



Optimasi Algoritma Random Forest untuk Prediksi Ekspor Kelapa Sawit Global

Muhtajuddin Danny*, Asep Muhidin

Fakultas Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Pelita Bangsa, Bekasi, Indonesia

Email: ¹*utat@pelitabangsa.ac.id, ²asep.muhammad@pelitabangsa.ac.id,

Email Penulis Korespondensi: utat@pelitabangsa.ac.id

Abstrak—Produksi minyak kelapa sawit merupakan salah satu komoditas strategis dalam perdagangan global, dengan tren yang menunjukkan peningkatan dari tahun ke tahun. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan algoritma Random Forest dalam memprediksi jumlah produksi minyak kelapa sawit global berdasarkan data historis. Dataset yang digunakan terdiri dari 12.458 observasi dengan satu variabel dependen (Palm_Oil_00002577_) yang merepresentasikan jumlah produksi minyak kelapa sawit, serta empat variabel independen: country, Code, Year, dan Palm_Oil_00002577_log. Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan (9.966 observasi) dan 20% untuk pengujian (2.492 observasi). Proses optimasi model dilakukan melalui penyesuaian parameter kunci Random Forest menggunakan Grid Search dan Cross-Validation. Model Random Forest awal (tanpa optimasi) menghasilkan nilai Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 115,27 dan nilai R-squared (R^2) sebesar 0,9824 pada data uji. Setelah dilakukan optimasi menggunakan Grid Search dan Cross-Validation terhadap parameter kunci (n_estimators, max_depth, dan max_features), model teroptimasi menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan dengan nilai RMSE turun menjadi 103,54 dan R^2 meningkat menjadi 0,9984. Penurunan nilai RMSE menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model berkurang, sementara kenaikan R^2 mendekati angka 1 menandakan model mampu menjelaskan hampir seluruh variasi pada data produksi minyak kelapa sawit global. Hasil ini mengindikasikan bahwa optimasi parameter pada Random Forest dapat secara substansial meningkatkan akurasi prediksi, sehingga model dapat digunakan sebagai alat bantu perencanaan produksi dan pengambilan keputusan strategis di sektor perdagangan komoditas minyak kelapa sawit.

Kata kunci: Random Forest; Optimasi; Prediksi; Produksi Minyak Kelapa Sawit; Data Global

Abstract—Palm oil production is a strategic commodity in global trade, with a trend showing an increase from year to year. This study aims to optimize the Random Forest algorithm in predicting the amount of global palm oil production based on historical data. The dataset used consists of 12,458 observations with one dependent variable (Palm_Oil_00002577_) representing the amount of palm oil production, and four independent variables: country, Code, Year, and Palm_Oil_00002577_log. The data is divided into 80% for training (9,966 observations) and 20% for testing (2,492 observations). The model optimization process is carried out by adjusting the key parameters of Random Forest using Grid Search and Cross-Validation. The initial Random Forest model (without optimization) produces a Root Mean Squared Error (RMSE) value of 115.27 and an R-squared (R^2) value of 0.9824 on the test data. After optimization using Grid Search and Cross-Validation on key parameters (n_estimators, max_depth, and max_features), the optimized model showed significant performance improvements, with the RMSE decreasing to 103.54 and the R^2 increasing to 0.9984. The decrease in the RMSE indicates a reduction in the model's average prediction error, while the increase in R^2 approaching 1 indicates the model's ability to explain almost all of the variation in global palm oil production data. These results indicate that parameter optimization in Random Forest can substantially improve prediction accuracy, enabling the model to be used as a production planning tool and strategic decision-making tool in the palm oil commodity trading sector.

Keywords: Random Forest; Optimization; Prediction; Palm Oil Production; Global Data

1. PENDAHULUAN

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas strategis yang memegang peranan penting dalam perekonomian global[1], khususnya bagi negara produsen seperti Indonesia dan Malaysia. Produk turunannya, seperti Crude Palm Oil (CPO) dan Palm Kernel Oil (PKO), menjadi komoditas ekspor utama yang menyumbang devisa negara dalam jumlah signifikan. Permintaan global terhadap kelapa sawit terus meningkat seiring dengan pertumbuhan penduduk, perkembangan industri pangan, kosmetik, dan energi terbarukan[2]. Namun, fluktuasi harga internasional, perubahan kebijakan perdagangan, serta faktor lingkungan dan cuaca, seringkali mempengaruhi jumlah ekspor yang direalisasikan setiap tahun. Minyak kelapa sawit (palm oil) tidak hanya digunakan sebagai bahan baku industri pangan, tetapi juga menjadi komponen penting dalam produk kosmetik, farmasi, hingga energi terbarukan seperti biodiesel. Kontribusinya terhadap perekonomian sangat signifikan, terutama melalui devisa ekspor yang mampu menopang pertumbuhan ekonomi nasional[3]. Indonesia sendiri selama beberapa dekade terakhir memegang posisi sebagai eksportir minyak kelapa sawit terbesar di dunia, dengan pangsa pasar global yang dominan[4]. Namun, di balik potensi ekonominya yang besar, perdagangan kelapa sawit global menghadapi berbagai tantangan yang kompleks. Fluktuasi harga internasional yang dipengaruhi oleh dinamika pasar minyak nabati, perubahan kebijakan perdagangan di negara tujuan ekspor, isu keberlanjutan lingkungan, serta gangguan rantai pasok akibat faktor cuaca atau kondisi geopolitik, seringkali menyebabkan ketidakpastian dalam jumlah dan nilai ekspor[5]. Ketidakpastian ini dapat berdampak pada stabilitas pendapatan negara, perencanaan produksi, hingga keberlangsungan industri pengolahan kelapa sawit[6]. Dalam konteks ini, kemampuan untuk memprediksi jumlah ekspor kelapa sawit secara akurat menjadi kebutuhan strategis[7]. Prediksi yang tepat dapat membantu pemerintah menetapkan kebijakan ekspor yang adaptif, mendukung pelaku industri dalam merancang strategi pemasaran, dan memberikan gambaran yang lebih jelas bagi investor untuk mengelola risiko[8]. Dalam era big data seperti saat ini, jumlah data yang dihasilkan di berbagai sektor, termasuk sektor perdagangan komoditas seperti kelapa sawit, meningkat secara eksponensial setiap tahunnya[9]. Data mentah, meskipun berlimpah, pada dasarnya tidak memiliki nilai strategis apabila



hanya dibiarkan tersimpan tanpa diolah [10]. Dalam konteks penelitian ini, dataset produksi dan ekspor kelapa sawit global yang terdiri dari 12.458 observasi hanyalah sekumpulan angka tanpa makna jika tidak diolah menggunakan metode analisis yang tepat. Melalui penerapan algoritma Random Forest [11] yang dioptimasi dengan teknik Grid Search dan Cross-Validation, data tersebut dapat diubah menjadi prediksi yang akurat, mengungkap pola dan tren yang tersembunyi, serta memberikan wawasan yang dapat dimanfaatkan oleh pemerintah, pelaku industri, dan investor untuk pengambilan keputusan strategis. Dengan demikian, analisis data yang tepat menjadi kunci untuk mentransformasi data mentah menjadi informasi bernilai tinggi yang dapat mendorong efisiensi dan daya saing sektor kelapa sawit di pasar global [12].

Perkembangan teknologi informasi telah membawa dunia pada era ledakan data (*data explosion*), di mana volume data yang dihasilkan dari berbagai aktivitas manusia, industri, dan perdagangan terus meningkat secara eksponensial[13]. Data tersebut mencakup catatan produksi, transaksi perdagangan internasional, harga pasar global, indikator ekonomi, hingga faktor lingkungan yang memengaruhi pergerakan komoditas. Meskipun data yang tersedia begitu melimpah, informasi tersebut sering kali bersifat mentah dan belum memberikan makna strategis tanpa adanya proses analisis yang tepat. Dalam konteks inilah data mining hadir sebagai solusi penting untuk menggali informasi tersembunyi (*hidden patterns*) yang tidak terlihat hanya melalui pengamatan biasa. *Data mining* memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola, tren, dan hubungan antar variabel dalam kumpulan data besar yang kompleks [14]. Dengan analisis yang tepat, data mining tidak hanya memberikan gambaran tentang kondisi masa lalu [15], tetapi juga menghasilkan prediksi yang dapat menjadi dasar pengambilan keputusan di masa depan. Hal ini sangat relevan bagi sektor perdagangan kelapa sawit global, di mana pergerakan ekspor dipengaruhi oleh kombinasi faktor ekonomi, kebijakan perdagangan, permintaan pasar, dan kondisi lingkungan. Salah satu metode *machine learning* yang banyak digunakan dalam proses data mining adalah Random Forest.

Random Forest merupakan algoritma yang bekerja dengan membangun sejumlah besar pohon keputusan (*decision trees*) secara acak, kemudian menggabungkan hasilnya untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil[16]. Keunggulannya terletak pada kemampuannya menangani data dengan jumlah variabel yang besar, mengolah hubungan non-linear, serta meminimalkan risiko *overfitting*. Namun, performa Random Forest sangat dipengaruhi oleh pengaturan parameter (*hyperparameter tuning*), sehingga proses optimasi menjadi langkah penting dalam menghasilkan model prediksi terbaik[17]. Kompleksitas data yang besar[18], variatif, dan dinamis menjadi tantangan tersendiri dalam membangun model prediksi yang andal. Pemanfaatan Google Colab sebagai platform komputasi berbasis *cloud* menjadi solusi praktis dalam penelitian ini[19]. Dengan dukungan infrastruktur komputasi yang kuat, integrasi pustaka *machine learning* populer, serta kemudahan kolaborasi, Google Colab memungkinkan proses pra-pemrosesan data[20], pelatihan model, optimasi parameter, dan evaluasi kinerja dapat dilakukan secara efisien tanpa memerlukan perangkat keras khusus[21]. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan mampu menghasilkan model prediksi ekspor kelapa sawit global yang optimal, akurat, dan siap diimplementasikan sebagai alat bantu strategis bagi pemangku kepentingan dalam menghadapi dinamika pasar internasional yang penuh ketidakpastian. Penggunaan Google Colab dalam penelitian ini memberikan keunggulan tersendiri, terutama karena sifatnya yang berbasis *cloud* sehingga dapat mengakses daya komputasi tinggi tanpa memerlukan perangkat keras khusus[22]. Google Colab juga memudahkan integrasi dengan pustaka *machine learning* populer seperti Scikit-learn, Pandas, dan Matplotlib, sehingga proses pra-pemrosesan data, pelatihan model, hingga evaluasi dapat dilakukan secara efisien dan kolaboratif[23]. Astia dalam penelitiannya[1], menggunakan metode peramalan yang paling sesuai untuk meramalkan volume ekspor kelapa sawit Indonesia adalah metode Semi Rata-Rata berdasarkan kelayakan yang dimilikinya (memiliki nilai MAD dan MAPE terkecildibandingkan dengan metode lainnya) dengan nilai MAD sebesar 2.993.848,29 dan nilai MAPE sebesar 2,79%, 2). Lingga Kurnia Ramadhani [13] menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function, yaitu membandingkan dengan metode JST lainnya yaitu Backpropagation. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa tingkat akurasi error lebih baik menggunakan metode JST Radial Basis Function dengan arsitektur jaringan 12 input, 10 hidden layer dan 1 output dan dengan nilai spread 1,8 dengan perhitungan MSE data komoditas ekspor kelapa sawit error yang didapatkan 0.0120487 dan kopi 0.0346186. Muhammad Aldoni, et al[2], menggunakan analisis regresi linear berganda dengan data time series dalam kurun waktu 30 tahun terakhir antara tahun 1994-2023.

Berdasarkan hasil regresi analisis faktor yang mempengaruhi volume ekspor CPO, menyatakan bahwa variabel harga CPO Internasional, harga kedelai dunia, produksi CPO Domestik dan nilai Lag volume ekspor berpengaruh secara signifikan, sedangkan variabel nilai tukar dan harga CPO Malaysia tidak berpengaruh secara signifikan. Berbagai penelitian sebelumnya telah memanfaatkan algoritma *machine learning*, termasuk Random Forest[24], untuk memodelkan dan memprediksi tren produksi atau harga komoditas pertanian, termasuk minyak kelapa sawit. Namun, sebagian besar studi terdahulu hanya menggunakan konfigurasi default atau optimasi parameter yang terbatas, sehingga potensi kinerja optimal dari algoritma tersebut belum sepenuhnya tereksplorasi. Selain itu, sebagian penelitian berfokus pada prediksi harga atau permintaan, bukan pada jumlah produksi global yang memiliki karakteristik data dan pola distribusi berbeda. Gap lainnya terletak pada aspek metodologis, di mana integrasi teknik optimasi parameter seperti Grid Search yang dipadukan dengan Cross-Validation untuk menemukan kombinasi hyperparameter terbaik jarang diterapkan secara sistematis pada model prediksi produksi kelapa sawit skala global[25]. Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada penerapan strategi optimasi Random Forest berbasis Grid Search dan Cross-Validation pada dataset produksi minyak kelapa sawit global yang memiliki cakupan 12.458 observasi dari berbagai negara, dengan pemisahan data latih dan uji secara proporsional. Pendekatan ini memungkinkan model menghasilkan performa yang lebih tinggi, terbukti dari penurunan nilai RMSE dari 115,27 menjadi 103,54 serta peningkatan nilai R^2 dari 0,9824 menjadi 0,9984. Hasil ini tidak hanya menunjukkan superioritas model teroptimasi dibandingkan model



default, tetapi juga memberikan kontribusi praktis berupa alat prediksi yang lebih presisi untuk mendukung perencanaan produksi dan pengambilan keputusan strategis di sektor perdagangan minyak kelapa sawit global. Perbedaan utama penelitian ini terletak pada penerapan strategi optimasi Random Forest melalui kombinasi Grid Search dan Cross-Validation untuk menemukan konfigurasi hyperparameter terbaik, khususnya pada parameter `n_estimators`, `max_depth`, dan `max_features`. Pendekatan ini dilakukan secara sistematis pada dataset berskala global yang terdiri dari 12.458 observasi dari berbagai negara, dengan pembagian data latih 80% dan data uji 20%. Pencapaian ini mengindikasikan bahwa model teroptimasi mampu menjelaskan hampir seluruh variasi data dan memberikan hasil prediksi yang jauh lebih presisi dibandingkan pendekatan tanpa optimasi yang digunakan dalam banyak penelitian sebelumnya.

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan kinerja algoritma Random Forest dalam memprediksi jumlah produksi minyak kelapa sawit global berdasarkan data historis. Optimasi dilakukan melalui penyesuaian hyperparameter kunci menggunakan metode Grid Search yang dipadukan dengan Cross-Validation, sehingga diperoleh konfigurasi model yang memiliki akurasi tinggi dan mampu mengungkap pola keterkaitan antar faktor yang memengaruhi produksi. Manfaat Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan kajian machine learning, khususnya penerapan algoritma Random Forest yang dioptimasi pada permasalahan prediksi komoditas skala global, menyediakan referensi metodologis bagi peneliti lain yang ingin menerapkan hyperparameter tuning berbasis Grid Search dan Cross-Validation pada model prediksi di sektor pertanian dan perdagangan internasional. Adapun Kontribusi Penelitian ini, menghadirkan model prediksi ekspor kelapa sawit global yang lebih akurat dibandingkan pendekatan tanpa optimasi, terbukti dengan penurunan nilai RMSE dari 115,27 menjadi 103,54 dan peningkatan nilai R^2 dari 0,9824 menjadi 0,9984. Memperluas cakupan penelitian ke skala global dengan memanfaatkan dataset besar berjumlah 12.458 observasi dari berbagai negara, yang sebelumnya jarang digunakan dalam penelitian sejenis.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah optimasi algoritma Random Forest untuk meningkatkan akurasi prediksi ekspor kelapa sawit global. Fokus utamanya terletak pada penerapan teknik optimasi parameter menggunakan Grid Search dan Cross-Validation guna meminimalkan kesalahan prediksi serta memaksimalkan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data ekspor. Data yang digunakan berupa catatan historis ekspor kelapa sawit global dengan ribuan observasi, yang kemudian diolah melalui platform berbasis cloud Google Colab.

2.2 Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2.1 Memeriksa tipe data dan nilai yang hilang

```

country          object
Code             object
Year             int64
Palm Oil | 00002577  int64
dtype: object
country          0
Code             0
Year             0
Palm Oil | 00002577  0
dtype: int64
    
```

Gambar 2. Memeriksa Tipe Data dan Nilai yang Hilang



Tahap awal preprocessing dilakukan dengan memeriksa tipe data pada setiap kolom serta menghitung jumlah nilai yang hilang. Hasil pemeriksaan ditunjukkan pada Gambar 2.

Gambar 2 merupakan hasil pengecekan tipe data dan jumlah nilai hilang pada setiap kolom dalam DataFrame. Kolom country dan Code bertipe object, sedangkan Year dan Palm Oil | 00002577 bertipe int64. Hasil pengecekan nilai hilang menunjukkan angka 0 pada semua kolom, artinya tidak ada data yang kosong atau missing value, sehingga dataset dalam kondisi lengkap dan siap digunakan untuk analisis lebih lanjut.

2.2.2 Membersihkan Nama Kolom

```
[ ] df.columns = df.columns.str.replace(' | ', '_ ', regex=False).str.replace('|', '_ ', regex=False).str.replace(' ', '_ ', regex=False)
print(df.columns)

Index(['country', 'Code', 'Year', 'Palm_Oil_00002577_'], dtype='object')
```

Gambar 3. Membersihkan Nama Kolom

Untuk memastikan konsistensi dan kemudahan pemanggilan variabel, dilakukan pembersihan nama kolom dengan mengganti spasi dan karakter khusus menjadi garis bawah. Proses tersebut dapat dilihat pada Gambar 3. Gambar 3 merupakan kode yang berfungsi membersihkan nama kolom DataFrame dengan mengganti spasi dan tanda “|” menjadi garis bawah (_), sehingga lebih rapi dan mudah digunakan. Hasilnya, kolom berubah menjadi 'country', 'Code', 'Year', dan '**Palm_Oil_00002577**'.

2.2.3 Mengubah Tipe Data

```
print(df['Year'].dtype)
df['Year'] = df['Year'].astype(int)
print(df['Year'].dtype)

int64
int64
```

Gambar 4. Mengubah Tipe Data

Penyesuaian tipe data dilakukan untuk memastikan kesesuaian format data dengan kebutuhan analisis, khususnya pada kolom Year. Tahapan ini ditampilkan pada Gambar 4. Gambar 4 merupakan pengecekan tipe data yang menunjukkan bahwa kolom 'Year' pada DataFrame sudah bertipe int64, sehingga saat dilakukan konversi menggunakan astype(int) tidak terjadi perubahan. Dengan demikian, kolom tersebut sejak awal sudah sesuai sebagai data numerik bilangan bulat, dan proses konversi bersifat redundan atau tidak diperlukan lagi.

2.2.4 Menangani Nilai yang Hilang

```
print(df.isnull().sum())

country          0
Code             0
Year             0
Palm_Oil_00002577_  0
dtype: int64
```

Gambar 5. Menangani Nilai yang Hilang

Pemeriksaan jumlah nilai yang hilang pada seluruh kolom dataset dilakukan untuk menjamin kelengkapan data sebelum analisis lanjutan. Hasil pemeriksaan tersebut ditunjukkan pada Gambar 5. Tahap penanganan missing values dilakukan untuk memastikan kualitas dan kelengkapan data sebelum memasuki proses analisis lanjutan. Pemeriksaan jumlah nilai yang hilang pada setiap kolom menunjukkan bahwa seluruh kolom, yaitu country, Code, Year, dan Palm_Oil_00002577_, memiliki jumlah missing values sebesar 0. Dengan demikian, tidak diperlukan tindakan pengisian (imputation) maupun penghapusan data, karena dataset telah lengkap dan bebas dari nilai kosong. Kondisi ini mempermudah proses analisis selanjutnya serta menjamin konsistensi hasil pengolahan data.

2.2.5 Melakukan transformasi data

Tabel 1. Transformasi Data

	country	Code	Year	Palm Oil 00002577	Palm Oil 00002577 log
0	Afghanistan	AFG	1961	0	0.000000
1	Africa	0	1961	26000	10.165890
2	Africa (FAO)	0	1961	28000	10.239996
3	Albania	ALB	1961	0	0.000000
4	Algeria	DZA	1961	1000	6.908755



Untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi pada data produksi minyak kelapa sawit, dilakukan transformasi logaritma menggunakan fungsi `np.log1p`. Hasil transformasi tersebut ditampilkan pada Tabel 1. Tabel 1 memperlihatkan hasil transformasi data produksi minyak kelapa sawit pada tahun 1961 di berbagai negara atau wilayah. Kolom `country` menampilkan nama negara atau wilayah, `Code` berisi kode negara, `Year` menunjukkan tahun data, sedangkan `Palm_Oil_00002577_` merupakan nilai asli jumlah produksi minyak kelapa sawit. Kolom tambahan `Palm_Oil_00002577_log` adalah hasil transformasi logaritma menggunakan fungsi `np.log1p()` yang berfungsi mengurangi skewness dan pengaruh outlier. Misalnya, nilai produksi sebesar 26.000 dan 28.000 diperkecil menjadi sekitar 10,16 dan 10,24, sementara nilai 0 tetap menjadi 0. Transformasi ini membuat distribusi data lebih seimbang sehingga lebih sesuai digunakan dalam analisis statistik maupun pemodelan machine learning

2.2.6 Menyimpan Data yang Telah Diproses

```
[ ] processed_file_path = path + "processed_palm_oil.csv"
df.to_csv(processed_file_path, index=False)
print(f"Processed data saved to: {processed_file_path}")
```

Processed data saved to: /content/drive/MyDrive/palm-oil/processed_palm_oil.csv

Gambar 6. Menyimpan Data yang Telah Diproses

Setelah seluruh tahapan preprocessing selesai, dataset yang telah dibersihkan disimpan dalam format CSV agar dapat digunakan kembali secara efisien. Proses penyimpanan ini ditunjukkan pada Gambar 6. Gambar 8 menunjukkan tahap akhir preprocessing data, yaitu proses penyimpanan dataset yang telah dibersihkan ke dalam file CSV baru bernama `processed_palm_oil.csv`. Pada potongan kode terlihat bahwa variabel `processed_file_path` digunakan untuk menentukan lokasi penyimpanan file, kemudian fungsi `df.to_csv()` dipakai untuk menyimpan DataFrame tanpa menyertakan indeks. Hasil eksekusi menampilkan pesan konfirmasi bahwa file berhasil disimpan di direktori `/content/drive/MyDrive/palm-oil/`, sehingga dataset yang sudah rapi dan siap digunakan dapat diakses kembali tanpa perlu melakukan preprocessing ulang..

2.2.7 Ringkasan Analisis Data

Hasil analisis data menunjukkan bahwa dataset awal dalam kondisi baik karena tidak terdapat nilai yang hilang pada seluruh kolom. Proses pembersihan data dilakukan dengan mengganti spasi dan karakter khusus "|" pada nama kolom menjadi garis bawah agar lebih konsisten dan mudah diolah. Kolom Tahun sudah bertipe data integer (`int64`), sehingga tidak memerlukan konversi tipe data tambahan. Selain itu, dilakukan transformasi logaritma dengan fungsi `np.log1p` pada kolom `Palm_Oil_00002577_` untuk mengurangi *skewness*, dan hasilnya disimpan pada kolom baru bernama `Palm_Oil_00002577_log`. Seluruh data yang telah diproses kemudian berhasil diekspor ke dalam berkas baru `processed_palm_oil.csv` tanpa menyertakan indeks DataFrame, sehingga siap digunakan untuk tahap analisis statistik maupun pemodelan lebih lanjut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Ringkasan Statistik Deskriptif

Tabel 2. Ringkasan Statistik Deskriptif

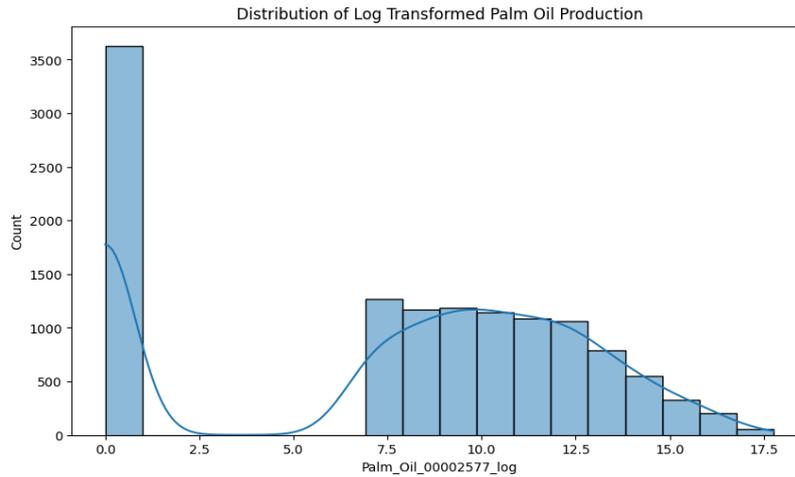
	Year	Palm Oil 00002577	Palm Oil 00002577 log
count	12458.000000	1.245800e+04	12458.000000
mean	1992.031225	5.562212e+05	7.598731
std	17.686142	2.509298e+06	5.310454
min	1961.000000	0.000000e+00	0.000000
25%	1977.000000	0.000000e+00	0.000000
50%	1993.000000	9.000000e+03	9.105091
75%	2007.000000	1.237500e+05	11.726021
max	2021.000000	5.192500e+07	17.765311

Statistik deskriptif digunakan untuk memberikan gambaran umum mengenai sebaran data produksi minyak kelapa sawit sebelum dan sesudah transformasi logaritma. Ringkasan hasil perhitungan disajikan pada Tabel 2. Tabel 2 menyajikan statistik deskriptif dari 12.458 observasi tahun 1961–2021. Produksi minyak kelapa sawit (`Palm_Oil_00002577_`) rata-rata sebesar 556.221 ton, dengan variasi sangat tinggi (min 0, max 51.925.000 ton). Distribusi data condong ke kanan karena kuartil bawah bernilai 0 dan median hanya 9.000 ton, sementara kuartil atas mencapai 123.750 ton. Setelah transformasi log (`Palm_Oil_00002577_log`), sebaran data menjadi lebih seimbang dengan rata-rata 7,59, median 9,10, dan rentang 0–17,77, sehingga lebih stabil untuk analisis lanjutan. Tabel tersebut menunjukkan bahwa distribusi produksi minyak kelapa sawit sangat skewed (tidak merata) karena ada banyak nilai kecil termasuk nol, namun juga terdapat beberapa nilai sangat besar yang membuat mean jauh lebih tinggi dari median.



Transformasi log (Palm_Oil_00002577_log) membantu meredakan ketimpangan tersebut dengan memperkecil rentang data.

3.2 Visualisasi Distribusi



Gambar 8. Grafik Visualisasi Distribusi

Distribusi data produksi minyak kelapa sawit setelah dilakukan transformasi logaritma untuk mengurangi skewness dan menstabilkan varians ditunjukkan pada Gambar 8. Gambar 8 merupakan histogram dengan *kernel density estimation* (KDE) yang menggambarkan distribusi nilai hasil transformasi logaritma dari produksi minyak kelapa sawit (Palm_Oil_00002577_log). Grafik ini menunjukkan bahwa meskipun transformasi log membantu menstabilkan varians, masih terdapat banyak data produksi nol yang membuat distribusi memiliki lonjakan besar di awal.

3.2. Analisis Data Berdasarkan Kategori

Tabel 3. Analisis Data Berdasarkan Kategori
Top-10 countries by total palm oil production

	country	Palm Oil 00002577
234	World	980837000
11	Asia (FAO)	537425000
10	Asia	537370000
123	Lower-middle-income countries	379456000
92	High-income countries	334348000
73	Europe (FAO)	261993000
200	Southern Asia (FAO)	259731000
72	Europe	257508000
225	Upper-middle-income countries	227375000
75	European Union (27) (FAO)	210006000

Sepuluh wilayah atau kelompok negara dengan total produksi minyak kelapa sawit terbesar sepanjang periode pengamatan ditunjukkan pada Tabel 3. Tabel 3 menampilkan 10 negara atau kelompok wilayah dengan produksi minyak kelapa sawit tertinggi. Secara keseluruhan, produksi dunia mencapai 980.837.000 ton, dengan kontribusi terbesar berasal dari Asia (FAO) sebesar 537.425.000 ton, yang hampir setara dengan kategori Asia secara keseluruhan (537.370.000 ton). Selanjutnya, negara berpendapatan menengah ke bawah menghasilkan sekitar 379.456.000 ton, sedangkan negara berpendapatan tinggi menyumbang 334.348.000 ton. Kawasan Eropa (FAO) dan Eropa tercatat memiliki produksi lebih dari 257 juta ton, sementara Asia Selatan (FAO) berkontribusi sebesar 259.731.000 ton. Selain itu, negara berpendapatan menengah ke atas menghasilkan 227.375.000 ton, dan Uni Eropa (27) (FAO) mencatat produksi sebesar 210.006.000 ton. Data ini menunjukkan bahwa produksi minyak kelapa sawit didominasi oleh kawasan Asia dan kelompok negara dengan tingkat pendapatan menengah ke bawah, sehingga menegaskan peran strategis kawasan tersebut dalam rantai pasok global.

Tabel 4. Analisis Data Berdasarkan Kategori

Top-10 codes by total palm oil production		
	Code	Palm Oil 00002577
0	0	4973284000
13	OWID_WRL	980837000
9		



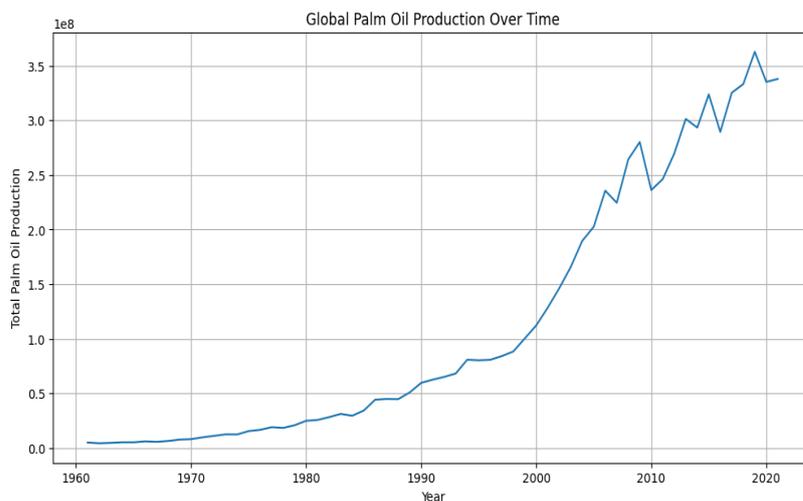
Top-10 codes by total palm oil production

	Code	Palm Oil 00002577
77	IND	153293000
33	CHN	123336000
14	PAK	60315000
1		
12	NLD	55682000
7		
45	DEU	43503000
83	ITA	26584000
18	USA	26446000
5		
15	BGD	26196000

Sepuluh kode negara atau wilayah dengan total produksi minyak kelapa sawit terbesar selama periode pengamatan ditunjukkan pada Tabel 4. Tabel 4 menampilkan daftar 10 kode negara atau wilayah dengan produksi minyak kelapa sawit tertinggi. Kode 0 yang merepresentasikan wilayah agregat mencatat produksi tertinggi sebesar 4.973.284.000 ton, diikuti oleh kode OWID_WRL (World) dengan total produksi 980.837.000 ton. Negara dengan kontribusi terbesar adalah Indonesia (IND) dengan produksi 153.293.000 ton, disusul China (CHN) sebesar 123.336.000 ton, serta Pakistan (PAK) dengan 60.315.000 ton. Selanjutnya, Belanda (NLD) menyumbang 55.682.000 ton, Jerman (DEU) sebesar 43.503.000 ton, Italia (ITA) sebesar 26.584.000 ton, Amerika Serikat (USA) sebesar 26.446.000 ton, dan Bangladesh (BGD) dengan 26.196.000 ton. Data ini menunjukkan bahwa selain produsen utama seperti Indonesia, negara-negara non-penghasil kelapa sawit seperti Belanda, Jerman, dan Italia juga masuk dalam daftar karena perannya sebagai pusat perdagangan dan pengolahan minyak sawit

3.3. Analisis Tren Waktu

Distribusi total produksi minyak kelapa sawit pada negara-negara utama ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Analisis Tren Waktu

Gambar 8 merupakan grafik yang menggambarkan perkembangan total produksi minyak kelapa sawit global dari tahun 1961 hingga 2022, dengan sumbu X menunjukkan rentang waktu dan sumbu Y menunjukkan volume produksi dalam satuan ton. Garis biru pada grafik memperlihatkan tren pertumbuhan yang awalnya relatif lambat dan stabil pada periode 1961–1980, di mana produksi masih berada di bawah 50 juta ton. Memasuki periode 1980–2000, produksi mulai meningkat lebih cepat hingga mendekati 100 juta ton pada akhir 1990-an. Pertumbuhan paling tajam terjadi pada 2000–2010, ketika produksi melonjak dari sekitar 100 juta ton menjadi lebih dari 250 juta ton, yang menandakan adanya ekspansi besar-besaran perkebunan kelapa sawit global. Tren kenaikan berlanjut pada 2010–2020, dengan produksi mencapai puncaknya di kisaran 360 juta ton pada 2019–2020, meskipun disertai fluktuasi kecil. Pada periode 2020–2022, grafik menunjukkan kecenderungan stabil dengan sedikit penurunan, yang kemungkinan dipengaruhi faktor eksternal seperti pandemi COVID-19, perubahan iklim, dan gangguan rantai pasok global. Secara keseluruhan, grafik ini menegaskan bahwa produksi minyak kelapa sawit dunia mengalami pertumbuhan eksponensial terutama sejak awal 2000-an, seiring meningkatnya permintaan untuk kebutuhan pangan, industri kosmetik, serta biofuel.

3.4. Korelasi Antar Variabel

Hubungan antar variabel numerik dalam dataset ditunjukkan pada Tabel 5 yang memuat Correlation Matrix.



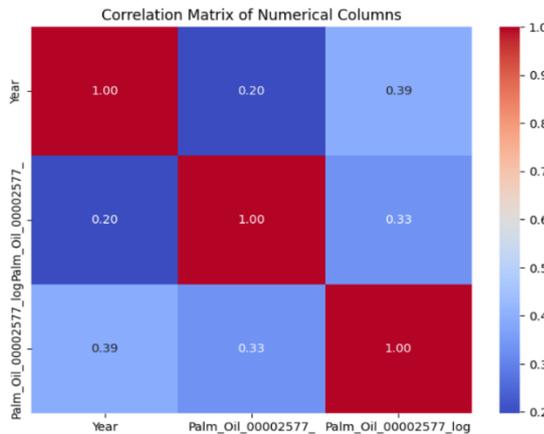
Tabel 5. Korelasi Antar Variabel

Correlation Matrix:

	Year	Palm Oil 00002577	Palm Oil 00002577 log
Year	1.000000	0.197070	0.390369
Palm_Oil_00002577_	0.197070	0.197070	0.332317
Palm_Oil_00002577_log	0.390369	0.332317	1.000000

Tabel 5 menampilkan matriks korelasi yang menggambarkan tingkat hubungan linear antarvariabel numerik. Hasil analisis menunjukkan bahwa variabel Year dan Palm_Oil_00002577_ memiliki korelasi positif lemah sebesar 0,197, yang berarti tahun tidak terlalu kuat memengaruhi produksi dalam skala asli. Namun, setelah dilakukan transformasi logaritma, korelasi antara Year dan Palm_Oil_00002577_log meningkat menjadi 0,390, atau dalam kategori hubungan positif sedang, sehingga menunjukkan bahwa tren linear produksi kelapa sawit terhadap waktu menjadi lebih jelas. Selain itu, korelasi antara variabel produksi asli (Palm_Oil_00002577_) dan hasil transformasinya (Palm_Oil_00002577_log) tercatat sebesar 0,332, yang juga termasuk hubungan positif sedang. Hal ini wajar karena meskipun keduanya merepresentasikan data yang sama, skala pengukuran berbeda sehingga korelasi tidak mencapai sempurna (1,0). Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa transformasi logaritma membantu memperkuat hubungan linear antara waktu dan produksi minyak kelapa sawit, sehingga berpotensi meningkatkan kinerja model prediksi berbasis regresi.

Hubungan antarvariabel numerik dalam dataset divisualisasikan melalui heatmap matriks korelasi yang ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Heatmap Matriks Korelasi

Gambar 9 menampilkan heatmap matriks korelasi untuk kolom numerik pada dataset, dengan skala warna dari biru yang menunjukkan korelasi rendah hingga merah yang menandakan korelasi tinggi. Pada diagonal utama, semua nilai korelasi bernilai 1.00, yang merepresentasikan korelasi sempurna antarvariabel dengan dirinya sendiri. Sementara itu, nilai korelasi di luar diagonal menggambarkan kekuatan dan arah hubungan linear antarvariabel. Hasil analisis menunjukkan bahwa hubungan antara Year dan Palm_Oil_00002577_ bernilai 0,20, yang termasuk kategori hubungan linear positif lemah. Setelah dilakukan transformasi logaritma, hubungan antara Year dan Palm_Oil_00002577_log meningkat menjadi 0,39, yang dapat dikategorikan sebagai hubungan positif sedang. Selain itu, korelasi antara Palm_Oil_00002577_ dan Palm_Oil_00002577_log tercatat sebesar 0,33, yang juga menunjukkan hubungan positif sedang karena keduanya merupakan representasi dari data yang sama namun dalam skala berbeda. Pola warna dalam heatmap mendukung hasil tersebut, di mana warna biru tua mendominasi pada korelasi rendah, biru muda hingga putih pada korelasi sedang, dan merah pekat muncul pada diagonal dengan nilai sempurna.

3.5. Identifikasi Outlier

Potensi outlier dalam data produksi minyak kelapa sawit di berbagai negara dan wilayah diidentifikasi menggunakan metode Interquartile Range (IQR) sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Identifikasi Outlier

	country	Code	Year	Palm_Oil_00002577	Palm_Oil_00002577_log
57	Europe	0	1961	509000	13.140205
58	Europe (FAO)	0	1961	561000	13.237478
59	European Union (27)	0	1961	319000	12.672950
60	European Union (27) (FAO)	0	1961	371000	12.823960



76	High-income countries	0	1961	570000	13.253393
...
12450	Vietnam	VNM	2021	933000	13.746162
12451	Western Africa (FAO)	0	2021	2376000	14.680929
12452	Western Asia (FAO)	0	2021	2569000	14.759028
12453	Western Europe (FAO)	0	2021	3686000	15.120053
12454	World	OWID_WRL	2021	48311000	17.693170

2083 rows × 5 columns

Tabel 6 menyajikan hasil identifikasi outlier pada data produksi minyak kelapa sawit global dari tahun 1961 hingga 2021. Informasi yang ditampilkan mencakup nama negara atau wilayah, kode negara, tahun pengamatan, jumlah produksi minyak kelapa sawit dalam ribuan ton, serta nilai logaritma dari jumlah produksi tersebut. Dengan total 2083 baris data, tabel ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai variasi produksi minyak sawit di seluruh dunia, sekaligus menyoroti nilai-nilai produksi yang menyimpang signifikan dari pola umum. Analisis outlier ini penting karena dapat mengungkap anomali produksi, baik yang disebabkan oleh faktor eksternal seperti kebijakan perdagangan, kondisi iklim, maupun perubahan permintaan pasar global. Selain itu, hasil identifikasi ini juga bermanfaat untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam analisis lebih lanjut atau pemodelan prediktif, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat dalam konteks pertanian dan ekonomi global.

3.6. Ringkasan Temuan Eda

Analisis data menunjukkan bahwa produksi minyak sawit memiliki variasi yang sangat besar dengan distribusi miring ke kanan serta adanya outlier pada tingkat produksi tinggi. Indonesia dan Malaysia tercatat sebagai produsen utama, sementara beberapa kategori agregat pada kolom Code juga menyumbang produksi yang sangat besar. Tren waktu memperlihatkan peningkatan produksi global yang konsisten, didukung oleh korelasi positif kuat antara Tahun dan Produksi (ton). Identifikasi outlier dengan metode IQR mengungkap nilai produksi ekstrem yang wajar secara global namun tetap perlu diantisipasi. Untuk itu, langkah lanjutan meliputi strategi penanganan outlier dengan metode statistik yang lebih robust serta pendalaman makna kolom Code guna memperjelas pengelompokan data produksi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menjawab permasalahan rendahnya akurasi dalam prediksi produksi minyak kelapa sawit global dengan membuktikan bahwa penerapan metode data mining menggunakan algoritma Random Forest yang dioptimalkan melalui Grid Search dan Cross-Validation mampu meningkatkan kinerja model secara signifikan. Hal ini terlihat dari penurunan nilai RMSE dari 115,27 menjadi 103,54 serta peningkatan R^2 dari 0,9824 menjadi 0,9984, yang menunjukkan bahwa pemilihan parameter kunci seperti `n_estimators`, `max_depth`, dan `max_features` berperan penting dalam meminimalkan kesalahan prediksi sekaligus memaksimalkan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data. Pemanfaatan platform berbasis cloud Google Colab juga terbukti efektif dalam memfasilitasi komputasi tanpa kendala perangkat lokal, sehingga model dapat diimplementasikan dengan efisien meskipun menggunakan dataset besar. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, antara lain penggunaan jumlah data yang relatif terbatas sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan dinamika harga jangka panjang dan variasi antarwilayah, variabel independen yang masih sempit karena hanya mencakup harga komoditas minyak nabati, minyak mentah, dan nilai tukar mata uang utama tanpa mempertimbangkan faktor eksternal seperti kebijakan perdagangan, iklim, maupun biaya logistik, serta penggunaan metode optimasi yang masih terbatas pada Grid Search yang memerlukan waktu komputasi tinggi dan kurang efisien untuk dataset yang jauh lebih besar. Keterbatasan ini membuka peluang penelitian selanjutnya untuk memperluas jumlah dan jenis variabel, menggunakan data dengan rentang waktu lebih panjang, serta menerapkan metode optimasi yang lebih adaptif dan efisien seperti Random Search, Bayesian Optimization, atau Genetic Algorithm. Selain itu, eksplorasi algoritma lain seperti XGBoost, LightGBM, atau deep learning dapat dijadikan pembanding untuk menilai keunggulan relatif Random Forest. Integrasi real-time data pipeline dan penerapan distributed computing pada platform cloud juga disarankan agar model prediksi lebih cepat, adaptif, dan mampu merefleksikan dinamika pasar minyak kelapa sawit yang kompleks secara lebih komprehensif.

REFERENCES

- [1] Astia, "Peramalan Volume Ekspor Kelapa Sawit Indonesia," *JURNAL AGRIBISNIS*, vol. 8, no. 1, May 2019, doi: 10.32520/agribisnis.v8i1.815.
- [2] M. Aldoni, M. Yamin, and D. Adriani, "Faktor yang Mempengaruhi Volume Ekspor Kelapa Sawit Indonesia," *AGROTEKSOS*, vol. 34, no. 3, p. 1068, Mar. 2025, doi: 10.29303/agroteksos.v34i3.1302.
- [3] H. Aini, H. Haviluddin, E. Budiman, M. Wati, and N. Puspitasari, "Prediksi Produksi Minyak Kelapa Sawit Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," *Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, p. 24, May 2019, doi: 10.30872/jsakti.v1i1.2261.



- [4] H. M. Saragih and H. Rahayu, "Pengaruh kebijakan Uni Eropa terhadap ekspor kelapa sawit Indonesia," *JPPI (Jurnal Penelitian Pendidikan Indonesia)*, vol. 8, no. 2, p. 296, Jul. 2022, doi: 10.29210/020221377.
- [5] E. Ewaldo, "Analisis ekspor minyak kelapa sawit di Indonesia," *e-Journal Perdagangan Industri dan Moneter*, vol. 3, no. 1, pp. 10–15, Oct. 2017, doi: 10.22437/pim.v3i1.3988.
- [6] A. Saban and T. Novianti, "Perbandingan Daya Saing Crude Palm Oil Indonesia dengan Malaysia di Negara Tujuan Utama Ekspor," *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, vol. 17, no. 2, pp. 225–246, Dec. 2023, doi: 10.55981/bilp.2023.89.
- [7] F. H. Saragih, D. H. Darwanto, and M. Masyhuri, "Analisis Daya Saing Ekspor Minyak Kelapa Sawit (CPO) Sumatera Utara di Indonesia," *Agro Ekonomi*, vol. 24, no. 1, p. 37, Jan. 2017, doi: 10.22146/agroekonomi.17695.
- [8] G. Pratomo and O. C. Cantika Saputra, "Analisis Determinan Ekspor Minyak Kelapa Sawit Indonesia Pada Negara Asia-6 Tahun 2011-2020," *Economie: Jurnal Ilmu Ekonomi*, vol. 4, no. 1, p. 14, Jun. 2022, doi: 10.30742/economie.v4i1.2463.
- [9] Kasih Marito Butar-Butar, Jelita Siahaan, Feffiader Sihotang, Paulus Eben Ezer, Tania Desmauli Siahaan, and Hotden Leonardo Nainggolan, "Analisis Kinerja Produksi dan Daya Saing Ekspor Komoditi Kelapa Sawit Provinsi Sumatera Utara," *Prosiding Seminar Nasional Pembangunan dan Pendidikan Vokasi Pertanian*, vol. 3, no. 1, pp. 689–697, Sep. 2022, doi: 10.47687/snppvp.v3i1.347.
- [10] D. Amelia and R. K. R., "Penerapan Algoritma Random Forest untuk Prediksi Pejualan dan Persediaan Produk pada Toko Frozen Food Anisa," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)*, vol. 7, no. 2, pp. 843–848, Jun. 2025, doi: 10.51401/jinteks.v7i2.5760.
- [11] E. S. Barus and D. Darmanto, "Implementasi Metode Random Forest untuk Memprediksi Penjualan Produk," *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, vol. 7, no. 2, p. 591, Dec. 2024, doi: 10.37600/tekinkom.v7i2.1510.
- [12] A. Tiara, Jakaria, and Syafri, "Analisis Determinan Ekspor dan Daya Saing Produk Minyak Kelapa Sawit Indonesia di Pasar Internasional," *Jurnal Ekonomi Trisakti*, vol. 3, no. 1, pp. 999–1014, Feb. 2023, doi: 10.25105/jet.v3i1.15583.
- [13] L. K. Ramadhani, "Prediksi Ekspor & Impor Komoditas Pertanian Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Radial Basis Function," *Joined Journal (Journal of Informatics Education)*, vol. 5, no. 1, p. 36, Jun. 2022, doi: 10.31331/joined.v5i1.2131.
- [14] E. S. Ompusunggu, W. Sinaga, M. Siahaan, and J. Winata, "Implementation of Data Mining to Predict the Value Of Indonesian Oil and Non-Oil and Gas Import Exports Using the Linear Regression Method," *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima (JUSIKOM PRIMA)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–176, Aug. 2023, doi: 10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v7i1.4081.
- [15] S. R. Rahmah and A. B. Fawait, "Implementasi Data Mining dengan Algoritma Regresi Linear Sederhana untuk Memprediksi Nilai Ekspor di Kalimantan Timur dengan Aplikasi Rapidminer," *DiJITAC: Digital Journal of Information Technology and Communication*, pp. 12–21, Feb. 2025, doi: 10.21093/dijitac.v5i1.8952.
- [16] L. Hidayah and M. I. Rosadi, "Penerapan Algoritma Random Forest untuk Memprediksi Jumlah Santri Baru," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, Oct. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3S1.5237.
- [17] Suci Amaliah, M. Nusrang, and A. Aswi, "Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Varian Minuman Kopi di Kedai Kopi Konijiwa Bantaeng," *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, vol. 4, no. 3, pp. 121–127, Dec. 2022, doi: 10.35580/variansium31.
- [18] Moch. A. Aprihartha, M. Husniyadi, and T. N. Alam, "Implementasi Metode Random Forest dalam Memprediksi Sinyal Pergerakan Saham," *E-Jurnal Matematika*, vol. 14, no. 1, p. 43, Jan. 2025, doi: 10.24843/MTK.2025.v14.i01.p477.
- [19] Miftahul Arifin, Fauzi Helmi, and D. F. Alamsyah, "Analisis Pola Asosiasi Penjualan Produk Ritel dengan Platform Google Colab," *JUSTIFY: Jurnal Sistem Informasi Ibrahimi*, vol. 3, no. 1, pp. 74–85, Aug. 2024, doi: 10.35316/justify.v3i1.5569.
- [20] R. Gelar Guntara, "Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendeteksian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 1, pp. 55–60, Feb. 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i1.750.
- [21] Edwin Febywinata, "Pengenalan Dan Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN Secara Sederhana Dengan Menggunakan Google Colab," *Merkurius: Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknik Informatika*, vol. 2, no. 4, pp. 185–193, Jun. 2024, doi: 10.61132/merkurius.v2i4.162.
- [22] A. N. Nasution, A. Syahfitri, and Z. Indra, "Implementasi Algoritma Kriptografi Modern melalui Google Colab: Studi Kasus AES dan RSA," *Jurnal Multidisiplin Teknologi dan Arsitektur*, vol. 2, no. 2, pp. 841–845, Oct. 2024, doi: 10.57235/motekar.v2i2.3949.
- [23] T. Carneiro, R. V. Medeiros Da Nobrega, T. Nepomuceno, G.-B. Bian, V. H. C. De Albuquerque, and P. P. R. Filho, "Performance Analysis of Google Colaboratory as a Tool for Accelerating Deep Learning Applications," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 61677–61685, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2874767.
- [24] J. Kuswanto and L. Hakim, "Penerapan Algoritma Random Forest untuk memprediksi Performa Akademik Mahasiswa," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 262–270, Mar. 2025, doi: 10.51454/decode.v5i1.1103.
- [25] F. Setiajiati, D. R. Nurrochmat, B. W. van Assen, and H. Purwawangsa, "Current status of Indonesia's palm oil products and their competitiveness in the global market," *IOP Conf Ser Earth Environ Sci*, vol. 1379, no. 1, p. 012022, Aug. 2024, doi: 10.1088/1755-1315/1379/1/012022.