

**PREDIKSI NILAI EKSPOR-IMPOR INDONESIA
BERDASARKAN KOMODITAS DAN DATA
HISTORIS DENGAN MENGGUNAKAN
*RANDOM FOREST REGRESSION***

SKRIPSI

**Diajukan untuk Melengkapi Tugas-tugas dan
Memenuhi Syarat Guna Memperoleh
Gerlar Sarjana Ekonomi**

OLEH

**NURUL FADHILA
NPM : 2002130005**



**PRODI BISNIS DIGITAL
FAKULTAS EKONOMI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH ACEH
2024**



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH ACEH
FAKULTAS EKONOMI
(TERAKREDITASI)

JALAN MUHAMMADIYAH NO. 91 BATHOH LUENG BATA
TELEPON (0651) 21023 FAX. 21023 – 34092
BANDA ACEH 23245

Jurusan : Bisnis Digital
Program : Sarjana S-1

Banda Aceh, 31 Agustus 2024

TANDA PERSETUJUAN/PENGESAHAN SKRIPSI

Dengan ini, kami menyatakan telah menyetujui/mengesahkan skripsi saudara:

NURUL FADHILA
NPM : 2002130005

Dengan judul:

**PREDIKSI NILAI EKSPOR-IMPOR INDONESIA BERDASARKAN
KOMODITAS DAN DATA HISTORIS DENGAN MENGGUNAKAN
*RANDOM FOREST REGRESSION***

Yang diajukan untuk memenuhi sebagian dari syarat-syarat untuk memperoleh Gelar
Sarjana Ekonomi Pada Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Aceh.

Menyetujui / Mengesahkan :

Ketua Program Studi
Bisnis Digital

Pembimbing I

Pembimbing II

Riwanul Nason, S.T., M.T.
NIK. 198909092019051001

Devi Kumala, S.Si., M.T.
NIK. 197505062012021001

Zahrul Maizi, S.Si., M.T.
NIK. 198406272017011001

Mengetahui,
Dekan

Drs. Tarmizi Gadeng, SE., M.Si., M.M.
NIK. 197004081994011001



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH ACEH
FAKULTAS EKONOMI
(TERAKREDITASI)

JALAN MUHAMMADIYAH NO. 91 BATHOH LUENG BATA
TELEPON (0651) 21023 FAX. 21023 – 34092
BANDA ACEH 23245

Jurusan : Bisnis Digital
Program : Sarjana S-1

Banda Aceh, 31 Agustus 2024

TANDA PERSETUJUAN KOMISI UJIAN SKRIPSI

Dengan ini, kami menyatakan telah menyetujui/mengesahkan skripsi saudara:

NURUL FADHILA
NPM : 2002130005

Dengan judul:

**PREDIKSI NILAI EKSPOR-IMPOR INDONESIA BERDASARKAN
KOMODITAS DAN DATA HISTORIS DENGAN MENGGUNAKAN
*RANDOM FOREST REGRESSION***

Yang telah dipertahankan di depan komisi ujian, pada tanggal 31 Agustus 2024.

Menyetujui / Mengesahkan :
Komisi Ujian

Ketua

Sekretaris

Drs. Tarmizi Gadeng, SE., M.Si., M.M.
NIK. 197004081994011001

Anggota

Nara Pristiwa, S.E., M.B.A.
NIK. 198109222013062001

Anggota

Devi Kumala, S.Si., M.T.
NIK. 197505062012021001

Zahrul Maizi, S.Si., M.T.
NIK. 198406272017011001

Mengetahui

Ketua Program Studi Bisnis Digital

Riwanul Nasron, S.T., M.T.
NIK. 198909092019051001

PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

“SAYA YANG BERTANDA TANGAN DI BAWAH INI MENYATAKAN BAHWA SKRIPSI INI TELAH DITULIS DENGAN SESUNGGUH-SUNGGUHNYA DAN TIDAK ADA BAGIAN YANG MERUPAKAN PENJIPLAKAN KARYA ORANG LAIN DI PROGRAM STUDI BISNIS DIGITAL FAKULTAS EKONOMI UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH ACEH, APABILA DI KEMUDIAN HARI TERBUKTI BAHWA PERNYATAAN INI TIDAK BENAR MAKA SAYA SANGGUP MENERIMA HUKUMAN/SANKSI SESUAI PERATURAN YANG BERLAKU”.

Banda Aceh, 31 Agustus 2024
Yang Menyatakan,

(Nurul Fadhila)
2002130005

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Dengan mengucapkan puji dan syukur kehadiran Allah SWT, karena berkat rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Prediksi Nilai Ekspor-Impor Indonesia Berdasarkan komoditas dan Data Historis dengan Menggunakan Random Forest Regression”**. Tak lupa shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman kegelapan menuju zaman yang penuh dengan ilmu pengetahuan.

Skripsi ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan Program Pendidikan Strata Satu (S1) pada Fakultas Ekonomi Jurusan Bisnis Digital di Universitas Muhammadiyah Aceh, Banda Aceh.

Keberhasilan penulis dalam menyelesaikan skripsi ini tidak terlepas dari bimbingan, pengarahan, dan dukungan dari berbagai pihak yang dengan ketulusan, kasih sayang, dan pengorbanannya memberikan bantuan kepada penulis. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulisan ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Drs. Tarmizi Gadeng, S.E., M.Si., M.M. selaku Dekan Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Aceh.
2. Bapak Riwanul Nasron, S.T., M.T. selaku Ketua Program Studi Bisnis Digital Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Aceh.
3. Ibu Melvi Havizatun, S.E., M.M. selaku Ketua Laboratorium Bisnis Digital Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Aceh.

4. Bapak Devi Kumala, S.Si., M.T. dan bapak Zahrul Maizi, S.Si., M.T. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan dorongan, semangat dan arahan dari merencanakan hingga selesainya penelitian ini.
5. Seluruh dosen, staf pengantar dan karyawan di Universitas Muhammadiyah Aceh.
6. Ayahanda Muhammad, Ibunda Elita, serta seluruh *Muel Family* yang telah memberikan doa, kasih sayang, perhatian dan pengorbanan moral dan material yang tidak terkira.
7. Teman-teman seperjuangan yang telah menjadi rekan diskusi dan berbagi pengalaman selama menjalani masa perkuliahan.
8. Seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah memberikan bantuan, baik secara langsung maupun tidak langsung dalam proses penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun dari pembaca sangat penulis harapkan. Akhirnya penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Aamiin.

Wassalamua'alaikum Wr. Wb.

Banda Aceh, 31 Agustus 2024

Nurul Fadhila

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	i
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR TABEL.....	vi
DAFTAR GAMBAR.....	vii
DAFTAR LAMPIRAN	viii
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT	x
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Ruang Lingkup Penelitian	5
 BAB II KAJIAN KEPUSTAKAAN.....	 6
2.1 Landasan Teoritis	6
2.1.1 Prediksi	6
2.1.2 Nilai Ekspor-Import	6
2.1.3 Komoditas.....	7
2.1.4 Data Historis	8
2.1.5 Random Forest Regression	8
2.1.6 Python.....	10
2.1.7 <i>Pre-processing</i>	11
2.1.8 Akurasi.....	12
2.1.9 <i>Google Collaboratory</i>	14
2.2 Penelitian Sebelumnya	15
2.3 Kerangka Pemikiran	19

BAB III	METODE PENELITIAN	20
3.1	Desain Penelitian	20
3.1.1	Tujuan Penelitian	20
3.1.2	Jenis Penelitian	20
3.1.3	Horizon Waktu.....	20
3.1.4	Unit Analisis	21
3.2	Populasi dan Sampel Penelitian	21
3.2.1	Populasi.....	21
3.2.2	Sampel	22
3.3	Sumber dan Teknik Pengumpulan Data.....	22
3.4	Definisi dan Operasionalisasi Variabel	22
3.5	Teknik Analisis Data.....	23
BAB IV	HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	25
4.1	Gambaran Umum Objek Penelitian	25
4.2	<i>Pre-processing</i> Data.....	25
4.3	Analisis Nilai Ekspor	29
4.3.1	Seleksi Fitur Data Ekspor	29
4.3.2	Model RFR Ekspor.....	30
4.3.3	Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Latih Ekspor	32
4.3.4	Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Uji Ekspor.....	34
4.3.5	Visualisasi <i>Decision Tree</i>	35
4.3.6	Prediksi Nilai Ekspor Perkomoditas.....	37
4.4	Analisis Nilai Impor	37
4.4.1	Seleksi Fitur Data Impor.....	37
4.4.2	Model RFR Impor.....	40
4.4.3	Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Latih Impor.....	41
4.4.4	Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Uji Impor	42
4.4.5	Visualisasi <i>Decision Tree</i>	42
4.4.6	Prediksi Nilai impor Perkomoditas.....	44

BAB V	PENUTUP.....	46
	5.1 KESIMPULAN.....	46
	5.2 SARAN	47
DAFTAR PUSTAKA.....		48
LAMPIRAN.....		51

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	15
Tabel 3. 1 Horizon Waktu	21
Tabel 3. 2 Definisi Operasional Variabel	22

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Grafik Ekspor-Import Indonesia Tahun 2023	2
Gambar 2. 1 Diagram Jaringan RFR.....	9
Gambar 2. 2 Kerangka Pemikiran	19
Gambar 3. 1 Flowchart Teknik Analisis Data.....	23
Gambar 4. 1 Data Latih Ekspor.....	26
Gambar 4. 2 Data Uji Ekspor	27
Gambar 4. 3 Data Latih Import	27
Gambar 4. 4 Data Uji Import.....	28
Gambar 4. 5 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Latih Ekspor.....	29
Gambar 4. 6 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Uji Ekspor	30
Gambar 4. 7 Membangun Model RFR Ekspor	30
Gambar 4. 8 Evaluasi Model pada Data Latih Ekspor.....	32
Gambar 4. 9 Evaluasi Model pada Data Uji Ekspor	34
Gambar 4. 10 Visualisasi Decision Tree Ekspor.....	35
Gambar 4. 11 Prediksi Nilai Ekspor Perkomoditas.....	37
Gambar 4. 12 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Latih Import.....	38
Gambar 4. 13 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Uji Import	39
Gambar 4. 14 Membangun Model RFR Import.....	40
Gambar 4. 15 Evaluasi Model pada Data Latih Import	41
Gambar 4. 16 Evaluasi Model pada Data Uji Import.....	42
Gambar 4. 17 Visualisasi Decision Tree Import	42
Gambar 4. 18 Prediksi Nilai Import Perkomoditas	44

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran. 1 Daftar Riwayat Hidup.....	51
Lampiran. 2 Syntax Pre-Processing Data.....	53
Lampiran. 3 Syntax Analisis Nilai Ekspor.....	55
Lampiran. 4 Syntax Analisis Nilai Impor	59
Lampiran. 5 Data Ekspor-Impor	63

**PREDIKSI NILAI EKSPOR-IMPOR INDONESIA BERDASARKAN
KOMODITAS DAN DATA HISTORIS DENGAN MENGGUNAKAN
RANDOM FOREST REGRESSION**

**NURUL FADHILA
2002130005**

Pembimbing 1 : Devi Kumala, S.Si., M.T.

Pembimbing 2 : Zahrul Maizi, S.Si., M.T.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis dengan menggunakan algoritma RFR. Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi periode waktu dari tahun 2019 hingga 2023 dan mencakup seluruh komoditas yang diperdagangkan oleh Indonesia. Proses penelitian mencakup tahap *pre-processing* data, seleksi fitur, pelatihan model, hingga evaluasi performa model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RFR mampu memprediksi nilai ekspor-impor dengan tingkat akurasi yang tinggi yang ditunjukkan oleh nilai R^2 yang mendekati 1.0. Namun, terdapat beberapa deviasi signifikan pada hasil prediksi yang diindikasikan oleh nilai MSE dan MAPE, yang menunjukkan bahwa model ini masih memerlukan peningkatan, terutama dalam penanganan *outlier* dan variabilitas data. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan strategi perdagangan internasional Indonesia yang lebih efektif.

Kata Kunci : Ekspor-Import, *Random Forest Regression* (RFR) dan Prediksi.

***PREDICTION OF INDONESIA'S EXPORT-IMPORT VALUES BASED ON
COMMODITIES AND HISTORICAL DATA USING
RANDOM FOREST REGRESSION***

**NURUL FADHILA
2002130005**

Advisor 1 : Devi Kumala, S.Si., M.T.

Advisor 2 : Zahrul Maizi, S.Si., M.T.

ABSTRACT

This study aims to predict Indonesia's export-import values based on commodities and historical data using the RFR algorithm. The data used in this research covers the period from 2019 to 2023 and includes all commodities traded by Indonesia. The research process involves data pre-processing, feature selection, model training, and performance evaluation. The results show that the RFR model can predict export-import values with a high degree of accuracy, as indicated by an R^2 value close to 1.0. However, there are some significant deviations in the predictions, as indicated by the MSE and MAPE values, suggesting that the model still requires improvements, particularly in handling outliers and data variability. This study is expected to contribute to the development of more effective international trade strategies for Indonesia.

Key Words : Export-Import, Random Forest Regression (RFR), Prediction.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ekspor dan impor adalah kegiatan perdagangan internasional atau perdagangan antar negara. Undang-Undang kepabeanan Nomor 17 Tahun 2006 mendefinisikan ekspor sebagai aktivitas mengeluarkan barang dari wilayah pabean. Sedangkan impor diartikan sebagai kegiatan memasukkan barang dari luar ke dalam wilayah pabean. Riza, dkk (2024:17). Wilayah pabean, dalam konteks ini mencakup area yang dimiliki oleh Republik Indonesia (RI), melibatkan daratan, perairan, udara, serta termasuk seluruh wilayah tertentu di dalam Zona Ekonomi Eksklusif (ZEE). Yatmanto, dkk (2024:72).

Ekspor menjadi pendorong utama peningkatan cadangan devisa negara. Semakin gencar kegiatan ekspor, semakin banyak devisa yang diperoleh dari negara-negara pengimpor, sehingga memperkuat cadangan devisa negara. Begitupun sebaliknya, ketika Indonesia melakukan impor, pembayarannya dilakukan dengan menggunakan devisa. Hal ini menyebabkan aliran devisa keluar dari negara dan berakibat pada penurunan cadangan devisa. Penurunan cadangan devisa yang berlebihan dapat memberikan tekanan pada perekonomian nasional. Hal ini dapat menghambat pertumbuhan ekonomi dan stabilitas keuangan. Rianda (2020:171).

Salah satu faktor yang mempengaruhi aktivitas ekspor dan impor adalah nilai komoditas yang di perdagangan. Komoditas adalah barang niaga yang

memiliki standar kualitas internasional dan di perdagangan secara luas di pasar global untuk tujuan komersial. Putri (2023:938).



Gambar 1. 1 Grafik Ekspor-Impor Indonesia Tahun 2023

Sumber: BPS (2023)

Berdasarkan Gambar 1.1, nilai ekspor Indonesia pada bulan Agustus tahun 2023 mencapai USD22,00 miliar, menurun 21,21% dibandingkan dengan bulan Agustus 2022 yang sebesar USD27.928,7 miliar. Sementara itu, nilai impor Indonesia pada bulan Agustus 2023 mencapai USD 18,88 miliar, menurun 14,77% dibandingkan dengan bulan Agustus 2022 yang sebesar USD22.150 miliar. Hal ini menunjukkan tren penurunan pada kedua sektor. Penurunan nilai ekspor lebih signifikan dibandingkan dengan penurunan nilai impor. Maka dari itu, pentingnya untuk memrediksi nilai ekspor dan impor agar dapat membuat strategi yang tepat sasaran untuk mengatasinya.

Pada saat ini, banyak terdapat berbagai pendekatan algoritma dalam dunia data dan *artificial intelligence*, salah satunya yaitu algoritma *Random Forest*

Regression (RFR). RFR adalah algoritma *machine learning* yang dapat digunakan untuk regresi. Algoritma ini bekerja dengan membangun banyak *decision tree* dari data historis untuk membuat prediksi. Tzenios (2019:99).

Prediksi nilai ekspor dan impor dapat memberikan manfaat bagi berbagai pihak, seperti pemerintah, pelaku usaha, dan masyarakat umum. Berdasarkan hal tersebut, maka penulis tertarik untuk membuat kajian penelitian dengan judul **“Prediksi Nilai Ekspor-Impor Berdasarkan Komoditas dan Data Historis dengan Menggunakan *Random Forest Regression*”**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah, maka penulis merumuskan masalah penelitian sebagai berikut:

1. Bagaimana RFR dapat digunakan untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis?
2. Bagaimana hasil prediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis dengan menggunakan RFR?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengetahui apakah model RFR dapat digunakan untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis.
2. Untuk mengetahui hasil prediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis dengan menggunakan RFR.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan dari hasil penelitian ini diharapkan penulis dapat memberikan kontribusi sebagai berikut:

1. Secara teoritis, diharapkan penelitian ini dapat memberikan bukti empiris bahwa model RFR dapat digunakan untuk memprediksi nilai ekspor-impor serta dapat memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja model RFR untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia.
2. Secara praktis, diharapkan dapat memberikan masukan atau menjadi referensi tambahan yang dapat diaplikasikan menjadi bahan pertimbangan.

Dan kegunaan secara praktis pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagi Peneliti

Dapat meningkatkan pengetahuan dan keterampilan dalam bidang *machine learning*, khususnya model RFR dan dapat menghasilkan karya ilmiah yang dapat dipublikasikan.

- b. Bagi Organisasi

Dapat meningkatkan daya saing produk di pasar internasional dan dapat membuat keputusan yang lebih tepat sasaran dalam bidang perdagangan.

- c. Bagi Peneliti Lain

Dapat menjadi referensi tambahan bagi peneliti selanjutnya, yang akan melakukan penelitian yang sama.

1.5 Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini akan difokuskan pada penggunaan algoritma RFR untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis. Penelitian ini akan mencakup:

1. Periode waktu: data yang digunakan akan meliputi periode dari tahun 2019 hingga 2023.
2. Komoditas: penelitian akan menganalisis data seluruh komoditas yang tersedia.
3. Metodologi: fokus pada penerapan dan evaluasi model RFR, termasuk pemrosesan data, pengujian model, dan analisis hasil prediksi.

BAB II

KAJIAN KEPUSTAKAAN

2.1 Landasan Teoritis

2.1.1 Prediksi

Prediksi adalah suatu proses sistematis yang dilakukan untuk memperkirakan kemungkinan terjadinya suatu kejadian di masa depan berdasarkan informasi dari masa lalu dan situasi saat ini. Tujuan dari prediksi adalah untuk mengurangi kesalahan atau perbedaan antara apa yang di prediksi dengan kenyataan yang terjadi. Perlu diingat bahwa prediksi tidak selalu memberikan jawaban yang pasti mengenai kejadian di masa depan, tetapi berusaha untuk menyajikan perkiraan yang seakurat mungkin terhadap apa yang mungkin terjadi. Srisulistiowati, dkk (2021:245).

2.1.2 Nilai Ekspor-Import

Ekspor adalah proses penjualan barang dan jasa dari suatu negara ke negara lain. Aktivitas ini merupakan bagian penting dari perdagangan internasional. Ekspor sangat krusial bagi perekonomian modern karena memperluas pasar bagi produk-produk dari individu maupun perusahaan. Salah satu peran utama diplomasi dan kebijakan luar negeri antar pemerintah adalah untuk memajukan perdagangan ekonomi, termasuk memfasilitasi ekspor dan impor demi kepentingan semua pihak yang terlibat. Barang-barang ekspor memberikan manfaat ekonomi bagi negara asal, yang pada

gilirannya dapat mendorong pertumbuhan ekonomi di negara tersebut. Hodijah dan Angelina (2021:56).

Impor adalah proses pembelian serta memasukkan barang dari luar negeri ke dalam wilayah pabean negara kita. Jika nilai impor suatu negara lebih besar daripada nilai ekspornya, negara tersebut memiliki neraca perdagangan negatif (BOT), yang juga dikenal sebagai defisit perdagangan. Hodijah dan Angelina (2021:56). Nilai ekspor adalah total harga yang diperoleh dari penjualan suatu komoditas atau produk ke luar negeri. Sebaliknya, nilai impor adalah total harga yang dibayarkan untuk pembelian komoditas atau produk dari luar negeri. Sari dan Hasmarini (2021:140).

2.1.3 Komoditas

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), komoditas adalah barang dagangan pokok atau komersial yang dapat diklasifikasikan berdasarkan kualitas sesuai standar internasional. Komoditas merupakan subjek utama perdagangan dan termasuk barang komersial lainnya yang dapat dijual sebagai barang impor atau ekspor untuk mendapatkan keuntungan. Kata “komoditas” berasal dari bahasa Inggris yaitu “*commodity*” dan diambil dari bahasa Prancis “*commodité*,” yang berarti memberikan kesenangan dalam pelayanan dan kualitas. Istilah ini mulai digunakan secara luas di Inggris pada abad ke-15 dan mengacu pada metode pengukuran sesuatu secara akurat, seperti mengukur kondisi, situasi, keuntungan, kualitas, atau kemampuan menghasilkan sesuatu. Selain kebutuhan sehari-hari seperti sembako, komoditas juga mencakup logam mulia seperti emas, aluminium,

dan perak serta sumber energi seperti batu bara dan gas alam. Putri (2023:938).

2.1.4 Data Historis

Data historis adalah data yang dikumpulkan dari masa lalu dan digunakan dalam proses data mining untuk menemukan keteraturan, pola, atau hubungan dalam set data berukuran besar. Penggunaan data historis memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih baik di masa depan, dengan mengidentifikasi indikasi yang bermanfaat dari pola dan hubungan yang ditemukan dalam data tersebut. Panggabean, dkk (2020:57).

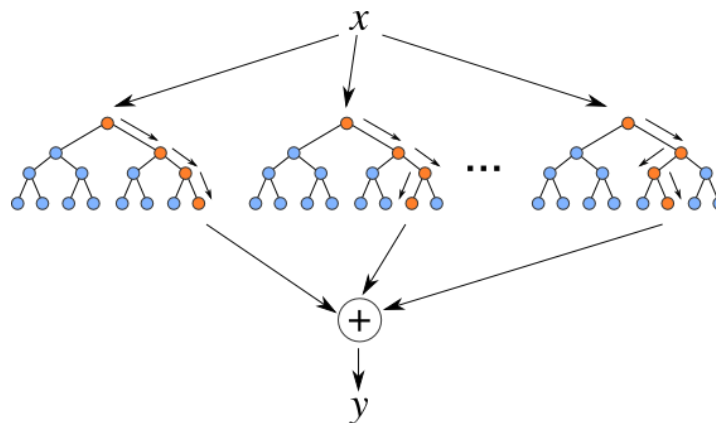
Dalam konteks bisnis, intelijen bisnis menggunakan data sekarang dan data historis untuk membedakan perubahan dan kemajuan dari waktu ke waktu. Dengan menganalisis data historis, organisasi dapat memahami tren dan pola yang telah terjadi. Putri, dkk (2020:42).

2.1.5 Random Forest Regression

Random Forest Regression (RFR) adalah sekumpulan *decision tree* yang dibangun menggunakan sampel yang di pilih secara acak, namun dengan aturan pemisahan simpul yang berbeda. Model ini bekerja dengan menggunakan subset fitur pada setiap *tree*, kemudian mencari ambang batas terbaik untuk memisahkan data. Akibatnya, banyak *tree* yang dilatih dengan cara yang lebih sederhana, masing-masing menghasilkan prediksi yang berbeda. Hasil akhir dapat diinterpretasikan dengan dua cara, yang paling umum adalah melalui *majority voting*, sehingga kelas yang paling banyak dipilih dianggap sebagai kelas yang benar. Baihaqi, dkk (2023:43). Misalnya,

dari 100 *tree*, jika 80 *tree* memprediksi target sebagai kelas A dan sisanya memprediksi kelas B, maka prediksi akhir yang dipilih adalah kelas A. Haristu dan Rosa (2019:125).

RFR merupakan metode yang dikembangkan oleh Breiman pada tahun 2001. Dalam algoritma RFR, data pelatihan dibagi menjadi berbagai subset yang disebut sebagai *cluster* pelatihan. Setiap *cluster* dibuat dan dimuat sebelumnya. Kemudian *decision trees* di perluas menggunakan metode yang secara acak memilih fitur dari setiap subset. Di setiap simpul *tree*, fitur terbaik dipilih dari seleksi acak tersebut. Hal ini menghasilkan beragam *decision tree* yang membentuk kesatuan model dalam RFR. Cavusoglu (2019:11).



Gambar 2. 1 Diagram Jaringan RFR

Sumber: <https://levelup.gitconnected.com>

Pada Gambar 2.1 menunjukkan proses kerja RFR. Langkah awal adalah menghasilkan vektor-vektor acak. Selanjutnya, vektor-vektor acak ini

digunakan untuk membangun sejumlah *decision tree*. Terakhir, *decision trees* tersebut digabungkan untuk membentuk model akhir. Cavusoglu (2019:11).

Salah satu keunggulan utama RFR adalah kemampuannya untuk menangani data berdimensi tinggi dan sejumlah besar fitur tanpa menyebabkan *overfitting* pada model. Algoritma ini juga menyediakan ukuran pentingnya fitur, yang berguna untuk memahami kontribusi masing-masing fitur dalam dataset. Selain itu, RFR dapat digunakan untuk tugas regresi, serta mampu menangani data kategorikal maupun numerik. Tzenios (2020:99).

2.1.6 Python

Python dibentuk pada akhir tahun 1980-an dan didukung pada bulan Desember 1989 oleh Guido van Rossum di *Central Wiskunde and Informatica* (CWI) di Belanda. Python diusulkan sebagai penerus bahasa ABS yang mampu untuk penanganan kasus khusus dan berinteraksi dengan sistem operasi *Amoeba*. Nama python diambil dari ketertarikan Guido pada acara komedi *Monty Python's Flyng Circus*. Python adalah bahasa pemrograman yang diinterpretasikan dan ditulis secara bertahap, yang berarti bahwa seorang programmer tidak perlu mendefinisikan jenis data variabel dan tidak perlu kompilasi. Cutting dan Stephen (2021:4).

Dengan fokus utamanya pada keterbacaan, python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang diinterpretasikan, yang diakui luas karena mudah dielajari, namun tetap mampu memanfaatkan kekuatan bahasa pemrograman tingkat sistem saat diperlukan. Selain manfaat dari bahasa itu

sendiri, komunitas yang mendukung *tools* dan *library* yang tersedia membuat python sangat menarik untuk beban kerja dalam *data science*, *machine learning*, dan *scientific computing*. Menurut survei pendapat terbaru dari KDnuggets yang melibatkan lebih dari 1800 peserta mengenai preferensi dalam *analytics*, *data science*, dan *machine learning*, python mempertahankan posisinya sebagai bahasa yang paling banyak digunakan pada tahun 2019. Raschka, *et.al* (2020:2).

2.1.7 Pre-processing

Pre-processing data merupakan langkah awal dalam *machine learning* di mana data diubah atau dikodekan sehingga dapat diolah oleh mesin dengan lebih efisien. Dengan kata lain, proses ini memungkinkan algoritma model untuk dengan cepat menganalisis berbagai fitur data. *Pre-processing* data sangat penting dan memiliki pengaruh besar terhadap kinerja generalisasi algoritma pembelajaran mesin terawasi. Jumlah data pelatihan meningkat secara eksponensial seiring dengan bertambahnya dimensi ruang input. Berdasarkan perkiraan, waktu yang dihabiskan untuk pemrosesan data dapat mencapai 50% hingga 80% dari seluruh proses klasifikasi, menunjukkan betapa pentingnya tahap ini dalam pembangunan model. Selain itu, pemrosesan data juga krusial untuk meningkatkan kualitas data demi kinerja yang lebih optimal. Maharana, *et.al* (2022:92).

2.1.8 Akurasi

Kwon dan Zou (2023:3) menyatakan bahwa skor OOB (*Out-Of-Bag*) adalah metode evaluasi performa model dalam teknik *bagging*. *Score* ini menggunakan data yang tidak terpilih selama *bootstrap sampling* untuk mengevaluasi model tanpa dataset validasi tambahan. OOB *score* dihitung dengan rata-rata kinerja model pada data OOB, memberikan estimasi performa model pada data baru. Berikut merupakan rumus OOB *score*:

$$\psi((X_i, Y_i), \theta B) = \frac{\sum_{b=1}^B 1(W_{bi} = 0)T(Y_i, \hat{f}_b(X_i))}{\sum_{b=1}^B 1(W_{bi} = 0)}$$

Dalam hal ini, model lemah ke- b , yang dilambangkan sebagai $\hat{f}_b$, dilatih menggunakan dataset *bootstrap* ke- b . Setiap data ke- i memiliki jumlah kemunculan dalam dataset *bootstrap* ke- b yang dilambangkan sebagai W_{bi} . Fungsi skor $T(Y_i, \hat{f}_b(X_i))$ digunakan untuk menilai seberapa baik prediksi model $\hat{f}_b$ pada data (X_i, Y_i) yang tidak terpilih dalam *bootstrap*. Rumus tersebut yang menghitung rata-rata skor prediksi dari semua model lemah yang tidak menggunakan data X_i , memberikan estimasi seberapa baik model tersebut akan bekerja pada data baru.

Chicco, *et.al* (2021:4) menyatakan dalam evaluasi model prediksi, terdapat beberapa metrik yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model tersebut dalam memprediksi nilai yang diinginkan. Tiga metrik utama yang sering digunakan adalah *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *R-squared* (R²) atau Koefisien Determinasi.

Setiap metrik memiliki karakteristik dan kegunaan yang berbeda dalam menilai kinerja model.

MSE adalah rata-rata dari kuadrat kesalahan, yaitu selisih antara nilai yang diprediksi dan nilai sebenarnya. MSE sangat berguna untuk mendeteksi *outlier* karena memberikan bobot lebih besar pada kesalahan besar. *Outlier* adalah titik data yang secara signifikan berbeda atau menyimpang dari pola umum yang ada dalam dataset. Data ini tidak mengikuti tren atau distribusi mayoritas dan sering kali berada jauh dari nilai rata-rata atau median. Rumus MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2$$

Nilai terbaik untuk MSE adalah 0, yang menunjukkan bahwa prediksi sempurna tanpa kesalahan, sedangkan nilai terburuk adalah $+\infty$, yang menunjukkan kesalahan prediksi yang sangat besar.

MAPE adalah rata-rata persentase kesalahan absolut, yang memberikan informasi tentang kesalahan relatif antara nilai yang diprediksi dan nilai sebenarnya. MAPE lebih fokus pada kesalahan persentase dan sangat berguna ketika variasi relatif lebih penting daripada nilai absolut. Nilai terbaik untuk MAPE adalah 0, yang menunjukkan bahwa prediksi sempurna tanpa kesalahan relatif, sedangkan nilai terburuk adalah $+\infty$, yang menunjukkan kesalahan prediksi relatif yang sangat besar. Rumus MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{|Y_i - X_i|}{Y_i} \right)$$

R^2 atau Koefisien Determinasi mengukur proporsi varians dalam variabel dependen yang dapat diprediksi dari variabel independen. R^2 menunjukkan seberapa baik model regresi menjelaskan variasi data. Nilai terbaik untuk R^2 adalah +1, yang menunjukkan bahwa model dapat menjelaskan semua varians dalam data, sedangkan nilai terburuk adalah $-\infty$, yang menunjukkan bahwa model tidak dapat menjelaskan varians dalam data sama sekali. Rumus R^2 adalah sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^m (X - Y_i)^2}$$

2.1.9 Google Collaboratory

Google *collaboratory* adalah *software* milik google yang digunakan untuk mengembangkan sistem *artificial intelligence* menggunakan bahasa pemrograman Python. Penggunaan sistem ini dimulai dengan membuat akun google dan menghubungkan ke layanan google *collaboratory notebooks*. Hidayat, dkk (2023:531).

Google Collaboratory adalah *platform* gratis yang berbasis *jupyter notebook* dan berjalan di *server cloud* google. *Platform* ini memungkinkan instalasi *library* dan *repository* yang sudah ada maupun yang tidak tersedia secara *default*. Pengguna dapat menulis dan menjalankan kode python, mendokumentasikan materi menggunakan *LaTeX* dan *HTML*, serta membuat dan membagikan *notebook* melalui berbagai alat, aplikasi, *platform*, dan mekanisme di internet. Selain itu, pengguna dapat mengimpor, mengeksport, dan menerbitkan *notebook*, data, arsip, dan *file* dari atau ke google *drive*, *GitHub*, dan *drive* lokal, Rincon, *et.al* (2023:3).

2.2 Penelitian Sebelumnya

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

Nama Peneliti, (Tahun)	Judul	Variabel	Perbedaan	Persamaan	Hasil
Warjiyono, Amin Nur Rais, Ibnu Alfarobi, Sofian Wira Hadi, Wawan Kurniawan (2024)	Analisa Prediksi Harga jual Rumah menggunakan Algoritma <i>Random Forest Machine Learning</i>	Independen: - Luas tanah - Luas bangunan - Jumlah kamar tidur - Jumlah kamar mandi - Garasi - Kota Dependen: Harga rumah	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga jual rumah, sedangkan penelitian sekarang berfokus pada prediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	<i>Random Forest</i> dapat digunakan untuk prediksi harga jual rumah dengan akurasi 75,10%
Diva Maharani, Ivana Dwi Astuti, Fatma Nia Ervina, Alifia Meidiana (2023)	Peramalan Ekspor Migas dan Non Migas di Indonesia Sampai Tahun 2035	Independen: -Data historis nilai ekspor migas dan non migas Dependen: -Nilai ekspor migas & non migas	Penelitian ini menggunakan algoritma ARIMA, sedangkan penelitian sekarang dengan menggunakan algoritma <i>Random Forest</i>	Penelitian ini dan sekarang sama-sama membahas tentang prediksi ekspor	ARIMA efektif dalam memprediksi tren ekspor migas dan non migas, meskipun prediksi menunjukkan tren penurunan yang stabil.

Nama Peneliti, (Tahun)	Judul	Variabel	Perbedaan	Persamaan	Hasil
Ade Fauzan, Defri Ahmad (2023)	Analisis Hasil Prediksi Magnitudo Gempa di wilayah Kota Padang menggunakan Teknik <i>Random Forest</i>	Independen: -Latitude -Longitude -Depth Dependen: -Magnitudo gempa	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi magnitudo gempa, sedangkan penelitian sekarang berfokus pada prediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	<i>Random forest</i> dalam memprediksi magnitudo gempa di wilayah kota Padang telah menghasilkan model yang cukup baik dan akurat.
Yusuf Suprianto, M. Ilhamsyah, Ultach Enri (2022)	Prediksi Harga Minyak Kelapa Sawit Menggunakan <i>Linear regression</i> dan <i>Random Forest</i>	Independen: -Data historis harga minyak kelapa sawit -Faktor yang mempengaruhi harga Dependen: -Harga minyak kelapa sawit	Penelitian ini memprediksi harga minyak kelapa sawit, sedangkan penelitian sekarang berfokus pada prediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	Kedua algoritma tersebut dapat digunakan untuk memprediksi harga minyak kelapa sawit, namun performa keduanya bervariasi berdasarkan skenario pembagian data.

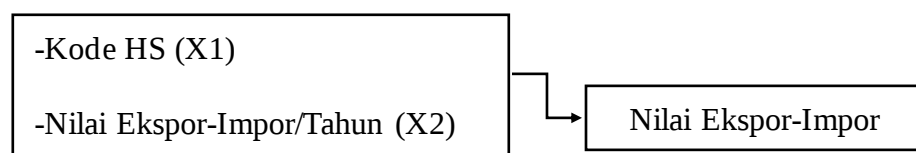
Nama Peneliti, (Tahun)	Judul	Variabel	Perbedaan	Persamaan	Hasil
Siti Saadah, Haifa Salsabila (2021)	Prediksi Harga <i>Bitcoin</i> Menggunakan Motode <i>Random</i> <i>Forest</i>	Independen: - <i>Open</i> - <i>High</i> - <i>Low</i> - <i>Volume</i> - <i>Change %</i> Dependen: -Harga <i>Bitcoin</i>	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga <i>bitcoin</i> , sedangkan penelitian sekarang berfokus untuk memprediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	<i>Random forest</i> terbukti berhasil memprediksi harga <i>bitcoin</i> dan memberikan hasil yang akurat.
Mega Luna Suliztia (2020)	Penerapan Analisis <i>Random</i> <i>Forest</i> pada <i>Prototype</i> Sistem Prediksi Harga Kamera Bekas Menggunakan <i>Flask</i>	Independen: -Fitur-fitur kamera Dependen: -Harga kamera bekas	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga kamera bekas, sedangkan penelitian sekarang memprediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	<i>Random Forest</i> dapat memprediksi harga kamera bekas.

Nama Peneliti, (Tahun)	Judul	Variabel	Perbedaan	Persamaan	Hasil
Green Arther Sandag (2020)	Prediksi Rating <i>App Store</i> Menggunakan Algoritma <i>Random Forest</i>	Independen: - Semua atribut lain yang relevan dalam dataset kecuali 'id' dan 'ver' Dependen: <i>User rating</i>	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi rating <i>App store</i> , sedangkan penelitian sekarang berfokus pada prediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	<i>Random Forest</i> unggul dalam mendeteksi kelemahan pada dataset <i>App Store</i> .
Reinardus Aji haristu, Paulina H. Prima Rosa (2019)	Penerapan Metode <i>Random Forest</i> untuk Prediksi <i>Win Ratio</i> Pemain <i>Player Unknown Battleground</i>	Independen: - Fitur-fitur yang mencakup rasio performa, statistik per <i>game</i> , total pencapaian, dan poin dalam permainan Dependen: - Solo <i>Win Ratio</i>	Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi <i>Win Ratio</i> Pemain <i>Player unknown battleground</i> , sedangkan penelitian sekarang berfokus untuk memprediksi nilai ekspor-impor	Penelitian ini dan penelitian sekarang sama-sama menggunakan <i>random forest regression</i>	<i>Random Forest</i> dapat digunakan untuk melakukan prediksi/klasifikasi <i>win ratio</i> pemain <i>player unknown battleground</i> .

2.3 Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran dalam penelitian ini menggambarkan hubungan antara variabel-variabel penelitian yang digunakan untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia.

1. Variabel Independen (X)
 - a. Kode HS (X1), memberikan informasi tentang jenis komoditas yang diperdagangkan, memungkinkan klasifikasi barang berdasarkan karakteristiknya. Kode HS dapat menyediakan dasar untuk analisis yang tersegmentasi berdasarkan jenis komoditas.
 - b. Nilai Ekspor-Import/Tahun (X2), Nilai total perdagangan masa lalu dapat mencerminkan aspek finansial dan transaksi perdagangan yang berfungsi sebagai variabel kunci untuk memprediksi nilai masa depan.
2. Variabel Dependen (Y), yaitu Nilai Ekspor-Import (Y). Nilai masa depan dari ekspor-impor yang diprediksi oleh model, menunjukkan proyeksi nilai perdagangan berdasarkan data historis. Hasil yang di harapkan dari model, dapat digunnakan untuk mengukur akurasi dan menyediakan informasi untuk perencanaan dan pengambilan keputusan.



Gambar 2. 2 Kerangka Pemikiran

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

3.1.1 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui potensi kemampuan model RFR dalam memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menilai keakuratan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model RFR, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai kemampuan dan relevansi model tersebut dalam memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia.

3.1.2 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif prediktif. Penelitian ini mencakup langkah-langkah sistematis untuk mengumpulkan, mengolah, dan menganalisis data dengan tujuan mengembangkan model yang dapat memprediksi hasil tertentu.

3.1.3 Horizon Waktu

Penelitian ini menggunakan horizon waktu *longitudinal*, yang melibatkan pengumpulan data secara berkala dalam waktu tertentu. Horizon waktu longitudinal dipilih karena penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perubahan dan perkembangan nilai ekspor-impor Indonesia dari tahun 2019 hingga 2023. Pendekatan ini memungkinkan observasi perubahan dalam pola

dan tren ekspor-impor secara terus-menerus selama beberapa tahun, memberikan wawasan yang mendalam tentang dinamika perdagangan Indonesia. Berikut merupakan tabelnya:

Tabel 3. 1 Horizon Waktu

Keterangan	November 2023	Januari 2024	Mei 2024	Juli 2024	Agustus 2024
Pengajuan Judul Proposal					
Survey Awal					
Penyusunan Proposal					
Seminar Proposal					
Pengumpulan Data					
Pengolahan Data					
Penyusunan Skripsi					
Ujian Komprehensif					

3.1.4 Unit Analisis

Adapun unit analisis pada penelitian ini adalah data nilai ekspor-impor Indonesia untuk periode waktu dari tahun 2019 hingga 2023.

3.2 Populasi dan Sampel Penelitian

3.2.1 Populasi

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah seluruh data ekspor-impor Indonesia yang tersedia. Data ini mencakup semua catatan nilai ekspor-impor serta berbagai komoditas yang diperdagangkan oleh Indonesia.

3.2.2 Sampel

Sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah seluruh data ekspor-impor Indonesia untuk periode tahun 2019 hingga 2023, tanpa pemilihan subset data tertentu, memastikan bahwa analisis mencakup semua catatan yang relevan.

3.3 Sumber dan Teknik Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Proses pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh data langsung dari portal resmi BPS. Data ini diakses dalam bentuk *file* berformat *Excel* atau *CSV*.

3.4 Definisi dan Operasionalisasi Variabel

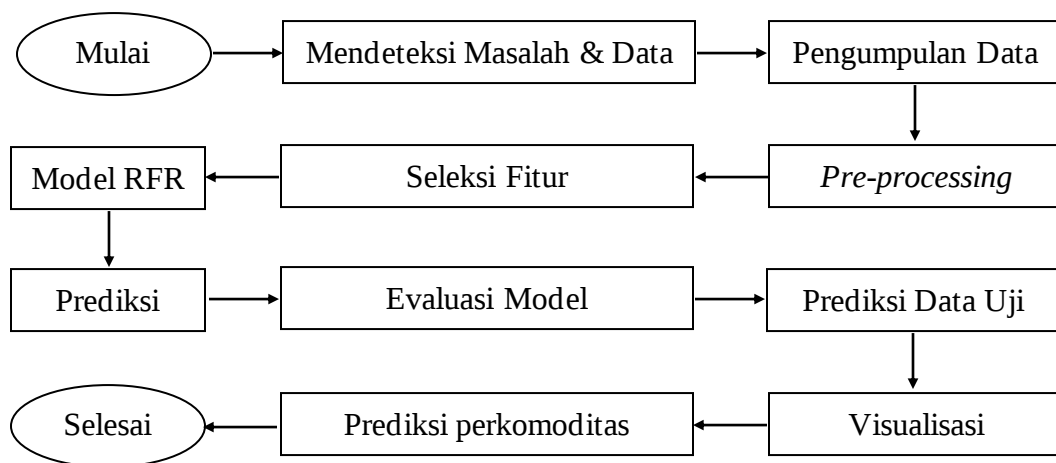
Berikut adalah definisi operasional dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 3. 2 Definisi Operasional Variabel

Variabel Independen					
No	Variabel	Definisi Operasional	Indikator	Ukuran	Skala
1	Kode HS dan Deskripsi Komoditas	Klasifikasi barang berdasarkan kode HS dan deskripsi.	Kode HS dan deskripsi setiap komoditas	Deskriptif	Ordinal
2	Nilai Ekspor- Impor	Total nilai ekspor-impor	Nilai ekspor dan impor	Numerik	Rasio
Variabel Dependen					
No	Variabel	Definisi Operasional	Indikator	Ukuran	Skala
1	Nilai Ekspor- Impor	Nilai ekspor-impor yang di prediksi oleh model	Nilai ekspor dan impor	Numerik	Rasio

3.5 Teknik Analisis Data

Dalam penelitian ini, teknik yang digunakan melibatkan beberapa langkah utama, mulai dari pengumpulan data hingga validasi hasil prediksi. Berikut merupakan gambar rincian teknik analisis data yang digunakan:



Gambar 3. 1 Flowchart Teknik Analisis Data

Berdasarkan gambar 3.1 berikut penjelasannya:

1. Menemukan permasalahan dan menentukan data penelitian yang akan digunakan.
2. Mengumpulkan data yang diperlukan dari situs *web* BPS.
3. Melakukan *pre-processing* terhadap data mentah untuk mengubahnya menjadi format yang lebih mudah dipahami dan sesuai dengan kebutuhan penelitian. Ini melibatkan tahap pembersihan data untuk menghapus informasi yang tidak relevan.
4. Pemilihan fitur yang paling relevan dan informatif.

5. Melakukan analisis RFR untuk memperoleh *feature importance* dan mengembangkan model yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia.
6. Menggunakan model yang telah dilatih untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia pada data latih.
7. Mengevaluasi model diantaranya menghitung akurasi model yang terbentuk dengan menggunakan nilai MSE, MAPE, dan R^2 .
8. Memprediksi dengan menggunakan data uji.
9. Visualisasi *decision tree*.
10. Memprediksi perkomoditas dengan menggunakan data uji, sehingga menghasilkan nilai prediksi nilai ekspor-impor perkomoditas.
11. Menyimpan model yang telah dibuat dan selesai.

BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1 Gambaran Umum Objek Penelitian

Penelitian ini berfokus pada prediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis menggunakan algoritma RFR. Objek penelitian mencakup data perdagangan internasional Indonesia dari tahun 2019 hingga 2023 yang diperoleh dari laporan tahunan dan bulanan yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia. Data ini mencakup informasi tentang nilai ekspor-impor dalam bentuk dolar AS (USD), berat barang dalam kilogram (KG), dan deskripsi komoditas berdasarkan Kode HS.

4.2 *Pre-processing* Data

Langkah pertama dalam *pre-processing* data adalah mengunggah *file* CSV dan membacanya ke dalam *DataFrame* menggunakan *pandas*. Setelah itu, dilakukan pembersihan data dengan menghapus tanda kurung siku '[' pada kolom 'Kode HS dan Deskripsi', lalu memisahkannya menjadi dua kolom terpisah, yaitu 'Kode HS' dan 'Deskripsi'. Kolom 'Deskripsi' kemudian dihapus bersama dengan kolom 'Kode HS dan Deskripsi', 'Berat Ekspor (KG)', dan 'Berat Impor (KG)' yang tidak diperlukan. Selanjutnya, data dipisahkan menjadi dua *DataFrame* terpisah untuk ekspor dan impor, dengan mengganti nama kolom sesuai kebutuhan. Data ekspor dan impor kemudian dibagi ke dalam data latih yang mencakup periode 2019-2022 dan data uji untuk tahun 2023.

Akhirnya, *DataFrame* hasil pembagian ini disimpan sebagai file CSV dan diunduh untuk analisis lebih lanjut. Berikut merupakan data-data yang merupakan hasil dari *pre-processing* tersebut:

	Kode HS	Tahun	Nilai Ekspor
0	1	2019	5.874000e+06
1	2	2019	2.080212e+06
2	3	2019	3.531471e+08
3	4	2019	4.776150e+07
4	5	2019	1.598953e+06
..	...	...	...
387	95	2022	4.975525e+07
388	96	2022	3.062442e+07
389	97	2022	1.503243e+06
390	98	2022	1.134829e+04
391	99	2022	2.013548e+06

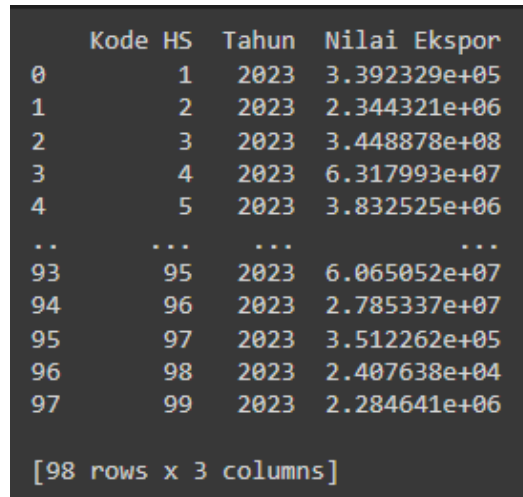
[392 rows x 3 columns]

Gambar 4. 1 Data Latih Ekspor

Gambar 4.1 menunjukkan sebuah *DataFrame* yang terdiri dari 392 baris dan 3 kolom, yaitu 'Kode HS', 'Tahun', dan 'Nilai Ekspor'. 'Kode HS' dalam dataset ini berkisar dari 1 hingga 99, dan setiap kode digunakan untuk mengidentifikasi jenis produk tertentu dalam perdagangan internasional. Kolom 'Tahun' menunjukkan tahun pengumpulan data latih ekspor, mencakup periode dari tahun 2019 hingga 2022. Nilai-nilai ini ditampilkan dalam notasi ilmiah (*scientific notation*) untuk memudahkan pembacaan angka besar. Misalnya, nilai 5.874000e+06 berarti 5,874,000 dalam bentuk desimal.

Contoh data yang terdapat dalam dataset ini antara lain pada baris pertama yang menunjukkan bahwa untuk Kode HS 1 pada tahun 2019, nilai ekspornya

adalah 5,874,000. Sementara itu, baris terakhir (baris ke-391) menunjukkan bahwa untuk Kode HS 99 pada tahun 2022, nilai ekspornya adalah 2,013,548.

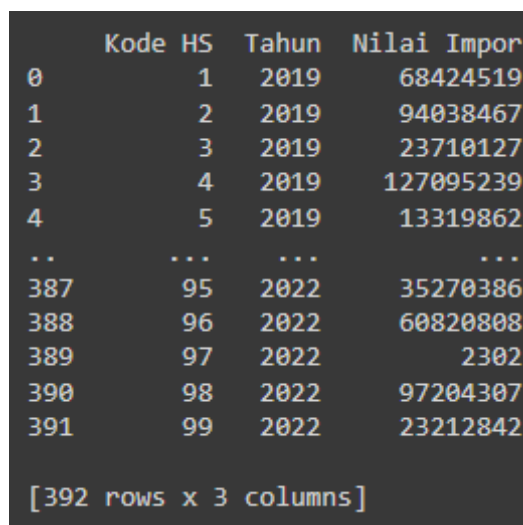


	Kode HS	Tahun	Nilai Ekspor
0	1	2023	3.392329e+05
1	2	2023	2.344321e+06
2	3	2023	3.448878e+08
3	4	2023	6.317993e+07
4	5	2023	3.832525e+06
..	...	...	...
93	95	2023	6.065052e+07
94	96	2023	2.785337e+07
95	97	2023	3.512262e+05
96	98	2023	2.407638e+04
97	99	2023	2.284641e+06

[98 rows x 3 columns]

Gambar 4. 2 Data Uji Ekspor

Gambar 4.2 menunjukkan sebuah *DataFrame* yang terdiri dari kolom 'Kode HS', 'Tahun', dan 'Nilai Ekspor'. Data uji ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model prediksi nilai ekspor. Dengan membandingkan nilai-nilai yang diprediksi oleh model.

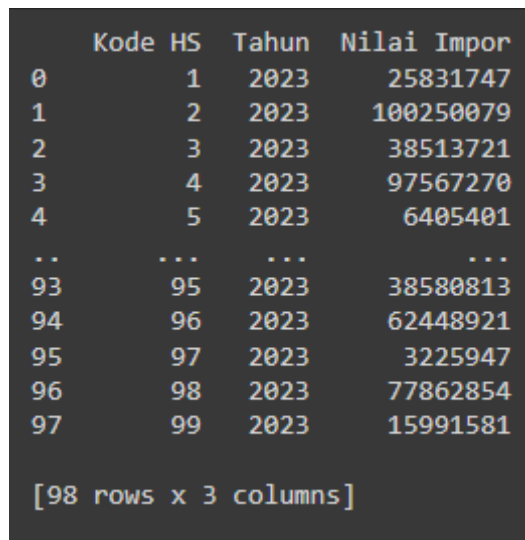


	Kode HS	Tahun	Nilai Impor
0	1	2019	68424519
1	2	2019	94038467
2	3	2019	23710127
3	4	2019	127095239
4	5	2019	13319862
..	...	...	...
387	95	2022	35270386
388	96	2022	60820808
389	97	2022	2302
390	98	2022	97204307
391	99	2022	23212842

[392 rows x 3 columns]

Gambar 4. 3 Data Latih Impor

Gambar 4.3 menunjukkan sebuah *DataFrame* yang terdiri dari 392 baris dan 3 kolom yaitu 'Kode HS', 'Tahun', dan 'Nilai Impor'. Data ini mencakup nilai impor untuk berbagai komoditas selama periode dari tahun 2019 hingga 2022. Dataset ini digunakan untuk melatih model prediksi nilai impor, dengan tujuan untuk mempelajari pola dan tren dari data historis impor berbagai komoditas. Data latih ini memungkinkan model untuk mengidentifikasi hubungan antara Kode HS dan tahun dengan nilai impor, yang nantinya digunakan untuk memprediksi nilai impor pada periode yang berbeda.



	Kode HS	Tahun	Nilai Impor
0	1	2023	25831747
1	2	2023	100250079
2	3	2023	38513721
3	4	2023	97567270
4	5	2023	6405401
..	...	...	...
93	95	2023	38580813
94	96	2023	62448921
95	97	2023	3225947
96	98	2023	77862854
97	99	2023	15991581

[98 rows x 3 columns]

Gambar 4. 4 Data Uji Impor

Gambar 4.4 menunjukkan sebuah *DataFrame* yang terdiri dari 98 baris dan 3 kolom yaitu 'Kode HS', 'Tahun', dan 'Nilai Impor'. Dataset ini digunakan untuk menguji kinerja model prediksi nilai impor.

4.3 Analisis Nilai Ekspor

4.3.1 Seleksi Fitur Data Ekspor

Seleksi fitur bertujuan untuk memisahkan fitur (X) dan target (y) dari *DataFrame* df. Fitur X terdiri dari dua kolom pertama dalam *DataFrame*, yaitu 'Kode HS' dan 'Tahun', sedangkan target y adalah kolom ketiga, yaitu 'Nilai Ekspor'.

```
[ 94 2022]
[ 95 2022]
[ 96 2022]
[ 97 2022]
[ 98 2022]
[ 99 2022]]
[5.87399959e+06 2.08021218e+06 3.53147103e+08 4.77615024e+07
1.59895300e+06 2.13799025e+06 6.45681863e+06 9.71928846e+07
1.36325573e+08 1.43511460e+05 5.43864996e+06 2.74507684e+07
1.11856714e+07 2.88481594e+07 2.06322632e+09 1.07456297e+08
2.40912407e+07 1.00634481e+08 9.67291722e+07 2.30456269e+07
```

Gambar 4. 5 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Latih Ekspor

Gambar 4.5 menunjukkan hasil dari `print(X)` adalah array dua dimensi yang mencantumkan pasangan nilai 'Kode HS' dan 'Tahun'. Misalnya, baris kesembilan puluh delapan dari array X adalah [98, 2022], yang berarti Kode HS adalah 98 dan Tahun adalah 2022. Array ini berlanjut hingga mencakup semua pasangan 'Kode HS' dan 'Tahun' dalam dataset.

Sedangkan hasil dari `print(Y)` adalah array satu dimensi yang mencantumkan nilai ekspor yang sesuai dengan setiap baris dalam array X. Misalnya, nilai pertama dalam array Y adalah 5.874000e+06, yang menunjukkan nilai ekspor untuk Kode HS 1 pada tahun 2019. Nilai ekspor ini melanjutkan untuk setiap kombinasi Kode HS dan Tahun yang ada dalam

array X. Secara keseluruhan, proses ini memastikan bahwa data telah terstruktur dengan benar sebelum digunakan dalam model *machine learning*, dengan X sebagai input fitur dan Y sebagai target yang akan diprediksi oleh model.

Selain melakukan seleksi fitur pada data latih, fitur pada data uji juga diseleksi agar konsisten dan sesuai dengan model yang telah dilatih, sehingga dapat memberikan hasil prediksi yang relevan. Berikut Gambar 4.6 yang menunjukkan beberapa hasil seleksi fitur pada data uji:

```
[ 94 2023]
[ 95 2023]
[ 96 2023]
[ 97 2023]
[ 98 2023]
[ 99 2023]]
[3.39232890e+05 2.34432105e+06 3.44887753e+08 6.31799329e+07
 3.83252546e+06 1.52480622e+06 1.41442649e+07 5.96245209e+07
 1.47511602e+08 7.21765600e+04 2.59426017e+07 3.08703264e+07
 1.30136365e+07 5.06517080e+07 2.43367857e+09 1.21995766e+08
 5.56942021e+07 9.86953664e+07 1.41332672e+08 3.36576854e+07]
```

Gambar 4. 6 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Uji Ekspor

4.3.2 Model RFR Ekspor

Model ini merupakan implementasi dari algoritma RFR, yang menggunakan *ensemble* dari beberapa *decision tree* untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengurangi *overfitting*.

```
RandomForestRegressor
RandomForestRegressor(n_estimators=10, oob_score=True, random_state=0)
```

Gambar 4. 7 Membangun Model RFR Ekspor

Berdasarkan Gambar 4.7 berikut adalah penjelasan lebih lanjut mengenai parameter dan *output* dari model ini:

1. *n_estimators*=10: Parameter ini menentukan jumlah *decision tree* yang akan dibuat dalam hutan. Dalam kasus ini, model akan membuat 10 *decision tree* yang berbeda. Setiap *tree* akan dilatih pada subset data yang berbeda, dan hasil akhirnya adalah rata-rata dari prediksi semua pohon, yang membuat model lebih *robust* dan mengurangi *overfitting*.
2. *oob_score*=True: Parameter ini mengaktifkan perhitungan *Out-of-Bag* (OOB) *score*. OOB *score* adalah metode validasi silang internal yang memanfaatkan subset data yang tidak digunakan selama pelatihan setiap *tree*. Dengan mengaktifkan OOB *score*, kita dapat mengevaluasi performa model tanpa perlu membagi data menjadi set pelatihan dan set pengujian secara eksplisit. Nilai OOB *score* memberikan gambaran tentang seberapa baik model akan bekerja pada data yang belum terlihat.
3. *random_state*=0: Parameter ini memastikan bahwa hasil pelatihan model dapat direproduksi. Dengan menetapkan *random_state* ke nilai tetap, seperti 0, kita memastikan bahwa setiap kali kode ini dijalankan, hasilnya akan sama. Ini penting untuk tujuan reproduksibilitas dan *debugging*.

Setelah menginisialisasi model dengan parameter-parameter tersebut, model dilatih menggunakan metode *fit* dengan data fitur X dan target y. Ini

mengimplikasikan bahwa model telah mempelajari hubungan antara fitur dan target dalam dataset yang diberikan. Langkah ini menyesuaikan model dengan data pelatihan, di mana model mencoba untuk meminimalkan kesalahan prediksi dengan membangun *decision tree* berdasarkan fitur yang tersedia.

Setelah pelatihan selesai, model siap untuk digunakan dalam membuat prediksi pada data baru atau melakukan evaluasi lebih lanjut. Secara keseluruhan, RFR dengan parameter yang diberikan menunjukkan model *ensemble* yang kuat dan dapat diandalkan.

4.3.3 Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Latih Ekspor

Setelah melakukan pelatihan model RFR, langkah berikutnya adalah melakukan prediksi dan mengevaluasi performa model tersebut dengan menggunakan beberapa metrik evaluasi. Berikut merupakan hasil daripada evaluasi model:

```
Out-of-Bag Score: 0.8771614525653115
Mean Squared Error: 3468103431260964.5
Mean Absolute Percentage Error: 1.9907590149683503e+19
R-squared: 0.9882308751732902
```

Gambar 4. 8 Evaluasi Model pada Data Latih Ekspor

Berdasarkan hasil paada Gambar 4.8, Model dievaluasi menggunakan OOB *score*, MSE, MAPE, dan R^2 . Nilai OOB *score* yang dihasilkan adalah 0.877, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang sangat baik pada data yang tidak terlihat selama pelatihan. Skor ini mendekati nilai 1.0, yang menandakan performa model yang hampir sempurna.

Evaluasi lebih lanjut dilakukan dengan menghitung MSE, yang memberikan nilai 3.468.103.431.260.964.5. MSE mengukur rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai yang diprediksi oleh model dan nilai target yang sebenarnya. Nilai MSE yang besar ini menunjukkan adanya beberapa kesalahan prediksi yang signifikan, kemungkinan disebabkan oleh *outlier* dalam data atau variasi yang sangat besar dalam nilai ekspor.

MAPE, yang mengukur rata-rata kesalahan absolut dalam persentase, menghasilkan nilai 1.990.759.014.968.3503e+19. Nilai MAPE yang sangat besar ini menunjukkan adanya kesalahan prediksi yang sangat signifikan, yang mungkin diakibatkan oleh beberapa nilai prediksi yang sangat berbeda dari nilai sebenarnya, mungkin karena *outlier* atau variabilitas besar dalam data.

Terakhir, nilai *R-squared* yang dihasilkan adalah 0.988, yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan 98.82% dari variansi dalam data target. Ini menandakan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam menjelaskan variasi dalam data ekspor. Secara keseluruhan, meskipun model menunjukkan performa yang sangat baik dilihat dari nilai R^2 dan *OOB score*, nilai MAPE yang sangat tinggi menunjukkan adanya beberapa kesalahan prediksi yang signifikan. Hal ini mungkin menunjukkan perlunya penanganan lebih lanjut terhadap *outlier* atau peningkatan *pre-processing* data untuk meningkatkan performa model lebih lanjut.

4.3.4 Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Uji Ekspor

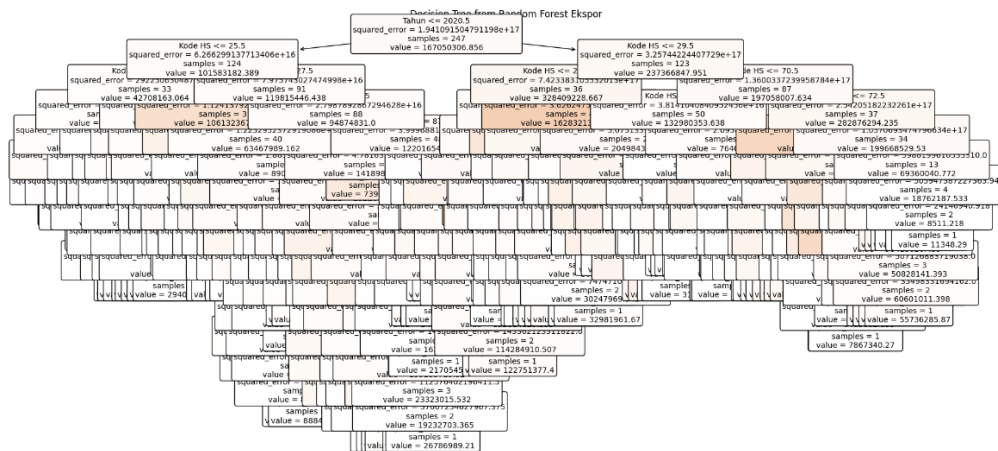
```
Mean Squared Error: 7517794941042371.0
Mean Absolute Percentage Error: 32.38026330729346
R-squared: 0.9795019234084744
```

Gambar 4. 9 Evaluasi Model pada Data Uji Ekspor

Gambar 4.9 menunjukkan evaluasi pada data uji menggunakan tiga metrik utama yaitu MSE, MAPE, dan R^2 . Hasil dari MSE adalah 7,517,794,941,042,371.0. Nilai MSE yang tinggi menunjukkan bahwa ada kesalahan prediksi yang signifikan, kemungkinan disebabkan oleh skala nilai yang besar dalam data impor. Sedangkan nilai MAPE yaitu 32.38% menunjukkan bahwa, secara rata-rata, prediksi model memiliki kesalahan sekitar 32.38% dari nilai aktual. Ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup akurat, ada beberapa deviasi yang signifikan antara nilai prediksi dan nilai aktual, kemungkinan besar disebabkan oleh skala nilai yang besar dalam data ekspor atau keberadaan outlier dalam data tersebut.

R^2 mengukur proporsi varians dalam variabel dependen yang dijelaskan oleh variabel independen dalam model, dengan nilai 0.9795 menunjukkan bahwa model sangat baik dalam menjelaskan varians data. Dengan nilai R^2 yang mendekati 1, model ini efektif dalam menjelaskan varians data, namun nilai MSE yang tinggi dan MAPE yang relatif besar menunjukkan perlunya perbaikan untuk mengurangi kesalahan absolut dalam prediksi.

4.3.5 Visualisasi *Decision Tree*



Gambar 4. 10 Visualisasi *Decision Tree* Ekspor

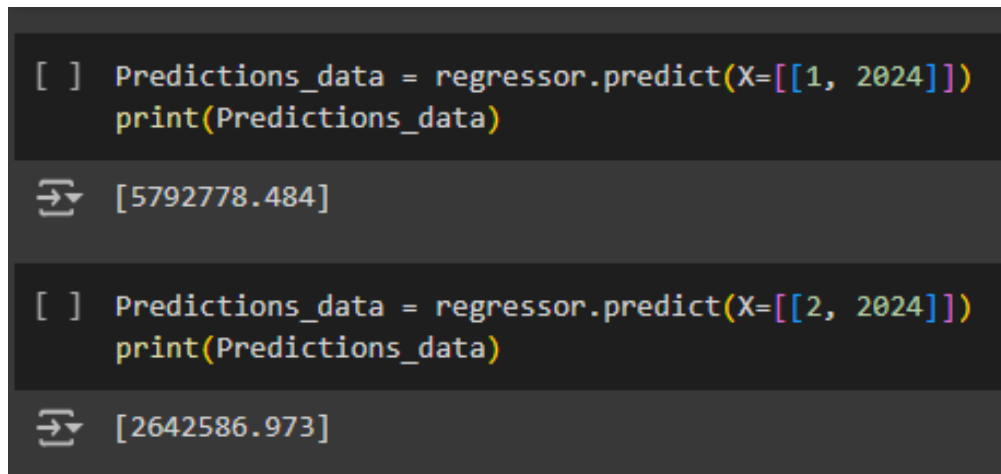
Gambar 4.10 menunjukkan salah satu *decision tree* yang digunakan dalam model RFR untuk memprediksi nilai ekspor. Visualisasi ini membantu memahami bagaimana model membuat keputusan berdasarkan fitur-fitur yang tersedia dalam dataset. Pada bagian paling atas dari *tree*, terdapat node akar yang membagi data berdasarkan fitur 'Tahun' dengan *threshold* ≤ 2020.5 , menunjukkan bahwa salah satu faktor utama yang dipertimbangkan dalam model adalah tahun data tersebut dikumpulkan. Node ini memiliki *squared error* sebesar $1.941091504791198e+17$ dengan 247 sampel dan nilai rata-rata sebesar 167050306.856.

Cabang kiri dari *root node* membagi data lebih lanjut berdasarkan 'Kode HS' dengan *threshold* ≤ 25.5 , dengan *squared error* sebesar $6.266299137713406e+16$, 124 sampel, dan nilai rata-rata sebesar 101583182.389. Selanjutnya, *tree* terus membagi data berdasarkan 'Kode HS' dan nilai *threshold* yang berbeda hingga mencapai *node* daun (*leaf node*)

yang mewakili nilai prediksi akhir. Cabang kanan dari root node membagi data lebih lanjut berdasarkan 'Kode HS' dengan *threshold* ≤ 29.5 , memiliki *squared error* sebesar $3.25744224407729e+17$ dengan 123 sampel dan nilai rata-rata sebesar 237366847.951. *Tree* di cabang ini juga terus membagi data berdasarkan fitur-fitur dan nilai *threshold* yang berbeda, menghasilkan *node* daun dengan nilai prediksi akhir yang berbeda.

Leaf nodes adalah *node* akhir dalam *tree* yang tidak lagi membagi data. Setiap *leaf node* mewakili nilai prediksi akhir yang diberikan oleh *tree* untuk sampel data yang mencapai *node* tersebut. Misalnya, salah satu *leaf node* memiliki 1 sampel dengan *squared error* sebesar 0 dan nilai prediksi sebesar 55736285.87. Gambar ini memberikan gambaran visual tentang bagaimana model RFR menggunakan *decision trees* untuk membagi data berdasarkan fitur-fitur yang relevan, seperti 'Tahun' dan 'Kode HS', untuk membuat prediksi nilai ekspor. Setiap *node* dalam *tree* memberikan informasi tentang *squared error*, jumlah sampel, dan nilai rata-rata pada *node* tersebut, menunjukkan bagaimana keputusan dibuat pada setiap tingkat pembagian. Visualisasi ini mempermudah pemahaman tentang struktur dan kompleksitas model serta bagaimana model menggunakan informasi dalam dataset untuk menghasilkan prediksi yang akurat.

4.3.6 Prediksi Nilai Ekspor Perkomoditas



```
[ ] Predictions_data = regressor.predict(X=[[1, 2024]])
    print(Predictions_data)

⇒ [5792778.484]

[ ] Predictions_data = regressor.predict(X=[[2, 2024]])
    print(Predictions_data)

⇒ [2642586.973]
```

Gambar 4. 11 Prediksi Nilai Ekspor Perkomoditas

Gambar 4.11 menunjukkan hasil prediksi nilai ekspor menggunakan model RFR yang dilatih sebelumnya untuk tahun 2024 berdasarkan 'Kode HS' yang diberikan. Model memprediksi bahwa nilai ekspor untuk Kode HS 1 pada tahun 2024 adalah sekitar 5.792.778,484 USD, dengan input berupa `[[1, 2024]]`. Untuk Kode HS 2 pada tahun 2024, hasil prediksi menunjukkan nilai ekspor sekitar 2.642.586,973 USD, dengan input berupa `[[2, 2024]]`. Nilai-nilai prediksi ini memberikan gambaran tentang bagaimana model memperkirakan nilai ekspor untuk berbagai komoditas berdasarkan Kode HS pada tahun mendatang.

4.4 Analisis Nilai Impor

4.4.1 Seleksi Fitur Data Impor

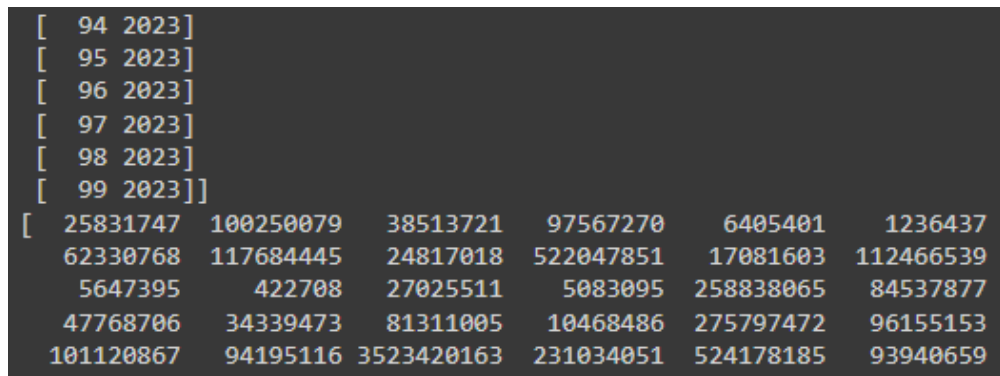
Setelah melakukan *pre-processing* data, langkah selanjutnya dalam analisis nilai impor adalah melakukan seleksi fitur untuk memisahkan fitur yang relevan dari dataset yang tersedia. Dalam penelitian ini, fitur yang

digunakan adalah 'Kode HS' dan 'Tahun', sementara target yang diprediksi adalah 'Nilai Impor'. Seleksi fitur dilakukan dengan menggunakan *DataFrame* yang dibaca dari *file* CSV dan memisahkan kolom yang tidak relevan.

```
[ 94 2022]
[ 95 2022]
[ 96 2022]
[ 97 2022]
[ 98 2022]
[ 99 2022]]
[ 68424519  94038467  23710127  127095239  13319862  947093
145603279 236661240  24890163  226789323  25684957 135785258
  6679830    91865  13476829   5256869 178270829  51195818
 43470228 18471664  66719464  15735468 242896850  57924885
 74837079 37076131 2286459209 132837497 437563458 74274550]
```

Gambar 4. 12 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Latih Impor

Gambar 4.12 menampilkan hasil dari seleksi fitur dan target pada data latih impor. Bagian atas gambar menunjukkan array dua dimensi yang berisi kombinasi 'Kode HS' dan 'Tahun', yang digunakan sebagai fitur (X) dalam model *machine learning*. Contoh data yang ditampilkan adalah [1 2019], [2 2019], [3 2019], dan seterusnya hingga [99 2022], menunjukkan bahwa 'Kode HS' berkisar dari 1 hingga 99 untuk tahun 2019 hingga 2022. Bagian bawah gambar menunjukkan array satu dimensi yang berisi nilai impor yang sesuai dengan setiap kombinasi 'Kode HS' dan 'Tahun', yang digunakan sebagai target (y). Contoh nilai impor yang ditampilkan adalah 68424519, 94038467, 23710127, 127095239, 13319862, 947093, dan seterusnya, menunjukkan nilai impor untuk 'Kode HS' 1 hingga 99 pada tahun 2019 hingga 2022.



```
[ 94 2023]
[ 95 2023]
[ 96 2023]
[ 97 2023]
[ 98 2023]
[ 99 2023]]
[ 25831747 100250079 38513721 97567270 6405401 1236437
 62330768 117684445 24817018 522047851 17081603 112466539
 5647395 422708 27025511 5083095 258838065 84537877
 47768706 34339473 81311005 10468486 275797472 96155153
 101120867 94195116 3523420163 231034051 524178185 93940659
```

Gambar 4. 13 Hasil Beberapa Seleksi Fitur Pada Data Uji Impor

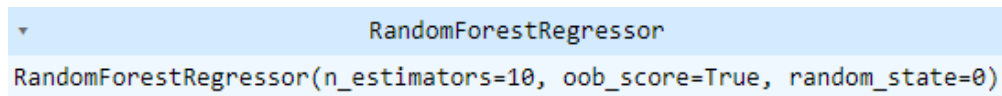
Gambar 4.13 menampilkan hasil dari seleksi fitur dan target pada data uji impor. Bagian atas gambar menunjukkan array dua dimensi yang berisi kombinasi 'Kode HS' dan 'Tahun', yang digunakan sebagai fitur (X) dalam model *machine learning*. Contoh data yang ditampilkan adalah [1 2023], [2 2023], [3 2023], dan seterusnya hingga [99 2023], menunjukkan bahwa 'Kode HS' berkisar dari 1 hingga 99 untuk tahun 2023. Bagian bawah gambar menunjukkan array satu dimensi yang berisi nilai impor yang sesuai dengan setiap kombinasi 'Kode HS' dan 'Tahun', yang digunakan sebagai target (y). Contoh nilai impor yang ditampilkan adalah 25831747, 100250079, 38513721, 97567270, 6405401, 1236437, dan seterusnya, menunjukkan nilai impor untuk 'Kode HS' 1 hingga 99 pada tahun 2023.

Proses seleksi fitur ini merupakan langkah penting dalam persiapan data untuk menguji model *machine learning*. Fitur (X) dipilih berdasarkan kolom 'Kode HS' dan 'Tahun' dari dataset, sementara target (y) adalah nilai impor yang sesuai. Data uji ini digunakan oleh model untuk memprediksi nilai impor berdasarkan hubungan yang telah dipelajari dari data latih. Hasil

prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual untuk mengevaluasi kinerja model. Seleksi fitur yang tepat pada data uji sangat penting untuk memastikan bahwa model dapat diuji dengan akurat dan valid, serta memberikan gambaran yang jelas tentang kemampuannya dalam memprediksi nilai impor pada data baru.

4.4.2 Model RFR Impor

RFR adalah model *machine learning* yang digunakan untuk tugas regresi dan termasuk dalam *ensemble methods*. Model ini terdiri dari beberapa *decision tree* yang dilatih secara independen, kemudian hasil prediksinya digabungkan untuk menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat dan stabil.



```
RandomForestRegressor
RandomForestRegressor(n_estimators=10, oob_score=True, random_state=0)
```

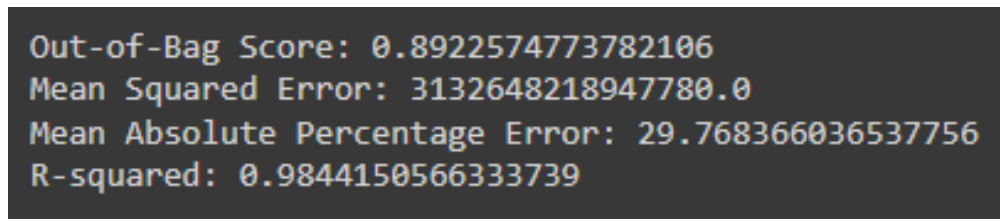
Gambar 4. 14 Membangun Model RFR Impor

Pada Gambar 4.14 model ini menggunakan beberapa parameter penting, salah satunya adalah *n_estimators=10*. Parameter ini menentukan jumlah *decision tree* yang akan digunakan dalam *random forest*. Dalam hal ini, model akan menggunakan 10 *decision tree*.

Parameter lain yang digunakan adalah *oob_score=True*, yang mengaktifkan perhitungan skor *out-of-bag* (OOB) yang digunakan untuk evaluasi model. Selain itu, *random_state=0* menetapkan *seed* untuk generator angka acak yang digunakan oleh model. Ini memastikan bahwa hasil pelatihan model dapat diulang. Setiap kali kode dijalankan dengan

random_state=0, model akan menghasilkan hasil yang sama, memberikan konsistensi dalam evaluasi dan analisis.

4.4.3 Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Latih Impor



```
Out-of-Bag Score: 0.8922574773782106
Mean Squared Error: 3132648218947780.0
Mean Absolute Percentage Error: 29.768366036537756
R-squared: 0.9844150566333739
```

Gambar 4. 15 Evaluasi Model pada Data Latih Impor

Hasil evaluasi model RFR pada data latih impor menunjukkan performa yang cukup baik, dengan OOB Score sebesar 0.8922. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang solid pada data yang tidak terlihat selama pelatihan, menandakan generalisasi yang baik. Namun, MSE yang cukup tinggi, yaitu sebesar 3132648218947780.0, mengindikasikan adanya beberapa kesalahan prediksi yang signifikan, kemungkinan besar disebabkan oleh *outlier* atau variabilitas besar dalam data. MAPE sebesar 29.76% dinyatakan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model berada pada sekitar 29.76% dari nilai aktual, menunjukkan bahwa masih ada deviasi yang cukup besar antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya. Meskipun begitu, nilai R^2 sebesar 0.9844 menunjukkan bahwa model ini mampu menjelaskan 98.44% dari variansi dalam data latih impor, yang merupakan indikasi bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam menjelaskan variasi data.

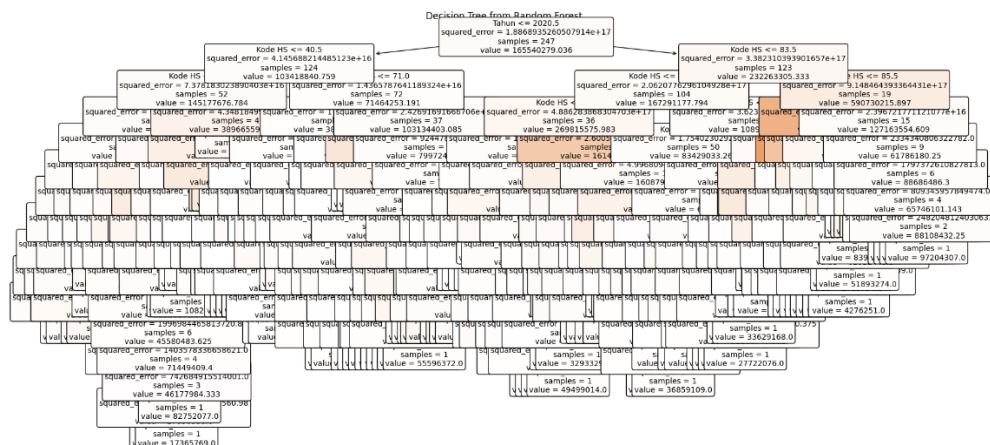
4.4.4 Prediksi dan Evaluasi Model pada Data Uji Impor

Mean Squared Error: 2775924278796986.0
 Mean Absolute Percentage Error: 1.0873713177482636
 R-squared: 0.9894817471203755

Gambar 4. 16 Evaluasi Model pada Data Uji Impor

Gambar 4.16 menunjukkan gambar evaluasi model RFR pada data uji impor dengan menunjukkan nilai MSE sebesar 2775924278796986.0, yang meskipun besar, masih menunjukkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan dengan evaluasi pada data latih. Selain itu, MAPE yang sangat rendah, yaitu sebesar 1.08%, mengindikasikan bahwa model memiliki akurasi prediksi yang tinggi, dengan rata-rata kesalahan prediksi hanya sekitar 1.08% dari nilai aktual. Nilai R^2 yang tinggi, yaitu 0.9895, menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan hampir 99% dari variansi dalam data uji impor.

4.4.5 Visualisasi Decision Tree



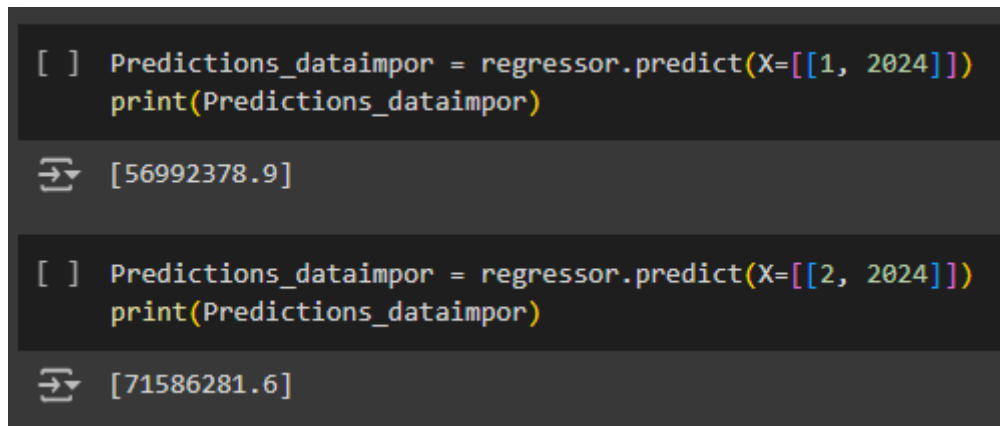
Gambar 4. 17 Visualisasi Decision Tree Impor

Gambar 4.17 menampilkan visualisasi salah satu *decision tree* yang digunakan dalam model RFR untuk memprediksi nilai impor. Pada bagian paling atas dari *decision tree* ini adalah *root node*, yang melakukan pembagian pertama pada dataset berdasarkan fitur 'Kode HS' dengan *threshold* tertentu. *Node* ini memiliki nilai *squared error* yang cukup besar, menunjukkan bahwa masih terdapat variabilitas dalam data pada level ini. Nilai rata-rata pada *node* ini mencerminkan estimasi nilai impor pada awal proses pemisahan.

Seiring dengan turunnya *tree*, data dibagi lebih lanjut pada setiap *node*, berdasarkan fitur-fitur yang paling relevan seperti 'Tahun' dan 'Kode HS'. Setiap *node* menampilkan jumlah sampel yang ada pada *node* tersebut, nilai *squared error* (yang mencerminkan seberapa besar variasi data pada *node* tersebut), dan nilai rata-rata yang menjadi prediksi akhir jika data berakhir pada *node* tersebut.

Warna pada beberapa *node* menunjukkan tingkat intensitas *squared error*, semakin gelap warnanya, semakin besar *error* yang terjadi. Ini membantu mengidentifikasi bagian-bagian dari *tree* yang mungkin memerlukan perhatian lebih lanjut atau di mana model dapat diperbaiki. Pada level akhir atau *leaf nodes*, tidak ada pembagian lebih lanjut yang dilakukan, dan setiap *leaf node* memberikan prediksi akhir untuk sampel yang mencapai *node* tersebut. Nilai prediksi pada *leaf node* ini adalah nilai yang diperkirakan untuk nilai impor berdasarkan kombinasi fitur yang digunakan untuk mencapai *node* tersebut.

4.4.6 Prediksi Nilai impor Perkomoditas



```
[ ] Predictions_dataimpor = regressor.predict(X=[[1, 2024]])
print(Predictions_dataimpor)

⇒ [56992378.9]

[ ] Predictions_dataimpor = regressor.predict(X=[[2, 2024]])
print(Predictions_dataimpor)

⇒ [71586281.6]
```

Gambar 4. 18 Prediksi Nilai Impor Perkomoditas

Gambar 4.18 menunjukkan hasil prediksi nilai impor perkomoditas untuk tahun 2024 menggunakan model RFR. Prediksi pertama dilakukan untuk komoditas dengan 'Kode HS' 1, di mana model memprediksi nilai impor sebesar 56,992,378.9 USD. Ini menunjukkan bahwa menurut model, nilai impor untuk komoditas tersebut pada tahun 2024 diperkirakan mencapai sekitar 56,99 juta USD. Selanjutnya, prediksi kedua dilakukan untuk komoditas dengan 'Kode HS' 2, dengan hasil prediksi sebesar 71,586,281.6 USD, yang berarti nilai impor untuk komoditas ini diperkirakan mencapai sekitar 71,59 juta USD pada tahun yang sama. Prediksi-prediksi ini memberikan gambaran kuantitatif mengenai nilai impor yang diharapkan untuk masing-masing komoditas, yang dapat dijadikan dasar dalam analisis dan perencanaan kebijakan perdagangan internasional.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model RFR yang digunakan dalam memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia memberikan tingkat akurasi yang cukup baik, seperti yang ditunjukkan oleh nilai R^2 yang mendekati 0.98

untuk data uji. Namun, penelitian ini juga mengungkapkan adanya deviasi yang cukup signifikan pada beberapa prediksi, terutama yang ditunjukkan oleh nilai MAPE dan MSE yang tinggi pada data tertentu.

Penemuan ini konsisten dengan penelitian yang dilakukan oleh Warjiyono, dkk (2024) yang menggunakan metode RFR untuk memprediksi harga rumah di Jakarta Selatan. Penelitian tersebut menemukan bahwa RFR mampu memprediksi harga dengan akurasi yang cukup baik, meskipun terdapat penurunan harga rata-rata sebesar 16% yang menunjukkan adanya variabilitas dalam prediksi harga rumah.

Selain itu, Supriyanto, dkk (2022) dalam penelitian mereka tentang prediksi harga minyak kelapa sawit menggunakan RFR juga melaporkan hasil yang serupa. Mereka menemukan bahwa RFR memberikan hasil prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan algoritma lain seperti *Linear Regression* dalam skenario data tertentu. Namun, ada variasi performa yang signifikan tergantung pada pembagian data training dan testing, dengan nilai RMSE yang berbeda untuk tiap skenario. Ini menunjukkan bahwa meskipun RFR kuat dalam menangani dataset dengan berbagai karakteristik, variabilitas data tetap menjadi tantangan utama dalam mencapai prediksi yang konsisten dan akurat.

Secara keseluruhan, penelitian ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya bahwa RFR efektif untuk memprediksi data kompleks. Namun, penanganan variabilitas data dan *outlier* tetap penting untuk meningkatkan akurasi prediksi.

BAB V

PENUTUP

5.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan untuk menjawab rumusan masalah mengenai prediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis menggunakan algoritma RFR, beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini membuktikan bahwa model RFR dapat digunakan untuk memprediksi nilai ekspor-impor Indonesia berdasarkan komoditas dan data historis. Model ini mampu menangkap pola dari data historis dengan baik, yang tercermin dari nilai R^2 yang tinggi, menunjukkan bahwa model ini dapat menjelaskan sebagian besar variansi dalam data. Namun, akurasi prediksi yang dihasilkan masih memerlukan peningkatan lebih lanjut. Tingkat kesalahan prediksi yang diindikasikan oleh MAPE dan MSE menunjukkan bahwa model ini belum sepenuhnya optimal, terutama karena adanya variabilitas dan *outlier* dalam data.
2. Hasil prediksi nilai ekspor-impor Indonesia yang dihasilkan oleh model RFR memberikan gambaran yang cukup mendekati realisasi aktual, meskipun terdapat beberapa deviasi yang signifikan. Penelitian ini menunjukkan bahwa model RFR adalah alat yang berguna untuk prediksi perdagangan internasional, namun hasil yang diperoleh mengindikasikan

perlunya peningkatan pada aspek *pre-processing* dan penanganan *outlier* untuk mencapai akurasi prediksi yang lebih tinggi.

5.2 SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, maka dapat disampaikan beberapa saran sebagai berikut:

1. Peningkatan proses *pre-processing* data: Untuk meningkatkan akurasi prediksi model, disarankan untuk melakukan peningkatan pada proses *pre-processing* data. Penanganan yang lebih baik terhadap *outlier* dan variabilitas data akan membantu dalam mengurangi kesalahan prediksi yang signifikan, sebagaimana diindikasikan oleh nilai MAPE dan MSE.
2. Pengembangan model yang lebih akurat: Penelitian lanjutan sebaiknya difokuskan pada pengembangan model yang lebih akurat dengan melakukan optimasi lebih lanjut pada algoritma RFR atau menggabungkannya dengan pendekatan lain. Hal ini diharapkan dapat menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai aktual dan mengurangi deviasi yang signifikan.
3. Aplikasi praktis dalam kebijakan perdagangan: Hasil penelitian ini dapat dijadikan referensi dalam pengambilan kebijakan perdagangan, khususnya dalam mempersiapkan strategi yang lebih efektif untuk meningkatkan ekspor dan mengelola impor. Penerapan model prediksi yang lebih akurat akan memberikan manfaat yang signifikan dalam perencanaan ekonomi dan perdagangan internasional.

DAFTAR PUSTAKA

- Baihaqi, M. I., Darmawati, A. S., & Nugroho, F. A. (2023). IMPLEMENTASI ALGORITMA RANDOM FOREST PADA PREDIKSI HARGA SAHAM BERDASARKAN DATA HISTORIS. *Jubitek: JURNAL BIG DATA DAN TEKNOLOGI INFORMASI*, 1(3), 42-51.
- Çavuşoğlu, Ü. (2019). A new hybrid approach for intrusion detection using machine learning methods. *Applied Intelligence*, 49, 2735-2761.pagga
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *Peerj computer science*, 7, e623.
- Cutting, V., & Stephen, N. (2021). Comparative review of java and python. *International Journal of Research and Development in Applied Science and Engineering (IJRDASE)*, 21(1).
- Fauzan, A., & Ahmad, D. (2023). ANALISIS HASIL PREDIKSI MAGNITUDO GEMPA DI WILAYAH KOTA PADANG MENGGUNAKAN TEKNIK RANDOM FOREST. *Jurnal Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 4(3), 1569-1576.
- Haristu, R. A., & Rosa, P. H. P. (2019). Penerapan metode Random Forest untuk prediksi win ratio pemain player Unknown Battleground. *Media Informasi Analisa Dan Sistem*, (2), 120-128.
- Hidayat, S. S., Rahmawati, D., Prabowo, M. C. A., Triyono, L., & Putri, F. T. (2023). Determining the Rice Seeds Quality Using Convolutional Neural Network. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 7(2), 527-534.
- Hodijah, S., & Angelina, G. P. (2021). Analisis pengaruh ekspor dan impor terhadap pertumbuhan ekonomi di Indonesia. *Jurnal Manajemen Terapan Dan Keuangan*, 10(01), 53-62.
- Kwon, Y., & Zou, J. (2023, July). Data-oob: Out-of-bag estimate as a simple and efficient data value. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 18135-18152). PMLR.
- Maharana, K., Mondal, S., & Nemade, B. (2022). A review: Data pre-processing and data augmentation techniques. *Global Transitions Proceedings*, 3(1), 91-99.

- Maharani, D., Astuti, I. D., Ervrina, F. N., & Meidiana, A. (2023). Peramalan Ekspor Migas dan Non Migas di Indonesia Sampai Tahun 2035. *Wawasan: Jurnal Ilmu Manajemen, Ekonomi dan Kewirausahaan*, 1(3), 256-269.
- Panggabean, D. S. O., Buulolo, E., & Silalahi, N. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Pemesanan Bibit Pohon Dengan Regresi Linear Berganda. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 7(1), 56-62.
- Putri, N. I., Komalasari, R., & Munawar, Z. (2020). Pentingnya keamanan data dalam intelijen bisnis. *J-SIKA| Jurnal Sistem Informasi Karya Anak Bangsa*, 2(02), 41-48.
- Putri, O. H. (2023). Analisis Ekspor Komoditas Pertanian di Indonesia. *JEMSI (Jurnal Ekonomi, Manajemen, Dan Akuntansi)*, 9(3), 937-942.
- Rais, A. N., Warjiyono, W., Alfarobi, I., Hadi, S. W., & Kurniawan, W. (2024). ANALISA PREDIKSI HARGA JUAL RUMAH MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST MACHINE LEARNING. *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 6(2), 416-423.
- Raschka, S., Patterson, J., & Nolet, C. (2020). Machine learning in python: Main developments and technology trends in data science, machine learning, and artificial intelligence. *Information*, 11(4), 193.
- Rianda, C. N. (2020). Pengaruh Ekspor Impor Terhadap Cadangan Devisa Di Indonesia. *AT-TASYRI': JURNAL ILMIAH PRODI MUAMALAH*, 165-173.
- Rincon, P. I. D., Pacheco, O. A. B., & Alvarado, J. L. Z. (2023). Góndola, Enseñanza y Aprendizaje de las Ciencias.
- Riza, F., Nurlina, N., & Nurjannah, N. (2024). Pengaruh Ekspor dan Impor terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Jurnal Ilmu Manajemen, Bisnis dan Ekonomi (JIMBE)*, 1(5), 15-22. Riza, F., Nurlina, N., & Nurjannah, N. (2024). Pengaruh Ekspor dan Impor terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Jurnal Ilmu Manajemen, Bisnis dan Ekonomi (JIMBE)*, 1(5), 15-22.
- Saadah, S., & Salsabila, H. (2021). Prediksi Harga Bitcoin Menggunakan Metode Random Forest:(Studi Kasus: Data Acak Pada Masa Pandemic Covid-19). *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), 24-32.

- Sandag, G. A. (2020). Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma Random Forest. *CogITo Smart Journal*, 6(2), 167-178.
- Sari, M. Y., & Hasmarini, M. I. (2023). Pengaruh Nilai Ekspor dan Impor Migas-Nonmigas dan Nilai Tukar terhadap Inflasi di Indonesia Periode 1996-2021. *Ekonomis: Journal of Economics and Business*, 7(1), 140-145.
- Srisulistiowati, D. B., Khaerudin, M., & Rejeki, S. (2021). Sistem Informasi Prediksi Penjualan Alat Tulis Kantor Dengan Metode Fp-Growth (Studi Kasus Toko Koperasi Sekolah Bina Mulia). *JSI (Jurnal Sistem Informasi) Universitas Suryadarma*, 8(2), 243-256.
- Suliztia, M. L. (2020). Penerapan Analisis Random Forest pada Prototype Sistem Prediksi Harga Kamera Bekas Menggunakan Flask.
- Supriyanto, Y., Ilhamsyah, M., & Enri, U. (2022). Prediksi Harga Minyak Kelapa Sawit Menggunakan Linear Regression Dan Random Forest. *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 8(7), 178-185.
- Tzenios, N. (2020). Examining the Impact of EdTech Integration on Academic Performance Using Random Forest Regression. *ResearchBerg Review of Science and Technology*, 3(1), 94-106.
- Yatmanto, Y. F., Sidarta, D. D., & Marwiyah, S. (2024). MODEL PENGAWASAN LALU LINTAS BARANG IMPOR PADA KANTOR PENGAWASAN DAN PELAYANAN BEA DAN CUKAI TIPE MADYA PABEAN. *Jurnal Ilmiah Kajian Multidisipliner*, 8(5).

LAMPIRAN

Lampiran. 1 Daftar Riwayat Hidup

Data Pribadi

Nama: Nurul Fadhila

Tempat, Tanggal Lahir: Lamsiem, 22 April 2001

Alamat: Lamsiem

Email: nurulfadhilamuell@gmail.com

Nomor Telepon: 081377065443

Pendidikan

1. Sarjana (S1)

- Institusi: Universitas Muhammadiyah Aceh
- Fakultas: Ekonomi
- Program Studi: Bisnis Digital
- Tahun Masuk: 2020
- Tahun Lulus: Belum Lulus

2. Sekolah Menengah Kejuruan (SMK)

- Institusi: SMK Negeri 5 Telkom Banda Aceh
- Tahun Masuk: 2016
- Tahun Lulus: 2019

3. Madrasah Tsanawiyah (MTsN)

- Institusi: MTsN Banda Aceh 2
- Tahun Masuk: 2013
- Tahun Lulus: 2016

Pengalaman Organisasi

1. Bendahara Umum, Badan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Aceh (BEM FE UNMUHA)

Periode: 2023-2024

Deskripsi Tugas: Mengelola keuangan dan mengelola sosial media BEM FE UNMUHA

2. Bendahara Umum, Himpunan Mahasiswa Bisnis Digital Fakultas Ekonomi Universitas Muhammadiyah Aceh (HIMBIDIG FE UNMUHA)

Periode: 2022-2023

Deskripsi Tugas: Mengelola keuangan

Keterampilan

- Canva
- Capcut
- Python

Sertifikasi

1. Artificial Intelligence BIZ, PT. Bisa Artifisial Indonesia, 2023
2. MSIB Batch 4, PT. Bisa Artifisial Indonesia, 2023
3. MSIB Batch 3, PT. Lentera Bangsa Benderang, 2022

Lampiran. 2 Syntax *Pre-Processing* Data

```

import pandas as pd

from google.colab import files

# Uploading the CSV file
uploaded = files.upload()

# Reading the CSV file into a DataFrame
file_name = list(uploaded.keys())[0]
df = pd.read_csv(file_name)

# Removing square brackets '[' from 'HS Code and Description'
df['Kode HS dan Deskripsi'] = df['Kode HS dan Deskripsi'].str.replace('[\[\]]', '',
regex=True)

# Splitting 'HS Code' and 'Description'
split_data = df['Kode HS dan Deskripsi'].str.split(' ', n=1, expand=True)
df['Kode HS'] = split_data[0]

# Dropping the 'Description', 'HS Code and Description', 'Export Weight (KG)',
and 'Import Weight (KG)' columns
df.drop(columns=['Kode HS dan Deskripsi', 'Berat Ekspor (KG)', 'Berat Impor
(KG)'], inplace=True)

# Creating a DataFrame for export data
df_ekspor = df[['Kode HS', 'Tahun', 'Nilai Ekspor (US $)']].copy()

```

```
df_ekspor.rename(columns={'Nilai Ekspor (US $)': 'Nilai Ekspor'}, inplace=True)
```

```
# Creating a DataFrame for import data
```

```
df_impор = df[['Kode HS', 'Tahun', 'Nilai Impor (US $)']].copy()
```

```
df_impор.rename(columns={'Nilai Impor (US $)': 'Nilai Impor'}, inplace=True)
```

```
# Splitting export data into training data (2019-2022) and test data (2023)
```

```
train_ekspor = df_ekspor[df_ekspor['Tahun'] < 2023]
```

```
test_ekspor = df_ekspor[df_ekspor['Tahun'] == 2023]
```

```
# Splitting import data into training data (2019-2022) and test data (2023)
```

```
train_impор = df_impор[df_impор['Tahun'] < 2023]
```

```
test_impор = df_impор[df_impор['Tahun'] == 2023]
```

```
# Saving the export training and test DataFrames as CSV files
```

```
train_ekspor.to_csv('train_ekspor.csv', index=False)
```

```
test_ekspor.to_csv('test_ekspor.csv', index=False)
```

```
# Saving the import training and test DataFrames as CSV files
```

```
train_impор.to_csv('train_impор.csv', index=False)
```

```
test_impор.to_csv('test_impор.csv', index=False)
```

```
# Downloading the generated CSV files
```

```
files.download('train_ekspor.csv')
```

```
files.download('test_ekspor.csv')
```

```
files.download('train_impор.csv')
```

```
files.download('test_impор.csv')
```

Lampiran. 3 Syntax Analisis Nilai Ekspor

```
# Import Libraries

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

import sklearn

import warnings


from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.impute import KNNImputer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import f1_score
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.model_selection import cross_val_score
warnings.filterwarnings('ignore')


# Uploading data

from google.colab import files

uploaded = files.upload()


# Reading CSV file

df = pd.read_csv(io.BytesIO(uploaded['datalatih ekspor (1).csv']))

print(df)
```

```
# Data info

df.info()

# Splitting data into features and target variable

X = df.iloc[:,0:2].values # Features
y = df.iloc[:,2].values # Target variable

print(X)

print(y)

# Fitting Random Forest Regression

regressor = RandomForestRegressor(n_estimators=10, random_state=0,
oob_score=True)

regressor.fit(X, y)

# Evaluating the model

from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

oob_score = regressor.oob_score_

print(f'Out-of-Bag Score: {oob_score}')

predictions = regressor.predict(X)

mse = mean_squared_error(y, predictions)

print(f'Mean Squared Error: {mse}')
```

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error

mape = mean_absolute_percentage_error(y, predictions)

print(f'Mean Absolute Percentage Error: {mape}')
```

```
r2 = r2_score(y, predictions)

print(f'R-squared: {r2}')
```

```
# Uploading test data

uploaded = files.upload()
```

```
uji = pd.read_csv(io.BytesIO(uploaded['dataujiekspor.csv']))

print(uji)
```

```
# Preparing test data

Xuji = uji.iloc[:,0:2].values

yuji = uji.iloc[:,2].values

print(Xuji)

print(yuji)
```

```
# Making predictions on new data

predictions_uji = regressor.predict(Xuji)
```

```
# Evaluating on test data

mse_uji = mean_squared_error(yuji, predictions_uji)

print(f'Mean Squared Error: {mse_uji}')
```

```
mape_uji = mean_absolute_percentage_error(yuji, predictions_uji)
print(f'Mean Absolute Percentage Error: {mape_uji}')

r2_uji = r2_score(yuji, predictions_uji)
print(f'R-squared: {r2_uji}')

# Visualizing the Decision Tree
from sklearn.tree import plot_tree
import matplotlib.pyplot as plt

tree_to_plot = regressor.estimators_[0]
plt.figure(figsize=(20, 10))

plot_tree(tree_to_plot, feature_names=df.columns.tolist(), filled=True,
rounded=True, fontsize=10)

plt.title("Decision Tree from Random Forest Ekspor")
plt.show()

# Predicting for specific input
Predictions_data = regressor.predict(X=[[1, 2024]])
print(Predictions_data)
```

Lampiran. 4 Syntax Analisis Nilai Impor

```
# Import Libraries

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import seaborn as sns

import sklearn

import warnings


from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

from sklearn.impute import KNNImputer

from sklearn.model_selection import train_test_split

from sklearn.preprocessing import StandardScaler

from sklearn.metrics import f1_score

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

from sklearn.model_selection import cross_val_score

warnings.filterwarnings('ignore')


# Uploading data

from google.colab import files

uploaded = files.upload()


# Reading CSV file

df = pd.read_csv(io.BytesIO(uploaded['datalatihimpor.csv']))

print(df)
```

```
# Data info

df.info()

# Splitting data into features and target variable

X = df.iloc[:,0:2].values # Features
y = df.iloc[:,2].values # Target variable

print(X)

print(y)

# Fitting Random Forest Regression

regressor = RandomForestRegressor(n_estimators=10, random_state=0,
oob_score=True)

regressor.fit(X, y)

# Evaluating the model

from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

oob_score = regressor.oob_score_

print(f'Out-of-Bag Score: {oob_score}')

predictions = regressor.predict(X)

mse = mean_squared_error(y, predictions)

print(f'Mean Squared Error: {mse}')
```

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error

mape = mean_absolute_percentage_error(y, predictions)

print(f'Mean Absolute Percentage Error: {mape}')
```

```
r2 = r2_score(y, predictions)

print(f'R-squared: {r2}')
```

```
# Uploading test data

uploaded = files.upload()
```

```
uji = pd.read_csv(io.BytesIO(uploaded['dataujiimp.csv']))

print(uji)
```

```
# Preparing test data

Xuji = uji.iloc[:,0:2].values

yuji = uji.iloc[:,2].values

print(Xuji)

print(yuji)
```

```
# Making predictions on new data

predictions_uji = regressor.predict(Xuji)
```

```
# Evaluating on test data

mse_uji = mean_squared_error(yuji, predictions_uji)

print(f'Mean Squared Error: {mse_uji}')
```

```

mape_uji = mean_absolute_percentage_error(yuji, predictions_uji)
print(f'Mean Absolute Percentage Error: {mape_uji}')

r2_uji = r2_score(yuji, predictions_uji)
print(f'R-squared: {r2_uji}')

# Visualizing the Decision Tree
from sklearn.tree import plot_tree
import matplotlib.pyplot as plt

tree_to_plot = regressor.estimators_[0]
plt.figure(figsize=(20, 10))

plot_tree(tree_to_plot, feature_names=df.columns.tolist(), filled=True,
rounded=True, fontsize=10)

plt.title("Decision Tree from Random Forest")
plt.show()

# Predicting for specific input
Predictions_dataimpor = regressor.predict(X=[[1, 2024]])
print(Predictions_dataimpor)

```

Lampiran. 5 Data Ekspor-Impor

No.	Kode HS dan Deskripsi	Nilai Ekspor (US \$)	Nilai Impor (US \$)	Berat Ekspor (KG)	Berat Impor (KG)	Tahun
1	[01] Binatang hidup	5873999,59	68424519	2680813,72	23818775	2019
2	[02] Daging hewan	2080212,18	94038467	282403,8	28656206	2019
3	[03] Ikan, krustasea, dan moluska	353147103,2	23710127	86326731,81	9055556	2019
4	[04] Susu, mentega, dan telur	47761502,44	127095239	2282264,3	51060845	2019
5	[05] Produk hewani	1598953	13319862	1193223,71	4577710	2019
6	[06] Pohon hidup dan bunga potong	2137990,25	947093	920034,39	189362	2019
7	[07] Sayuran	6456818,63	145603279	6950626,11	136322939	2019
8	[08] Buah-buahan	97192884,62	236661240	114614297,6	122930078	2019
9	[09] Kopi, teh, dan rempah-rempah	136325573	24890163	49307270,23	13927743	2019
10	[10] Sereal	143511,46	226789323	127950	868539513	2019
11	[11] Hasil penggilingan	5438649,96	25684957	11065848,7	59729648	2019
12	[12] Biji dan buah mengandung minyak	27450768,35	135785258	31402643,04	237979527	2019
13	[13] Lak, getah, dan damar	11185671,36	6679830	4461735,21	746945	2019
14	[14] Bahan anyaman nabati	28848159,41	91865	380991052,8	140373	2019
15	[15] Lemak dan minyak hewani/nabati	2063226322	13476829	3393260065	9151533	2019
16	[16] Olahan dari daging, ikan, krustasea, dan moluska	107456297,3	5256869	17134877,32	1145152	2019
17	[17] Gula dan kembang gula	24091240,74	178270829	70042839,03	509278326	2019

18	[18] Kakao dan olahannya	100634480,6	51195818	31514962,3	18441638	2019
19	[19] Olahan dari tepung	96729172,21	43470228	42774403,55	15626535	2019
20	[20] Olahan dari sayuran, buah, dan kacang	23045626,91	18471664	19443899,42	12818611	2019
21	[21] Berbagai makanan olahan	121178813,2	66719464	47094378,8	20033270	2019
22	[22] Minuman, alkohol, dan cuka	14618114,82	15735468	28535414,46	14275497	2019
23	[23] Ampas dan sisa industri makanan	84195135,07	242896850	660594713,3	607919172	2019
24	[24] Tembakau dan rokok	94497408,33	57924885	10838970,35	11284523	2019
25	[25] Garam, belerang, batu, dan semen	17379305,04	74837079	985768519,4	1332604218	2019
26	[26] Bijih logam, terak, dan abu	386357078,4	37076131	5391451117	392513126	2019
27	[27] Bahan bakar mineral	2892627608	2286459209	40037511667	4663584854	2019
28	[28] Bahan kimia anorganik	82686424,9	132837497	297271791,8	262888255	2019
29	[29] Bahan kimia organik	205279056,7	437563458	247205445,3	446847954	2019
30	[30] Produk farmasi	54108040,84	74274550	1958715,82	1818893	2019
31	[31] Pupuk	54944658,12	85542462	217621911,4	413739117	2019
32	[32] Sari bahan samak dan celup	33166071,62	117603701	8902295,48	32747717	2019
33	[33] Minyak atsiri, wewangian, dan kosmetik	58050357,59	97094296	7491704,71	7154479	2019
34	[34] Sabun dan preparat pembersih	74812136,07	41417125	85437076,96	18223045	2019
35	[35] Perekat dan enzim	4927461,01	47004727	1666298,71	22924505	2019

36	[36] Bahan peledak, korek api, dan kembang api	359660,22	15883467	303788	2833889	2019
37	[37] Barang fotografi atau sinematografi	145535,52	6300359	15815,48	1024760	2019
38	[38] Berbagai produk kimia	311621172	200941600	433169662	112661871	2019
39	[39] Plastik dan barang dari plastik	189194488,2	664443572	131168062,7	412772442	2019
40	[40] Karet dan barang dari karet	462583638,6	164363152	258237649,5	58340029	2019
41	[41] Jangat dan kulit mentah/samak	7559600,55	42158169	697753,57	6805160	2019
42	[42] Barang dari kulit samak	59551490,2	54924488	2953892,89	7404974	2019
43	[43] Kulit berbulu, bulu tiruan, dan barang daripadanya	13396,63	96594	1313	4758	2019
44	[44] Kayu dan barang dari kayu	319446051,4	30775435	426884675,5	69474543	2019
45	[45] Gabus dan barang dari gabus	1392,87	585917	1108,5	87182	2019
46	[46] Barang anyaman	7643975,02	46639	1748834,56	21419	2019
47	[47] Pulp dari kayu	208988228,3	87445032	478498859,7	322930044	2019
48	[48] Kertas, karton, dan barang daripadanya	346734903,4	115894324	486859418,5	73136467	2019
49	[49] Produk industri percetakan	2038808,13	11431483	761577,28	1692200	2019
50	[50] Sutra	93969,02	134543	9428,1	16142	2019
51	[51] Wol, bulu hewan halus atau kasar	175405,15	5979466	53175,39	266067	2019
52	[52] Kapas	56571325,52	152028381	22634206,86	56812344	2019
53	[53] Serat tekstil nabati lainnya	697419,46	14053218	2490225,27	3206960	2019

54	[54] Filamen buatan	66700651,16	138900346	24763623,93	36277909	2019
55	[55] Serat stapel buatan	175473398,5	82089239	103193599,3	28704838	2019
56	[56] Kain kempa, benang khusus, dan benang pintal	12958501,75	85312494	3122657,66	11991407	2019
57	[57] Karpet dan tekstil penutup lantai lainnya	3772028,19	5869747	1196537,85	2535899	2019
58	[58] Kain tenunan khusus	3656544,06	30824816	363572,85	3050698	2019
59	[59] Kain tekstil dilapisi atau dilaminasi	10658892,65	58205263	2326765,34	13216112	2019
60	[60] Kain rajutan	9007693,91	133383316	1729435,42	16179959	2019
61	[61] Pakaian dan aksesorinya (rajutan)	297395201,6	38875901	16575616,07	4102568	2019
62	[62] Pakaian dan aksesorinya (bukan rajutan)	418089058,6	43789837	16537842,34	4251566	2019
63	[63] Barang tekstil jadi lainnya	15129359,83	15032118	3750140,8	4288506	2019
64	[64] Alas kaki	366906435,6	77461689	18343739,56	9545122	2019
65	[65] Tutup kepala dan bagiannya	4948580,16	3464525	336596,58	328606	2019
66	[66] Payung, tongkat, dan bagiannya	262692,87	2043561	67159,24	1259464	2019
67	[67] Barang dari bulu unggas, bunga artifisial, dan wig	31914857,63	8970348	928200,32	845182	2019
68	[68] Barang dari batu, semen, asbes, atau mika	12335593,46	47087413	51205884,23	113409357	2019
69	[69] Produk keramik	19800614,75	57926339	19245416,54	186541075	2019
70	[70] Kaca dan barang dari kaca	22469446,77	36082827	42994831,69	41144930	2019
71	[71] Logam mulia dan perhiasan/permata	378552411,3	73388174	226455,43	651898	2019

72	[72] Besi dan baja	623260779,4	800971503	525804803,9	1381012042	2019
73	[73] Barang dari besi dan baja	99027927,76	308956058	37739909,67	155917209	2019
74	[74] Tembaga dan barang daripadanya	163942748,8	95376071	28485847,47	15412832	2019
75	[75] Nikel dan barang daripadanya	86412071,09	13810188	9044806,54	525340	2019
76	[76] Aluminium dan barang daripadanya	35030717,91	126066006	14048289,91	54670623	2019
77	[78] Timbal dan barang daripadanya	2204712,2	14980091	983358	6790656	2019
78	[79] Seng dan barang daripadanya	1156483,77	28965317	798381,53	11233550	2019
79	[80] Timah dan barang daripadanya	110393881,7	1407116	6445725,35	72126	2019
80	[81] Logam tidak mulia lainnya	814634,26	7137949	136264,07	202809	2019
81	[82] Perkakas dan peralatan dari logam tidak mulia	6935082,23	48655400	636117,28	8037485	2019
82	[83] Berbagai barang logam tidak mulia	8138012,86	66925455	2100110,08	23482228	2019
83	[84] Mesin dan peralatan mekanis serta bagiannya	452346089,1	2277914960	49655781,59	296266747	2019
84	[85] Mesin dan perlengkapan elektrik serta bagiannya	692672862,2	1722920218	38372573,87	108829267	2019
85	[86] Kereta api, trem, dan bagiannya	8884830,68	22674256	1347210,89	4850447	2019
86	[87] Kendaraan dan bagiannya	572119305,2	438024356	66605229,12	56758629	2019
87	[88] Kendaraan udara dan bagiannya	6103035,24	82350884	33124,11	103648	2019
88	[89] Kapal, perahu, dan	25289828,67	97243733	14803420,67	92842554	2019

	struktur terapung					
89	[90] Instrumen optik, fotografi, sinematografi, dan medis	55328842,04	268165839	2680204,8	11614861	2019
90	[91] Jam dan arloji serta bagiannya	2407593,76	20910520	22188,56	1142041	2019
91	[92] Instrumen musik dan bagiannya	48335793,17	14719060	4191660,09	1741714	2019
92	[93] Senjata dan amunisi serta bagiannya	377,06	41069761	30,7	218707	2019
93	[94] Perabotan, lampu, dan alat penerangan	212137138,2	106409893	54598273,93	47577314	2019
94	[95] Mainan, permainan dan keperluan olahraga	38990138	34023831	3224941,46	6991195	2019
95	[96] Berbagai barang buatan pabrik	29012520,63	52207793	8679094,51	10478176	2019
96	[97] Karya seni, barang kolektor, dan barang antik	435903,69	1642612	73543,07	81973	2019
97	[98] Kendaraan bermotor dan komponennya (terbongkar tidak lengkap)	0	52151632	0	6282258	2019
98	[99] Piranti lunak, barang digital dan barang kiriman	4331965,53	59861	102181,76	35	2019

1	[01] Binatang hidup	7100932,37	38804127	2724529,61	10520405	2020
2	[02] Daging hewan	725802,68	107316431	118483,87	33571600	2020
3	[03] Ikan, krustasea, dan moluska	305704251	25427653	66236492,43	11332031	2020
4	[04] Susu, mentega, dan telur	81192109,02	127336820	3604653,85	48335598	2020
5	[05] Produk hewani	2276559,78	12804893	906706,99	7114998	2020
6	[06] Pohon hidup dan bunga potong	1871508,92	1088152	682466,65	171284	2020
7	[07] Sayuran	8371759,85	149660337	9685185,32	144849749	2020
8	[08] Buah-buahan	96740270,69	196200079	128374874,8	98722727	2020
9	[09] Kopi, teh, dan rempah-rempah	180385179,8	20168618	66343856,14	13699837	2020
10	[10] Sereal	325756,41	232153562	260264,36	863176349	2020
11	[11] Hasil penggilingan	21041245,9	13052358	51790219,98	27139586	2020
12	[12] Biji dan buah mengandung minyak	28563231,72	102911412	26658596,95	184595604	2020
13	[13] Lak, getah, dan damar	12326565,1	7316708	5004141,71	868640	2020
14	[14] Bahan anyaman nabati	34090258,18	40057	332660541,2	12798	2020
15	[15] Lemak dan minyak hewani/nabati	2616078158	30102942	3210190052	19385622	2020
16	[16] Olahan dari daging, ikan, krustasea, dan moluska	109868447,5	5037713	14876335,67	1148125	2020
17	[17] Gula dan kembang gula	29404847,29	109356547	64631214,33	265695652	2020
18	[18] Kakao dan olahannya	113680226,8	58956562	34669603,56	21960779	2020
19	[19] Olahan dari tepung	111461227,5	38416107	47685932,54	15936908	2020
20	[20] Olahan dari sayuran, buah, dan	33430098,64	17365769	22798783,32	11914710	2020

	kacang					
21	[21] Berbagai makanan olahan	120535087,7	82752077	49631669,42	22461801	2020
22	[22] Minuman, alkohol, dan cuka	10521900,76	14507612	18997760,21	13761015	2020
23	[23] Ampas dan sisa industri makanan	102807811	365213841	536959367,7	760726485	2020
24	[24] Tembakau dan rokok	101411227,7	54044431	10605105,04	10866164	2020
25	[25] Garam, belerang, batu, dan semen	38198584,52	91751808	1952932182	1291409755	2020
26	[26] Bijih logam, terak, dan abu	579952952,1	108285350	1479576343	931486139	2020
27	[27] Bahan bakar mineral	2744606793	1680449916	44277363878	4961520322	2020
28	[28] Bahan kimia anorganik	68327523,84	148942992	249188414,1	352034282	2020
29	[29] Bahan kimia organik	232002662,4	476723477	238321365,2	490322276	2020
30	[30] Produk farmasi	45714391,03	111107102	1348116,25	2410107	2020
31	[31] Pupuk	59817240,36	155645614	226447891,8	794607482	2020
32	[32] Sari bahan samak dan celup	31458501,13	113579905	9087142,21	34981913	2020
33	[33] Minyak atsiri, wewangian, dan kosmetik	68672795,64	102547270	8364030,87	8156428	2020
34	[34] Sabun dan preparat pembersih	89019840,29	46815217	92944255,97	21180762	2020
35	[35] Perekat dan enzim	5229867,25	47931420	2401934,49	22137406	2020
36	[36] Bahan peledak, korek api, dan kembang api	496862,95	11135368	339732	871608	2020
37	[37] Barang fotografi atau sinematografi	121862,63	3156683	13486,55	502274	2020

38	[38] Berbagai produk kimia	416898782,7	325853020	452553087,7	115611339	2020
39	[39] Plastik dan barang dari plastik	212891178,1	683593149	151324550,7	412170915	2020
40	[40] Karet dan barang dari karet	546058661,3	172317000	273800617	66867548	2020
41	[41] Jangat dan kulit mentah/samak	6162553,08	34869029	577087,88	6006817	2020
42	[42] Barang dari kulit samak	68661357,68	33332818	3444644,87	4828764	2020
43	[43] Kulit berbulu, bulu tiruan, dan barang daripadanya	939,28	31119	304,5	9366	2020
44	[44] Kayu dan barang dari kayu	348253822,9	31351252	492318896,9	42854624	2020
45	[45] Gabus dan barang dari gabus	4390,19	549752	3670,69	55985	2020
46	[46] Barang anyaman	10612909,74	38694	2127718,5	29069	2020
47	[47] Pulp dari kayu	217490325,8	116468723	522603988,9	370203930	2020
48	[48] Kertas, karton, dan barang daripadanya	328822421	108580039	484947365,5	60738726	2020
49	[49] Produk industri percetakan	5592702,15	12324989	1158174,05	1668390	2020
50	[50] Sutra	189601,63	313436	16212,84	18872	2020
51	[51] Wol, bulu hewan halus atau kasar	99991,04	2058876	14423,21	125620	2020
52	[52] Kapas	68265993,17	125087181	27262150,25	55877751	2020
53	[53] Serat tekstil nabati lainnya	836034,56	7545048	3561565,08	2813920	2020
54	[54] Filamen buatan	52974436,38	118860300	20699931,66	37780361	2020
55	[55] Serat stapel buatan	148361858,2	73086748	94009476,64	27896432	2020
56	[56] Kain kempa, benang khusus, dan	13815643,02	48265174	3832905,55	13378352	2020

	benang pintal					
57	[57] Karpas dan tekstil penutup lantai lainnya	3281761,68	1611907	1008816,72	436993	2020
58	[58] Kain tenunan khusus	3191569,79	24494112	310710,47	2037595	2020
59	[59] Kain tekstil dilapisi atau dilaminasi	11143142,75	53933424	2639561,98	11283537	2020
60	[60] Kain rajutan	9579700,87	132249415	1631786,95	17924958	2020
61	[61] Pakaian dan aksesorinya (rajutan)	326060046,3	27495569	18353851,56	3586811	2020
62	[62] Pakaian dan aksesorinya (bukan rajutan)	319605315,3	36287254	12701479,67	4095268	2020
63	[63] Barang tekstil jadi lainnya	16090258,6	41655798	3858326,59	6560424	2020
64	[64] Alas kaki	461941575,1	62998200	23083571,51	9659647	2020
65	[65] Tutup kepala dan bagiannya	6495337,09	4194036	373514,97	393182	2020
66	[66] Payung, tongkat, dan bagiannya	208135,28	3431766	16473,28	2269358	2020
67	[67] Barang dari bulu unggas, bunga artifisial, dan wig	39684264,2	6700095	1245962,13	860940	2020
68	[68] Barang dari batu, semen, asbes, atau mika	11678417,52	47000111	21670192,84	156739983	2020
69	[69] Produk keramik	30386713,06	56176737	25121744,04	198321694	2020
70	[70] Kaca dan barang dari kaca	26786989,21	31233614	51713581,62	34242596	2020
71	[71] Logam mulia dan perhiasan/permata	338130181	223389072	180985,73	323470	2020
72	[72] Besi dan baja	1203845147	725527034	913505064,4	1212393399	2020
73	[73] Barang dari besi dan baja	93806245,25	230703952	50380789,25	107518341	2020

74	[74] Tembaga dan barang daripadanya	122292064,9	101485865	19214216,08	14186149	2020
75	[75] Nikel dan barang daripadanya	57581522,53	15536425	5824154,85	855420	2020
76	[76] Aluminium dan barang daripadanya	58406495,56	139817464	22837836,28	58213618	2020
77	[78] Timbal dan barang daripadanya	1350074,13	8170673	1031069,26	3979991	2020
78	[79] Seng dan barang daripadanya	2170545,22	27962297	1203815,69	10117190	2020
79	[80] Timah dan barang daripadanya	122606143,8	1373112	6325403,91	73798	2020
80	[81] Logam tidak mulia lainnya	690625,39	4993711	116985,25	199541	2020
81	[82] Perkakas dan peralatan dari logam tidak mulia	6826178,01	55596372	651269,37	10247575	2020
82	[83] Berbagai barang logam tidak mulia	8083174,71	67976405	2185239,74	21434323	2020
83	[84] Mesin dan peralatan mekanis serta bagiannya	537984338,4	2163697270	55582179,05	298191382	2020
84	[85] Mesin dan perlengkapan elektrik serta bagiannya	977010571,4	2044786344	49529738,07	106477589	2020
85	[86] Kereta api, trem, dan bagiannya	26759459,2	22447486	2321587	16592425	2020
86	[87] Kendaraan dan bagiannya	739073866,1	458591982	107094656,3	55166398	2020
87	[88] Kendaraan udara dan bagiannya	3716605,82	52656954	32779,71	50141	2020
88	[89] Kapal, perahu, dan struktur terapung	13823249,76	140340065	11662241,98	164599436	2020
89	[90] Instrumen optik, fotografi, sinematografi,	56177772,03	283456104	2098262,28	8366506	2020

	dan medis					
90	[91] Jam dan arloji serta bagiannya	2466854,58	23026773	19101,28	902532	2020
91	[92] Instrumen musik dan bagiannya	58297675,55	14491424	5171495,52	1121363	2020
92	[93] Senjata dan amunisi serta bagiannya	656,91	90683827	27,55	167400	2020
93	[94] Perabotan, lampu, dan alat penerangan	224049061	112072405	57106483,2	44652480	2020
94	[95] Mainan, permainan dan keperluan olahraga	40890950,86	33655251	3634556,16	17731108	2020
95	[96] Berbagai barang buatan pabrik	35248592,83	43230144	12450949,27	8301921	2020
96	[97] Karya seni, barang kolektor, dan barang antik	554886,93	253945	90000,78	111107	2020
97	[98] Kendaraan bermotor dan komponennya (terbongkar tidak lengkap)	0	20139004	0	1755510	2020
98	[99] Piranti lunak, barang digital dan barang kiriman	2050951,32	219409	75426,04	275	2020

1	[01] Binatang hidup	4893514,77	64076402	2186244,55	16465471	2021
2	[02] Daging hewan	2035323,31	83673023	298613,9	22457685	2021
3	[03] Ikan, krustasea, dan moluska	366688615,6	36115889	76955293,54	11673926	2021
4	[04] Susu, mentega, dan telur	53525012,09	152273120	3915144,23	51895075	2021
5	[05] Produk hewani	3563517,95	9111064	1098908,22	5523772	2021
6	[06] Pohon hidup dan bunga potong	2635281,62	1160537	580131,32	154757	2021
7	[07] Sayuran	7437351,66	124736557	9623492,4	117215020	2021
8	[08] Buah-buahan	81893087,08	170808605	102762931,1	89047018	2021
9	[09] Kopi, teh, dan rempah-rempah	170205278,2	38159415	53764244,6	13883480	2021
10	[10] Sereal	942841,76	214727719	469015,68	574949175	2021
11	[11] Hasil penggilingan	8943262,41	17837236	14873428,18	29655363	2021
12	[12] Biji dan buah mengandung minyak	34357857,51	136438060	21772590,84	180677277	2021
13	[13] Lak, getah, dan damar	20960797,42	9689643	6785099,64	863078	2021
14	[14] Bahan anyaman nabati	43231422,01	108180	402205203,4	76243	2021
15	[15] Lemak dan minyak hewani/nabati	2976123182	42987728	2356499112	21106324	2021
16	[16] Olahan dari daging, ikan, krustasea, dan moluska	148404585,9	8446159	16578407,48	1666441	2021
17	[17] Gula dan kembang gula	43516058,73	189782875	74961417,56	357821426	2021
18	[18] Kakao dan olahannya	97351976,72	83645954	32235596,74	31519263	2021
19	[19] Olahan dari tepung	122751377,4	54584015	55331265,65	18514831	2021
20	[20] Olahan dari sayuran, buah, dan	31736017	20624497	23775953,06	14723227	2021

	kacang					
21	[21] Berbagai makanan olahan	146805727	94191997	64344817,65	24636571	2021
22	[22] Minuman, alkohol, dan cuka	14289756,34	20974198	25777171,5	21135119	2021
23	[23] Ampas dan sisa industri makanan	177925269,9	352375664	642316068,1	661131226	2021
24	[24] Tembakau dan rokok	128905737,5	53559937	14305361,65	11009800	2021
25	[25] Garam, belerang, batu, dan semen	32819182,01	175844777	1622142101	1852467270	2021
26	[26] Bijih logam, terak, dan abu	572630519,1	108268790	3243471858	1032953013	2021
27	[27] Bahan bakar mineral	4317897584	3870657138	35806789474	6320724623	2021
28	[28] Bahan kimia anorganik	148245846,1	223822991	235963027,1	294754424	2021
29	[29] Bahan kimia organik	401223835,7	771710568	273000927,7	497243844	2021
30	[30] Produk farmasi	59394957,59	790545217	2309958,15	2340664	2021
31	[31] Pupuk	36757958,01	323689841	66489667,58	834758069	2021
32	[32] Sari bahan samak dan celup	42781625,81	156632147	11190611,45	43599930	2021
33	[33] Minyak atsiri, wewangian, dan kosmetik	68723759,69	114374001	10006967,95	8578863	2021
34	[34] Sabun dan preparat pembersih	101461612,3	61691428	91355765,6	22249842	2021
35	[35] Perekat dan enzim	6068715,85	60598268	2517750,86	22905696	2021
36	[36] Bahan peledak, korek api, dan kembang api	872581,92	16793025	621775	2707713	2021
37	[37] Barang fotografi atau sinematografi	172128,18	5525102	15799,24	707566	2021

38	[38] Berbagai produk kimia	717981528	332037798	490580111,5	155921361	2021
39	[39] Plastik dan barang dari plastik	260532841,9	1032308141	140733006,1	474649628	2021
40	[40] Karet dan barang dari karet	607645398	255137875	265334812,2	91431364	2021
41	[41] Jangat dan kulit mentah/samak	8547584,76	53054400	471469,61	7942897	2021
42	[42] Barang dari kulit samak	104999265,7	39695072	5568546,71	5974211	2021
43	[43] Kulit berbulu, bulu tiruan, dan barang daripadanya	45236,39	307924	3204	8317	2021
44	[44] Kayu dan barang dari kayu	538975774	46221770	678192618,7	49388792	2021
45	[45] Gabus dan barang dari gabus	2936,28	576972	3507,65	48452	2021
46	[46] Barang anyaman	13714020,22	23076	2486524,58	2489	2021
47	[47] Pulp dari kayu	333796840	183671560	636625569,6	373495318	2021
48	[48] Kertas, karton, dan barang daripadanya	339035514,8	155720901	421091854,4	89628083	2021
49	[49] Produk industri percetakan	2791774,85	14164372	459709,97	1655126	2021
50	[50] Sutra	16045,14	379357	1836,79	11564	2021
51	[51] Wol, bulu hewan halus atau kasar	32405,52	10639937	25556,37	377217	2021
52	[52] Kapas	81434135,93	199996692	21804887,68	65108901	2021
53	[53] Serat tekstil nabati lainnya	1299374,58	20071054	5039293,37	5241785	2021
54	[54] Filamen buatan	63292775,79	200265093	19601091,45	46107356	2021
55	[55] Serat stapel buatan	205879897,2	108327152	93335866	38598934	2021
56	[56] Kain kempa, benang khusus, dan	13413673,97	57041386	3648403,17	14432989	2021

	benang pintal					
57	[57] Karpet dan tekstil penutup lantai lainnya	4193578,09	375945	1164821,5	111473	2021
58	[58] Kain tenunan khusus	4496039,96	38122090	382488,15	2718980	2021
59	[59] Kain tekstil dilapisi atau dilaminasi	17158105,68	76246882	3408572,43	12365833	2021
60	[60] Kain rajutan	12163657,43	195187327	1974630,69	22174925	2021
61	[61] Pakaian dan aksesorinya (rajutan)	487061530,9	30861973	23800721,63	2314950	2021
62	[62] Pakaian dan aksesorinya (bukan rajutan)	454026484,9	33629168	16987755	2142032	2021
63	[63] Barang tekstil jadi lainnya	14587863,12	33678219	2841494,82	9052998	2021
64	[64] Alas kaki	632477974	94116856	35113415,73	14335284	2021
65	[65] Tutup kepala dan bagiannya	6497408,9	3228356	498017,87	373493	2021
66	[66] Payung, tongkat, dan bagiannya	168536,17	2611206	20335,22	1626093	2021
67	[67] Barang dari bulu unggas, bunga artifisial, dan wig	34759964,34	5229360	955782,19	824562	2021
68	[68] Barang dari batu, semen, asbes, atau mika	14385303,2	47227648	22635700,18	116262166	2021
69	[69] Produk keramik	34024846,45	74208880	26258555,4	177613909	2021
70	[70] Kaca dan barang dari kaca	29672322,51	42710005	49143935,76	31177353	2021
71	[71] Logam mulia dan perhiasan/permata	262902430,1	372003761	216972,25	523007	2021
72	[72] Besi dan baja	2326829855	1298330452	1116517136	1208948674	2021
73	[73] Barang dari besi dan baja	160387033,1	298773608	63733127,21	106448832	2021

74	[74] Tembaga dan barang daripadanya	287515191,3	137336505	31430535,62	14882319	2021
75	[75] Nikel dan barang daripadanya	235626678,1	9187835	40749503,56	513401	2021
76	[76] Aluminium dan barang daripadanya	67743641,88	255070374	18892770,65	79174778	2021
77	[78] Timbal dan barang daripadanya	1087015,17	12523833	303266,72	4880660	2021
78	[79] Seng dan barang daripadanya	2941226,68	53716219	1443280,58	15759281	2021
79	[80] Timah dan barang daripadanya	309968645	1662071	8066007,12	48237	2021
80	[81] Logam tidak mulia lainnya	11087287	10373473	2396875,92	270320	2021
81	[82] Perkakas dan peralatan dari logam tidak mulia	9103865,44	72751613	1359124,32	10830623	2021
82	[83] Berbagai barang logam tidak mulia	10327114,84	93621026	2143407,95	24421417	2021
83	[84] Mesin dan peralatan mekanis serta bagiannya	637390984,6	3034870026	69302657,27	513305039	2021
84	[85] Mesin dan perlengkapan elektrik serta bagiannya	1210749343	2176989351	47634867,96	130568927	2021
85	[86] Kereta api, trem, dan bagiannya	3025779,54	27924798	2175413,97	15227932	2021
86	[87] Kendaraan dan bagiannya	765585400,5	697795018	82143046,87	92605461	2021
87	[88] Kendaraan udara dan bagiannya	9878342,89	24373995	38404,68	42131	2021
88	[89] Kapal, perahu, dan struktur terapung	7013184,2	34399619	1283405,44	34072542	2021
89	[90] Instrumen optik, fotografi, sinematografi,	68233767,44	338843928	2848191,24	10852333	2021

	dan medis					
90	[91] Jam dan arloji serta bagiannya	2122032,64	30560049	33019,09	1010398	2021
91	[92] Instrumen musik dan bagiannya	67898099,69	17979999	5205213,54	1235699	2021
92	[93] Senjata dan amunisi serta bagiannya	2450,16	28559223	565,48	665664	2021
93	[94] Perabotan, lampu, dan alat penerangan	295236996	137826589	65496993,27	49064045	2021
94	[95] Mainan, permainan dan keperluan olahraga	50338425,75	36864762	4488789,52	8999615	2021
95	[96] Berbagai barang buatan pabrik	35644518,6	67663068	11026454,81	11801250	2021
96	[97] Karya seni, barang kolektor, dan barang antik	737388,28	258842	72370,35	46023	2021
97	[98] Kendaraan bermotor dan komponennya (terbongkar tidak lengkap)	0	34059455	0	4060880	2021
98	[99] Piranti lunak, barang digital dan barang kiriman	1060173,35	382450	60489,09	965	2021

1	[01] Binatang hidup	6910594,9	57240250	2270311,45	14840325	2022
2	[02] Daging hewan	2234884,15	61800880	244868,47	17222040	2022
3	[03] Ikan, krustasea, dan moluska	364428416,2	40884978	75953091,82	19255089	2022
4	[04] Susu, mentega, dan telur	44988689,16	146278585	4120813,1	35524587	2022
5	[05] Produk hewani	3127069,4	7154882	1219576,19	4793524	2022
6	[06] Pohon hidup dan bunga potong	1957157,21	1227292	640196	234987	2022
7	[07] Sayuran	6485067,18	137752392	6280368,82	148337518	2022
8	[08] Buah-buahan	46051927,58	184588566	71348039,26	92416560	2022
9	[09] Kopi, teh, dan rempah-rempah	142905481,6	38166582	48227787,82	13489300	2022
10	[10] Sereal	28185671,55	421815521	94676594,76	1022739252	2022
11	[11] Hasil penggilingan	9397057,63	19108799	17115397,13	29024810	2022
12	[12] Biji dan buah mengandung minyak	40359661,03	162894994	33235925,34	199227345	2022
13	[13] Lak, getah, dan damar	23015100,51	6419373	5511220,97	681541	2022
14	[14] Bahan anyaman nabati	46867359,15	213581	421880297,2	172735	2022
15	[15] Lemak dan minyak hewani/nabati	2622684656	13283646	2930944375	5478731	2022
16	[16] Olahan dari daging, ikan, krustasea, dan moluska	112375021,8	3445643	15235192,55	907077	2022
17	[17] Gula dan kembang gula	45390648,12	188077419	103642768,7	347249479	2022
18	[18] Kakao dan olahannya	116757019,3	23160093	36833211,27	5688901	2022
19	[19] Olahan dari tepung	106683823,7	49499014	44375743,91	16195344	2022
20	[20] Olahan dari sayuran, buah, dan	31909174,78	32933299	21810128,1	19871779	2022

	kacang					
21	[21] Berbagai makanan olahan	135599484,5	98277668	56892684,28	30728638	2022
22	[22] Minuman, alkohol, dan cuka	17719447,49	16930182	27798232,41	15076606	2022
23	[23] Ampas dan sisa industri makanan	223713396,9	384619471	741352117,4	663146289	2022
24	[24] Tembakau dan rokok	133264543,4	58184589	11841371,88	11654435	2022
25	[25] Garam, belerang, batu, dan semen	35496229,6	134613343	1365218492	1374980946	2022
26	[26] Bijih logam, terak, dan abu	938970716,7	164419202	1466199610	1702248838	2022
27	[27] Bahan bakar mineral	6094157618	3520053336	41989478070	5464526434	2022
28	[28] Bahan kimia anorganik	183439194,5	176457634	310194853,8	254226614	2022
29	[29] Bahan kimia organik	257755286,5	494405582	260344936,2	418142099	2022
30	[30] Produk farmasi	54877148,77	77796827	2095178,42	1880246	2022
31	[31] Pupuk	27513978,22	311392920	48158601,56	431105327	2022
32	[32] Sari bahan samak dan celup	32981961,67	100877101	9288745,27	30086023	2022
33	[33] Minyak atsiri, wewangian, dan kosmetik	69755898,87	87194406	8846374,41	6714969	2022
34	[34] Sabun dan preparat pembersih	109321102,8	33948519	95216601,22	9632907	2022
35	[35] Perekat dan enzim	5451040,05	50720095	1942201,23	18458919	2022
36	[36] Bahan peledak, korek api, dan kembang api	70537,7	6886054	42890,02	2433640	2022
37	[37] Barang fotografi atau sinematografi	82563,55	5985986	17488,14	845748	2022

38	[38] Berbagai produk kimia	534155052	264526284	492910586,6	163284716	2022
39	[39] Plastik dan barang dari plastik	202468217,7	694484610	133500907,4	373795331	2022
40	[40] Karet dan barang dari karet	411581038	141245084	192733166,9	41477683	2022
41	[41] Jangat dan kulit mentah/samak	8519188,45	44600483	304270,46	7556027	2022
42	[42] Barang dari kulit samak	96341789,27	36859109	4938680,01	6331955	2022
43	[43] Kulit berbulu, bulu tiruan, dan barang daripadanya	72680,14	183237	10228,76	39020	2022
44	[44] Kayu dan barang dari kayu	327221162,8	47676514	426936586,6	186500508	2022
45	[45] Gabus dan barang dari gabus	4412,8	682897	1700	97263	2022
46	[46] Barang anyaman	8668866,46	94697	1734785,99	7698	2022
47	[47] Pulp dari kayu	394956255,3	110229378	589082497,2	303360102	2022
48	[48] Kertas, karton, dan barang daripadanya	432612023,1	122872354	463974056,6	62850224	2022
49	[49] Produk industri percetakan	2513661,73	15471879	492528,37	1967606	2022
50	[50] Sutra	3509,51	153577	6766,35	7501	2022
51	[51] Wol, bulu hewan halus atau kasar	31700,28	5857125	21712,15	261050	2022
52	[52] Kapas	34109276,37	135717011	10166350,16	33704543	2022
53	[53] Serat tekstil nabati lainnya	492347,1	14557401	2304968,79	1373065	2022
54	[54] Filamen buatan	64209443,3	136719733	17074582,13	30931516	2022
55	[55] Serat stapel buatan	167301706,1	71985504	91881467,31	15324697	2022
56	[56] Kain kempa, benang khusus, dan	11942480,43	53794668	3409681,16	14508591	2022

	benang pital					
57	[57] Karpas dan tekstil penutup lantai lainnya	3476184,54	1108220	1138746,9	230070	2022
58	[58] Kain tenunan khusus	3933655,37	27722076	352134,75	2005213	2022
59	[59] Kain tekstil dilapisi atau dilaminasi	12540403,97	60081282	2288099,16	8672494	2022
60	[60] Kain rajutan	9283405,8	131653407	1438467,83	14832252	2022
61	[61] Pakaian dan aksesorinya (rajutan)	329761188,9	41582373	15849523,87	2563995	2022
62	[62] Pakaian dan aksesorinya (bukan rajutan)	398473939,1	34848803	14073342,93	1991298	2022
63	[63] Barang tekstil jadi lainnya	11578339,29	15861896	2686305,17	6083767	2022
64	[64] Alas kaki	562465278	81107629	27149672,58	10358196	2022
65	[65] Tutup kepala dan bagiannya	8346225,66	4211307	569637,48	349182	2022
66	[66] Payung, tongkat, dan bagiannya	158080,16	2843296	31952,08	1909175	2022
67	[67] Barang dari bulu unggas, bunga artifisial, dan wig	37030578,88	5180040	826916,79	1026578	2022
68	[68] Barang dari batu, semen, asbes, atau mika	11677270,93	40988737	16461012,84	59149037	2022
69	[69] Produk keramik	21549451,05	81420231	17400857,44	193068633	2022
70	[70] Kaca dan barang dari kaca	30860872,98	36959908	49720627,11	28189715	2022
71	[71] Logam mulia dan perhiasan/permata	554192051,5	289309354	485374,27	389039	2022
72	[72] Besi dan baja	2320607230	1062677747	1363533858	1290495290	2022
73	[73] Barang dari besi dan baja	96775177,5	466846724	40049193,86	160525919	2022

74	[74] Tembaga dan barang daripadanya	222421940,4	76935625	28429459,47	10056694	2022
75	[75] Nikel dan barang daripadanya	750143697,4	5633809	88994097,9	203480	2022
76	[76] Aluminium dan barang daripadanya	53007777,97	156623625	16376647,85	55490736	2022
77	[78] Timbal dan barang daripadanya	461568,5	4655676	379260	2072857	2022
78	[79] Seng dan barang daripadanya	2420731,88	27864992	1003344,72	8827830	2022
79	[80] Timah dan barang daripadanya	183821666,7	1295257	7683862,07	45813	2022
80	[81] Logam tidak mulia lainnya	11574951,3	4276251	5492205,77	154816	2022
81	[82] Perkakas dan peralatan dari logam tidak mulia	7867340,27	51893274	661998,32	8555261	2022
82	[83] Berbagai barang logam tidak mulia	10043850,68	83911010	2262488,93	26864417	2022
83	[84] Mesin dan peralatan mekanis serta bagiannya	579467351,8	2683145808	59943594,71	343683733	2022
84	[85] Mesin dan perlengkapan elektrik serta bagiannya	1266603218	1638269647	43455544,79	110338544	2022
85	[86] Kereta api, trem, dan bagiannya	1339431,51	169518089	912824,1	13986990	2022
86	[87] Kendaraan dan bagiannya	961551640,8	828489606	100127744,5	106454219	2022
87	[88] Kendaraan udara dan bagiannya	7045263,76	6515310	38410,07	6177	2022
88	[89] Kapal, perahu, dan struktur terapung	53978453,31	99339722	15137095,01	125235113	2022
89	[90] Instrumen optik, fotografi, sinematografi,	78474567,74	303156060	2949191,26	8131876	2022

	dan medis					
90	[91] Jam dan arloji serta bagiannya	1963791,37	23981024	35134,35	897020	2022
91	[92] Instrumen musik dan bagiannya	55736285,87	13924333	3671696,06	1079119	2022
92	[93] Senjata dan amunisi serta bagiannya	97666,88	27634040	1077,21	352181	2022
93	[94] Perabotan, lampu, dan alat penerangan	217990000	144407783	48026862,68	76076245	2022
94	[95] Mainan, permainan dan keperluan olahraga	49755254,22	35270386	3841438,01	8774481	2022
95	[96] Berbagai barang buatan pabrik	30624416,36	60820808	11391441,62	13222847	2022
96	[97] Karya seni, barang kolektor, dan barang antik	1503242,76	2302	33205,49	652	2022
97	[98] Kendaraan bermotor dan komponennya (terbongkar tidak lengkap)	11348,29	97204307	62595,8	7755389	2022
98	[99] Piranti lunak, barang digital dan barang kiriman	2013547,94	23212842	104825,42	2739	2022

1	[01] Binatang hidup	339232,89	25831747	15526,3	9280379	2023
2	[02] Daging hewan	2344321,05	100250079	244692,47	31994723	2023
3	[03] Ikan, krustasea, dan moluska	344887753,1	38513721	68593037,89	17971235	2023
4	[04] Susu, mentega, dan telur	63179932,9	97567270	3193005,46	32939649	2023
5	[05] Produk hewani	3832525,46	6405401	2864544,73	5390118	2023
6	[06] Pohon hidup dan bunga potong	1524806,22	1236437	654228,32	177324	2023
7	[07] Sayuran	14144264,88	62330768	16414950,4	53802706	2023
8	[08] Buah-buahan	59624520,93	117684445	128909098,7	53761922	2023
9	[09] Kopi, teh, dan rempah-rempah	147511601,7	24817018	42193045,64	10373279	2023
10	[10] Sereal	72176,56	522047851	104821,46	1357189571	2023
11	[11] Hasil penggilingan	25942601,74	17081603	39288838,6	29331079	2023
12	[12] Biji dan buah mengandung minyak	30870326,45	112466539	34777860,72	152369168	2023
13	[13] Lak, getah, dan damar	13013636,54	5647395	5747901,2	844204	2023
14	[14] Bahan anyaman nabati	50651707,98	422708	407645133	586867	2023
15	[15] Lemak dan minyak hewani/nabati	2433678570	27025511	2952112278	15971979	2023
16	[16] Olahan dari daging, ikan, krustasea, dan moluska	121995766,1	5083095	16987578,78	1371712	2023
17	[17] Gula dan kembang gula	55694202,14	258838065	119353627	411362493	2023
18	[18] Kakao dan olahannya	98695366,38	84537877	27068954,88	26320247	2023
19	[19] Olahan dari tepung	141332672,4	47768706	56244774,22	15171464	2023
20	[20] Olahan dari sayuran, buah, dan	33657685,4	34339473	24893175,02	18999364	2023

	kacang					
21	[21] Berbagai makanan olahan	152985299,8	81311005	61044843,02	23996485	2023
22	[22] Minuman, alkohol, dan cuka	20619665,78	10468486	30565360,06	9401125	2023
23	[23] Ampas dan sisa industri makanan	261420990	275797472	805002340,7	481145880	2023
24	[24] Tembakau dan rokok	158092441,3	96155153	15256838,14	16467832	2023
25	[25] Garam, belerang, batu, dan semen	49482836,44	101120867	2012064723	1514517469	2023
26	[26] Bijih logam, terak, dan abu	887369175,7	94195116	488555455,5	713453486	2023
27	[27] Bahan bakar mineral	4779047760	3523420163	51193255257	5711838917	2023
28	[28] Bahan kimia anorganik	236313079,9	231034051	484815483,2	514762011	2023
29	[29] Bahan kimia organik	259782515,7	524178185	266886039,5	438408953	2023
30	[30] Produk farmasi	55262280,68	93940659	2932712,2	2507173	2023
31	[31] Pupuk	69998066,12	113799989	188061457,9	399376806	2023
32	[32] Sari bahan samak dan celup	42543919,46	117081820	14051870,75	34179253	2023
33	[33] Minyak atsiri, wewangian, dan kosmetik	73451001,57	122120746	9372616,18	9144579	2023
34	[34] Sabun dan preparat pembersih	118908019,7	57811890	115673989	23653422	2023
35	[35] Perekat dan enzim	5768109,19	47696340	1960668,12	19452019	2023
36	[36] Bahan peledak, korek api, dan kembang api	688757,94	15874521	406881,35	1502620	2023
37	[37] Barang fotografi atau sinematografi	80329,27	5725494	3008,97	973082	2023

38	[38] Berbagai produk kimia	532353432,6	275044808	545462167,8	150713614	2023
39	[39] Plastik dan barang dari plastik	222769922,2	858085530	159978635,1	524044507	2023
40	[40] Karet dan barang dari karet	424073712,9	251460750	202811954,3	89195270	2023
41	[41] Jangat dan kulit mentah/samak	7848986,38	49036090	318575,03	6739104	2023
42	[42] Barang dari kulit samak	95687801,33	47762995	5186420,53	8591142	2023
43	[43] Kulit berbulu, bulu tiruan, dan barang daripadanya	7997,58	88048	553,9	3276	2023
44	[44] Kayu dan barang dari kayu	365223309,6	39459082	651777268	99159119	2023
45	[45] Gabus dan barang dari gabus	1372,97	697330	83,2	64763	2023
46	[46] Barang anyaman	7753587,61	72795	1437287,85	11404	2023
47	[47] Pulp dari kayu	275807605,9	116626699	592401109,9	371365211	2023
48	[48] Kertas, karton, dan barang daripadanya	399074583,5	132862132	547529077,9	81783390	2023
49	[49] Produk industri percetakan	3559414,16	16382120	432302,22	2254064	2023
50	[50] Sutra	26861,35	69594	2139,18	4999	2023
51	[51] Wol, bulu hewan halus atau kasar	21606,75	4961897	807,21	247507	2023
52	[52] Kapas	40420678,13	146627598	13395430,72	47490695	2023
53	[53] Serat tekstil nabati lainnya	470004,68	16060249	2780738,31	1769795	2023
54	[54] Filamen buatan	57763578,5	148271106	17779170,65	49159856	2023
55	[55] Serat stapel buatan	132267179,7	104333957	72154281,55	30860656	2023
56	[56] Kain kempa, benang khusus, dan	13388155,56	47069746	3234515,48	14587941	2023

	benang pintal					
57	[57] Karpet dan tekstil penutup lantai lainnya	3459014,55	912780	1030556,08	263323	2023
58	[58] Kain tenunan khusus	2908062,31	24449264	229796,88	1895181	2023
59	[59] Kain tekstil dilapisi atau dilaminasi	10114379,73	49066313	2416044,02	6863909	2023
60	[60] Kain rajutan	11128833,15	122940119	1634003,63	15145607	2023
61	[61] Pakaian dan aksesorinya (rajutan)	271901636,3	20988741	14016729,37	1788178	2023
62	[62] Pakaian dan aksesorinya (bukan rajutan)	304632585,7	22132298	11298426,77	1239817	2023
63	[63] Barang tekstil jadi lainnya	12678923,68	14602012	2662103,24	6438335	2023
64	[64] Alas kaki	598610199,1	87899364	28773579,16	10936406	2023
65	[65] Tutup kepala dan bagiannya	6061052,68	4117757	427867,05	545794	2023
66	[66] Payung, tongkat, dan bagiannya	196688,1	2683871	35199,08	1865081	2023
67	[67] Barang dari bulu unggas, bunga artifisial, dan wig	25257734,96	4942469	589835,05	1185649	2023
68	[68] Barang dari batu, semen, asbes, atau mika	16060963,97	49191860	33164890,28	119718990	2023
69	[69] Produk keramik	25957420,29	50771027	27109673,92	153286391	2023
70	[70] Kaca dan barang dari kaca	30122015,8	44289762	49296080,67	50865796	2023
71	[71] Logam mulia dan perhiasan/permata	691256830,2	299471972	132243,4	513820	2023
72	[72] Besi dan baja	2448765928	848965318	1776058749	1096914188	2023
73	[73] Barang dari besi dan baja	117432067,9	329387152	50637124,15	139071871	2023

74	[74] Tembaga dan barang daripadanya	233799172,3	123530490	31985671,17	16782903	2023
75	[75] Nikel dan barang daripadanya	656778548,3	6926800	161232017,8	274295	2023
76	[76] Aluminium dan barang daripadanya	84721253,69	160648237	33010234,14	61114671	2023
77	[78] Timbal dan barang daripadanya	3325970,74	5030485	2378498,7	1988687	2023
78	[79] Seng dan barang daripadanya	4464274,79	30360737	2029888,51	11203185	2023
79	[80] Timah dan barang daripadanya	134645981,4	4065049	5470806,1	143292	2023
80	[81] Logam tidak mulia lainnya	8935010,06	7522418	4963490,7	237966	2023
81	[82] Perkakas dan peralatan dari logam tidak mulia	8340898,11	52960316	564247,12	9409118	2023
82	[83] Berbagai barang logam tidak mulia	8987252,7	73226511	1807615,05	24471702	2023
83	[84] Mesin dan peralatan mekanis serta bagiannya	520636250,7	2902266126	57675155,51	374222204	2023
84	[85] Mesin dan perlengkapan elektrik serta bagiannya	1074622604	2222985790	46657674,33	146417348	2023
85	[86] Kereta api, trem, dan bagiannya	2348516,78	17925366	1662559,84	10341754	2023
86	[87] Kendaraan dan bagiannya	1003185171	774732452	101921728,7	101855003	2023
87	[88] Kendaraan udara dan bagiannya	11219488,78	48940876	98274,86	69688	2023
88	[89] Kapal, perahu, dan struktur terapung	9876711,16	105506432	14924567,11	20839310	2023
89	[90] Instrumen optik, fotografi, sinematografi,	67803971,01	331723489	2734735,63	11467734	2023

	dan medis					
90	[91] Jam dan arloji serta bagiannya	1971400,94	27743409	18418,87	1070805	2023
91	[92] Instrumen musik dan bagiannya	55960347,72	11428472	4369567,86	917427	2023
92	[93] Senjata dan amunisi serta bagiannya	7230,83	63844746	9806	115292	2023
93	[94] Perabotan, lampu, dan alat penerangan	194046154,6	170019541	45034566,32	94831402	2023
94	[95] Mainan, permainan dan keperluan olahraga	60650521,53	38580813	5253335,5	9871863	2023
95	[96] Berbagai barang buatan pabrik	27853371,75	62448921	10613233,97	15733614	2023
96	[97] Karya seni, barang kolektor, dan barang antik	351226,2	3225947	65114,91	75144	2023
97	[98] Kendaraan bermotor dan komponennya (terbongkar tidak lengkap)	24076,38	77862854	3260,45	6565124	2023
98	[99] Piranti lunak, barang digital dan barang kiriman	2284641,15	15991581	1196,52	4981	2023