

Penerapan Time Series Forecasting dalam Perancangan Decision Support System (DSS) untuk Prediksi Penjualan dan Analisis Produk E-commerce

Abstrak—Dalam ekosistem e-commerce yang dinamis, pengambilan keputusan berbasis data menjadi kunci keberhasilan operasional. Penelitian ini mengembangkan sebuah Sistem Pendukung Keputusan (DSS) untuk memprediksi pendapatan penjualan dan menganalisis kinerja produk. Tiga metode time series forecasting dievaluasi, yaitu Moving Average (MA), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), dan Exponential Smoothing (ES). Kinerja model diukur menggunakan metrik Mean Absolute Error (MAE) dan Root Mean Squared Error (RMSE) pada data transaksi historis. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode Exponential Smoothing memiliki akurasi terbaik dengan nilai MAE terendah sebesar 80,943.35. Berdasarkan hasil tersebut, sebuah DSS berbasis web diimplementasikan untuk menyajikan visualisasi prediksi, analisis Pareto (ABC), dan tren musiman guna mendukung strategi manajerial.

Kata Kunci—Decision Support System, Time Series Forecasting, Exponential Smoothing, ARIMA, Analisis ABC, Business Intelligence.

I. PENDAHULUAN

Pertumbuhan eksponensial dalam industri perdagangan elektronik (e-commerce) selama satu dekade terakhir telah mengubah lanskap ritel global secara fundamental. Transformasi ini menghasilkan volume data transaksi yang masif, menciptakan fenomena di mana perusahaan sering kali "kaya akan data, namun miskin informasi". Dalam operasional sehari-hari, tantangan terbesar yang dihadapi oleh pelaku bisnis ritel daring adalah ketidakpastian permintaan pasar (demand uncertainty). Fluktuasi penjualan yang tidak terprediksi sering kali menyebabkan inefisiensi operasional yang fatal, seperti penumpukan stok

(overstocking) yang meningkatkan biaya penyimpanan dan risiko keusangan produk, atau sebaliknya, kekurangan stok (stockout) yang berakibat pada hilangnya potensi pendapatan dan penurunan kepercayaan pelanggan [1].

Meskipun data historis tersedia, banyak organisasi masih mengandalkan intuisi manajerial atau metode pencatatan manual sederhana untuk merencanakan persediaan dan strategi penjualan. Pendekatan konvensional ini tidak lagi memadai untuk menangani kompleksitas pola perilaku konsumen modern yang dipengaruhi oleh tren musiman, promosi, dan volatilitas pasar. Oleh karena itu, peralihan menuju pengambilan keputusan berbasis data (data-driven decision making) melalui penerapan teknologi informasi menjadi sebuah imperatif. Solusi yang menjanjikan untuk mengatasi permasalahan ini adalah pengembangan Decision Support System (DSS) yang terintegrasi dengan metode peramalan deret waktu (time series forecasting).

Peramalan deret waktu memungkinkan organisasi untuk mengekstrak pola dari data masa lalu guna memproyeksikan nilai di masa depan. Namun, tantangan teknis muncul dalam memilih algoritma yang paling akurat, mengingat data penjualan e-commerce sering kali mengandung noise (derau) dan pola musiman yang kompleks. Penelitian ini berupaya menjawab tantangan tersebut dengan melakukan studi komparatif terhadap tiga metode statistik populer: Moving Average (MA) sebagai baseline, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk menangkap autokorelasi kompleks, dan

Exponential Smoothing (khususnya metode Holt-Winters) yang dikenal tangguh terhadap data musiman.

Penelitian ini tidak hanya berhenti pada evaluasi model matematis, tetapi juga bertujuan untuk menjembatani kesenjangan antara analisis statistik yang rumit dengan pengguna bisnis non-teknis. Hal ini dicapai melalui perancangan dan implementasi purwarupa DSS berbasis web yang intuitif. Sistem ini dirancang untuk tidak hanya menyajikan angka prediksi pendapatan, tetapi juga memberikan wawasan strategis melalui Analisis ABC (Hukum Pareto) untuk klasifikasi produk serta analisis korelasi variabel. Dengan demikian, penelitian ini menawarkan solusi holistik—dari pemrosesan data mentah, pemodelan statistik, hingga penyajian informasi visual—guna mendukung manajemen dalam merumuskan strategi inventori dan pemasaran yang lebih presisi dan terukur.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Decision Support System (DSS) Decision Support System (DSS) didefinisikan sebagai sistem informasi berbasis komputer yang interaktif, yang dirancang untuk membantu pengambil keputusan memanfaatkan data dan model untuk memecahkan masalah yang tidak terstruktur atau semi-terstruktur [1]. Dalam konteks manajemen rantai pasok dan ritel, DSS berfungsi sebagai alat bantu analitik yang mengubah data transaksi mentah menjadi wawasan strategis. Arsitektur DSS umumnya terdiri dari tiga komponen utama: Subsistem Manajemen Data: Komponen yang bertugas mengumpulkan, membersihkan, dan mengelola basis data historis. Subsistem Manajemen Model: "Otak" dari DSS yang berisi pustaka model matematis, statistik, atau finansial (dalam hal ini, algoritma peramalan). Subsistem Antarmuka Pengguna (UI): Lapisan visual yang memungkinkan interaksi manusia-komputer, sering kali dalam bentuk dashboard grafis [2]. B. Time Series Forecasting Analisis deret waktu (time series analysis) adalah metode statistika yang mempelajari ketergantungan stokastik antar pengamatan yang diurutkan berdasarkan waktu. Tujuan utamanya adalah untuk memodelkan struktur data guna memprediksi nilai masa depan. 1) Simple Moving Average (SMA): Metode ini adalah teknik pemulusan yang paling sederhana. SMA

bekerja dengan merata-ratakan sejumlah n data terakhir. Metode ini efektif untuk menghilangkan fluktuasi acak jangka pendek, namun memiliki kelemahan berupa keterlambatan (lag) dalam merespon perubahan tren [3]. Persamaan matematisnya adalah:
$$F_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t Y_i$$
 Dimana F_{t+1} adalah ramalan periode depan, dan Y_i adalah nilai aktual pada periode i . 2) ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average): ARIMA adalah model statistik parametrik yang diperkenalkan oleh Box dan Jenkins. Model ini sangat fleksibel karena menggabungkan tiga komponen: AR (p): Komponen Autoregressive yang meregresikan variabel terhadap nilai masa lalunya sendiri. I (d): Komponen Integrated yang merepresentasikan proses differencing untuk menstabilkan mean data (stasioneritas). MA (q): Komponen Moving Average yang memodelkan error regresi sebagai kombinasi linier dari error masa lalu. Persamaan umum ARIMA(p,d,q) adalah:
$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)\epsilon_t$$
 Dimana $\phi(B)$ adalah operator polinomial AR, $\theta(B)$ adalah operator polinomial MA, dan B adalah operator backshift [4]. 3) Exponential Smoothing (Holt-Winters): Metode ini merupakan pengembangan dari Simple Exponential Smoothing. Jika metode sederhana hanya memuluskan level, metode Holt-Winters (Triple Exponential Smoothing) memuluskan tiga komponen sekaligus: Level (L_t), Tren (T_t), dan Musiman (S_t). Hal ini membuatnya sangat superior untuk data ritel yang memiliki siklus mingguan atau bulanan yang kuat. Persamaan prediksi untuk model aditif adalah:
$$\hat{y}_{t+h} = L_t + hT_t + S_{t-m+h}$$
 Dimana m adalah panjang periode musiman [5]. C. Analisis ABC (Hukum Pareto): Analisis ABC adalah teknik manajemen inventori yang mengklasifikasikan item berdasarkan nilai konsumsi tahunannya. Teknik ini didasarkan pada Prinsip Pareto, yang menyatakan bahwa sebagian kecil item (20%) sering kali menyumbang sebagian besar nilai (80%). Kelas A: Prioritas tinggi, kontrol ketat, akurasi data absolut. Kelas B: Prioritas menengah. Kelas C: Prioritas rendah, kontrol sederhana [6].

III. METODOLOGI

A. Sumber Data

Penelitian ini memanfaatkan dataset sekunder transaksi penjualan e-commerce ("Sales Transaction v.4a(modified).csv"). Dataset ini bersifat granular, mencakup atribut detail seperti TransactionDate, ProductCode, ProductName, Quantity, Price, CustomerID, dan Country.B. Pra-pemrosesan Data (Data Preprocessing)Kualitas hasil peramalan sangat bergantung pada kualitas data input. Tahapan pra-pemrosesan dilakukan secara sistematis mengacu pada dokumen analisis mining.ipynb [7]:Pembersihan Data (Data Cleaning):Mengeliminasi data duplikat untuk mencegah bias statistik.Memfilter transaksi dengan kode diawali 'C' (Cancellation) karena merepresentasikan retur barang, bukan permintaan efektif.Menghapus data noise dimana Price atau Quantity \$le 0\$.Rekayasa Fitur (Feature Engineering):Membentuk variabel target TotalRevenue (\$Quantity \times Price\$).Konversi data waktu ke format standar datetime.Agregasi & Resampling:Data transaksi ditransformasi dari data kejadian diskrit menjadi deret waktu kontinu dengan interval harian (daily frequency).Penanganan Missing Values:Data deret waktu tidak boleh memiliki celah (gap). Tanggal tanpa transaksi diisi menggunakan metode forward fill (mengambil nilai hari sebelumnya) untuk menjaga kontinuitas struktur waktu tanpa memperkenalkan nilai nol yang menyesatkan model [7].C. Eksperimen PemodelanTiga algoritma diterapkan menggunakan pustaka statsmodels Python dengan skema pembagian data 80% latih dan 20% uji:Moving Average: Dikonfigurasi dengan window 7 hari untuk menangkap siklus mingguan.ARIMA: Parameter terbaik \$(p,d,q)\$ ditentukan melalui Grid Search berbasis nilai AIC (Akaike Information Criterion). Model terpilih adalah ARIMA(3, 1, 2).Exponential Smoothing: Menggunakan konfigurasi Holt-Winters aditif untuk tren dan musiman, dengan periode musiman 7 hari.D. Metrik EvaluasiValidasi model dilakukan menggunakan dua metrik error:MAE (Mean Absolute Error):\begin{equation} MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \end{equation}RMSE (Root Mean Squared Error):\begin{equation} RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \end{equation}RMSE digunakan untuk memberikan penalti lebih besar pada

kesalahan prediksi yang ekstrem (large errors), sehingga lebih sensitif terhadap outlier [2].E. Pengembangan SistemSistem DSS dibangun menggunakan kerangka kerja Streamlit (Python) sebagai antarmuka frontend dan Pandas/Statsmodels sebagai mesin komputasi backend. Visualisasi data menggunakan pustaka Plotly untuk interaktivitas grafik [8].

IV. HASIL DAN DISKUSI

A. Analisis Data Eksploratif

Analisis awal terhadap 374 titik data harian menunjukkan karakteristik data yang fluktuatif (volatile). Dekomposisi deret waktu mengungkapkan adanya pola musiman mingguan yang konsisten, di mana penjualan cenderung memuncak pada hari-hari tertentu dalam seminggu. Hal ini menjadi justifikasi kuat untuk penggunaan model yang mendukung komponen musiman.

B. Evaluasi Performa Model Forecasting

Tabel I menampilkan hasil komparasi kinerja ketiga model terhadap data uji (hold-out set).

Tabel I. Perbandingan Kinerja Model pada Data Uji

Model	Konfigurasi Parameter	MAE	RMSE	Status
Exp one ntial Smoothing	Trend=Add, Seasonal=Add (7)	80, 94, 3.3, 5	105, ,67, 7.1, 2	Optimal
Moving Average	Window w=7	88, 99, 8.1, 3	113, 948, .68	Baseline

ARI MA	($p=3$, $d=1$, $q=2$)	91, 62 6.1 9	117, 138 .30	Under perform
-----------	---------------------------------	-----------------------	--------------------	------------------

Diskusi Hasil: Berdasarkan Tabel I, Exponential Smoothing (Holt-Winters) terbukti menjadi metode yang paling akurat dengan error terendah. Keunggulan ini disebabkan oleh kemampuan algoritma untuk menangani tiga komponen data sekaligus (level, tren, dan musiman) dengan mekanisme pembobotan eksponensial yang adaptif. Sebaliknya, ARIMA menunjukkan kinerja terendah, yang kemungkinan disebabkan oleh kompleksitas model yang menyebabkan overfitting pada data latih atau ketidakmampuannya menangani perubahan varians (heteroskedastisitas) pada data uji tanpa transformasi data lebih lanjut (seperti transformasi Box-Cox).

C. Implementasi Decision Support System

Sistem DSS (app.py) yang dikembangkan berhasil mengintegrasikan model terbaik ke dalam lingkungan produksi. Berikut adalah pembahasan mendalam mengenai modul-modul yang dihasilkan:

- 1) Dashboard Prediksi Pendapatan: Fitur ini menyajikan grafik garis interaktif yang membandingkan data historis dengan hasil prediksi 30 hari ke depan. Bagi manajer keuangan, fitur ini krusial untuk memperkirakan arus kas (cash flow) bulan depan. Visualisasi ini dilengkapi dengan metrik KPI seperti total estimasi pendapatan dan deviasi standar.
- 2) Modul Analisis Produk (Hukum Pareto/ABC): Sistem mengimplementasikan algoritma pengelompokan otomatis.

Produk Kelas A: Diidentifikasi sebagai kontributor pendapatan terbesar. Sistem menyoroti produk-produk ini agar stoknya tidak pernah kosong.

Produk Kelas C: Diidentifikasi sebagai produk slow-moving. DSS memberikan wawasan ini agar manajemen dapat merencanakan strategi diskon (clearance) untuk mengurangi biaya gudang.

3) Wawasan Perilaku & Korelasi: Matriks korelasi (heatmap) memvisualisasikan hubungan antar variabel. Ditemukan korelasi positif kuat antara Quantity dan Revenue, namun korelasi yang lebih lemah terhadap frekuensi transaksi. Selain itu, fitur "Best Performing Days" menganalisis rata-rata penjualan per hari dalam seminggu, memberikan panduan taktis untuk penjadwalan staf layanan pelanggan atau peluncuran kampanye iklan pada hari-hari dengan trafik tinggi.

B. Implementasi Antarmuka DSS

Sistem yang dikembangkan berhasil menyajikan fitur-fitur analitik utama sesuai perancangan [6]:

1. **Dashboard Prediksi:** Menampilkan grafik garis interaktif yang membandingkan data aktual dan hasil prediksi 30 hari ke depan, memungkinkan pengguna melihat tren pendapatan yang diharapkan.
2. **Analisis Produk (ABC):** Sistem secara otomatis mengklasifikasikan produk. Hasil analisis menunjukkan visualisasi distribusi produk Kategori A (kontributor pendapatan utama), membantu manajemen memfokuskan strategi pemasaran pada item-item tersebut [4], [6].
3. **Analisis Musiman:** Sistem mengidentifikasi pola penjualan mingguan, di mana ditemukan wawasan mengenai hari-hari dengan performa penjualan tertinggi (misalnya, dominasi penjualan di akhir pekan) [5].
4. **Matriks Korelasi:** Visualisasi *heatmap* menunjukkan hubungan yang kuat antara variabel *Revenue* dan *Quantity*, namun korelasi yang lebih rendah terhadap frekuensi transaksi [6].

V. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil menjawab kebutuhan akan sistem pengambilan keputusan berbasis data di industri e-commerce. Melalui rangkaian eksperimen yang ketat, dapat disimpulkan bahwa metode Exponential Smoothing (Holt-Winters) adalah pendekatan peramalan yang paling efektif untuk karakteristik data penjualan pada studi kasus ini, mengungguli metode ARIMA dan Moving Average.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi model statistik kompleks ke dalam sebuah Decision Support System berbasis web yang ramah pengguna. Sistem ini tidak hanya memberikan angka ramalan, tetapi juga wawasan strategis melalui analisis klasifikasi produk (ABC) dan pola musiman. Implikasi manajerial dari sistem ini adalah kemampuan manajemen untuk melakukan perencanaan inventori yang lebih proaktif, mengurangi risiko stockout pada produk unggulan, dan mengoptimalkan strategi promosi berdasarkan data perilaku konsumen yang valid. Untuk pengembangan masa depan, disarankan untuk mengintegrasikan variabel eksternal (faktor eksogen) seperti data hari libur dan kampanye pemasaran ke dalam model peramalan guna meningkatkan akurasi lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Turban, J. E. Aronson, and T. P. Liang, *Decision Support Systems and Intelligent Systems*, 7th ed. Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, 2005.
- [2] S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and R. J. Hyndman, *Forecasting: Methods and Applications*, 3rd ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [3] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 2nd ed. Melbourne: OTexts, 2018.
- [4] G. E. P. Box and G. M. Jenkins, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden-Day, 1976.
- [5] P. R. Winters, "Forecasting sales by exponentially weighted moving averages," *Management Science*, vol. 6, no. 3, pp. 324-342, 1960.
- [6] C. W. Chu, G. S. Liang, and C. T. Liao, "Controlling Inventory by combining ABC Analysis and Fuzzy Classification," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 55, no. 4, pp. 841-851, 2008.
- [7] Dokumen Analisis Proyek, "mining.ipynb" (Jupyter Notebook), 2025. [Internal Research Document].
- [8] Kode Sumber Proyek, "app.py" (Python Script), 2025. [Internal System Implementation].