Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sistem Informasi (SITASI) 2026
Surabaya, 3 Juni 2026

PENGEMBANGAN MODEL *WEIGHTED MOVING AVERAGE & ABC ANALYSIS* UNTUK OPTIMALISASI PENGENDALIAN PERSEDIAAN PERUSAHAAN RITEL

DEVELOPMENT OF A WEIGHTED MOVING AVERAGE AND ABC ANALYSIS MODEL FOR OPTIMIZING RETAIL INVENTORY CONTROL

Erika Fatimatul Hidayanti
E-mail: 22083010071@student.upnjatim.ac.id

[1]Departemen Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

Abstrak

Perusahaan ritel menghadapi tantangan besar dalam menjaga tingkat persediaan optimal akibat fluktuasi permintaan yang sangat volatil dan kompleksitas pengelolaan ribuan SKU secara simultan. Ketidaktepatan peramalan serta kurangnya prioritas stok berisiko memicu biaya penyimpanan tinggi akibat *overstock* atau kehilangan pendapatan karena *understock*. Penelitian ini mengembangkan model terintegrasi yang menggabungkan *Weighted Moving Average* (WMA) dan *Nested ABC Analysis* untuk optimalisasi pengendalian persediaan pada PT. XYZ. Menggunakan data historis penjualan hingga April 2026, penelitian ini menganalisis 8.234 kombinasi produk dan wilayah (SKU-City). Metode WMA dengan parameter $n=3$ diterapkan untuk memprediksi permintaan 30 hari ke depan, sementara *ABC Analysis* lokal digunakan untuk mengklasifikasikan produk berdasarkan kontribusi nilai penjualannya. Hasil penelitian menunjukkan model WMA menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 46,20% (Cukup Akurat), dengan akurasi tertinggi pada kategori *Slow Moving* (30,53%) dan variabilitas tertinggi pada kategori *Fast Moving* (71,55%). Klasifikasi ABC mengonfirmasi prinsip Pareto di mana kategori A (32% SKU) mendominasi 77,17% total nilai penjualan atau setara Rp60,18 miliar. Integrasi kedua pendekatan ini menghasilkan matriks rekomendasi perencanaan yang terstruktur, dengan memprioritaskan jadwal *reorder* harian pada produk bernilai tinggi meskipun memiliki volatilitas besar. Model ini memberikan solusi praktis, skalabel, dan berbasis data untuk mendukung pengambilan keputusan manajerial yang lebih efektif dalam lingkungan ritel yang dinamis.

Kata kunci**:** *weighted moving average, ABC analysis, pengendalian persediaan ritel, peramalan permintaan, optimalisasi persediaan*

Abstract

Retail companies face significant challenges in maintaining optimal inventory levels due to highly volatile demand patterns and the complexity of managing thousands of SKUs simultaneously. Inaccurate forecasting and ineffective stock prioritization risk triggering high holding costs from overstock or lost revenue due to understock. This study develops an integrated model combining Weighted Moving Average (WMA) and Nested ABC Analysis to optimize inventory control at PT. XYZ. Utilizing historical sales data through April 2026, this research analyzes 8,234 product-location combinations (SKU-City). The WMA method with parameter $n=3$ is applied to forecast demand for the next 30 days, while local ABC Analysis is employed to classify products based on their sales value contribution.The results demonstrate that the WMA model yields an average MAPE of 46.20% (Fairly Accurate), with the highest accuracy observed in the Slow Moving category (30.53%) and the highest variability in the Fast Moving category (71.55%). ABC classification confirms the Pareto principle, where Category A (32% of SKUs) dominates 77.17%

of the total sales value, equivalent to IDR 60.18 billion. The integration of both approaches produces a structured planning recommendation matrix, prioritizing daily reorder schedules for high-value products despite their significant volatility. This model offers a practical, scalable, and data-driven solution to support more effective managerial decision-making in a dynamic retail environment.

***Keywords**: weighted moving average, ABC analysis, retail inventory control, demand forecasting, inventory optimization*

1. PENDAHULUAN

Industri ritel global terus mengalami pertumbuhan yang signifikan seiring dengan meningkatnya daya beli masyarakat, ekspansi perdagangan elektronik, dan perubahan perilaku konsumen yang semakin dinamis. Persaingan yang semakin ketat di sektor ini mendorong perusahaan ritel untuk terus berinovasi dalam efisiensi operasional guna mempertahankan daya saing [1]. Salah satu aspek operasional yang paling kompleks dan strategis dalam bisnis ritel adalah pengelolaan persediaan, yang secara langsung mempengaruhi profitabilitas, kepuasan pelanggan, dan keberlangsungan bisnis. Pengendalian persediaan yang efektif menjadi faktor penentu keberhasilan perusahaan ritel dalam menghadapi permintaan pasar yang fluktuatif dan rantai pasok yang semakin terintegrasi [2].

Ketidaktepatan dalam pengendalian persediaan menimbulkan dua permasalahan utama yang saling berhadapan, yaitu *overstock* dan *understock*. Kondisi *overstock* menyebabkan penumpukan stok di gudang yang mengakibatkan meningkatnya biaya penyimpanan, penurunan nilai produk akibat kedaluwarsa atau keusangan, serta modal yang tertahan secara tidak produktif. Sebaliknya, kondisi *understock* berdampak pada hilangnya peluang penjualan, penurunan tingkat layanan, dan berkurangnya kepuasan pelanggan yang pada akhirnya dapat merusak loyalitas merek [3]. PT. XYZ, sebagai perusahaan ritel yang mengelola sekitar 6.000 SKU secara simultan, menghadapi tantangan kompleks dalam menjaga keseimbangan antara kedua kondisi tersebut, mengingat variasi permintaan yang tinggi di antara berbagai kategori produk.

Peramalan permintaan yang akurat merupakan pondasi utama dalam membangun sistem pengendalian persediaan yang optimal. Dengan memiliki estimasi permintaan yang andal, perusahaan dapat merencanakan pengadaan, menetapkan tingkat safety stock, dan mengatur jadwal reorder secara lebih tepat sasaran [4]. Beberapa metode peramalan yang umum diterapkan dalam industri ritel meliputi *Moving Average, Weighted Moving Average, Exponential Smoothing*, metode dekomposisi, serta pendekatan berbasis *machine learning* seperti *LSTM* dan *Random Forest* . Setiap metode memiliki karakteristik tersendiri dalam hal akurasi, kompleksitas komputasi, dan kemampuan beradaptasi terhadap pola permintaan yang beragam [5].

Penelitian yang dilakukan oleh Indrianti et al. (2022) menerapkan metode *Weighted Moving Average* untuk meramalkan permintaan produk pada perusahaan distribusi dengan jumlah SKU terbatas. Penelitian tersebut berhasil menunjukkan bahwa WMA mampu menghasilkan nilai *MAPE* yang lebih rendah dibandingkan metode *Simple Moving Average* pada data yang memiliki tren tertentu [6]. Namun, studi ini memiliki keterbatasan yang cukup signifikan karena seluruh SKU diperlakukan dengan bobot prioritas yang sama dalam proses perencanaan stok, tanpa adanya mekanisme klasifikasi produk berdasarkan kontribusi nilai penjualannya. Akibatnya, sumber daya manajerial dialokasikan secara merata tanpa mempertimbangkan signifikansi relatif masing-masing produk terhadap total pendapatan perusahaan.

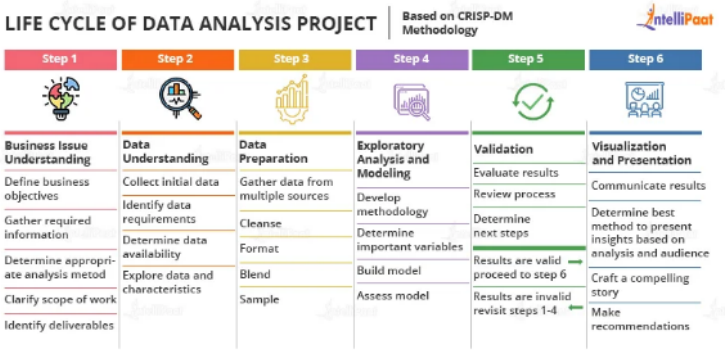
Penelitian lain yang dilakukan oleh Permatasari dan Haryono (2023) mengimplementasikan *ABC Analysis* pada perusahaan ritel untuk mengklasifikasikan produk berdasarkan nilai penjualan dan

frekuensi perputaran stok. Hasil penelitian tersebut berhasil mengidentifikasi kelompok produk prioritas dan merekomendasikan kebijakan pengendalian stok yang berbeda untuk setiap kategori [7]. Akan tetapi, penelitian ini memiliki keterbatasan berupa tidak diintegrasikannya metode peramalan permintaan yang kuantitatif dalam framework-nya, sehingga penentuan kebutuhan stok masih bergantung pada estimasi historis rata-rata sederhana. Selain itu, cakupan SKU yang digunakan dalam penelitian tersebut relatif kecil dan tidak representatif untuk lingkungan ritel berskala besar dengan ribuan SKU aktif.

Berdasarkan tinjauan terhadap penelitian-penelitian terdahulu, terdapat kesenjangan penelitian yang perlu dijembatani. Studi-studi sebelumnya cenderung menerapkan WMA atau *ABC* Analysis secara terpisah, sehingga menghasilkan keputusan pengendalian persediaan yang kurang optimal karena tidak mempertimbangkan secara simultan akurasi peramalan dan prioritas produk.
Penelitian ini hadir untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan model terintegrasi yang menggabungkan *Weighted Moving Average* dan *ABC Analysis* menggunakan data sell out dan data stock dari PT. XYZ yang mencakup sekitar 6.000 SKU selama periode Januari 2026 hingga Maret 2026. Dalam model yang dikembangkan, WMA berfungsi menangkap pola tren dan fluktuasi permintaan dengan memberikan bobot yang lebih besar pada periode historis yang lebih dekat, sementara *ABC Analysis* mengklasifikasikan produk berdasarkan kontribusi nilai penjualannya menggunakan prinsip Pareto. Integrasi keduanya diharapkan dapat menghasilkan matriks strategi pengendalian persediaan yang terdiferensiasi sesuai dengan prioritas produk dan tingkat akurasi peramalan, sehingga menghasilkan kerangka pendukung keputusan yang lebih terstruktur, berbasis data, dan skalabel untuk lingkungan ritel yang dinamis.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis data terstruktur yang mengacu pada *Life Cycle of Data Analysis Project berbasis CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)*. Kerangka ini terdiri dari enam tahapan sistematis. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa proses analitik berangkat dari pemahaman masalah bisnis yang mendalam, didukung oleh data yang berkualitas, dan menghasilkan insight yang dapat langsung dioperasionalkan. [8]



Gambar 1. *Life Cycle of Data Analysis Project berbasis CRISP-DM*

2.1 *Business Issue Understanding*

Tahap pertama adalah membangun pemahaman yang menyeluruh terhadap permasalahan bisnis sebelum proses pengumpulan maupun analisis data dilaksanakan. Tujuan bisnis PT. XYZ yang menjadi landasan penelitian ini didefinisikan secara eksplisit sebagai kebutuhan untuk meningkatkan akurasi perencanaan penjualan pada sekitar 6.000 SKU yang dikelola secara simultan. Permasalahan utama yang diidentifikasi adalah ketidakmampuan sistem perencanaan

yang berjalan dalam menghasilkan prediksi volume penjualan yang akurat untuk horizon waktu 30 hari ke depan, sehingga berdampak pada perencanaan pengadaan dan alokasi sumber daya yang tidak optimal

Berdasarkan identifikasi tersebut, ruang lingkup penelitian ditetapkan menggunakan satu sumber data, yaitu data *sell out* PT. XYZ periode Januari 2025 hingga Maret 2025. Metode analisis yang *appropriate* ditentukan pada tahap ini sebagai dua komponen yang saling melengkapi: *Weighted Moving Average (WMA)* untuk menghasilkan prediksi volume penjualan 30 hari ke depan per SKU [6], dan ABC Analysis untuk mengklasifikasikan seluruh SKU ke dalam kategori pergerakan produk, yaitu *Fast Moving* (kategori A), *Normal Moving* (kategori B), dan *Slow Movin*g (kategori C) [7].

2.2 Data Understanding

Tahap kedua mencakup identifikasi kebutuhan data, inventarisasi ketersediaan sumber data, pengumpulan dataset, serta eksplorasi karakteristik awal data yang diperoleh. Penelitian ini menggunakan satu sumber data primer, yaitu data *sell out* PT. XYZ, yang dikumpulkan melalui metode ekstraksi langsung (*direct query extraction*) dari sistem *Enterprise Resource Planning (ERP)* perusahaan. Tabel 1 menyajikan seluruh atribut yang terdapat dalam dataset sell out beserta deskripsi dan peran masing-masing atribut dalam analisis.

Tabel 1. Atribut Dataset Sell Out PT. XYZ

Nama Atribut	Tipe Data	Deskripsi
No. Faktur	*String*	Id unik untuk setiap transaksi penjualan.
Tgl Faktur	*String*	Tanggal terjadinya transaksi penjualan.
Nama Pelanggan	*String*	Nama entitas atau platform tempat transaksi dilakukan.
No. Barang	*String*	Kode unik atau SKU untuk setiap produk.
Brand	*String*	Brand dari produk yang terjual
Kategori	*String*	Pengelompokan jenis produk
Nama Barang	*String*	Deskripsi lengkap atau nama produk per SKU.
Kuantitas	*Integer*	Jumlah unit produk yang terjual
Harga Satuan	*Numeric (Rp)*	Harga jual per satu unit produk
Jumlah	*Numeric (Rp)*	Nilai bersih penjualan (*Net Sales*)
Gudang	*String*	Kode lokasi gudang penyimpanan
City	*String*	Lokasi kota cabang pengiriman

2.3 Data Preparation

Tahap ini mentransformasi data mentah menjadi dataset analitik yang bersih dan konsisten untuk memastikan validitas hasil peramalan serta akurasi klasifikasi ABC. Proses diawali dengan *cleansing* melalui imputasi *missing values* pada atribut Kuantitas dan Jumlah menggunakan rata-rata bergerak, serta *formatting* untuk menstandardisasi format tanggal dan normalisasi penamaan kode barang agar seragam. Selanjutnya, dilakukan agregasi data harian menjadi total volume dan nilai penjualan per periode sebagai input model, serta diakhiri dengan penghapusan data duplikat (*duplicate removal*) untuk memastikan tidak ada pencatatan ganda pada transaksi yang sama guna menjaga integritas distribusi penjualan aktual tanpa bias informasi yang berulang.

2.4 Exploratory Analysis and Modeling

Tahap keempat merupakan inti analitik penelitian ini, yang mencakup eksplorasi data historis sell out secara mendalam, pengembangan model peramalan, serta klasifikasi pergerakan produk.

2.4.1 Weighted Moving Average (WMA) untuk Prediksi Sell Out 30 Hari

Weighted Moving Average (WMA) dipilih sebagai metode peramalan volume penjualan karena kemampuannya memberikan bobot yang lebih besar pada data historis yang lebih baru, sehingga model lebih responsif terhadap perubahan tren penjualan terkini dibandingkan *Simple Moving Average*, dengan kompleksitas komputasi yang tetap rendah dan dapat diterapkan secara efisien pada skala ribuan SKU [6]. Rumus WMA yang digunakan untuk menghasilkan prediksi penjualan 30 hari ke depan adalah:

$$F_t = \Sigma_i = 1^n \; w_i \cdot S_{t-i}, \text{ dengan } \Sigma w_i = 1 \quad (1)$$

di mana F_t adalah prediksi volume penjualan *(qty terjual)* pada periode *t*, w_i adalah bobot untuk periode *ke-i*, S_{t-i} adalah volume penjualan aktual pada periode $t-i$, dan *n* adalah jumlah periode historis yang digunakan. Penelitian ini menerapkan skema tiga periode dengan $w_1 = 0{,}5$ (periode paling dekat), $w_2 = 0{,}3$ (dua periode sebelumnya), dan $w_3 = 0{,}2$ (tiga periode sebelumnya), sehingga $\Sigma w_i = 1$ [9]. Output model ini berupa prediksi qty terjual untuk 30 hari ke depan per SKU, yang diperoleh dengan mengaplikasikan rumus WMA secara iteratif pada deret historis penjualan harian masing-masing SKU.

2.4.2 ABC Analysis

ABC Analysis diterapkan untuk mengklasifikasikan seluruh SKU berdasarkan kontribusi nilai penjualan kumulatif, yang merupakan proksi dari tingkat pergerakan produk di pasar. Prinsip Pareto yang mendasari *ABC Analysis* menyatakan bahwa sebagian kecil produk (kategori A) mendominasi sebagian besar total nilai penjualan, yang dalam konteks penelitian ini diinterpretasikan sebagai produk *Fast Moving* [10]. Sebaliknya, produk dengan kontribusi nilai rendah dikategorikan sebagai *Slow Moving* (kategori C), sementara produk dengan performa sedang masuk ke kategori *Normal Moving* (kategori B). Kontribusi kumulatif nilai penjualan dihitung menggunakan rumus:

$$CI_j = \frac{\sum_{i=1}^{j} V_i}{\sum_{i=1}^{N} V_i} \times 100\% \quad (3)$$

di mana CI_j adalah persentase kontribusi nilai penjualan kumulatif hingga produk ke-j setelah seluruh SKU diurutkan dari nilai penjualan tertinggi ke terendah, V_i adalah total nilai penjualan produk ke-i selama periode penelitian, dan N adalah total jumlah SKU yang dievaluasi [10]. Tabel 2 menyajikan kriteria klasifikasi dan karakteristik masing-masing kategori pergerakan produk yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2. Kriteria Klasifikasi ABC

Kategori	Persentase SKU	Kontribusi Nilai	Karakteristik & Strategi
A (*Fast Moving*)	~20%	~80%	Perputaran sangat tinggi, permintaan stabil dan konsisten; prioritas utama dalam perencanaan penjualan
B (*Normal Moving*)	~30%	~15%	Perputaran sedang, permintaan moderat dan relatif terprediksi; perencanaan periodik
C (*Slow Moving*)	~50%	~5%	Perputaran rendah, permintaan sporadis dan sulit diprediksi; perencanaan minimal

Integrasi antara hasil prediksi WMA dan klasifikasi *ABC Analysis* dilakukan melalui join dataset berbasis kunci kode SKU, menghasilkan tabel master analitik yang memuat prediksi qty terjual 30 hari ke depan per SKU beserta label kategori pergerakan produknya (*Fast/Normal/Slow Moving*). Output terintegrasi ini memungkinkan tim perencanaan penjualan PT. XYZ untuk memprioritaskan perhatian dan sumber daya pada produk *Fast Moving* yang memiliki dampak r*evenu*e terbesar, sekaligus memiliki prediksi penjualan yang paling akurat sebagai dasar perencanaan.

2.5 Validation

Tahap kelima mencakup evaluasi menyeluruh terhadap hasil pemodelan untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan memenuhi kriteria keberhasilan yang telah ditetapkan pada tahap Business Issue Understanding.

2.5.1 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Akurasi model WMA dievaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sebagai metrik utama. MAPE dipilih karena bersifat skala-bebas sehingga memungkinkan perbandingan akurasi yang konsisten di antara SKU dengan volume penjualan yang sangat beragam, dari produk *fast moving* dengan ribuan unit per hari hingga produk *slow moving* dengan transaksi yang sporadic [9]. Rumus MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{\left|S_t - F_t\right|}{S_t} \times 100\% \quad (2)$$

di mana S_t adalah volume penjualan aktual pada periode t, F_t adalah nilai prediksi WMA pada periode t, dan n adalah total periode evaluasi. Interpretasi nilai MAPE mengacu pada konvensi literatur peramalan: MAPE < 10% dikategorikan sangat baik, 10–20% dikategorikan baik, dan > 20% mengindikasikan model memerlukan penyesuaian parameter [11]. Nilai MAPE yang dihasilkan menjadi salah satu kriteria keputusan pada tahap *Validation*.

2.6 *Visualization and Presentation*

Tahap akhir ini bertujuan mengomunikasikan hasil analisis kepada pemangku kepentingan PT. XYZ melalui medium visual yang interpretatif untuk mendukung perencanaan penjualan. Output model WMA dan klasifikasi ABC diintegrasikan ke dalam *line chart* perbandingan prediksi 30 hari ke depan, *Pareto chart* untuk distribusi kontribusi nilai penjualan, serta tabel prediksi terintegrasi yang memuat kategori pergerakan produk beserta nilai MAPE. Seluruh temuan ini disusun secara naratif menjadi sebuah *compelling story* yang menghubungkan data analitik dengan tujuan bisnis, sehingga rekomendasi strategis. Khususnya pada produk *Fast Moving* yang mendominasi nilai penjualan dapat diimplementasikan secara langsung oleh tim perencanaan perusahaan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil *Data Understanding* dan *Data Preparation*

Proses *preprocessing* terhadap data mentah yang diekstrak dari sistem PT. XYZ menghasilkan dataset yang bersih dan terstandarisasi untuk tahap analisis selanjutnya. Hasil dari Pembersihan dan persiapan data menghasilkan total 68.404 *record* data dengan 2.690 SKU yang siap dianalisis. Tabel 2 menyajikan statistik deskriptif dari data *sell out* yang telah melalui proses pembersihan.

Tabel 3. Statistik Deskriptif Data Sell Out

Variabel	N	Nilai Min	Nilai Maks	Rata-rata	*Standar Deviasi*
Jumlah Terjual per Hari (unit)	36212	1	916	3.82	12.24

Nilai Penjualan per Transaksi (Rp)	68404	5.000	234,009,010	1,157,989	4,032,252
Frekuensi Transaksi per SKU per Bulan	7614	1	827	8.98	27.10
Nilai Penjualan Total per SKU (Rp Juta)	2690	0.01	1,151	29.45	80.21

3.2 Hasil Pemodelan *Weighted Moving Average (WMA)*

Model WMA diterapkan pada seluruh 2.690 SKU aktif yang tersebar di berbagai kategori dan wilayah menggunakan parameter tiga periode (n = 3) dengan skema pembobotan w1 = 0,5 untuk periode terbaru, w2 = 0,3 untuk periode sebelumnya, dan w3 = 0,2 untuk periode terlama. Model ini memproses data agregat kuantitas unit terjual per SKU untuk menghasilkan prediksi kebutuhan stok secara iteratif selama 30 hari ke depan (Mei 2026) dari titik data terakhir yang tersedia, yaitu April 2026. Fokus pada kuantitas unit dalam pemodelan ini bertujuan untuk memberikan angka estimasi fisik yang dapat langsung ditindaklanjuti oleh tim operasional gudang dalam perencanaan pengadaan barang.

3.2.1 Akurasi Model Hasil *MAPE* Keseluruhan

Evaluasi akurasi model WMA dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data aktual menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Secara keseluruhan, model WMA menghasilkan nilai MAPE rata-rata sebesar 46,20%, yang menempatkan performa model dalam kategori Cukup Akurat. Tingkat akurasi ini menunjukkan variasi yang signifikan berdasarkan karakteristik pergerakan barang di setiap wilayah:

Tabel 4. Hasil Akurasi *MAPE* setiap kategori

Local	Rata-rata *MAPE* (%)	*Std Deviasi MAPE*	Jumlah SKU
A - Fast Moving	71.55157	262.8468	2635
B - Normal Moving	39.16217	77.80309	2426
C - Slow Moving	30.52829	57.58648	3173

Tingkat akurasi ini menunjukkan variasi yang signifikan berdasarkan karakteristik pergerakan barang di setiap wilayah:

[18] Kategori A - *Fast Moving*: Memiliki nilai *MAPE* rata-rata sebesar 71,55% dengan *standar deviasi* yang sangat tinggi (262,85). Hal ini mengindikasikan bahwa produk unggulan PT. XYZ memiliki pola permintaan yang sangat volatil dan fluktuatif, sehingga sulit dipetakan secara presisi hanya dengan pembobotan historis.

[19] Kategori B - *Normal Moving*: Memiliki nilai *MAPE* rata-rata sebesar 39,16%, menunjukkan stabilitas prediksi yang lebih baik dibandingkan kategori produk tercepat.

[20] Kategori C - *Slow Moving*: Mencatat akurasi tertinggi dengan nilai *MAPE* rata-rata sebesar 30,53%. Akurasi yang lebih tinggi pada kategori ini disebabkan oleh pola penjualan yang cenderung stagnan pada volume rendah (konsisten pada angka 0 atau 1), sehingga model lebih mudah memproyeksikan angka tersebut dengan deviasi yang kecil.

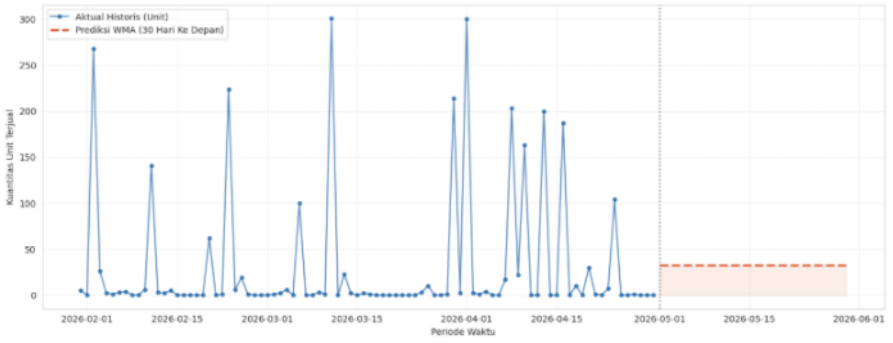
3.2.2 Contoh *Output* Prediksi 30 Hari

Tabel 6 menyajikan contoh hasil pemodelan WMA untuk lima SKU sampel yang dipilih untuk merepresentasikan ketiga kategori pergerakan produk (A, B, dan C) serta wilayah distribusi yang

berbeda. Kolom *Forecast* 30 Hari merupakan hasil proyeksi kuantitas unit menggunakan pembobotan *recency*, sedangkan *MAPE* (%) menunjukkan tingkat akurasi prediksi untuk masing-masing item tersebut.

Tabel 5. Contoh Hasil Peramalan WMA untuk 5 SKU Sampel

No. Barang	Nama Produk	Kota	Kategori (ABC)	*Forecast* 30 Hari	*Mape*
HRA 11.P	Router TP-Link	SURABAYA	A - *Fast Moving*	983,4	42,91
PSS001	Power Supply	JOGJA	A - *Fast Moving*	187,7	11,36
AMPNY00	Mouse Pad	JAKARTA	B - *Normal Moving*	15,8	2,50
HLAWT 10	TP-LINK TL	SURABAYA	B - *Normal Moving*	15,1	32,31
HLAWT 06	LAN Card	JAKARTA	C - *Slow Moving*	13,5	25,00



Gambar 2. Tren Penjualan Aktual vs Prediksi Salah Satu SKU

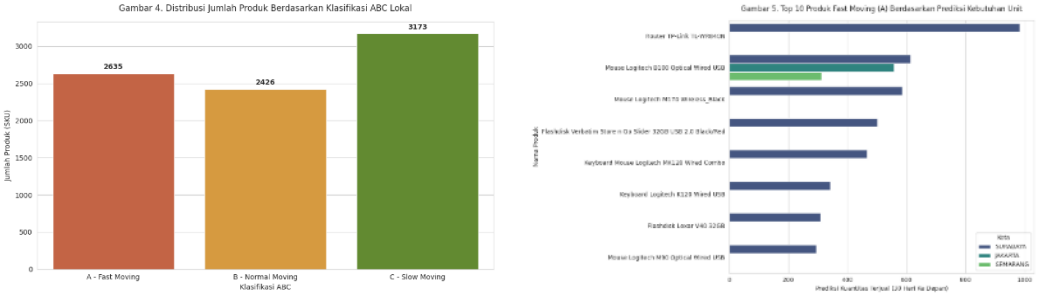
Visualisasi pada Gambar 2 menyajikan perbandingan antara fluktuasi penjualan aktual historis dengan hasil proyeksi model WMA untuk produk Router TP-Link TL-WR840N di wilayah Surabaya. Grafik garis biru menunjukkan karakteristik permintaan yang sangat volatil dengan lonjakan drastis pada titik-titik waktu tertentu, yang mengonfirmasi alasan tingginya nilai MAPE pada kategori *Fast Moving*. Meskipun data historis menunjukkan pola *noise* yang tinggi, garis putus-putus merah hasil prediksi WMA berhasil menarik garis tren rata-rata tertimbang yang stabil untuk periode Mei 2026. Area arsir berwarna oranye merepresentasikan zona prediksi 30 hari ke depan, di mana model memberikan estimasi kuantitas unit terjual harian yang konstan berdasarkan pembobotan tiga periode sebelumnya. Penggunaan model ini memungkinkan tim operasional PT. XYZ untuk memiliki nilai jangkar (*anchor value*) dalam perencanaan stok, sehingga risiko *out-of-stock* akibat lonjakan permintaan yang ekstrem dapat dimitigasi melalui penyediaan *buffer stock* yang terukur di atas garis prediksi tersebut.

3.3 Hasil Klasifikasi ABC Analysis

Penerapan *Nested ABC Analysis* terhadap 8.234 kombinasi SKU aktif di berbagai kategori dan wilayah menghasilkan distribusi klasifikasi yang secara umum masih mengikuti pola prinsip Pareto, meskipun dengan basis produk *Fast Moving* yang lebih luas. Tabel 4 menyajikan ringkasan hasil klasifikasi yang menunjukkan bahwa kategori A - *Fast Moving* mencakup 2.635 SKU (32,0%) namun memberikan kontribusi nilai penjualan yang sangat dominan, yakni sebesar Rp60,18 miliar atau 77,17% dari total nilai penjualan. Kategori B - *Normal Moving* mencakup 2.426 SKU (29,46%) dengan kontribusi 16,22% nilai, sedangkan kategori C - *Slow Moving* mencakup 3.173 SKU (38,54%) sisanya dengan kontribusi hanya 6,61% terhadap total nilai penjualan.

Tabel 7. Ringkasan Hasil Klasifikasi ABC

Kategori	Jumlah SKU	Persentase SKU (%)	Total Nilai Penjualan (Rp)	Persentase Nilai (%)
A — *Fast Moving*	2.635	32,00	60.184.077.991	77,17
B — *Normal Moving*	2.426	29,46	12.648.707.760	16,22
C — *Slow Moving*	3.173	38,54	5.157.647.443	6,61
Total	**8.234**	**100,00**	**77.990.433.194**	**100,00**



Gambar 3. Pareto Chart Klasifikasi ABC dan Top 10 Produk Fast Moving

Temuan ini mengonfirmasi bahwa konsentrasi nilai ekonomi PT. XYZ berpusat pada sepertiga dari total SKU yang dikelola. Meskipun persentase SKU pada kategori A (32%) lebih tinggi dari ambang batas teoritis Pareto tradisional (20%), hal ini mencerminkan struktur inventaris perusahaan yang memiliki banyak produk unggulan tersebar di berbagai kategori lokal dan wilayah distribusi. Implikasi strategis dari temuan ini adalah bahwa kebijakan pengendalian stok yang ketat dan prioritas pemanfaatan hasil peramalan WMA harus difokuskan pada 2.635 SKU dalam kategori A ini, karena efektivitas pengelolaannya akan berdampak langsung terhadap keberlangsungan 77,17% arus kas perusahaan.

3.4 Integrasi Hasil WMA dan *ABC Analysis*

Output dari model WMA (prediksi kuantitas terjual 30 hari dan MAPE per SKU) serta ABC Analysis (label kategori *Fast/Normal/Slow Moving* per SKU) diintegrasikan melalui *join dataset* berbasis kunci Kode SKU dan wilayah, menghasilkan tabel master analitik yang komprehensif. Integrasi ini memungkinkan penyusunan rekomendasi perencanaan penjualan yang mempertimbangkan dua dimensi secara simultan:

15. tingkat kontribusi nilai produk terhadap total pendapatan dari klasifikasi ABC, dan
16. reliabilitas prediksi dari nilai MAPE yang dihasilkan model WMA.

Tabel **8** menyajikan matriks rekomendasi perencanaan penjualan yang dihasilkan dari integrasi kedua metode ini.

Tabel 8. Matriks Integrasi WMA dan *ABC Analysis* untuk Rekomendasi Perencanaan Penjualan

Kategori	Rata-rata MAPE (%)	*Avg Forecast Qty*/Hari	Total Prediksi	Rekomendasi Perencanaan Penjualan
A - *Fast Moving*	71.55	10.06	26,512	Prioritas utama; jadwal reorder harian; target penjualan berbasis forecast

Kategori	Rata-rata MAPE (%)	*Avg Forecast Qty*/Hari	Total Prediksi	Rekomendasi Perencanaan Penjualan
B - *Normal Moving*	39.16	1.53	3,714	Prioritas sedang; review mingguan; gunakan forecast sebagai panduan batas atas-bawah
C - *Slow Moving*	30.53	0.71	2,256	Prioritas rendah; review bulanan; pertimbangkan evaluasi kelanjutan SKU

Berdasarkan Tabel 8, produk kategori A (*Fast Moving*) memiliki rata-rata MAPE sebesar 71,55% dengan total prediksi *sell out* 30 hari mencapai 26.512,20 unit. Meskipun persentase kesalahan prediksi pada kategori ini cukup tinggi akibat volatilitas permintaan yang ekstrem, kategori A tetap menjadi prioritas utama karena mendominasi 77,17% nilai penjualan perusahaan. Oleh karena itu, jadwal pengisian stok ulang (*reorder*) harus dilakukan secara harian dengan tetap mempertimbangkan *buffer stock* guna mengantisipasi fluktuasi yang tidak tertangkap oleh model.

Untuk produk kategori B (*Normal Moving*), rata-rata MAPE sebesar 39,16% menunjukkan tingkat akurasi yang lebih stabil dalam kategori cukup akurat, dengan total prediksi 3.714,10 unit. Hasil peramalan ini dapat digunakan sebagai panduan batas atas dan bawah yang andal dalam perencanaan inventaris mingguan. Sementara itu, produk kategori C (*Slow Moving*) mencatat akurasi tertinggi dengan MAPE rata-rata 30,53% dan total prediksi 2.256,40 unit. Tingginya akurasi pada kelompok ini memungkinkan manajemen untuk melakukan evaluasi kelanjutan SKU secara bulanan dengan risiko ketidakpastian stok yang minimal.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa tahap persiapan data telah berhasil mentransformasi 68.404 record transaksi menjadi dataset terstandarisasi yang mencakup 8.234 kombinasi produk dan wilayah yang siap dianalisis secara mendalam. Implementasi model *Weighted Moving Average (WMA)* dengan parameter $n=3$ menghasilkan nilai MAPE rata-rata keseluruhan sebesar 46,20% yang termasuk dalam kategori cukup akurat, meskipun terdapat variasi performa yang signifikan di setiap kelompok pergerakan barang. Kategori *Slow Moving* mencatatkan akurasi tertinggi dengan MAPE 30,53% karena pola penjualannya yang stagnan, sedangkan kategori *Fast Moving* memiliki tingkat kesalahan tertinggi mencapai 71,55% akibat karakteristik permintaan yang sangat volatil dan fluktuatif di lapangan. Hasil klasifikasi ABC Lokal mengonfirmasi validitas prinsip Pareto pada PT. XYZ, di mana kategori A - *Fast Moving* yang berjumlah 32,0% dari total SKU memberikan kontribusi nilai penjualan sangat dominan sebesar 77,17% atau setara Rp60,18 miliar. Integrasi kedua metode ini membuktikan bahwa meskipun produk unggulan memiliki volatilitas tinggi, kelompok tersebut tetap menjadi prioritas utama operasional karena dampak finansialnya yang sangat besar terhadap keberlangsungan arus kas perusahaan.

Untuk pengembangan penelitian di masa mendatang, disarankan agar dilakukan eksplorasi terhadap metode peramalan yang lebih adaptif untuk menangani karakteristik data yang memiliki volatilitas tinggi, terutama pada kelompok produk *Fast Moving* yang dalam penelitian ini memiliki nilai MAPE mencapai 71,55%. Penggunaan algoritma berbasis Machine Learning atau model *Double Exponential Smoothing* dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi prediksi pada SKU yang fluktuatif. Selain itu, penelitian selanjutnya perlu mempertimbangkan integrasi faktor eksternal seperti jadwal promosi, hari besar keagamaan, atau data kontrak proyek untuk memberikan konteks tambahan yang tidak tertangkap oleh data penjualan historis murni. Pengembangan sistem otomasi yang mengintegrasikan hasil peramalan ini ke dalam *dashboard* operasional secara *real-time* juga menjadi langkah krusial untuk membantu tim logistik dalam

melakukan proses pemesanan ulang (*reorde*r) secara lebih presisi dan efisien di setiap wilayah distribusi.

5. DAFTAR RUJUKAN

7. R. F. Sitinjak dan T. T. M. Ginting, "DAMPAK TRANSFORMASI DIGITAL TERHADAP EFISIENSI OPERASIONAL BISNIS RITEL MODERN," Jurnal Review Pendidikan dan Pengajaran, vol. 8, no. 4, pp. 8910–8914, Des. 2025. doi: 10.31004/jrpp.v8i4.53962 URL: https://doi.org/10.31004/jrpp.v8i4.53962
8. S. Rahmadani, N. I. Rahmavita, S. D. Rahma, dan R. Sari, "MANAJEMEN PERSEDIAAN DALAM RANTAI PASOKAN: SOLUSI EFISIENSI BIAYA PERUSAHAAN," Integrative Perspectives of Social and Science Journal (IPSSJ), vol. 2, no. 1, pp. 1685–1692, Jan. 2025. URL: https://ipssj.com/index.php/ojs/article/view/252 G. P. Cachon dan M. A. Lariviere, "Supply chain coordination with revenue-sharing contracts: Strengths and limitations," Management Science, vol. 51, no. 1, pp. 30–44, 2021. doi: 10.1287/mnsc.1040.0215 URL: https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0215
9. R. Watung dan S. Palandeng, "Analisis Manajemen Persediaan Untuk Meminimalkan Terjadinya Understock Dan Overstock Pada Toko Suayan Ayuni," *Jurnal EMBA: Jurnal Riset Ekonomi, Manajemen, Bisnis dan Akuntansi*, vol. 11, no. 3, pp. 248–258, Juli 2023. URL: https://ejournal.unsrat.ac.id/v3/index.php/emba/article/view/48590
10. M. J. Syahputra, S. S. Sembiring, dan A. P. U. Siahaan, "Analisis Peramalan Permintaan Produk untuk Mengoptimalkan Stok Persediaan," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 1, pp. 125–134, Feb. 2024. URL: https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/computatio/article/view/1245
11. A. B. Gumelar, "Perbandingan Akurasi Metode Statistik dan Machine Learning dalam Peramalan Permintaan Ritel Modern," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, vol. 9, no. 2, pp. 315–324, 2022. doi: 10.25126/jtiik.2022924355 URL: https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/4355
12. N. Indrianti, A. R. S. Siallagan, dan A. S. G. S. Ginting, "Usulan Perencanaan Persediaan Produk Menggunakan Metode Weighted Moving Average di PT. X," *Jurnal Rekayasa Sistem Industri*, vol. 7, no. 2, pp. 94–101, 2022. URL: https://journal.unpar.ac.id/index.php/jrsi/article/view/5842
13. A. Permatasari dan H. Haryono, "Analisis Pengendalian Persediaan Dengan Metode ABC Pada Perusahaan Ritel Untuk Mengoptimalkan Stok," *Jurnal Logistik Indonesia*, vol. 7, no. 1, pp. 45–54, Apr. 2023. doi: 10.31334/logistik.v7i1.3142 URL: https://journal.stmlogistik.ac.id/index.php/jli/article/view/3142
14. W. Schroer, "CRISP-DM: Process Model and User Guide," *Journal of Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 10, no. 1, pp. 15–25, 2021. (Original Work published 2000). URL: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:212411993
15. A. S. R. Anugrah dan A. B. Santoso, "Penerapan Metode Weighted Moving Average Untuk Peramalan Penjualan Produk," *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 6, no. 1, pp. 45–56, Feb. 2023. URL: https://ejournal.amikompurwokerto.ac.id/index.php/simika/article/view/2045
16. M. R. A. Nasution dan M. L. Singarimbun, "Analisis Pengendalian Persediaan Menggunakan Metode ABC Untuk Klasifikasi Produk Berdasarkan Kontribusi Penjualan," *Jurnal Industrial Engineering & Management Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 22–31, Mei 2024. URL: https://jiems.esaunggul.ac.id/index.php/jiems/article/view/342
17. A. D. Martha dan D. S. S. Wuisan, "Penerapan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dalam Mengevaluasi Akurasi Peramalan Stok Barang Ritel," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Teknik Informatika (JISTI)*, vol. 6, no. 2, pp. 88–97, Okt. 2023. URL: https://jurnal.unidha.ac.id/index.php/jisti/article/view/742