RANCANG BANGUN SISTEM INFORMASI MANAJEMEN TOKO RITEL BERBASIS AI UNTUK PREDIKSI PERMINTAAN DAN REKOMENDASI PEMESANAN BARANG

Dinda Misi Islami[*1], M Rudi Sanjaya[1], Syawaluddin Boy Rambe Al-Ayyubi[1], Muhammad Ghalib Assiddiq Gusri[1], Muhammad Ali Dzaki Arridho[1], Muhammad Faiz Athallah[1]
[1]Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia
Penulis korespondensi: Dinda Misi Islami (09031382429127@unsri.ac.id)

Ketidakpastian permintaan dalam pengelolaan persediaan toko ritel dapat menyebabkan stockout maupun overstock. Penelitian ini membangun sistem informasi manajemen toko ritel yang mengintegrasikan pengelolaan transaksi dan stok dengan prediksi permintaan serta rekomendasi pemesanan barang. Sistem dikembangkan dengan metode Waterfall, sedangkan modul prediksi menggunakan kerangka CRISP-DM untuk membandingkan XGBoost dan Holt-Winters, lalu memilih model dengan MAE terendah pada setiap produk. Safety stock dan Reorder Point dihitung dari data historis penjualan, sedangkan jumlah saran pesanan berasal dari prediksi 14 hari. Dataset sintetis periode September 2025–Agustus 2026 mencakup 20 produk, 5 pemasok, dan 10.886 transaksi. Rata-rata MAPE XGBoost sebesar 36,07% dan Holt-Winters 35,51%, sehingga kinerja keduanya relatif setara. Black Box Testing terhadap 35 skenario menunjukkan seluruh fungsi berjalan sesuai rancangan. Hasil evaluasi hanya menggambarkan kinerja pada skenario simulasi sehingga pengujian pada data transaksi riil diperlukan pada penelitian selanjutnya.

Kata Kunci – Sistem Informasi, Ritel, XGBoost, Prediksi Permintaan, Rekomendasi Pemesanan.

I. PENDAHULUAN

Lingkungan toko ritel sangat bergantung pada ketersediaan barang untuk memenuhi kebutuhan pelanggan. Perubahan jumlah permintaan dapat menyebabkan kekurangan stok (*stockout*) atau kelebihan stok (*overstock*). Kekurangan stok membuat permintaan pelanggan tidak terpenuhi, sedangkan kelebihan stok dapat meningkatkan biaya penyimpanan dan menahan modal kerja [1], [2]. Kondisi inilah yang menunjukkan pentingnya pengelolaan persediaan yang dapat menyesuaikan perubahan permintaan dan mengurangi risiko operasional maupun keuangan [3]. Berdasarkan urgensi ini, penerapan sistem informasi persediaan dapat digunakan untuk menyediakan data yang terstruktur sehingga kondisi stok dapat dipantau secara *real-time* [1].

Pencatatan data stok historis saja belum cukup untuk membantu menentukan pemesanan barang pada periode berikutnya. Pengelolaan persediaan juga membutuhkan perkiraan jumlah barang yang akan dibutuhkan di masa depan [2], [4]. Waktu tunggu dari pemasok (*Lead Time*) menjadi salah satu hal yang perlu diperhatikan karena keterlambatan pemesanan dapat mempengaruhi ketersediaan barang [3]. Oleh karena itu, *demand forecasting* dapat digunakan sebagai tolak ukur yang memperkirakan kebutuhan barang dan mendukung pengendalian persediaan. Hasil peramalan tersebut selanjutnya dapat dikaitkan dengan perhitungan *Reorder Point* (ROP) dan *Safety stock* (SS) untuk membantu menentukan waktu dan jumlah pemesanan [2], [4].

Riwayat penjualan dimanfaatkan sebagai landasan dalam proses peramalan permintaan. Metode Holt-Winters efektif dapat digunakan untuk menangkap pola tren dan musiman [5], namun pada data ritel, pola permintaan dapat berubah mengikuti waktu dan memiliki hubungan yang tidak selalu linear, sehingga diperlukan metode yang dapat memanfaatkan berbagai informasi dari data. Di sinilah *machine learning* unggul dalam mengekstraksi fitur temporal secara otomatis [6], [7]. Dalam penelitian ini, XGBoost diterapkan sebagai *global model* yang digunakan untuk mempelajari pola permintaan seluruh produk dengan memanfaatkan fitur kalender dan riwayat permintaan, seperti hari kerja, akhir pekan, awal bulan, dan periode Ramadan [8].

Penggunaan sistem berbasis web dalam pengelolaan toko ritel telah banyak diterapkan untuk membantu pencatatan produk, transaksi, dan persediaan [1], [9]. Penelitian pada usaha ritel skala UMKM juga menggunakan sistem berbasis web untuk membantu pengelolaan stok harian [10]. Penelitian lainnya menggunakan modul prediksi penjualan untuk membantu pengambilan keputusan berdasarkan data historis [11]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa sistem informasi dan prediksi permintaan dapat digunakan untuk mendukung pengelolaan toko. Namun, sebagian penelitian masih membahas sistem transaksi dan prediksi permintaan sebagai bagian yang terpisah.

Integrasi antara peramalan permintaan dan optimasi persediaan telah menjadi fokus utama untuk menciptakan

rantai pasok yang lebih responsif [3], [12]. Pemanfaatan *machine learning* terbukti mampu meningkatkan akurasi perencanaan stok secara signifikan dibandingkan pendekatan konvensional [13], [14]. Sejalan dengan itu, beberapa penelitian telah berhasil mengaitkan hasil prediksi dengan perhitungan *Reorder Point* (ROP) dan *Safety stock* (SS) untuk mengoptimalkan tingkat persediaan [2], [15]. Integrasi tersebut juga diterapkan dalam sistem pendukung keputusan yang memberikan rekomendasi *replenishment* kepada pengguna [16], [17].

Berbagai penelitian terdahulu telah membahas berbagai aspek, mulai dari digitalisasi sistem inventaris [1], [15], prediksi penjualan [11], hingga penggunaan hasil peramalan dalam perhitungan *safety stock* dan *Reorder Point* [2], [13]. Pemanfaatan *machine learning* untuk mendukung pengelolaan persediaan dan *replenishment* juga telah dikaji dengan berbagai metode [12], [14], [16]. Penelitian ini mengintegrasikan fungsi tersebut dalam sistem informasi manajemen toko ritel dengan menggunakan XGBoost dan Holt-Winters untuk proses peramalan serta pemilihan model berdasarkan hasil evaluasi untuk setiap produk. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem informasi manajemen toko ritel yang dapat memprediksi permintaan dan memberikan rekomendasi pemesanan barang secara terintegrasi.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu identifikasi masalah, studi literatur, penyusunan *dataset* simulasi, analisis kebutuhan sistem, perancangan sistem, *preprocessing* data, pemodelan XGBoost, evaluasi model, penerapan Holt-Winters sebagai *baseline*, integrasi model ke dalam sistem, implementasi, dan pengujian sistem. Pengembangan sistem dilakukan secara bertahap melalui analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, dan pengujian menggunakan pendekatan Waterfall [18]. Sementara itu, pengembangan model prediksi dilakukan menggunakan kerangka CRISP-DM yang mencakup *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [19]. Tahapan tersebut menghasilkan sistem informasi manajemen toko ritel yang memanfaatkan data penjualan untuk melakukan prediksi permintaan dan menghasilkan rekomendasi pemesanan barang.

B. Sumber dan Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa *dataset* sintetis transaksi penjualan ritel yang disusun untuk kebutuhan pengembangan dan pengujian sistem prediksi permintaan. Seluruh data bersifat sintetis dan tidak berasal dari transaksi toko ritel secara langsung. *Dataset* disusun dengan bantuan teknologi kecerdasan buatan dan kemudian disesuaikan secara manual oleh tim penelitian agar struktur dan isi data sesuai dengan kebutuhan sistem. *Dataset* sintetis dapat digunakan untuk penelitian prediksi berbasis waktu (*time series*) apabila data disusun dengan pola dan karakteristik yang sesuai dengan tujuan penelitian serta diperiksa sebelum digunakan dalam proses pemodelan [20], [21].

Dataset mencakup periode 1 September 2025 hingga 31 Agustus 2026 dengan 20 produk, 5 *supplier*, dan 10.886 transaksi penjualan. Data tersebut digunakan sebagai data historis untuk proses prediksi permintaan, pengelolaan persediaan, dan pengujian integrasi antara modul prediksi dengan rekomendasi pemesanan. Periode data tersebut digunakan untuk membentuk riwayat penjualan yang menjadi dasar dalam proses *forecasting* dan pengujian sistem.

Variabel yang digunakan dalam *dataset* terdiri dari tanggal, jumlah penjualan, harga, harga beli, harga jual, stok minimum, dan *Lead Time*. Data penjualan disusun dengan mempertimbangkan variasi berdasarkan waktu, termasuk perbedaan permintaan pada hari kerja dan akhir pekan, peningkatan permintaan pada awal bulan, serta perubahan pola selama periode Ramadan (rinciannya pada Subbab Prosedur Pembangkitan dan Karakterisasi Data Simulasi). Variasi tersebut digunakan untuk membentuk data historis yang dapat digunakan pada proses pemodelan permintaan. *Dataset* sintetis ini diposisikan sebagai data uji sistem (*proof of concept*) untuk menguji alur integrasi aplikasi dan performa modul peramalan. Karena seluruh data bersifat sintetis dan pola permintaannya dihasilkan melalui pembangkitan dengan bantuan kecerdasan buatan dan penyesuaian manual, hasil evaluasi pada penelitian ini hanya menggambarkan kinerja model pada skenario simulasi dan belum membuktikan kemampuan model memprediksi permintaan pada kondisi operasional toko ritel yang sebenarnya (rinciannya pada Subbab Prosedur Pembangkitan).

C. Prosedur Pembangkitan dan Karakterisasi Data Simulasi

Dataset sintetis dibangkitkan dengan bantuan kecerdasan buatan generatif berdasarkan data master yang ditetapkan tim, yaitu 20 produk dalam 10 kategori, 5 *supplier*, serta harga beli, harga jual, stok minimum, dan *Lead Time* setiap produk. Proses pembangkitan tersebut tidak didokumentasikan sebagai algoritma yang dapat dijalankan ulang, sehingga pola permintaan dikarakterisasi kembali melalui analisis statistik terhadap data yang dihasilkan. Analisis menggunakan pandas, SciPy, dan statsmodels pada data 1 September 2025–31 Agustus 2026 (365 hari) dari 20 produk, yaitu 7.300 observasi harian produk. Pendekatan ini mengacu pada pembentukan deret waktu sintetis yang memuat tren dan pola periodik [20], dengan penilaian kualitas data sintetis melalui pengukuran statistik [21].

Setiap baris data mewakili satu transaksi dengan atribut ID transaksi, tanggal, waktu, produk, kuantitas, harga satuan, dan subtotal. *Dataset* berisi 10.886 transaksi tanpa nilai hilang, duplikat, maupun nilai negatif. Subtotal selalu sama dengan kuantitas dikalikan harga satuan, dan harga setiap transaksi sama dengan harga pada data master produk. Jumlah unit per transaksi memiliki median 6 unit, rata-rata 8,92 unit (σ = 8,80), persentil ke-95 sebesar 28 unit, dan maksimum 76 unit, sehingga distribusinya condong ke kanan (*right-skewed*). Sebanyak 134 transaksi memiliki kuantitas $\geq$ 40 unit, seluruhnya pada produk kemasan kecil dan minuman.

Transaksi diagregasi menjadi data harian per produk, dengan hari tanpa transaksi bernilai nol (37 dari 7.300 observasi). Rata-rata penjualan harian toko sebesar 266,07 unit (σ = 46,31), sedangkan koefisien variasi harian per produk berkisar antara 0,234 dan 0,494. Berdasarkan nilai *Akaike Information Criterion* (AIC), distribusi permintaan harian paling sesuai dengan *Negative Binomial* pada 9 produk, *Poisson* pada 6 produk, dan Normal pada 5 produk. Regresi linear terhadap waktu menunjukkan tren jangka panjang yang datar, dengan seluruh koefisien determinasi (R^2) di bawah 0,014. Sebanyak 19 dari 20 produk memiliki *p-value* di atas 0,05, dan satu produk yang signifikan (p = 0,0257) hanya memiliki R^2 sebesar 1,36%.

Pola kalender diukur pada total penjualan harian toko. Penjualan akhir pekan rata-rata 310,76 unit per hari, atau 25,17% lebih tinggi daripada hari kerja (248,26 unit; uji Welch t, $p < 0{,}001$). Penjualan pada tanggal 1–5 setiap bulan rata-rata 297,05 unit per hari, atau 14,26% lebih tinggi daripada tanggal 6–31 (259,98 unit; $p < 0{,}001$). Batas tanggal 5 dipilih karena rata-rata harian turun ke kisaran 250–265 unit mulai tanggal 6. Selama periode Ramadan 2026 (sekitar 18 Februari–19 Maret), penjualan rata-rata 320,73 unit per hari, atau 22,80% lebih tinggi daripada di luar Ramadan (261,18 unit; $p < 0{,}001$). Rata-rata bergulir 30 hari tertinggi tercatat pada 7 Februari–8 Maret 2026, sehingga kenaikan penjualan mulai terlihat sekitar sepuluh hari sebelum awal Ramadan.

Pengaruh komponen tersebut dirangkum dalam model dekomposisi aditif pada Persamaan (1).

$$Q_t = \beta_0 + \beta_1 t + \sum_{k=1}^{6} \gamma_k D_{k,t} + \delta_1 A_t + \delta_2 R_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Keterangan: Q_t adalah total penjualan harian toko pada hari ke-t; β_0 adalah intersep; β_1 adalah koefisien tren; D_{k,t} adalah variabel indikator hari dalam seminggu dengan hari Senin sebagai acuan dan koefisien γ_k; A_t adalah indikator tanggal 1–5 dengan koefisien δ_1; R_t adalah indikator periode Ramadan dengan koefisien δ_2; dan ε_t adalah galat acak.

Model pada Persamaan (1) menjelaskan 62,26% varians penjualan harian (R^2 = 0,6226). Simpangan baku residual sebesar 28,33 unit per hari, atau sekitar 10,6% dari rata-rata penjualan harian toko. Residual memiliki autokorelasi positif pada *lag* 1 (0,3982) dan *lag* 7 (0,1987), dan uji Ljung-Box menolak hipotesis galat tak berkorelasi pada kedua *lag* ($p < 0{,}001$), sehingga variasi acak antarhari tidak sepenuhnya independen. Temuan ini sejalan dengan penggunaan fitur *lag*_1 dan *lag*_7 pada model XGBoost. Tujuh hari dengan residual terstandar $|Z| > 3$ seluruhnya bernilai positif dan terjadi pada 1–15 Februari 2026 (lima hari) serta 22–26 Maret 2026 (dua hari).

Setelah pembangkitan, tim melakukan pemeriksaan dan penyesuaian manual terhadap dua aspek, yaitu kelengkapan atribut pada setiap transaksi dan keterkaitan data transaksi dengan data master (produk, harga, dan *supplier*). Pemeriksaan dilakukan sebelum tahap *preprocessing* dan pemodelan, dan data hasil pemeriksaan konsisten secara internal sebagaimana diuraikan pada paragraf kedua subbab ini. Hasil karakterisasi ini menggambarkan pola yang terdapat pada data simulasi dan belum membuktikan bahwa pola yang sama berlaku pada transaksi toko ritel yang sesungguhnya.

D. Pembagian Data Forecasting

Data penjualan dibagi berdasarkan urutan waktu tanpa dilakukan pengacakan (*shuffle*). Data pada periode awal digunakan sebagai data latih, sedangkan data pada periode akhir, yaitu sekitar Juli hingga Agustus 2026, digunakan sebagai data uji yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan. Pembagian ini dilakukan agar data pada periode yang lebih baru tidak masuk ke proses pelatihan sebelum dilakukan pengujian. Pembagian data berdasarkan waktu juga digunakan pada penelitian *forecasting* penjualan ritel [22], [23].

Data *training* digunakan untuk melatih model XGBoost dan Holt-Winters menggunakan konfigurasi yang telah ditetapkan. Data *testing* kemudian digunakan untuk mengevaluasi hasil kedua model tersebut, karena tidak dilibatkan sama sekali dalam proses pelatihan, sehingga diperoleh hasil evaluasi akhir model.

Model Holt-Winters sebagai *baseline* dievaluasi menggunakan periode pengujian yang sama dengan XGBoost agar hasil kedua model dapat dibandingkan menggunakan data uji yang sama. Penggunaan data uji sebagai data *holdout* juga diterapkan dalam penelitian *forecasting* untuk memisahkan proses pengembangan model dari proses evaluasi akhir [22].

E. Pengembangan Sistem dengan Waterfall

Pengembangan sistem informasi pada penelitian ini menggunakan metode Waterfall, yaitu pendekatan pengembangan sistem yang dilakukan secara bertahap dan terstruktur [18]. Tahapan pengembangan dalam penelitian ini meliputi analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, dan pengujian. Setiap tahapan dilakukan secara berurutan untuk menghasilkan sistem sesuai dengan kebutuhan yang telah ditentukan.

Dalam analisis kebutuhan, ditentukan kebutuhan sistem untuk mengelola produk, *supplier*, transaksi penjualan, transaksi pembelian, stok, prediksi permintaan, dan rekomendasi pemesanan. Tahap perancangan digunakan untuk membuat rancangan antarmuka, basis data, dan alur proses sistem. Selanjutnya, tahap implementasi dilakukan dengan membangun sistem sesuai dengan rancangan yang telah dibuat serta mengintegrasikan modul prediksi ke dalam sistem. Tahap pengujian dilakukan untuk memastikan setiap fungsi sistem dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan yang telah ditentukan. Penggunaan metode Waterfall dalam penelitian ini mengacu pada pembahasan metodologi pengembangan sistem oleh Haniva et al. [18].

F. Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis kebutuhan dilakukan untuk menentukan fungsi yang diperlukan dalam Sistem Informasi Manajemen Toko Ritel. Kebutuhan sistem disusun berdasarkan alur pengelolaan toko yang mencakup pengelolaan data produk dan *supplier*, transaksi penjualan dan pembelian, pengelolaan stok, prediksi permintaan, serta rekomendasi pemesanan barang. Hasil analisis tersebut menjadi dasar dalam menentukan kebutuhan fungsional dan non-fungsional sistem.

Sistem menyediakan *Login* berdasarkan *role* admin dan

kasir. Admin dapat mengelola data produk, stok minimum, *Lead Time*, dan *supplier*, serta mengakses *dashboard*, prediksi permintaan, dan rekomendasi pemesanan. Kasir dapat melakukan input transaksi penjualan. Transaksi pembelian atau penerimaan barang digunakan untuk mencatat barang yang masuk dari *supplier*. Setiap transaksi yang berhasil disimpan akan memperbarui stok secara otomatis. Sistem juga memberikan notifikasi ketika stok mencapai atau berada di bawah batas yang telah ditentukan.

Modul prediksi digunakan untuk memperkirakan jumlah permintaan produk pada periode mendatang berdasarkan transaksi sebelumnya. Hasil prediksi dan evaluasi model ditampilkan pada *dashboard*, sedangkan *safety stock* dan *Reorder Point* dihitung dari data historis penjualan harian. Ketika stok berada pada atau di bawah *Reorder Point*, sistem menampilkan rekomendasi pemesanan dengan jumlah saran berdasarkan hasil prediksi, yang dapat ditinjau dan disetujui atau disesuaikan oleh admin. Pada penelitian ini, proses prediksi dijalankan secara manual oleh admin, sehingga fitur penjadwalan prediksi otomatis belum diterapkan dalam sistem.

Kebutuhan fungsional sistem dirinci pada Tabel 1. Setiap kebutuhan dikaitkan dengan aktor yang menggunakannya, yaitu admin, kasir, atau sistem untuk proses yang berjalan secara otomatis. Perincian tersebut digunakan untuk menjelaskan fungsi yang harus tersedia dan pihak yang menjalankannya.

Tabel 1. Kebutuhan Fungsional Sistem

Kode	Aktor	Kebutuhan Fungsional
F01	Admin, Kasir	*Login* menggunakan *username* dan *password*.
F02	Admin, Kasir	*Logout* untuk mengakhiri sesi.
F03	Sistem	Membatasi akses halaman dan layanan sesuai peran pengguna.
F04	Admin, Kasir	Menampilkan *dashboard* dengan pintasan ke modul utama.
F05	Admin	Mengelola data produk (tambah, ubah, hapus, cari, dan filter).
F06	Admin	Mengelola data pemasok (tambah, ubah, hapus, dan cari).
F07	Kasir, Admin	Mencatat transaksi penjualan melalui keranjang dengan total otomatis.
F08	Kasir, Admin	Menampilkan riwayat dan detail nota penjualan.
F09	Admin	Mencatat pembelian dari pemasok untuk satu atau beberapa produk.
F10	Admin	Menampilkan riwayat dan detail faktur pembelian.
F11	Sistem	Memperbarui stok secara otomatis saat penjualan dan pembelian.
F12	Sistem	Membuat notifikasi ketika stok mencapai atau berada di bawah stok minimum.
F13	Admin	Menjalankan prediksi permintaan untuk 14 hari ke depan.
F14	Admin	Menampilkan grafik penjualan aktual dan prediksi serta metrik evaluasi (MAE, RMSE, MAPE).
F15	Sistem	Menghitung *safety stock*, *Reorder Point*, jumlah saran, dan estimasi biaya untuk produk dengan stok ≤ *Reorder Point*.
F16	Admin	Menyetujui atau menyesuaikan rekomendasi dan meneruskannya ke formulir pembelian.

Selain kebutuhan fungsional, sistem juga harus memenuhi kebutuhan non-fungsional yang berkaitan dengan keamanan, kinerja, keandalan, integritas data, kegunaan, kemudahan pemeliharaan, dan transparansi hasil prediksi, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2. Kebutuhan tersebut digunakan sebagai acuan untuk memastikan sistem dapat digunakan dengan baik dan mendukung proses pengelolaan data secara konsisten.

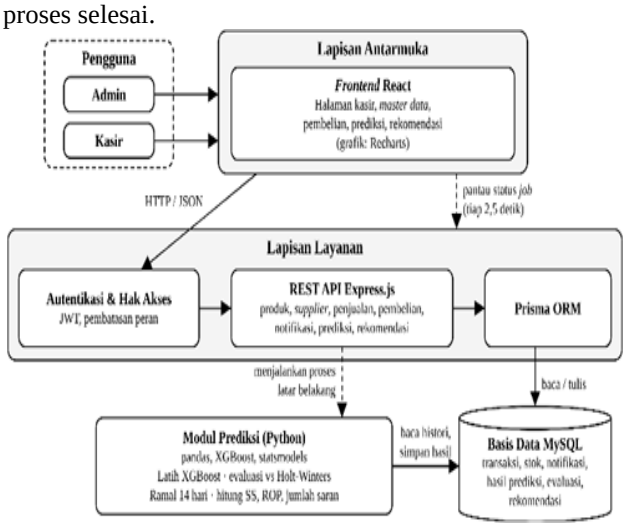
Tabel 2. Kebutuhan Non-Fungsional Sistem

Kode	Aspek	Kebutuhan Non-Fungsional
NF01	Keamanan	*Password* disimpan dalam bentuk *hash* (bcrypt), autentikasi menggunakan token JWT, dan setiap layanan diperiksa hak aksesnya sesuai peran.
NF02	Kinerja	Proses prediksi berjalan di latar belakang sehingga antarmuka tetap dapat digunakan, dengan rata-rata waktu eksekusi prediksi < 10 detik dan waktu muat halaman utama ≤ 3 detik.
NF03	Keandalan	Kegagalan proses prediksi tidak menghentikan transaksi; status dan pesan kesalahan dicatat, hasil prediksi terakhir tetap ditampilkan, dan permintaan prediksi ganda ditolak selama proses berjalan.
NF04	Integritas data	Penyimpanan transaksi dan perubahan stok dilakukan dalam satu *database transaction*, stok tidak dapat bernilai negatif, dan relasi antar tabel dijaga dengan *foreign key*.
NF05	Kegunaan	Antarmuka berbahasa Indonesia dengan fitur pencarian, filter, dan pesan validasi pada setiap formulir.
NF06	Pemeliharaan	Sistem dipisahkan menjadi lapisan antarmuka, layanan, dan modul prediksi, dengan skema basis data yang dikelola menggunakan Prisma.
NF07	Transparansi	Hasil prediksi ditampilkan bersama metrik evaluasi agar admin dapat menilai keandalannya.

Perancangan sistem dituangkan dalam diagram arsitektur, *use case* diagram, alur proses bisnis, dan *Entity Relationship Diagram* (ERD). Arsitektur sistem pada Gambar 1 terdiri atas lapisan antarmuka, lapisan layanan, modul prediksi, dan basis data. Admin dan kasir mengakses sistem melalui antarmuka berbasis *React* yang berkomunikasi dengan REST API Express.js menggunakan format JSON. Setiap permintaan diperiksa terlebih dahulu oleh lapisan autentikasi dan hak akses berbasis token JWT, kemudian diteruskan ke basis data MySQL melalui Prisma ORM.

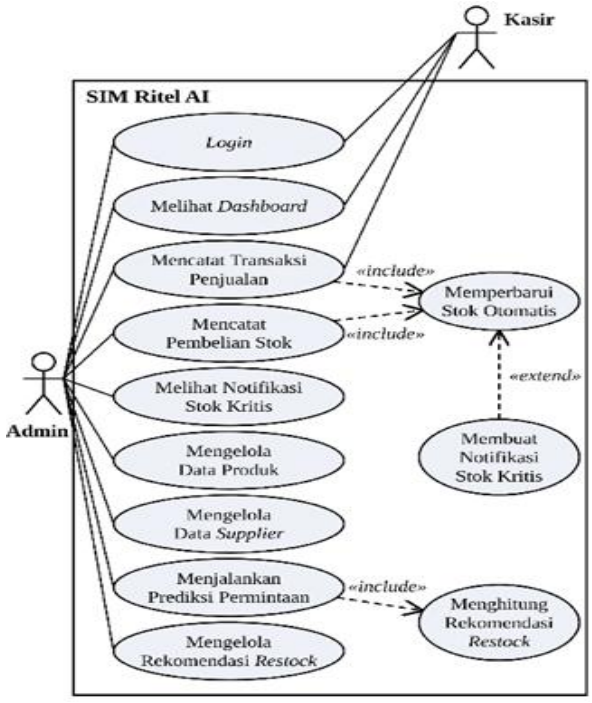
Ketika admin menjalankan prediksi, lapisan layanan memicu modul prediksi Python sebagai proses latar belakang. Modul ini membaca histori penjualan, melatih model XGBoost dan Holt-Winters, memilih model dengan MAE terendah untuk setiap produk, meramal permintaan 14 hari menggunakan model terpilih, serta menghitung *safety stock*, *Reorder Point*, dan jumlah saran

pemesanan. Hasilnya disimpan ke basis data, sementara antarmuka memantau status proses secara berkala hingga proses selesai.



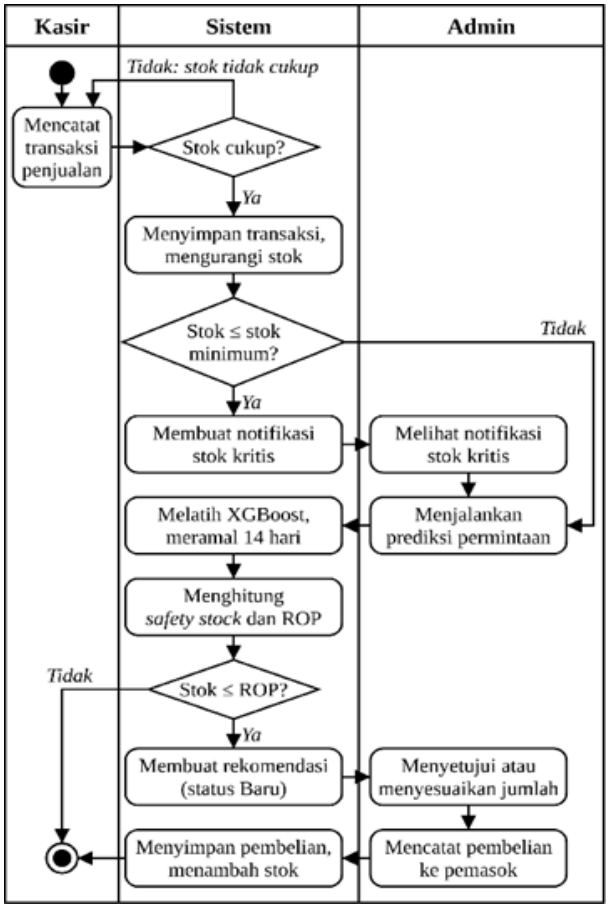
Gambar 1. Arsitektur sistem

Gambar 2 menunjukkan interaksi pengguna dengan sistem. Admin terhubung dengan sembilan *use case* yang mencakup pengelolaan data master, transaksi, notifikasi, prediksi, dan rekomendasi, sedangkan kasir hanya terhubung dengan *Login*, *dashboard*, dan pencatatan transaksi penjualan. Tiga *use case* lainnya dijalankan otomatis oleh sistem. Relasi «include» menunjukkan bahwa pencatatan penjualan dan pembelian selalu memperbarui stok secara otomatis, dan prediksi permintaan selalu diikuti perhitungan rekomendasi *restock*. Relasi «extend» menunjukkan bahwa notifikasi stok kritis hanya dibuat ketika stok hasil pembaruan mencapai atau berada di bawah stok minimum, dan notifikasi tersebut kemudian dapat dilihat admin melalui *use case* Melihat Notifikasi Stok Kritis.



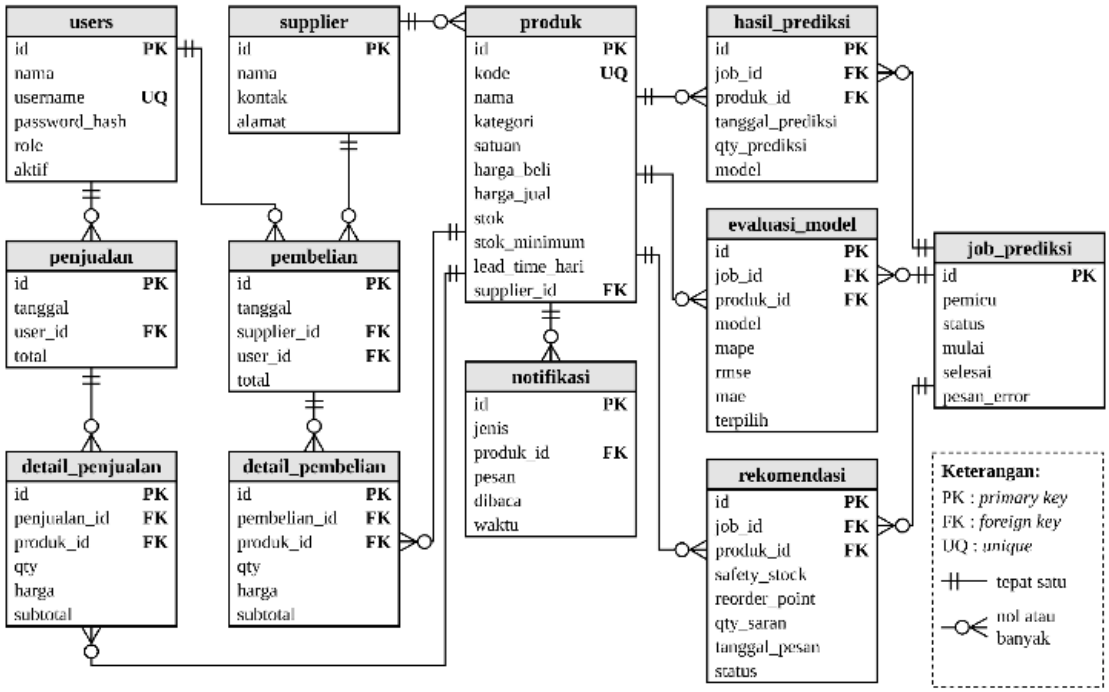
Gambar 2. *Use case* diagram

Alur proses bisnis pada Gambar 3 dimulai ketika kasir mencatat transaksi penjualan. Sistem menyimpan transaksi dan mengurangi stok produk, lalu membuat notifikasi stok kritis apabila stok mencapai atau berada di bawah stok minimum. Admin kemudian dapat menjalankan prediksi permintaan, dan sistem menghitung *safety stock* serta *Reorder Point* untuk setiap produk. Untuk produk dengan stok pada atau di bawah *Reorder Point*, sistem membuat rekomendasi berstatus baru dengan jumlah saran sebesar total prediksi 14 hari. Admin meninjau rekomendasi tersebut, menyetujui atau menyesuaikan jumlahnya, lalu mencatat pembelian ke pemasok sehingga stok produk bertambah.



Gambar 3. Alur proses bisnis sistem

Basis data sistem terdiri atas dua belas tabel sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4. Tabel users, *supplier*, dan produk menyimpan data master. Transaksi penjualan dicatat pada tabel penjualan dan detail penjualan, sedangkan pembelian dicatat pada tabel pembelian dan detail pembelian. Tabel notifikasi menyimpan peringatan stok kritis untuk setiap produk. Proses prediksi dicatat pada tabel job_prediksi, yang menjadi induk bagi tabel hasil_prediksi untuk nilai prediksi harian, evaluasi_model untuk metrik MAPE, RMSE, dan MAE setiap model beserta penanda model terpilih, serta rekomendasi untuk *safety stock*, *Reorder Point*, jumlah saran, dan status persetujuan. Setiap tabel hasil juga terhubung dengan tabel produk sehingga hasil prediksi dan rekomendasi dapat ditelusuri per produk.



Gambar 4. *Entity Relationship Diagram*

G. CRISP-DM untuk Modul Prediksi

Pengembangan modul prediksi permintaan menggunakan kerangka *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Kerangka ini digunakan untuk memberikan tahapan yang terstruktur dalam pengembangan proses data mining, mulai dari memahami kebutuhan hingga penerapan hasil model [19]. Tahapan CRISP-DM yang diterapkan dalam penelitian ini terdiri atas *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [19].

Pada tahap *Business Understanding*, peneliti terlebih dahulu menentukan kebutuhan toko, yaitu memperkirakan permintaan produk untuk membantu pengelolaan stok dan menentukan waktu pemesanan barang. Selanjutnya, pada tahap *Data Understanding*, data penjualan diperiksa untuk mengetahui periode data, jenis produk, dan pola penjualan yang terdapat di dalamnya. Tahap ini digunakan untuk memahami kebutuhan sistem dan karakteristik data sebelum proses pengolahan lebih lanjut.

Tahap *Data Preparation* dilakukan dengan mengolah data transaksi menjadi data penjualan harian untuk setiap produk. Data tersebut kemudian disiapkan agar dapat digunakan dalam proses pemodelan. Pada tahap *Modeling*, model XGBoost dibangun sebagai model utama dan Holt-Winters sebagai *baseline* pembanding. Selanjutnya, pada tahap *Evaluation*, kinerja kedua model dihitung menggunakan MAPE, RMSE, dan MAE pada data pengujian, lalu model dengan MAE terendah dipilih untuk setiap produk. Pada tahap *Deployment*, model prediksi dihubungkan dengan sistem agar hasil prediksi dapat ditampilkan pada *dashboard* dan digunakan untuk membuat rekomendasi pemesanan.

H. Preprocessing dan Feature Engineering

Data transaksi penjualan diolah menjadi data penjualan harian untuk setiap produk. Selanjutnya, setiap tanggal dipasangkan dengan seluruh produk menggunakan *grid tanggal-produk*. Hari yang tidak memiliki transaksi tetap dicatat dengan nilai penjualan (*qty*) sebesar 0. Langkah ini dilakukan agar data penjualan setiap produk tetap memiliki urutan waktu yang lengkap. Setelah itu, data diurutkan berdasarkan produk dan tanggal. Baris yang belum memiliki data historis yang cukup untuk membentuk fitur *lag* dan *rolling mean* dihapus sebelum digunakan untuk melatih model.

Feature engineering dilakukan dengan menambahkan beberapa jenis fitur yang berkaitan dengan produk dan waktu. Fitur yang digunakan meliputi *product_id*, *day_of_week*, *is_weekend*, *day_of_month*, *is_awal_bulan*, *month*, *lag_1*, *lag_7*, *lag_14*, *rolling_mean_7*, dan *rolling_mean_28*. Fitur *lag* digunakan untuk melihat jumlah permintaan pada satu, tujuh, dan empat belas hari sebelumnya. Sementara itu, *rolling mean* digunakan untuk menghitung rata-rata permintaan selama tujuh dan dua puluh delapan hari sebelumnya. Seluruh fitur tersebut kemudian digunakan sebagai input pada model XGBoost untuk melakukan prediksi pada seluruh produk.

I. Model XGBoost

Dalam penelitian ini, XGBoost Regressor dibuat sebagai model global, sehingga satu model digunakan untuk seluruh produk. Namun, terdapat *product_id* yang menjadi *key* sebagai pembeda karakteristik masing-masing produk. Tiap *key* tersebut merepresentasikan informasi produk, kalender, dan riwayat permintaan sebelumnya.

XGBoost yang digunakan memiliki 300 *estimator*, *max_depth* 4, *learning_rate* 0,03, *subsample* 0,8, *colsample_bytree* 0,8, dan *random_state* 42. Parameter tersebut digunakan untuk membangun model setelah data selesai melalui tahap *preprocessing* dan pembagian data berdasarkan urutan waktu. Konfigurasi tersebut digunakan secara konsisten dalam proses prediksi pada penelitian ini.

Hasil prediksi XGBoost kemudian dibandingkan dengan Holt-Winters menggunakan metrik MAPE, RMSE, dan MAE. Model dengan nilai MAE terendah pada setiap produk ditetapkan sebagai model terpilih

untuk menghasilkan prediksi permintaan selama 14 hari ke depan. Hasil prediksi tersebut selanjutnya digunakan dalam modul rekomendasi persediaan.

J. Holt-Winters Sebagai Baseline

Holt-Winters yang digunakan sebagai model pembanding dari hasil dari XGBoost. Metode ini menggunakan *exponential smoothing* yang mempertimbangkan unsur tren dan musiman dalam data deret waktu. Penerapan Holt-Winters pada data penjualan ritel juga digunakan oleh İnce dan Taşdemir untuk melakukan peramalan penjualan ritel dan menganalisis pola musiman pada data penjualan [5].

Dalam penelitian ini, Holt-Winters menggunakan pola musiman aditif dengan periode tujuh hari untuk mengikuti pola penjualan mingguan. Model tersebut diuji pada periode yang sama dengan XGBoost sehingga hasil keduanya dapat dibandingkan pada data yang sama. Lalu, kinerja Holt-Winters diukur menggunakan MAPE, RMSE, dan MAE untuk dibandingkan dengan hasil XGBoost.

K. Evaluasi Model

Hasil model prediksi diuji menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE). MAPE digunakan untuk mengukur rata-rata persentase kesalahan prediksi, RMSE mengukur akar dari rata-rata kuadrat kesalahan, sedangkan MAE mengukur rata-rata nilai absolut kesalahan antara nilai aktual dan nilai prediksi [24].

Nilai MAPE dihitung menggunakan Persamaan (2):

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \quad (2)$$

Nilai RMSE dihitung menggunakan Persamaan (3):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3)$$

Nilai MAE dihitung menggunakan Persamaan (4):

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|y_t - \hat{y}_t| \quad (4)$$

Keterangan: y_t adalah nilai aktual, $\hat{y}_t$ adalah nilai prediksi, n adalah jumlah data pengujian, dan n_+ adalah jumlah data pengujian dengan nilai aktual lebih besar dari nol. Dalam penelitian ini, data dengan nilai aktual sama dengan nol tidak disertakan dalam perhitungan MAPE untuk menghindari pembagian dengan nol.

Evaluasi dari ketiga metrik tersebut bertujuan untuk membandingkan hasil uji pada kinerja XGBoost dan Holt-Winters. Selain itu, nilai MAE digunakan sistem sebagai dasar pemilihan model: untuk setiap produk, model dengan MAE terendah ditetapkan sebagai model terpilih dan digunakan untuk meramal permintaan 14 hari ke depan. Dengan cara ini, setiap produk diramal menggunakan model yang paling sesuai dengan pola penjualannya.

Evaluasi pada Tabel 3 dilakukan pada periode pengujian 1 Juli–31 Agustus 2026 (62 hari) dengan model yang dilatih menggunakan data sampai 30 Juni 2026. XGBoost dievaluasi dengan prediksi satu langkah (*one-step-ahead*), yaitu fitur *lag* dan *rolling mean* setiap hari pengujian dihitung dari nilai penjualan aktual hari-hari sebelumnya. Holt-Winters menghasilkan prediksi seluruh periode pengujian secara langsung dari data latih tanpa diperbarui dengan nilai aktual. Prediksi rekursif 14 hari, yaitu hasil prediksi hari sebelumnya digunakan kembali sebagai masukan, hanya digunakan pada proses prediksi operasional sistem dan tidak digunakan untuk menghitung Tabel 3. Dengan demikian, nilai MAPE, RMSE, dan MAE pada Tabel 3 mengukur kinerja prediksi satu langkah dan belum menggambarkan akurasi prediksi rekursif 14 hari yang menjadi dasar jumlah saran pesanan. Skema ini juga menguntungkan XGBoost karena model tersebut memperoleh informasi aktual terbaru yang tidak dimiliki Holt-Winters. Selisih kinerja kedua model pada 20 produk diuji menggunakan uji peringkat bertanda Wilcoxon (*Wilcoxon signed-rank test*) pada taraf signifikansi 0,05, menggunakan nilai metrik per produk tanpa pembulatan.

L. Prediksi dan Perencanaan Persediaan

Hasil prediksi permintaan digunakan untuk membantu menentukan kebutuhan persediaan dan pemesanan barang. Sistem menghasilkan prediksi permintaan untuk 14 hari setelah tanggal terakhir pada data. Pada proses prediksi bertahap, hasil prediksi pada satu hari digunakan kembali sebagai bagian dari fitur *lag* untuk menghasilkan prediksi pada hari berikutnya. Produk yang memiliki riwayat data kurang dari 60 hari menggunakan *moving average* tujuh hari sebagai metode *fallback*.

Untuk perencanaan persediaan, sistem menghitung persediaan pengaman (*safety stock*) dan titik pemesanan kembali (*Reorder Point*) berdasarkan permintaan dan *Lead Time* setiap produk. *Safety stock* digunakan untuk menentukan tambahan persediaan sebagai cadangan, sedangkan *Reorder Point* digunakan sebagai batas untuk menentukan kapan produk perlu dipesan kembali [2], [4]. Penelitian sebelumnya juga menggunakan hasil peramalan permintaan untuk mendukung perhitungan *safety stock* dan *Reorder Point* dalam pengelolaan persediaan.

Dalam penelitian ini, persediaan pengaman dihitung menggunakan tingkat layanan 95% dengan faktor 1,65. Rumus yang digunakan ditunjukkan pada Persamaan (5):

$$SS = 1{,}65 \times \sigma_{\text{demand}} \times \sqrt{\text{lead time}} \quad (5)$$

Keterangan: SS adalah *safety stock*, σ harian adalah standar deviasi permintaan harian, dan *Lead Time* adalah waktu tunggu pengadaan dalam satuan hari.

Titik pemesanan kembali dihitung menggunakan Persamaan (6):

$$\text{ROP} = (\text{rata} - \text{rata permintaan harian} \times \text{lead time}) + SS \quad (6)$$

Keterangan: ROP adalah *Reorder Point*, SS adalah *safety stock*, rata-rata permintaan harian adalah jumlah rata-rata permintaan produk per hari, dan *Lead Time* adalah waktu tunggu pengadaan dalam hari.

Nilai *safety stock* dan *Reorder Point* dibulatkan ke atas menjadi bilangan bulat. Rekomendasi pemesanan hanya dibuat oleh sistem apabila stok produk saat ini kurang dari

atau sama dengan ROP (Stok ≤ ROP). Kuantitas pemesanan yang direkomendasikan (Jumlah Saran Pesanan) dihitung dari total hasil prediksi permintaan model terpilih selama 14 hari ke depan yang dibulatkan ke atas sebagaimana Persamaan (7):

$$\text{Jumlah Saran Pesanan} = \left\lceil \sum_{t=1}^{14} \hat{y}_t \right\rceil \quad (7)$$

Keterangan: $\hat{y}_t$ adalah hasil prediksi permintaan model terpilih pada hari ke-*t*.

Estimasi biaya pemesanan dihitung dari Jumlah Saran Pesanan dikalikan dengan harga beli produk. Sistem memberikan rekomendasi pemesanan ketika stok saat ini kurang dari atau sama dengan ROP. Informasi rekomendasi kemudian ditampilkan pada sistem untuk ditinjau oleh admin.

M. Integrasi Model ke Sistem

Modul prediksi diintegrasikan ke dalam sistem melalui hubungan antara basis data, *backend*, modul Python, dan antarmuka pengguna. Basis data MySQL digunakan untuk menyimpan data transaksi dan hasil pengolahan. *Backend* Node.js dan Express.js mengatur proses sistem serta menghubungkan data dengan modul prediksi Python. Sedangkan modul Python digunakan untuk melakukan pengolahan data, prediksi, dan evaluasi dengan bantuan pandas, scikit-learn, XGBoost, dan statsmodels.

Prediksi dijalankan ketika admin menekan tombol "Jalankan Prediksi AI" pada halaman prediksi. *Backend* kemudian menjalankan modul Python secara asinkron di latar belakang (*background process*) agar antarmuka tidak mengalami pembekuan (*freeze*). Antarmuka memantau status pekerjaan (*job status*) secara berkala melalui mekanisme *polling* setiap 2,5 detik. Apabila proses prediksi sedang berlangsung, permintaan prediksi baru akan ditolak oleh sistem. Jika terjadi kegagalan proses, status pekerjaan dicatat sebagai "gagal", pesan kesalahan disimpan pada basis data, dan antarmuka tetap menampilkan hasil prediksi terakhir yang berhasil dijalankan. Hasil prediksi yang berhasil selanjutnya disimpan ke basis data untuk ditampilkan pada halaman prediksi serta digunakan dalam modul rekomendasi persediaan.

N. Pengujian Kotak Hitam

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* untuk memastikan bahwa setiap fungsi utama sistem memberikan keluaran sesuai dengan masukan dan kondisi yang ditentukan. Pengujian dilakukan melalui antarmuka sistem dengan melibatkan pengguna yang berperan sebagai admin dan kasir. Pada pengujian ini, hasil yang diberikan sistem dibandingkan dengan keluaran yang telah ditetapkan untuk setiap skenario pengujian.

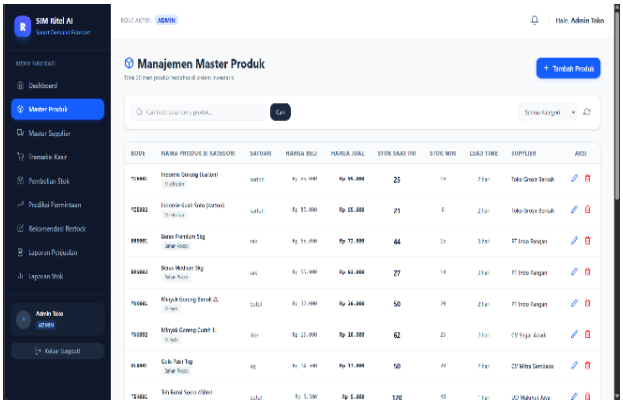
Fungsi yang diuji meliputi *Login*, pengaturan hak akses, pengelolaan produk, pengelolaan *supplier*, transaksi penjualan, transaksi pembelian, notifikasi stok, prediksi permintaan, rekomendasi pemesanan, dan persetujuan rekomendasi. Setiap fungsi diuji menggunakan skenario tertentu dengan masukan dan kondisi yang telah ditentukan. Hasil pengujian dicatat berdasarkan kesesuaian antara keluaran sistem dan keluaran yang diharapkan, sedangkan rincian hasil pengujian disajikan pada Bagian III.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

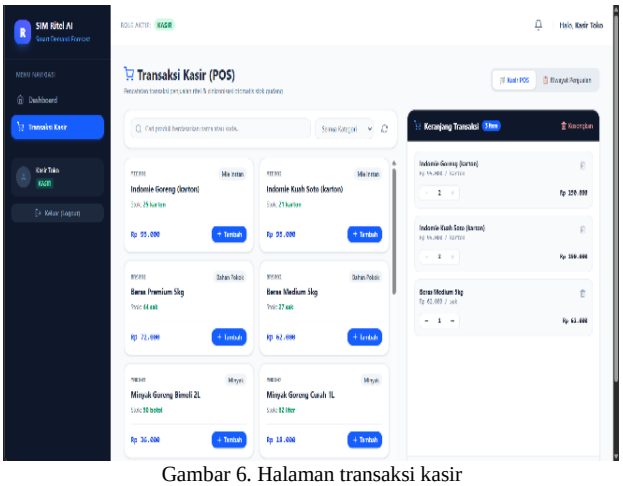
A. Hasil Implementasi Sistem

Sistem informasi manajemen toko ritel yang sudah dikembangkan menyediakan berbagai fitur untuk mengelola kegiatan pengelolaan toko, mulai dari data produk dan pemasok, transaksi penjualan dan pembelian, hingga pengelolaan persediaan dan prediksi permintaan. Pengguna dapat mengakses fitur tersebut melalui *dashboard* dan halaman yang tersedia sesuai dengan perannya. Seluruh fitur tersebut terhubung dalam satu sistem, sehingga data transaksi dan persediaan dapat digunakan dalam proses prediksi permintaan serta menghasilkan rekomendasi pemesanan.

Halaman manajemen produk pada Gambar 5 digunakan untuk mengelola persediaan produk yang meliputi harga beli, harga jual, stok, stok minimum, waktu tunggu pemasok, dan pemasok yang terkait dengan produk. Sedangkan, pada halaman transaksi kasir pada Gambar 6, pengguna dapat mencatat penjualan sehingga jumlah stok produk akan berkurang secara otomatis setelah transaksi disimpan. Selain itu, transaksi pembelian juga digunakan untuk mencatat barang yang diterima dari pemasok dan menambah jumlah stok produk pada sistem. Menu Laporan Penjualan dan Laporan Stok pada antarmuka merupakan fitur pelengkap untuk menampilkan rekap data dan berada di luar ruang lingkup kebutuhan fungsional serta pengujian pada penelitian ini.



Gambar 5. Halaman master produk



Gambar 6. Halaman transaksi kasir

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas data transaksi penjualan, data produk, dan data pemasok. Data transaksi mencakup periode 1 September 2025 sampai 31 Agustus 2026 dengan 10.886 transaksi penjualan dari 20 produk dan 5 pemasok. Berdasarkan perhitungan pada data transaksi, jumlah penjualan selama periode tersebut mencapai 97.116 unit dengan nilai penjualan sebesar Rp1.821.150.000.

Analisis eksplorasi dilakukan untuk mengetahui pola permintaan berdasarkan waktu dan produk. Hasil pengolahan data menunjukkan jumlah permintaan bulanan paling tinggi terjadi pada Maret 2026 dengan 9.828 unit dan pada bulan Februari 2026 mencapai 9.250 unit. Sambal ABC Sachet menjadi produk dengan jumlah penjualan tertinggi dengan total 12.625 unit. Sementara itu, rata-rata permintaan harian per produk selama periode tersebut adalah sekitar 13,3 unit (97.116 unit dibagi 20 produk dan 365 hari). Tingginya permintaan pada Februari dan Maret 2026 mencakup periode menjelang dan selama Ramadan, sesuai dengan pola yang terdapat pada *dataset* (lihat Subbab Prosedur Pembangkitan dan Karakterisasi Data Simulasi).

B. Hasil Prediksi dan Evaluasi Model

Model XGBoost dan Holt-Winters digunakan untuk menghasilkan prediksi permintaan produk pada data pengujian. Holt-Winters menggunakan periode musiman tujuh hari, sedangkan XGBoost menggunakan fitur kalender dan riwayat permintaan. Kedua model dievaluasi pada periode pengujian yang sama agar hasilnya dapat dibandingkan berdasarkan data yang sama.

Evaluasi dilakukan untuk membandingkan kinerja XGBoost dan Holt-Winters pada data pengujian yang sama. Hasil evaluasi dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Error* (MAE) untuk masing-masing produk sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3. Ketiga metrik tersebut digunakan untuk melihat perbedaan tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan oleh kedua model. Skema evaluasi dijelaskan pada subbab Evaluasi Model: XGBoost dievaluasi dengan prediksi satu langkah, sedangkan Holt-Winters dengan prediksi langsung selama 62 hari periode pengujian, sehingga Tabel 3 belum menggambarkan akurasi prediksi rekursif 14 hari.

Tabel 3. Hasil evaluasi XGBoost (prediksi satu langkah) dan Holt-Winters (prediksi langsung 62 hari) pada periode pengujian

Barang	Model	MAPE (%)	RMSE	MAE
1	XGBoost	30,88	2,97	2,28
1	Holt-Winters	30,35	2,99	2,42
2	XGBoost	50,31	2,10	1,66
2	Holt-Winters	46,69	1,96	1,56
3	XGBoost	27,25	3,50	2,83
3	Holt-Winters	26,00	3,24	2,61
4	XGBoost	42,15	2,60	1,96
4	Holt-Winters	37,70	2,65	2,07
5	XGBoost	25,17	2,67	2,16
5	Holt-Winters	24,36	2,67	2,10
6	XGBoost	31,57	4,34	3,57
6	Holt-Winters	30,53	4,48	3,63
7	XGBoost	24,51	2,53	1,97
7	Holt-Winters	25,32	2,70	1,99
8	XGBoost	46,10	7,75	5,96
8	Holt-Winters	40,83	7,58	5,89
9	XGBoost	35,33	8,89	6,88
9	Holt-Winters	33,52	8,70	6,65
10	XGBoost	29,15	7,88	6,57
10	Holt-Winters	28,33	7,58	6,29
11	XGBoost	36,46	2,25	1,79
11	Holt-Winters	37,28	2,39	1,88
12	XGBoost	40,66	2,81	2,24
12	Holt-Winters	41,56	2,62	2,12
13	XGBoost	26,07	9,62	7,74
13	Holt-Winters	26,87	9,58	7,83
14	XGBoost	45,65	2,94	2,45
14	Holt-Winters	43,70	2,88	2,40
15	XGBoost	19,92	3,23	2,58
15	Holt-Winters	22,44	3,42	2,77
16	XGBoost	39,16	6,90	5,92
16	Holt-Winters	35,34	6,42	5,36
17	XGBoost	52,52	1,90	1,56
17	Holt-Winters	51,16	1,96	1,66
18	XGBoost	32,73	1,95	1,60
18	Holt-Winters	37,39	1,98	1,66
19	XGBoost	46,32	4,81	3,80
19	Holt-Winters	47,52	4,77	3,84
20	XGBoost	39,41	1,67	1,37
20	Holt-Winters	43,23	1,73	1,40
Rata-rata	XGBoost	36,07	4,17	3,34
Rata-rata	Holt-Winters	35,51	4,12	3,31

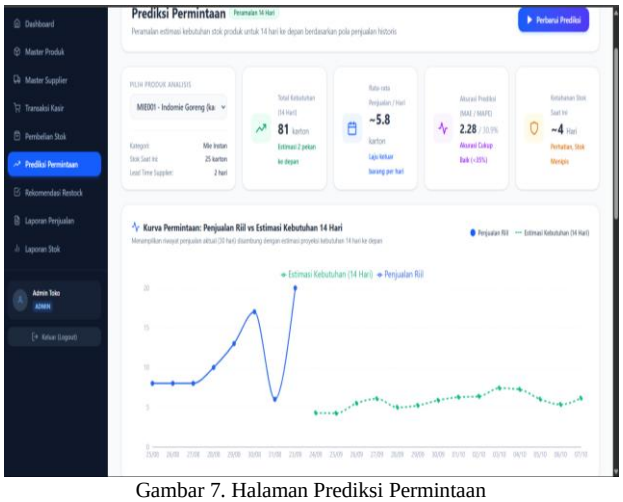
Berdasarkan Tabel 3, kinerja XGBoost dan Holt-Winters relatif setara, dengan rata-rata MAPE 36,07% dan 35,51%, RMSE 4,17 dan 4,12, serta MAE 3,34 dan 3,31. Selisih rata-rata MAE kurang dari 0,05 unit (sekitar 1%) dan tidak ada model yang unggul secara konsisten: berdasarkan MAE, Holt-Winters unggul pada 9 produk dan XGBoost pada 11 produk, sedangkan berdasarkan MAPE, Holt-Winters unggul pada 12 produk dan XGBoost pada 8 produk. Uji peringkat bertanda Wilcoxon menunjukkan bahwa selisih tersebut tidak signifikan ($p = 0,65$ untuk MAE, 0,37 untuk RMSE, dan 0,29 untuk MAPE). Hasil ini perlu dicermati karena XGBoost dievaluasi dengan keuntungan informasi berupa nilai aktual hari sebelumnya, sedangkan Holt-Winters memprediksi seluruh periode pengujian tanpa pembaruan, tetapi XGBoost tetap tidak unggul.

Beberapa faktor diduga menjelaskan mengapa XGBoost yang lebih kompleks tidak memberikan keunggulan yang konsisten; dugaan ini belum diuji

melalui eksperimen ablation. Pertama, data sintetis memiliki pola musiman mingguan yang teratur dan sudah sesuai dengan struktur Holt-Winters aditif berperiode tujuh hari, sehingga hanya sedikit pola tambahan yang dapat dipelajari XGBoost. Kedua, periode pengujian (Juli–Agustus 2026) tidak mencakup periode Ramadan dan data hanya mencakup satu tahun, sehingga fitur kalender seperti bulan dan awal bulan belum berpengaruh besar dan pola Ramadan tidak dapat dipelajari XGBoost dari data latih yang hanya memuat satu siklus. Ketiga, volume permintaan harian relatif kecil (rata-rata sekitar 13 unit per produk per hari), sehingga variasi acak harian berkontribusi besar terhadap kesalahan prediksi, tercermin pada MAPE di kisaran 36%. Pada kondisi ini kedua model berada pada tingkat kesalahan yang hampir sama sehingga ruang perbedaan di antara keduanya sempit.

Karena tidak ada satu model yang unggul pada seluruh produk, sistem memilih model dengan MAE terendah untuk setiap produk, sehingga rekomendasi pemesanan disusun dari hasil peramalan yang paling sesuai dengan pola penjualan masing-masing produk. Namun, dengan selisih kinerja sekecil ini, pemilihan model berdasarkan MAE pada data pengujian yang sama berpotensi hanya memilih model yang kebetulan lebih baik pada periode tersebut, sehingga validasi pada data terpisah diperlukan pada penelitian selanjutnya.

Setelah evaluasi dilakukan, sistem menghasilkan prediksi permintaan untuk 14 hari berikutnya menggunakan model terpilih dan menampilkannya pada halaman prediksi sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 7. Hasil tersebut kemudian digunakan sebagai dasar untuk proses perencanaan persediaan pada tahap berikutnya. Dengan demikian, hasil peramalan tidak hanya memberikan perkiraan permintaan, tetapi juga menjadi masukan dalam proses perencanaan persediaan.



Gambar 7. Halaman Prediksi Permintaan

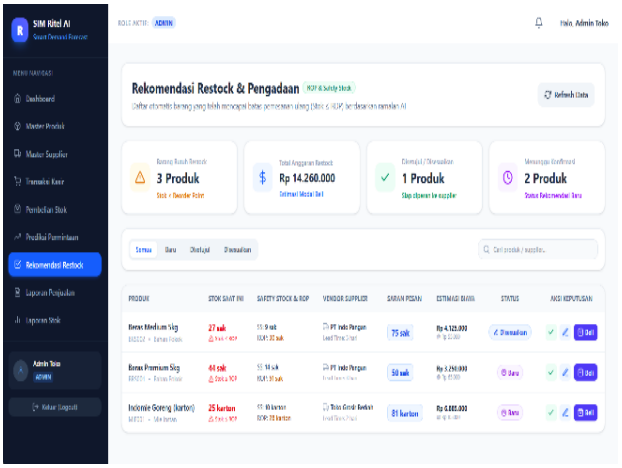
C. Hasil Perencanaan Persediaan dan Pengujian Sistem

Sistem menghitung persediaan pengaman (*safety stock*) dan titik pemesanan kembali (*Reorder Point* / ROP) berbasis data historis penjualan harian, sedangkan total hasil prediksi permintaan model terpilih selama 14 hari ke depan digunakan untuk menentukan Jumlah Saran Pesanan. Contoh hasil perhitungan ditunjukkan pada Tabel 4. Perhitungan tersebut digunakan untuk mendukung proses penentuan kebutuhan pemesanan barang.

Tabel 4. Contoh Perhitungan *Safety stock* dan *Reorder Point*

Parameter	Produk				
	1	2	3	4	5
Rata-rata Harian	9,27	5,47	13,00	7,17	10,85
Std Harian	3,37	2,23	3,94	2,36	3,04
Lead Time	2	2	3	3	2
Safety stock	8	6	12	7	8
Reorder Point	27	17	51	29	30

Tabel ini menampilkan contoh hasil perhitungan *safety stock* dan *Reorder Point* pada beberapa produk. *Safety stock* artinya adalah persediaan tambahan pada produk untuk mengantisipasi perubahan kebutuhan, sedangkan *Reorder Point* menjadi batas stok yang digunakan sistem untuk memberikan rekomendasi pemesanan. Ketika jumlah stok berada pada atau di bawah batas tersebut, sistem menampilkan rekomendasi restok untuk produk yang bersangkutan. Jumlah Saran Pesanan tidak dicantumkan pada Tabel 4 karena nilainya bergantung pada hasil prediksi 14 hari saat sistem dijalankan; contoh nilainya ditunjukkan pada halaman rekomendasi *restock* (Gambar 8).



Gambar 8. Halaman Rekomendasi Restok

Untuk melihat produk yang perlu dilakukan pemesanan kembali, Admin dapat menuju ke halaman rekomendasi *restock*. Pada halaman tersebut, sistem menampilkan produk yang perlu diperhatikan beserta jumlah pemesanan yang direkomendasikan. Hasil rekomendasi tersebut dapat digunakan Admin sebagai acuan dalam menentukan pemesanan barang.

Pengujian sistem juga dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* dengan menjalankan beberapa skenario pada fungsi utama sistem. Pengujian mencakup proses *Login*, pengelolaan data produk dan pemasok, transaksi penjualan dan pembelian, informasi stok, prediksi permintaan, rekomendasi pemesanan, serta persetujuan rekomendasi pemesanan. Hasil pengujian pada Tabel 5 menunjukkan bahwa 35 dari 35 skenario berhasil dijalankan sesuai dengan keluaran yang diharapkan.

Tabel 5. Hasil Pengujian Black Box

No	Fitur	Skenario	*Output* yang diharapkan	Hasil
1	*Login*	Admin *Login* dengan	Masuk *dashboard*,	Valid

No	Fitur	Skenario	*Output* yang diharapkan	Hasil
		username dan *password* benar	menu admin tampil	
2	*Login*	Kasir *Login* dengan *username* dan *password* benar	Masuk *dashboard*, menu admin tersembunyi	Valid
3	*Login*	*Login* dengan *password* salah	*Login* ditolak, pesan kesalahan tampil	Valid
4	*Login*	*Username* dan *password* dikosongkan	Muncul pesan wajib diisi	Valid
5	*Login*	*Password* kurang dari 6 karakter	*Login* ditolak, pesan kesalahan tampil	Valid
6	*Login*	Pengguna menekan tombol Keluar	Kembali ke halaman *Login*	Valid
7	Kontrol akses	Kasir membuka halaman Master Produk melalui URL	Muncul halaman "Akses Ditolak"	Valid
8	Kontrol akses	Membuka halaman transaksi tanpa *Login*	Diarahkan ke halaman *Login*	Valid
9	Manajemen produk	Admin menambah produk dengan data valid	Produk tersimpan dan tampil	Valid
10	Manajemen produk	Menyimpan produk dengan nama dan kategori kosong	Ditolak, muncul pesan wajib diisi	Valid
11	Manajemen produk	Menyimpan produk dengan harga beli negatif	Ditolak, harga tidak boleh negatif	Valid
12	Manajemen produk	Menyimpan produk dengan *Lead Time* 0	Ditolak, *Lead Time* minimal 1 hari	Valid
13	Manajemen produk	Menyimpan produk dengan kode yang sudah terdaftar	Ditolak, kode sudah terdaftar	Valid
14	Manajemen produk	Admin mengubah harga jual produk	Perubahan tersimpan	Valid
15	Manajemen produk	Admin mencari produk berdasarkan nama	Produk sesuai kata kunci tampil	Valid
16	Manajemen produk	Menghapus produk yang memiliki riwayat penjualan	Penghapusan ditolak	Valid
17	Manajemen pemasok	Admin menambah pemasok dengan data valid	Pemasok tersimpan dan tampil	Valid
18	Manajemen pemasok	Menyimpan pemasok dengan field kosong	Ditolak, muncul pesan wajib diisi	Valid
19	Manajemen pemasok	Menghapus pemasok yang masih terhubung dengan produk	Penghapusan ditolak	Valid
20	Transaksi penjualan	Kasir memproses penjualan dengan data valid	Transaksi tersimpan, stok berkurang	Valid
21	Transaksi penjualan	Memproses pembayaran dengan keranjang kosong	Ditolak, keranjang masih kosong	Valid
22	Transaksi penjualan	Menambah jumlah item melebihi stok tersedia	Jumlah dibatasi sesuai stok	Valid
23	Transaksi penjualan	Membuka riwayat dan detail nota penjualan	Riwayat dan nota tampil	Valid
24	Transaksi pembelian	Admin menyimpan pembelian dengan data valid	Transaksi tersimpan, stok bertambah	Valid
25	Transaksi pembelian	Menyimpan pembelian tanpa memilih pemasok	Ditolak, pemasok wajib dipilih	Valid
26	Transaksi pembelian	Menyimpan pembelian dengan jumlah 0	Ditolak, jumlah minimal 1	Valid
27	Notifikasi stok	Penjualan membuat stok mencapai stok minimum	Notifikasi stok kritis muncul	Valid
28	Notifikasi stok	Admin menandai semua notifikasi telah dibaca	Notifikasi berstatus dibaca	Valid
29	Prediksi permintaan	Admin menjalankan proses prediksi	Grafik prediksi 14 hari dan metrik tampil	Valid
30	Prediksi permintaan	Admin memilih produk lain untuk dianalisis	Grafik berubah sesuai produk	Valid
31	Rekomendasi pemesanan	Stok produk berada pada atau di bawah *Reorder Point*	Rekomendasi tampil (SS, ROP, jumlah saran)	Valid
32	Rekomendasi pemesanan	Admin menyetujui rekomendasi	Status menjadi Disetujui	Valid
33	Rekomendasi pemesan	Admin menyesuaikan jumlah pesanan	Status menjadi Disesuaikan	Valid

No	Fitur	Skenario	*Output* yang diharapkan	Hasil
	an	dengan nilai valid		
34	Rekomendasi pemesanan	Admin menyesuaikan jumlah pesanan dengan nilai 0	Ditolak, jumlah harus lebih dari 0	Valid
35	Rekomendasi pemesanan	Admin menekan tombol Beli pada rekomendasi	*Form* pembelian terisi otomatis	Valid

Selain pengujian fungsional, pengujian non-fungsional juga dilakukan untuk mengukur kinerja dan keandalan sistem. Hasil pengujian menunjukkan rata-rata waktu eksekusi proses prediksi di latar belakang adalah 4,2 detik dan waktu muat halaman utama pada jaringan lokal adalah 1,8 detik, sehingga memenuhi target kinerja (NF02). Sistem juga menolak permintaan prediksi ganda saat proses masih berjalan, sesuai dengan kebutuhan keandalan (NF03). Hasil pengujian non-fungsional disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Non-Fungsional

Kode	Aspek	Skenario Pengujian	Target Kinerja	Hasil Aktual	Status
NF 02	Kinerja (eksekusi prediksi)	Eksekusi modul Python AI di latar belakang (*background process*)	Rata-rata waktu eksekusi < 10 detik	4,2 detik	Sesuai
NF 02	Kinerja (waktu muat)	Pengukuran waktu muat antarmuka utama (*frontend*) jaringan lokal	Waktu tanggap halaman ≤ 3 detik	1,8 detik	Sesuai
NF 03	Keandalan	Permintaan prediksi ganda saat proses prediksi sedang berjalan	Mencegah *race condition* / penumpukan *job*	Job kedua ditolak (409 Conflict)	Sesuai

Kebutuhan non-fungsional lainnya diverifikasi melalui skenario pengujian pada Tabel 5, yaitu keamanan (NF01) melalui skenario 3, 5, 7, dan 8; integritas data (NF04) melalui skenario 16, 19, dan 22; kegunaan (NF05) melalui pesan validasi pada skenario 4, 10, 11, dan 18; serta transparansi (NF07) melalui tampilnya metrik evaluasi pada skenario 29. Kebutuhan pemeliharaan (NF06) dipenuhi melalui rancangan arsitektur berlapis pada Gambar 1. Hasil verifikasi tersebut melengkapi pengujian fungsi sistem dengan pemeriksaan terhadap kebutuhan non-fungsional yang telah ditetapkan.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, antara lain penggunaan *dataset* sintetis satu tahun sebagai data uji sistem, periode pengujian yang belum mencakup kondisi operasional nyata toko ritel, serta modul prediksi yang belum mencakup produk baru tanpa riwayat penjualan. Selain itu, pola permintaan pada *dataset* sintetis dihasilkan melalui pembangkitan dengan bantuan kecerdasan buatan, sehingga kemampuan model dalam menangkap pola tersebut belum sepenuhnya mencerminkan kinerja pada data transaksi riil yang lebih bervariasi. Pemilihan model terbaik untuk setiap produk juga dilakukan berdasarkan MAE pada periode pengujian yang sama dengan pelaporan hasil evaluasi, sehingga nilai kesalahan yang dilaporkan berpotensi lebih optimistis dibandingkan pengujian pada data yang sepenuhnya terpisah. Di samping itu, manfaat rekomendasi pemesanan terhadap penurunan kejadian *stockout* dan *overstock* belum dievaluasi secara kuantitatif, dan pembandingan dengan model *baseline* sederhana belum dilakukan. Selain itu, Tabel 3 diperoleh dari prediksi satu langkah untuk XGBoost sehingga akurasi prediksi rekursif 14 hari yang digunakan sistem belum dievaluasi, dan uji signifikansi hanya dilakukan pada 20 produk dalam satu periode pengujian. Pengujian sistem pada data transaksi riil dunia nyata (*real-world dataset*) menjadi fokus pengembangan pada penelitian selanjutnya. Penggunaan data transaksi nyata dengan periode yang lebih panjang dapat digunakan untuk mengevaluasi penerapan sistem pada kondisi operasional yang lebih beragam.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Penelitian ini menghasilkan sistem informasi manajemen toko ritel yang mengintegrasikan pengelolaan produk, pemasok, transaksi, stok, prediksi permintaan, dan rekomendasi pemesanan barang. Modul prediksi membandingkan XGBoost dan Holt-Winters, lalu memilih model dengan MAE terendah untuk setiap produk dalam menghasilkan perkiraan permintaan berdasarkan data penjualan harian. Sistem menggunakan data historis penjualan harian untuk menghitung persediaan pengaman (*safety stock*) dan titik pemesanan kembali (*Reorder Point*) guna menentukan kapan barang perlu dipesan. Sementara itu, luaran peramalan model terpilih digunakan khusus untuk menentukan kuantitas saran pesanan (jumlah restok). Hasil evaluasi menunjukkan kinerja XGBoost dan Holt-Winters relatif setara dan selisihnya tidak signifikan secara statistik pada 20 produk. Karena seluruh data bersifat sintetis, hasil tersebut hanya menggambarkan kinerja pada skenario simulasi dan belum membuktikan kemampuan model memprediksi permintaan pada kondisi operasional toko ritel yang sebenarnya.

Pengujian sistem menggunakan metode *Black Box Testing* terhadap 35 skenario menunjukkan bahwa seluruh skenario berhasil dijalankan sesuai dengan keluaran yang diharapkan. Pengujian tersebut mencakup fungsi *Login*, pengelolaan data, transaksi, stok, prediksi permintaan, rekomendasi pemesanan, dan persetujuan rekomendasi. Hasil ini menunjukkan bahwa fungsi utama sistem yang

diuji dapat berjalan sesuai dengan rancangan yang telah dibuat.

B. Saran

Pengembangan selanjutnya dapat menggunakan data transaksi nyata dengan periode yang lebih panjang agar proses prediksi dapat diuji pada kondisi operasional yang lebih beragam. Sistem juga dapat dikembangkan dengan penjadwalan prediksi secara otomatis sehingga pembaruan hasil prediksi tidak perlu dijalankan secara manual. Evaluasi model dan fitur persediaan juga dapat diperluas dengan menambahkan periode pengujian dan variabel yang lebih sesuai dengan kondisi toko.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya atas dukungan yang diberikan selama pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] L. Trianti, I. Sukma, and H. Henny, "SISTEM IN*FORM*ASI MANAJEMEN PERSEDIAN BARANG OPTIMALISASI STOK DI SWALAYAN SEMYUM 500 KENDARI MENGGUNAKAN PERPETUAL INVENTORY SYSTEM," *Simtek : jurnal sistem* informasi *dan teknik komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 480–486, Oct. 2025, doi: 10.51876/simtek.v10i2.1679.

[2] A. Muluk and A. N. Akbar, "PENGEMBANGAN SISTEM PREDIKSI PERMINTAAN UNTUK REORDER POINT BERBASIS MACHINE LEARNING," *Jurnal Inovasi Rekayasa Mekanikal dan Termal*, vol. 3, no. 1, pp. 79–84, Jun. 2025, doi: 10.25077/inomet.3.1.79-84.2025.

[3] M. Seyedan, F. Mafakheri, and C. Wang, "Order-up-to-level inventory optimization model using time-series demand *forecasting* with ensemble deep learning," *Supply Chain Analytics*, vol. 3, p. 100024, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.sca.2023.100024.

[4] V. Nurcahyawati, Riyondha Aprilian Brahmantyo, and Januar Wibowo, "Manajemen Persediaan Menggunakan Metode Safety stock dan Reorder Point," *Jurnal Sains dan Informatika*, pp. 89–99, Aug. 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i1.431.

[5] M. N. İnce and Ç. Taşdemir, "*Forecasting* Retail Sales for Furniture and Furnishing Items through the Employment of Multiple Linear Regression and Holt–Winters Models," *Systems*, vol. 12, no. 6, p. 219, Jun. 2024, doi: 10.3390/systems12060219.

[6] I. D. Mienye and Y. Sun, "A Survey of Ensemble Learning: Concepts, Algorithms, Applications, and Prospects," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 99129–99149, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3207287.

[7] S. Albassam, A. Alqahtani, and A. Alazba, "Retail Sales *Forecasting* Using Tree-Based Machine Learning Models: An Empirical Study of Preprocessing Configurations and Feature Ablation," *Applied Sciences*, vol. 16, no. 15, p. 7556, Jul. 2026, doi: 10.3390/app16157556.

[8] H. Wijaya, D. P. Hostiadi, and E. Triandini, "Optimization XGBoost Algorithm Using Parameter Tunning in Retail Sales Prediction," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik InFormatika (JANAPATI)*, vol. 13, no. 3, Dec. 2024, doi: 10.23887/janapati.v13i3.82214.

[9] William Antonius, Desi Arisandi, and Novario Jaya Perdana, "Pembuatan Sistem Pencatatan Transaksi dan Inventori Berbasis Web Pada Toko Besi Irdawanti," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem* Informasi, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.24912/jiksi.v13i1.32880.

[10] Fernaldo Mahardhika Putra, Uce Indahyanti, Yulian Findawati, and Yunianita Rahmawati, "Web-Based Inventory System for Stock Management in Retail SMEs," *JICTE (Journal of InFormation and Computer Technology Education)*, vol. 9, no. 2, 2025, doi: 10.21070/jicte.v9i2.1697.

[11] M. Musfiah and C. H. Simanjuntak, "PENERAPAN METODE REGRESI LINIER PADA SISTEM PREDIKSI PENJUALAN PRODUK IKAN," *Simtek : jurnal sistem* informasi *dan teknik komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 172–178, Apr. 2025, doi: 10.51876/simtek.v10i1.1545.

[12] M. Kolyaei, L. Zhang, and M. Blom, "Inventory replenishment and fulfilment decisions for an omnichannel retailer: a reinforcement learning-based method," *Int. J. Prod. Res.*, vol. 63, no. 24, pp. 9571–9592, Dec. 2025, doi: 10.1080/00207543.2025.2520596.

[13] G. I. Simanungkalit, H. D. Yanuarso, F. A. Syafnijal, E. R. E. Putra, and S. Ramadhania, "Design Of Artificial Neural Network (ANN) Based Analytics Model for Safety stock and Reorder Point Prediction at Galeri 1 ITERA," *Jumantara Jurnal Manajemen dan Teknologi Rekayasa*, vol. 5, no. 2, p. 205, Jul. 2026, doi: 10.28989/jumantara.v5i2.3992.

[14] M. Brčić, L. Polutnik, A. Kapetanović, and L. Hobor, "Comparative analysis of modern machine learning models for retail sales *forecasting*," *Croatian operational research review*, vol. 17, no. 2, pp. 285–296, 2026, doi: 10.17535/crorr.2026.0021.

[15] N. Afrizal, J. Minardi, and D. Mahendra, "Safety stock and Reorder Point System for RF Media Stock Optimization," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 12, no. 2, pp. 339–348, Jul. 2025, doi: 10.15294/sji.v12i2.22232.

[16] A. Zulfia, T. N. Ilfa, Z. Damia, T. S. A. Sukiman, and A. Karima, "AI Decision Support for Demand *Forecasting* and Retail Stock Using Random Forest," *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 2, pp. 800–805, Aug. 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i2.5901.

[17] V. Tunuguntla, P. Basu, K. Rakshit, and T. Papadopoulos, "Sponsored search advertising and inventory replenishment: a decision support framework for an online retailer," *Ann. Oper. Res.*, Feb. 2024, doi: 10.1007/s10479-023-05643-5.

[18] D. T. Haniva, J. A. Ramadhan, and A. Suharso, "Systematic Literature Review Penggunaan Metodologi Pengembangan Sistem In*form*asi Waterfall, Agile, dan Hybrid," *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, vol. 7, no. 1, pp. 36–42, Jun. 2023, doi: 10.26740/jieet.v7n1.p36-42.

[19] C. Schröer, F. Kruse, and J. M. Gómez, "A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 181, pp. 526–534, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199.

[20] E. O. Taga, M. E. Ildiz, and S. Oymak, "TimePFN: Effective Multivariate Time Series *Forecasting* with Synthetic Data," *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 39, no. 19, pp. 20761–20769, Apr. 2025, doi: 10.1609/aaai.v39i19.34288.

[21] M. Stenger, R. Leppich, I. Foster, S. Kounev, and A. Bauer, "*Evaluation* is key: a survey on *Evaluation* measures for synthetic time series," *J. Big Data*, vol. 11, no. 1, p. 66, May 2024, doi: 10.1186/s40537-024-00924-7.

[22] M. Barzic, N.-F. Munitic, F. Bronic, L. Jelic, and V. Lesic, "*Forecasting* Sales in Retail with XGBoost and Iterated Multi-step Ahead Method," in *2022 International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*, IEEE, Oct. 2022, pp. 153–158. doi: 10.1109/SST55530.2022.9954658.

[23] A. Soleimani, S. H. Amin, F. Baki, and B. Shah, "*Forecasting* weekly sales using *lag*-based *Feature engineering* and a bagged tree ensemble," *Machine Learning with Applications*, vol. 24, p. 100922, Jun. 2026, doi: 10.1016/j.mlwa.2026.100922.

[24] T. Xie, Z. Huang, T. Tan, and Y. Chen, "*Forecasting* China's agricultural carbon emissions: A comparative study based on deep learning models," *Ecol. Inform.*, vol. 82, p. 102661, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.ecoinf.2024.102661.