

PREDIKSI KEBUTUHAN STOK BARANG MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST UNTUK MENINGKATKAN EFISIENSI PENJUALAN

Apriliana Sari¹⁾, Muhammad Arifin²⁾, Eko Darmanto³⁾

^{1,2,3} Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Jl. Lingkar Utara UMK, Gondangmanis, Bae,
Kudus - 59327 Jawa Tengah - Indonesia
email: 202153021@std.umk.ac.id¹, arifin.m@umk.ac.id², eko.darmanto@umk.ac.id³

Abstract

Suboptimal inventory management in retail stores can lead to losses, either due to stockouts during high demand or the accumulation of unsold goods. Sumini Store, a wholesale and retail store in Bacin Village, Kudus, still manages its inventory manually, making it prone to recording errors and decisions that are not based on historical data. This study aims to predict inventory needs using the Random Forest algorithm based on previous sales data to improve inventory management efficiency and support sales growth. The research process was conducted on the Google Colaboratory platform through the stages of data collection, preprocessing, model training, and performance evaluation using the Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), and coefficient of determination (R^2) metrics. The evaluation results show that the model performs very well, with an RMSE value of 8.36 on the training data and 10.53 on the test data, MAPE values of 2.68% and 7.50%, respectively, and R^2 reaching 99.00% (training) and 98.15% (testing). This model has been proven to provide accurate predictions in grouping inventory requirements, so it can be used as a basis for making more timely and demand-driven reorder decisions. It is expected to help Sumini Store reduce the risk of stock shortages or surpluses, improve customer satisfaction, and support more consistent sales growth.

Keywords: Stock Prediction, Random Forest, Retail Store, Confusion Matrix, Sales Data

Abstrak

Pengelolaan stok yang tidak optimal pada toko ritel dapat menyebabkan kerugian, baik akibat kekosongan barang saat permintaan tinggi maupun penumpukan barang yang tidak laku. Toko Sumini, sebagai toko grosir dan eceran di Desa Bacin, Kudus, masih mengelola persediaan secara manual, sehingga rentan terhadap kesalahan pencatatan dan pengambilan keputusan yang tidak berbasis data historis. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kebutuhan stok barang menggunakan algoritma *Random Forest* berdasarkan data penjualan sebelumnya guna meningkatkan efisiensi pengelolaan stok dan mendukung peningkatan penjualan. Proses penelitian dilakukan pada platform *Google Colaboratory* melalui tahapan pengumpulan data, *preprocessing*, pelatihan model, dan evaluasi performa menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa sangat baik, dengan nilai RMSE sebesar 8.36 pada data latih dan 10.53 pada data uji, MAPE masing-masing sebesar 2.68% dan 7.50%, serta R^2 mencapai 99.00% (latih) dan 98.15% (uji). Model ini terbukti mampu memberikan prediksi yang akurat dalam mengelompokkan kebutuhan stok barang, sehingga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan pemesanan ulang yang lebih tepat waktu dan sesuai permintaan aktual serta diharapkan dapat membantu Toko Sumini mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan stok, meningkatkan kepuasan pelanggan, dan menunjang pertumbuhan penjualan yang lebih konsisten.

Kata Kunci: Prediksi Stok, *Random Forest*, Toko Ritel, *Confusion Matrix*, Data Penjualan

1. PENDAHULUAN

Di tengah persaingan pasar ritel yang semakin kompetitif, efisiensi operasional menjadi kunci untuk mempertahankan keberlanjutan usaha, termasuk dalam hal pengelolaan persediaan barang (Adi, 2025). Ketersediaan stok yang tepat waktu dan sesuai kebutuhan pasar merupakan tantangan krusial agar tidak terjadi kekosongan maupun penumpukan barang yang merugikan (Septyananta et al., 2024).

Toko Sumini adalah usaha ritel dan grosir yang berdiri sejak 2010 di Kudus, dengan tujuh cabang tersebar di wilayah seperti Desa Bacin, Bae, Gondangmanis, Padurenan, dan Pasar Jember. Produk yang ditawarkan mencakup kebutuhan pokok dan makanan ringan bermerek. Meski telah memiliki basis pelanggan yang loyal, sistem pengelolaan stok yang masih manual menyebabkan proses pencatatan dan pengambilan keputusan menjadi lambat dan kurang akurat (Sabrian, 2025).

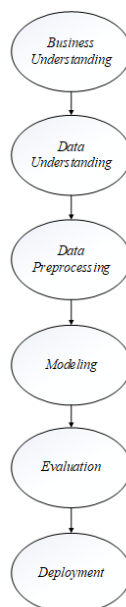
Permasalahan ini menunjukkan adanya kebutuhan akan sistem prediktif yang mampu memperkirakan kebutuhan stok secara akurat berdasarkan data historis penjualan (Ardhanur et al., 2025). Observasi lapangan menunjukkan kejadian kehabisan stok terjadi tiga hingga lima kali per bulan untuk produk dengan permintaan tinggi. Selain itu, proses pengisian ulang dari distributor yang memakan waktu hingga tiga hari membuat toko kesulitan merespons lonjakan permintaan, khususnya menjelang akhir pekan atau hari besar. Ketergantungan pada intuisi karyawan dalam menentukan jumlah dan waktu pemesanan stok kerap berujung pada inefisiensi, baik dalam bentuk kekurangan maupun kelebihan barang (Andini et al., 2024).

Perkembangan teknologi *machine learning* menawarkan peluang untuk mengadopsi sistem prediktif dalam pengelolaan stok barang (Zega & Sianturi, 2025). Salah satu pendekatan yang potensial adalah penggunaan algoritma *Random Forest*, yang terbukti efektif dalam menangani data kompleks dan memberikan hasil prediksi yang andal (Farida et al., 2025). Penelitian ini mengembangkan sistem prediksi kebutuhan stok berdasarkan data historis penjualan, dengan fokus pada produk makanan ringan merek Garuda sebagai salah satu barang dengan tingkat perputaran tinggi.

Dengan menerapkan model prediktif ini, diharapkan Toko Sumini dapat mengambil keputusan pemesanan barang secara lebih terukur dan adaptif terhadap pola permintaan. Inovasi ini bukan hanya meningkatkan efisiensi operasional, tetapi juga menjadi langkah awal dalam transformasi digital toko ritel tradisional, memperkuat daya saing di tengah dominasi ritel modern (Nikmah et al., 2025).

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, proses prediksi kebutuhan stok barang dilakukan menggunakan metode *Random Forest* dengan pendekatan CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*), yang merupakan kerangka kerja standar untuk pengembangan sistem *data mining*. CRISP-DM terdiri dari tahapan sistematis yang membantu memastikan proses analisis data berjalan terstruktur dan efektif (Wati et al., 2025). Berikut adalah tahapan-tahapan CRISP-DM dalam penelitian ini:



Gambar 1. Diagram Alir Proses CRISP-DM

2.1 Business Understanding

Tahapan ini bertujuan untuk memahami permasalahan utama yang dihadapi oleh Toko Sumini, yaitu ketidakefisienan dalam pengelolaan stok barang yang dapat menyebabkan kehabisan atau penumpukan barang (Febrian et al., 2024). Masalah ini berdampak pada pelayanan pelanggan dan potensi penurunan penjualan. Penelitian ini diarahkan untuk membangun model prediktif yang mampu memberikan rekomendasi jumlah stok yang optimal berdasarkan pola penjualan sebelumnya. Oleh karena itu, pemahaman konteks bisnis menjadi landasan utama dalam merancang sistem prediksi yang relevan dan aplikatif.

2.2 Data Understanding

Tahapan ini bertujuan untuk memahami struktur, karakteristik, dan kualitas data yang akan digunakan dalam membangun model prediksi kebutuhan stok barang di Toko Sumini (Sarimole & Hakim, 2024). Melalui tahapan ini, dilakukan eksplorasi terhadap pola penjualan, distribusi data, serta hubungan antar variabel untuk mengetahui kecenderungan tertentu, misalnya apakah terdapat lonjakan penjualan pada akhir pekan atau menjelang hari besar. Selain itu, proses ini juga digunakan untuk mengidentifikasi potensi masalah dalam data seperti nilai yang hilang, duplikasi, atau *outlier*.

2.3 Data Preprocessing

Tahapan ini mencakup proses pembersihan dan transformasi data agar siap digunakan dalam pemodelan. Langkah pertama adalah *data cleaning*, yaitu menghapus data duplikat, memperbaiki kesalahan penulisan, serta menangani data yang hilang, seperti transaksi tanpa tanggal atau jumlah penjualan yang kosong, yang kemudian diperbaiki atau dihapus sesuai konteks. Selanjutnya dilakukan *data transformation*, yakni mengubah format tanggal menjadi komponen waktu seperti hari, minggu, atau bulan, melakukan normalisasi jika diperlukan, serta mengubah variabel kategorikal menjadi format numerik melalui proses *encoding*. Tahap terakhir adalah *feature engineering*, yaitu menambahkan atribut turunan yang dapat memperkaya informasi dalam *dataset*, seperti rata-rata penjualan 7 hari terakhir, tren perubahan permintaan, identifikasi hari libur nasional, atau penanda akhir pekan yang dapat berpengaruh terhadap pola pembelian.

2.4 Modeling Random Forest

Model dibangun menggunakan algoritma *Random Forest* untuk memprediksi jumlah stok yang perlu disediakan berdasarkan histori data operasional barang, yang mencakup parameter seperti tanggal, kode barang, nama barang, satuan, jumlah stok masuk, jumlah stok keluar, jumlah penjualan, dan sisa stok. *Random Forest* dipilih karena merupakan algoritma *ensemble learning* berbasis pohon keputusan yang efektif dalam menangani data berjumlah besar serta variabel input yang kompleks dan bervariasi (Sholihah & Hermawan, 2023). Selain itu, algoritma ini mampu mengurangi risiko *overfitting* yang kerap terjadi pada model pohon tunggal, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat. Pemilihan atribut terbaik dalam pemisahan node pada masing-masing pohon dilakukan menggunakan *Gini Index*, yang berfungsi untuk mengukur tingkat impuritas (ketidakteraturan) data agar pohon keputusan yang terbentuk lebih optimal dan informatif. Model dilatih menggunakan *dataset* yang diperoleh dari *input* manual pengguna maupun unggahan file CSV secara massal, memberikan fleksibilitas dalam memperbarui atau menambah data yang pada akhirnya meningkatkan akurasi prediksi stok di masa mendatang. Berikut merupakan rumusnya:

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^c P_i^2 \quad (1)$$

Keterangan:

P_i = Proporsi data dari kelas ke- i pada *node* tersebut

c = Jumlah total kelas dalam *dataset*

D = *Dataset* pada *node* tertentu

2.5 Evaluation (Evaluasi Model)

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model *Random Forest* dalam memprediksi kebutuhan stok barang di Toko Sumini, berdasarkan data penjualan dan pergerakan stok historis. Proses evaluasi bertujuan untuk memastikan bahwa model mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dan dapat digunakan dalam pengambilan keputusan pengadaan barang secara efisien. Tiga metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1) *Root Mean Squared Error* (RMSE)

RMSE digunakan untuk mengetahui seberapa besar rata-rata kesalahan prediksi yang dihasilkan model dibandingkan dengan jumlah stok aktual di lapangan (Agustina & Gustian, 2025). Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa model semakin akurat dalam memproyeksikan kebutuhan stok harian di Toko Sumini.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

Keterangan:

y_i = nilai aktual ke-i

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi ke-i

n = jumlah data

2) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

MAPE mengukur kesalahan prediksi dalam bentuk persentase terhadap nilai *actual* (Wilda et al., 2024). Metrik ini sangat bermanfaat dari perspektif operasional toko, karena memberikan gambaran proporsional tentang seberapa jauh prediksi model dari kenyataan, dalam satuan yang mudah dipahami secara bisnis.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (3)$$

Keterangan:

y_i = nilai aktual (aktual stok barang) ke-i

$\hat{y}_i$ = nilai prediksi model ke-i

n = jumlah total data yang dievaluasi

$|y_i - \hat{y}_i|$ = selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi

$\left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$ = kesalahan relatif (dalam proporsi terhadap nilai aktual)

3) Koefisien Determinasi (R^2)

R^2 digunakan untuk mengukur sejauh mana variasi jumlah stok dapat dijelaskan oleh model berdasarkan data penjualan historis (Putra & Andesa, 2025). Semakin mendekati nilai 1, maka model dinilai semakin baik dalam menggambarkan pola permintaan barang di Toko Sumini dan semakin layak digunakan dalam perencanaan persediaan.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

Keterangan:

$\bar{y}$ = rata-rata dari nilai aktual

Pembilang = jumlah kuadrat dari *error* prediksi

Penyebut = jumlah kuadrat dari deviasi nilai aktual terhadap rata-rata

2.6 Deployment

Tahapan ini merupakan proses implementasi model prediksi yang telah dibangun ke dalam sistem operasional Toko Sumini. Model prediksi dijalankan menggunakan *Google Colaboratory*. Setelah model selesai dilatih dan diuji, hasil prediksinya diintegrasikan ke dalam antarmuka visual menggunakan *Streamlit*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang sistem yang dikembangkan, pada bagian ini peneliti menyajikan penjelasan lengkap mengenai proses implementasi serta hasil yang didapatkan.

3.1 Implementasi Sistem

Sistem prediksi kebutuhan stok di Toko Sumini dikembangkan untuk mengatasi pengelolaan persediaan manual dengan menggunakan algoritma *Random Forest* berbasis *Python*. Sistem ini memanfaatkan data historis penjualan seperti tanggal, jumlah penjualan, hari dalam minggu, dan momen khusus untuk membangun model prediktif di *Jupyter Notebook* dan *Google Colaboratory*. Pemodelan dilakukan dengan *scikit-learn*, pengolahan data dngan *pandas*, serta visualisasi menggunakan *matplotlib* dan *seaborn*. Evaluasi akurasi menggunakan RMSE, MAPE, dan R² Score. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik yang mudah dipahami, membantu pemilik toko menentukan stok harian atau mingguan secara tepat. Sistem ini meningkatkan efisiensi manajemen stok, mengurangi risiko kekosongan atau penumpukan, serta menjadi langkah awal digitalisasi yang mendukung daya saing Toko Sumini.

3.2 Hasil Pengujian Model

Pada tahap ini dilakukan proses pengujian terhadap model prediksi kebutuhan stok barang di Toko Sumini yang dibangun menggunakan algoritma *Random Forest Regressor*. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengevaluasi performa model dalam memprediksi stok mendatang berdasarkan data historis seperti stok masuk, stok keluar, penjualan, dan sisa stok barang. Model ini juga digunakan untuk menentukan tingkat kebutuhan stok sebagai dasar pengambilan keputusan dalam perencanaan pembelian.

1) Dataset Toko Sumini

Dataset yang digunakan merupakan data operasional Toko Sumini yang mencakup transaksi stok masuk, stok keluar, penjualan harian, dan sisa stok dari berbagai jenis barang. Data ini diperoleh dari catatan internal toko yang telah dibersihkan dan diproses untuk keperluan pemodelan. Berikut adalah beberapa atribut utama dalam *dataset*:

1. Kode Barang – kode unik untuk setiap produk.
2. Nama Barang – deskripsi nama produk.
3. Total Stok Masuk – akumulasi stok yang diterima toko.
4. Total Stok Keluar – akumulasi stok yang keluar (selain penjualan).
5. Rata-Rata Penjualan – rerata penjualan harian dari produk.
6. Sisa Stok – sisa stok harian yang digunakan untuk menghitung rata-rata.

Berikut contoh data hasil agregasi dalam penelitian ditampilkan pada tabel 1:

Tabel 1. Contoh Data Agregat Produk Toko

No	Kode Barang	Nama Barang	Total Stok Masuk	Total Penjualan	Rata2 Penjualan	Rata2 Sisa Stok
1	AJTSP	GARUDA ATOM 2000	4802	4466	165.41	12.44
2	BARO5	DILAN 2000 25gr BAR	168	99	9.00	6.27
3	BIC4K	GERY SEREAL 500	261	196	21.78	7.22

2) Penentuan Target Prediksi dan *Feature Engineering*

Target yang diprediksi adalah stok mendatang, dihitung sebagai perkiraan kebutuhan stok berdasarkan tren penjualan dengan margin keamanan sebesar 10% dari rata-rata penjualan:

Stok Mendatang = Rata2 Penjualan × 1.1

Contoh hasil kalkulasi untuk beberapa produk dapat dilihat pada tabel 2:

Tabel 2. Contoh Hasil Kalkulasi

No	KODE BARANG	NAMA BARANG	RATA2 PENJUALAN	STOK MENDATANG
1	AJTSP	GARUDA ATOM 2000	165.41	182
2	BARO5	DILAN 2000 25gr BAR	9.00	10

3) Pelatihan dan Pengujian Model *Random Forest*

Model dilatih dengan algoritma *Random Forest Regressor* menggunakan *GridSearchCV* untuk menemukan kombinasi parameter terbaik. *Dataset* dibagi menjadi data latih dan uji dengan proporsi 80:20. Total data latih sebanyak 76 dan data uji sebanyak 19.

4) Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur seberapa dekat hasil prediksi model dengan nilai aktual, karena ini adalah regresi, maka digunakan metrik berikut:

Tabel 3. Evaluasi Model *Random Forest Regressor*

	Dataset	RMSE	MAPE (%)	R ² (%)
0	Latih	8.36	2.68	99.00
1	Uji	10.53	7.50	98.15

1. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

Merupakan akar dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual (y) dan prediksi ($\hat{y}$). Semakin kecil RMSE, semakin akurat modelnya.

a. RMSE = 8.36 → Pada data latih, rata-rata error prediksi ± 8 unit stok

b. RMSE = 10.53 → Pada data uji, rata-rata error prediksi ± 10 unit stok

2. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

Mengukur rata-rata persentase kesalahan antara nilai aktual dan prediksi.

a. MAPE = 2.68% (latih) → Kesalahan prediksi rata-rata hanya sekitar 2.68% dari nilai aktual

b. MAPE = 7.50% (uji) → Sedikit lebih besar, namun masih sangat baik

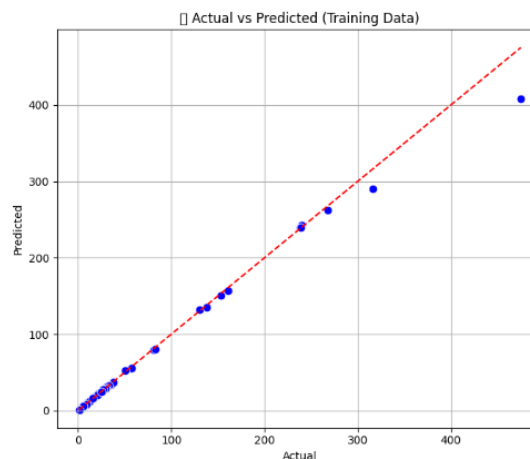
3. Koefisien Determinasi (R²)

Mengukur persentase variansi data yang dapat dijelaskan oleh model. Semakin mendekati 100%, semakin baik.

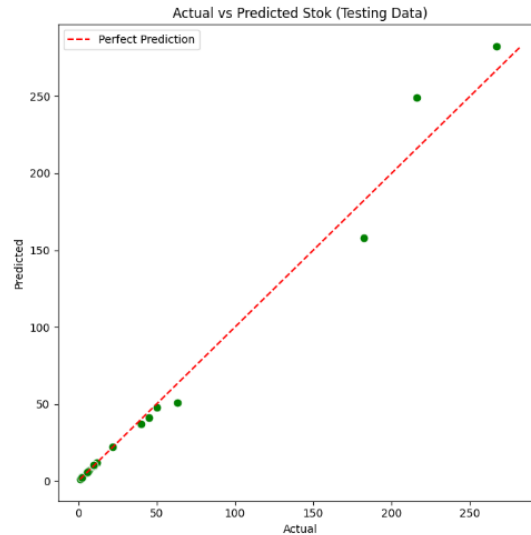
a. R² = 99.00% (latih): Hampir seluruh variasi data dijelaskan model

b. R² = 98.15% (uji): Model masih sangat presisi pada data yang belum pernah dilihat

Model prediksi stok yang dikembangkan menggunakan algoritma *Random Forest* menunjukkan performa yang sangat baik dalam memetakan hubungan antara variabel *input* (seperti stok masuk, keluar, penjualan, dan sisa stok) dengan jumlah kebutuhan stok mendatang. Evaluasi dilakukan terhadap data latih dan data uji untuk mengukur akurasi prediksi.

Gambar 2. Visualisasi Perbandingan *Actual Vs. Predicted* (Training Data)

Pada Gambar 2, titik-titik biru menunjukkan prediksi stok berdasarkan data latih. Garis merah putus-putus merepresentasikan prediksi sempurna ($y = x$). Terlihat bahwa hampir semua titik berada sangat dekat dengan garis tersebut, menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan baik terhadap pola dalam data latih, dan memiliki akurasi yang sangat tinggi.



Gambar 3. Visualisasi Perbandingan *Actual Vs. Predicted (Testing Data)*

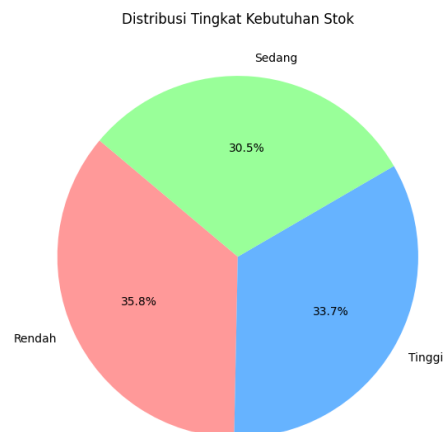
Gambar 3 menunjukkan hasil prediksi terhadap data uji, yaitu data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan model. Seperti pada data latih, sebagian besar prediksi model berada dekat dengan garis prediksi sempurna.

4. Prediksi dan Klasifikasi Kebutuhan Stok

Setelah model *Random Forest* selesai dilatih dan dievaluasi, langkah selanjutnya adalah menggunakan model untuk memprediksi kebutuhan stok mendatang untuk setiap produk di Toko Sumini.

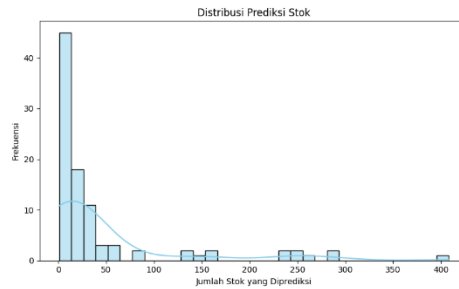
a. Prediksi Stok Mendatang

Model memproses setiap baris data produk (berdasarkan fitur total stok masuk, keluar, penjualan, dan sisa stok), lalu memberikan prediksi berupa jumlah unit stok yang perlu disediakan pada periode mendatang. Nilai prediksi tersebut disimpan dalam kolom Prediksi Stok.



Gambar 4. Distribusi Tingkat Kebutuhan Stok

Gambar 4 menampilkan proporsi kebutuhan stok yang diklasifikasikan menjadi tiga kategori: Rendah (35.8%), Sedang (30.5%), dan Tinggi (33.7%). Klasifikasi ini memberikan gambaran umum mengenai pola kebutuhan stok di Toko Sumini dan dapat digunakan untuk menetapkan strategi pengadaan berdasarkan tingkat urgensi.



Gambar 5. Distribusi Prediksi Stok

Gambar 5 menunjukkan histogram distribusi nilai prediksi stok. Mayoritas prediksi berada di kisaran stok rendah hingga menengah (di bawah 100 unit), sementara hanya sebagian kecil yang memerlukan stok dalam jumlah besar. Grafik ini membantu mengidentifikasi produk dengan tingkat permintaan tinggi agar dapat diprioritaskan dalam pengadaan.

b. Klasifikasi Tingkat Kebutuhan Stok

Untuk mempermudah pengambilan keputusan, hasil prediksi stok tersebut diklasifikasikan ke dalam tiga kategori tingkat kebutuhan, berdasarkan pendekatan kuantil (*quantile*) dari distribusi seluruh nilai prediksi:

1. Tingkat Tinggi: Jika nilai prediksi berada di atas persentil ke-66 (Q3)
2. Tingkat Sedang: Jika nilai prediksi berada antara persentil ke-33 (Q1) hingga Q3
3. Tingkat Rendah: Jika nilai prediksi berada di bawah Q1

Contoh Ilustrasi:

Jika nilai prediksi berada dalam kisaran berikut:

1. Q1 (33%) = 6
2. Q3 (66%) = 24

Maka:

1. Prediksi stok $> 24 \rightarrow$ Tinggi
2. $6 \leq \text{prediksi stok} \leq 24 \rightarrow$ Sedang
3. Prediksi stok $< 6 \rightarrow$ Rendah

Klasifikasi ini membantu pemilik toko untuk menentukan prioritas pengadaan barang, agar stok tetap tersedia sesuai permintaan pelanggan. Berikut contoh hasil prediksi dan klasifikasi kebutuhan stok dalam penelitian ditampilkan pada tabel 4:

Tabel 4. Hasil Prediksi dan Klasifikasi Kebutuhan Stok

No	Kode Barang	Nama Barang	Prediksi Stok	Tingkat Kebutuhan
1	AJTSP	GARUDA ATOM 2000	158	Tinggi
2	BARO5	DILAN 2000 25gr BAR	10	Sedang
3	BIC7	GERY SEREAL 100gr	4	Rendah
4	BON5	DILAN CHOCO BON BON	1	Rendah

5. Validitas Eksternal Model

Perlu dicatat bahwa model ini dilatih dan diuji hanya menggunakan data dari satu toko, yaitu Toko Sumini. Oleh karena itu, meskipun model menunjukkan performa yang sangat baik secara internal, validitas eksternalnya (kemampuan untuk digunakan di toko lain) belum dapat dipastikan. Faktor-faktor seperti jenis produk, perilaku konsumen, dan siklus penjualan yang berbeda di toko lain bisa memengaruhi performa model secara signifikan. Untuk menerapkan model ini di tempat lain, perlu dilakukan penyesuaian dan pelatihan ulang menggunakan data toko yang bersangkutan.

3.3 Tampilan Program

Bagian ini menyajikan berbagai tampilan antarmuka dari sistem prediksi kebutuhan stok barang berbasis algoritma *Random Forest* di Toko Sumini. Setiap tampilan dirancang untuk memudahkan

pengguna dalam mengelola data stok, melakukan prediksi, mencatat pemesanan, serta memantau riwayat aktivitas. Antarmuka dibangun menggunakan *framework Streamlit*, yang memungkinkan pengguna menjalankan aplikasi berbasis web secara interaktif dan ringan. Berikut penjelasan dari masing-masing menu utama yang tersedia dalam sistem:

1) Tampilan Halaman Manajemen Data

Halaman ini digunakan untuk mengelola data stok barang yang menjadi dasar proses prediksi. Pengguna dapat menambahkan data secara manual melalui form *input* atau secara massal menggunakan file CSV. Data yang dicatat mencakup tanggal, kode barang, nama barang, satuan, stok masuk, stok keluar, penjualan, dan sisa stok. Selain itu, tersedia fitur untuk mengedit dan menghapus data, serta melakukan pembersihan seluruh *dataset*. Tampilan data ditampilkan dalam bentuk tabel yang terstruktur dan informatif. Tampilan ini merujuk pada gambar 6 berikut:

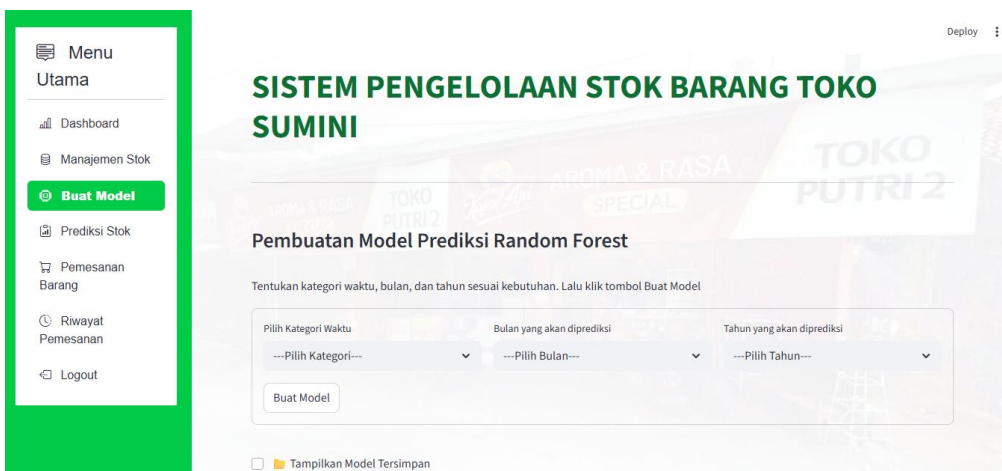


No	TANGGAL	KODE BARANG	NAMA BARANG	SATUAN	STOK MASUK	STOK KELUAR	PENJUALAN	SISA STOK
1	04/12/2023	WCG4A	CHOCOLATOS 500	DUS288/BOX24/PCS	39	37	46	0
2	04/12/2023	WCG8K	CHOCOLATOS 1000 COKLAT	DUS192/BOX24/PCS	10	33	33	0
3	04/12/2023	WCC8K	CHOCOLATOS 1000 DARK	DUS192/BOX24/PCS	44	20	23	1
4	04/12/2023	WCC5L	CHOCOLATOS ROLL 2000 DARK	DUS80/PCS	15	18	3	0

Gambar 6. Tampilan Halaman Manajemen Data

2) Tampilan Halaman Buat Model

Halaman ini digunakan untuk melakukan pelatihan (*training*) atau memuat ulang model prediksi stok barang. Pengguna dapat memilih data, mengatur parameter model jika diperlukan, lalu menyimpan model ke dalam sistem menggunakan format *joblib*. Model ini nantinya digunakan dalam proses prediksi pada halaman lainnya. Tersedia juga informasi performa model seperti akurasi dan evaluasi prediksi. Tampilan buat model ditunjukkan pada gambar 7 berikut:



Gambar 7. Tampilan Halaman Buat Model

3) Tampilan Halaman Prediksi Stok

Menu ini memungkinkan pengguna untuk melakukan prediksi stok barang berdasarkan data historis menggunakan model *Random Forest*. Setelah model dimuat, sistem akan mengolah data agregat dan menghasilkan prediksi stok setiap barang. Hasil prediksi kemudian diklasifikasikan ke

dalam tiga kategori kebutuhan: Rendah, Sedang, dan Tinggi. Hasil ini ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik visual (*bar chart* dan *histogram*) untuk mempermudah analisis. Tampilan prediksi ditunjukkan pada gambar 8 berikut:



Gambar 8. Tampilan Hasil Prediksi dan Klasifikasi Kebutuhan Stok

4) Tampilan Halaman Pemesanan Barang

Halaman ini digunakan untuk mencatat pemesanan barang berdasarkan hasil prediksi. Pengguna dapat memilih barang dari daftar hasil prediksi dan mengisi formulir pemesanan yang mencakup jumlah barang dan tanggal pemesanan. Sistem juga memberikan peringatan jika barang yang sama telah dipesan sebelumnya. Informasi pendukung seperti kode barang, nilai prediksi stok, dan tingkat kebutuhan juga ditampilkan untuk membantu pengambilan keputusan. Tampilan form pemesanan digambarkan dalam gambar 9 berikut:



Gambar 9. Tampilan Formulir Pemesanan Barang

5) Tampilan Halaman Riwayat Pemesanan

Menu ini berfungsi untuk menampilkan riwayat seluruh aktivitas pemesanan yang telah dilakukan oleh pengguna. Riwayat ditampilkan dalam bentuk tabel yang mencakup tanggal, nama barang, jumlah pesanan, kode barang, dan nama pengguna yang melakukan pemesanan. Sistem juga menyediakan fitur unduh laporan dalam format PDF sebagai dokumentasi tertulis. Tampilan riwayat pemesanan disajikan pada gambar 10 berikut:



Gambar 10. Tampilan Riwayat Pemesanan Barang

3.4 Pengujian Sistem

Pada tahap pengujian, peneliti menggunakan metode *Blackbox Testing*, yaitu pendekatan pengujian perangkat lunak yang berfokus pada evaluasi fungsionalitas sistem tanpa memperhatikan struktur internal atau kode program. Dalam metode ini, pengujian dilakukan dengan memberikan berbagai *input* dan mengamati *output* yang dihasilkan, untuk memastikan apakah sistem berperilaku sesuai dengan yang diharapkan. Tujuannya adalah untuk memverifikasi bahwa setiap fitur berjalan sebagaimana mestinya sesuai dengan kebutuhan pengguna. Berikut ini adalah hasil pengujian yang telah dilakukan:

Tabel 5. Pengujian Sistem

Halaman	Hal yang Diuji	Diharapkan	Hasil Uji
Manajemen Data Stok	Input Data Manual	Data tersimpan jika semua field valid	[√] Berhasil
Manajemen Data Stok	Input Manual Tidak Lengkap	Sistem menolak simpan, tampil notifikasi kesalahan	[√] Berhasil
Manajemen Data Stok	Upload File CSV Valid	Data berhasil diimpor dan ditampilkan	[√] Berhasil
Manajemen Data Stok	Upload File CSV Tidak Valid	Sistem menolak file, muncul pesan error	[√] Berhasil
Manajemen Data Stok	Hapus Semua Data	Semua data terhapus, muncul notifikasi sukses	[√] Berhasil
Buat Model	Latih Model dengan Data Valid	Model berhasil dilatih dan disimpan, muncul notifikasi berhasil	[√] Berhasil
Buat Model	Tampilkan Model Terlatih	Detail model dan metrik evaluasi ditampilkan di halaman	[√] Berhasil
Prediksi Kebutuhan Stok	Jalankan Prediksi	Hasil prediksi dan klasifikasi ditampilkan jika data tersedia	[√] Berhasil
Prediksi Kebutuhan Stok	Prediksi tanpa Data	Sistem menolak prediksi, tampil notifikasi "Data tidak tersedia"	[√] Berhasil
Pemesanan Barang	Pemesanan Pertama	Data tersimpan dan notifikasi sukses muncul	[√] Berhasil
Pemesanan Barang	Pemesanan Ulang Barang Sama	Sistem menolak pemesanan duplikat, tampil notifikasi	[√] Berhasil
Riwayat Pemesanan	Tampilkan Riwayat Pemesanan	Riwayat ditampilkan lengkap dalam tabel	[√] Berhasil
Riwayat Pemesanan	Unduh Laporan PDF	File PDF berhasil diunduh sesuai data riwayat	[√] Berhasil

4. SIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan sistem prediksi kebutuhan stok berbasis algoritma *Random Forest* terbukti efektif dan akurat dalam membantu Toko Sumini mengelola persediaan barang, terutama pada produk makanan ringan merek Garuda yang memiliki permintaan tinggi. Sistem ini dikembangkan menggunakan metode CRISP-DM, yang mencakup tahapan pemahaman konteks bisnis, eksplorasi serta pembersihan data, pembangunan model prediktif, evaluasi performa model, hingga implementasi melalui *platform* web interaktif *Streamlit*. Evaluasi model menghasilkan kinerja yang sangat baik dengan nilai akurasi (R^2) sebesar 98,15%, RMSE

sebesar 10,53, dan MAPE sebesar 7,50%, yang mencerminkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah dan dapat diterima secara operasional. Selain mampu memberikan prediksi stok secara kuantitatif, model ini juga mengelompokkan kebutuhan stok dalam tiga kategori utama yaitu tinggi, sedang, dan rendah, untuk membantu proses pengadaan barang yang lebih terstruktur, efisien, dan adaptif. Dengan demikian, sistem ini tidak hanya mengurangi risiko kekosongan maupun kelebihan stok, tetapi juga menjadi fondasi awal transformasi digital dalam pengelolaan inventori di toko ritel tradisional, sekaligus memperkuat daya saing Toko Sumini di tengah persaingan pasar yang semakin modern.

Namun demikian, sistem ini masih memiliki keterbatasan, di antaranya prediksi yang hanya dilakukan untuk satu periode ke depan dan belum adanya integrasi dengan sistem operasional seperti POS (*Point of Sales*) atau ERP (*Enterprise Resource Planning*). Oleh karena itu, pengembangan sistem ke depan disarankan mencakup perluasan ke prediksi multi-periode agar manajemen stok dapat dilakukan lebih proaktif, otomatisasi proses *restock* berdasarkan hasil prediksi untuk efisiensi operasional, serta integrasi langsung dengan sistem POS dan ERP agar prediksi dapat berjalan secara *real-time* dan terhubung langsung dengan data penjualan aktual. Langkah-langkah ini penting untuk meningkatkan skalabilitas, akurasi, dan dampak sistem terhadap pengambilan keputusan bisnis yang lebih komprehensif dan adaptif terhadap dinamika pasar.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Adi, T. B. (2025). *Manajemen Operasional dan Rantai Pasok: Optimalisasi Proses Bisnis dalam Persaingan Global*. Takaza Innovatix Labs.
- Agustina, S. M., & Gustian, D. (2025). Analisis Kinerja Algoritma Prediksi Saham pada PT GoTo Gojek Tokopedia Tbk (GOTO). *Jurnal Rekayasa Teknologi Nusa Putra*, 11(1), 53–67.
- Andini, P. K., Indrawan, A., & Martaseli, E. (2024). Analisis Sistem Pengendalian Internal Atas Persediaan Barang Dagang (Sparepart) Dalam Upaya Mempertahankan Laba Pada PT. Selamat Lestari Mandiri. *AKUNTANSI* 45, 5(2), 643–656.
- Ardhanur, I., Martanto, M., Dikananda, A. R., & Mulyawan, M. (2025). Analisis Prediksi Penjualan Tisu Menggunakan Regresi Linear. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2).
- Farida, F. N., Faqih, A., & Permana, S. E. (2025). Penerapan Model Prediksi Penjualan Pada Usaha Rumah Makan Menggunakan Algoritma Random Forest. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(4), 5895–5902.
- Febrian, S. R., Sunarto, A. A., & Pambudi, A. (2024). Prediksi Penjualan Suku Cadang Motor Dengan Penerapan Random Forest Di Pt Terus Jaya Sentosa Motor. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 10507–10513.
- Nikmah, N., Balqis, A., Ainurrillah, V., Putri, D., Arfian, Z., & Ikaningtyas, M. (2025). Peran Teknologi Dalam Meningkatkan Manajemen Operasional Stud Pada Sektor Industri dan Ritel. *Journal of Technology and System Information*, 2(3), 9.
- Putra, F., & Andesa, K. (2025). Prediksi Nilai Redaman Jaringan Fiber Optik untuk Menilai Kinerja Jaringan Menggunakan Random Forest Regression. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 14(2).
- Sabrian, E. P. (2025). *Rancang Bangun Aplikasi Keuangan Dan Pengelolaan Stok Pada Toko Berkah Jaya Furniture*. UIN Raden Intan Lampung.
- Sarimole, F. M., & Hakim, L. (2024). Klasifikasi Barang Menggunakan Metode Clustering K-Means Dalam Penentuan Prediksi Stok Barang. *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 5(3), 846–854.
- Seftyananta, R., Shalshabilla, I., Rachmawan, R. A., & Susilo, D. E. (2024). Analisis Peran Sistem Informasi Dalam Meningkatkan Efektivitas Pengendalian Persediaan Barang Dagang Pada PT. Mayora Indah Tbk. *Jurnal Sistem Informasi Akuntansi (JASIKA)*, 4(2), 74–82.
- Sholihah, N. N., & Hermawan, A. (2023). Implementation Of Random Forest And Smote Methods For Economic Status Classification In Cirebon City. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(6), 1387–1397.
- Wati, F. F., Suleman, S., & Widodo, A. E. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Deepseek Menggunakan Algoritma Random Forest Dan Naive Bayes. *CONTENT: Computer and Network Technology*, 5(1), 8–15.
- Wilda, R. W., Sukmarini, M. A., & Mahar, A. C. (2024). Prediksi Harga Saham PT. Unilever Indonesia TBK Dengan Metode Regresi Linier Sederhana. *Balance: Media Informasi Akuntansi*

Dan Keuangan, 16(2).

Zega, A. S., & Sianturi, F. A. (2025). Pemanfaatan Big Data Dalam Sistem Pendukung Keputusan Bisnis. *Jurnal Kolaborasi Sains Dan Ilmu Terapan*, 3(2), 35–44.