Oil, semakin tinggi juga potensi pendapatan Ekspor Non-Migas, dan berlaku sebaliknya. Selain itu, Nilai Ekspor Migas juga berpengaruh positif terhadap Nilai Ekspor Non-Migas, hanya saja pengaruh yang diberikan tidak signifikan harga Crude Oil.
- c. Menindaklanjuti gambaran permasalahan pada kesimpulan nomor satu, mengenai prediksi turunnya potensi pendapatan Ekspor Non-Migas, peneliti menawarkan solusi untuk pihak yang berkaitan dalam bentuk sepuluh rekomendasi komoditi Ekspor Non-Migas yang dapat diekspor pada tahun 2024. Rekomendasi tersebut diambil berdasarkan komoditi dengan penyumbang pendapatan terbanyak selama lima tahun terakhir (2018-2022) meliputi Komoditi Bahan Bakar Mineral, Lemak dan Minyak Hewan/Nabati, Besi dan Baja, Mesin/Peralatan Listrik, Kendaraan dan Bagiannya, Perhiasan/Permata, Karet dan Barang dari Karet, Mesin-Mesin/ Pesawat Mekanik, Berbagai Produk Kimia, serta Bijih, Kerak, dan Abu Logam. Rekomendasi tersebut diberikan agar hasil prediksi dapat dicegah dan memperbaiki nilai Ekspor Non-Migas demi kemajuan ekonomi Indonesia.

## G. Daftar Pustaka

Adnan, M. (2023). *Analisis Ekspor Non-Migas di Indonesia*.

<https://repository.ar-raniry.ac.id/id/eprint/28638/1/ANALISIS%20EKSPOR%20NON-MIGAS%20DI%20INDONESIA.pdf>

Badan Pusat Statistik. (2022, April 4). *Dampak Konflik Rusia - Ukraina*. Big Data

BPS. Retrieved June 26, 2023, from

<https://bigdata.bps.go.id/projects/datain/25/download>

Fakhri Fauzaan Purwoko, C., Sediono, Saifudin, T., & Fariz Fadillah Mardianto, M.

(2023). *Prediksi Harga Ekspor Non Migas di Indonesia Berdasarkan Metode Estimator Deret Fourier dan Support Vector Regression*.

10.12962/j27213862.v6i1.15558

Maslinda. (2015). *Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Perkembangan Ekspor Dan Impor Indonesia*.

<https://repository.polibatam.ac.id/uploads/207029-20170724020744.pdf>

Silaban, R., & Nurlina. (2022). *Pengaruh Nilai Tukar dan Inflasi Terhadap Ekspor Non Migas di Indonesia*.

<https://ejurnalunsam.id/index.php/jse/article/download/5123/3184/>

Sukirno, S. (2006). *Ekonomi pembangunan: proses, masalah, dan dasar kebijakan*.

Kencana (Prenada Media).

# Prediksi Jumlah Pendapatan Indonesia & Rekomendasi Komoditi Ekspor Non-Migas Tahun 2024 Menggunakan Time Series Dengan Metode Vector Autoregressive (VAR) Untuk Pertumbuhan Ekonomi Indonesia.pdf

## ORIGINALITY REPORT

<b>17</b> %	<b>16</b> %	<b>4</b> %	<b>4</b> %
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

<b>1</b>	<b>ejurnalunsam.id</b> Internet Source	<b>2</b> %
<b>2</b>	<b>ojs.cahayamandalika.com</b> Internet Source	<b>1</b> %
<b>3</b>	<b>repository.radenintan.ac.id</b> Internet Source	<b>1</b> %
<b>4</b>	<b>dqlab.id</b> Internet Source	<b>1</b> %
<b>5</b>	<b>ojs.unud.ac.id</b> Internet Source	<b>1</b> %
<b>6</b>	<b>iptek.its.ac.id</b> Internet Source	<b>1</b> %
<b>7</b>	<b>ejournal.unesa.ac.id</b> Internet Source	<b>1</b> %
<b>8</b>	<b>Submitted to Academic Library Consortium</b> Student Paper	<b>1</b> %



9	<a href="http://id.scribd.com">id.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
10	<a href="http://jimfeb.ub.ac.id">jimfeb.ub.ac.id</a> Internet Source	<1 %
11	<a href="http://repository.ub.ac.id">repository.ub.ac.id</a> Internet Source	<1 %
12	<a href="http://blog.algorit.ma">blog.algorit.ma</a> Internet Source	<1 %
13	<a href="http://text-id.123dok.com">text-id.123dok.com</a> Internet Source	<1 %
14	<a href="http://beritasatumedia.cld.bz">beritasatumedia.cld.bz</a> Internet Source	<1 %
15	<a href="http://jurnal.itbsemarang.ac.id">jurnal.itbsemarang.ac.id</a> Internet Source	<1 %
16	<a href="http://repository.its.ac.id">repository.its.ac.id</a> Internet Source	<1 %
17	<a href="http://ojs.unm.ac.id">ojs.unm.ac.id</a> Internet Source	<1 %
18	<a href="http://jurnal.unej.ac.id">jurnal.unej.ac.id</a> Internet Source	<1 %
19	<a href="http://www.ejurnalunsam.id">www.ejurnalunsam.id</a> Internet Source	<1 %
20	<a href="http://123dok.com">123dok.com</a> Internet Source	<1 %

21	Submitted to Universitas Riau Student Paper	<1 %
22	<a href="http://www.coursehero.com">www.coursehero.com</a> Internet Source	<1 %
23	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	<1 %
24	<a href="http://ojs.unimal.ac.id">ojs.unimal.ac.id</a> Internet Source	<1 %
25	<a href="http://publikasi.mercubuana.ac.id">publikasi.mercubuana.ac.id</a> Internet Source	<1 %
26	<a href="http://www.scribd.com">www.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
27	Rita Anggraini, Purwaka Hari Prihanto, Muhammad Safri. "Pengaruh upah minimum, pertumbuhan ekonomi dan investasi terhadap penyerapan tenaga kerja sektor industri di Provinsi Jambi tahun 2000-2018", e-Jurnal Perspektif Ekonomi dan Pembangunan Daerah, 2020 Publication	<1 %
28	<a href="http://media.neliti.com">media.neliti.com</a> Internet Source	<1 %
29	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	<1 %
30	<a href="http://jurnal.kwikkiangie.ac.id">jurnal.kwikkiangie.ac.id</a> Internet Source	

		<1 %
31	local.strw.leidenuniv.nl Internet Source	<1 %
32	repository.ar-raniry.ac.id Internet Source	<1 %
33	www.ecs.baylor.edu Internet Source	<1 %
34	eprints.ums.ac.id Internet Source	<1 %
35	journal.uui.ac.id Internet Source	<1 %
36	petik7jihad.wordpress.com Internet Source	<1 %
37	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	<1 %
38	Annisa Nuradawiyah, Susi Susilawati. "ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI NILAI PERUSAHAAN", JURNAL AKUNTANSI, 2020 Publication	<1 %
39	arxiv.org Internet Source	<1 %
40	danielstephanus.wordpress.com Internet Source	<1 %

41	<a href="https://dspace.uui.ac.id">dspace.uui.ac.id</a> Internet Source	<1 %
42	<a href="https://es.scribd.com">es.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
43	<a href="https://fr.scribd.com">fr.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
44	<a href="https://journal.unnes.ac.id">journal.unnes.ac.id</a> Internet Source	<1 %
45	<a href="https://www.yourbrainonporn.com">www.yourbrainonporn.com</a> Internet Source	<1 %
46	Nur Afifah Salsabila, Sri Wahyuningsih, Ika Purnamasari. "PEMODELAN VECTOR AUTOREGRESSIVE EXOGENOUS (VARX) UNTUK MERAMALKAN DATA EKSPOR TOTAL DAN IMPOR TOTAL DI INDONESIA", Jambura Journal of Probability and Statistics, 2022 Publication	<1 %
47	Sofian Wira Hadi, Muhammad Fahmi Julianto, Syaifur Rahmatullah, Windu Gata. "ANALISA CLUSTER APLIKASI PADA APP STORE DENGAN MENGGUNAKAN METODE K-MEANS", Bianglala Informatika, 2020 Publication	<1 %

Exclude quotes

Off

Exclude matches

Off

Exclude bibliography ☐ Off