

Penerapan Metode Weighted Moving Average (Wma) Untuk Forecasting Penjualan Menu Dan Rekomendasi Bahan Baku Pada Cafe Digidreams Space

Ridlo Fauzi Rakhmadian^{1*}, Pramono², Ridwan Dwi Irawan³

¹Teknik Informatika/Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Duta Bangsa Surakarta

^{1*}220103186@mhs.udb.ac.id

²Teknik Informatika/Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Duta Bangsa Surakarta

²pramono@udb.ac.id

³Teknik Informatika/Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Duta Bangsa Surakarta

³ridwan_dwiirawan@udb.ac.id

Abstrak— Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem peramalan penjualan menu dan rekomendasi kebutuhan logistik bahan baku pada Café DigiDreams Space guna mengatasi kendala ketidakseimbangan pasokan stok. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi model peramalan runtun waktu harian dengan mesin konversi resep otomatis berregulasi stok pengaman (*safety stock*). Eksperimen pemodelan mengandalkan data transaksi harian selama 30 hari untuk memprediksi kebutuhan 7 hari ke depan pada kategori makanan, minuman, dan kudapan. Tahapan metodologi mencakup *data cleaning*, komputasi algoritma *Weighted Moving Average* (WMA), dan evaluasi akurasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Aplikasi berbasis web ini diimplementasikan menggunakan React JS dan FastAPI. Hasil pengujian menunjukkan performa model yang andal dengan rata-rata nilai MAPE keseluruhan sebesar 12,13% (kategori Baik). Fitur konversi resep pada sistem ini menghasilkan keluaran keputusan gramasi belanja bahan baku yang presisi, sehingga berpotensi membantu pihak manajemen dalam meminimalkan risiko *stockout* maupun *overstock* berbasis data historis.

Kata kunci— Weighted Moving Average, Konversi Resep Otomatis, MAPE, Manajemen Inventori, Sistem Pendukung Keputusan

Abstract— This research aims to develop a menu sales forecasting system and recommendations for raw material logistics requirements at Café DigiDreams Space to address the problem of stock supply imbalance. The novelty of this research lies in the integration of a daily time series forecasting model with an automatic recipe conversion engine regulated by safety stock. The modeling experiment relies on 30 days of daily transaction data to predict the next 7 days' needs in the food, beverage, and snack categories. The methodological stages include data cleaning, computing the Weighted Moving Average (WMA) algorithm, and evaluating accuracy using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). This web-based application is implemented using React JS and FastAPI. The test results show reliable model performance with an average overall MAPE value of 12.13% (Good category). The recipe conversion feature in this system produces precise raw material purchasing grammage decisions, thus potentially assisting management in minimizing the risk of stockouts and overstocks based on historical data..

Keywords— Automated Recipe Conversion, Decision Support System, Inventory Management, MAPE, Weighted Moving Average

I. PENDAHULUAN

Menjamurnya bisnis kafe di Indonesia memicu persaingan yang kian sengit, sehingga para pelaku usaha dituntut untuk terus menelurkan inovasi baru. Di tengah derasny arus digitalisasi, menyematkan sistem teknologi dalam operasional menjadi langkah krusial jika ingin memangkas biaya dan menyajikan pelayanan terbaik bagi pengunjung [1]. Salah satu kendala utama dalam operasional kafe adalah pengelolaan persediaan yang tidak optimal. Menumpuknya barang (*overstock*) memicu pemborosan akibat bahan yang membusuk, sedangkan kelangkaan stok (*stockout*) membuat menu gagal disajikan. Ketidakseimbangan ini berujung pada kerugian finansial dan menurunnya kepuasan konsumen, sebagaimana dikonfirmasi oleh

sejumlah riset terdahulu mengenai dampak buruk manajemen inventori yang tidak presisi [2,3]. Kondisi dilematis ini terjadi secara nyata di Café DigiDreams Space. Berdasarkan observasi langsung selama masa magang, kafe ini kerap kehabisan bahan baku di tengah jam operasional sibuk. Dampaknya fatal terhadap penurunan loyalitas pelanggan dan hilangnya potensi omzet harian. Fluktuasi permintaan bahan baku yang tidak menentu menjadi faktor utama di balik melesetnya perencanaan stok tersebut [4].

Kajian literatur mengenai peramalan (*forecasting*) bekerja dengan memproyeksikan nilai masa depan memakai data masa lalu untuk kelancaran estimasi produksi dan pemenuhan pasar [5,6]. Metode yang kerap diandalkan adalah model

deret waktu (*time series*), yang memanfaatkan rekaman data berkala (harian, mingguan, atau bulanan) untuk membaca pola tren pada periode berikutnya [7,8]. Dalam operasional bisnis, kerugian barang basi atau kosong dipicu oleh buruknya manajemen inventori, sehingga diperlukan kontrol ketat demi menjaga keseimbangan stok [9]. Kontrol ketat melalui penentuan stok pengaman (*safety stock*) menjadi regulasi inti untuk mengantisipasi risiko kekurangan bahan baku saat jam operasional sibuk [10]. Kajian literatur peramalan banyak dilakukan untuk mengoptimalkan pengelolaan inventori dan mendukung keputusan bisnis. Contohnya, masalah kelangkaan stok berhasil diselesaikan menggunakan metode *Weighted Moving Average* (WMA) dengan nilai error *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 8,86% [11]. Sistem Pendukung Keputusan (SPK) untuk mengendalikan risiko kelebihan maupun kekurangan pasokan logistik juga dikembangkan dengan basis metode serupa [12]. Efisiensi estimasi kebutuhan logistik pada bisnis kafe juga pernah diuji melalui skema peramalan berbasis WMA yang berdampak langsung pada penghematan biaya pengadaan bahan baku [13].

Kendati demikian, analisis mendalam terhadap riset-riset terdahulu mengindikasikan adanya sebuah gap konseptual yang belum terselesaikan. Mayoritas penelitian *forecasting* sebelumnya masih berdiri secara parsial, di mana fokus komputasi hanya bertumpu pada aspek hilir, yaitu memprediksi kuantitas angka penjualan produk jadi saja. Terdapat keterputusan rantai informasi logistik (*information gap*) dari hasil peramalan kuantitas menu untuk ditarik ke dalam pemenuhan kebutuhan makro pada lini hulu gudang. Sistem pendukung keputusan yang ada belum mampu mengonversi hasil ramalan porsi penjualan secara otomatis ke dalam bentuk standarisasi gramasi resep mentah yang terintegrasi langsung dengan kalkulasi sisa stok dan regulasi *safety stock*. Akibatnya, pihak manajemen gudang masih harus melakukan perhitungan manual sekunder untuk mengetahui berapa volume bahan mentah yang harus dibeli, yang mana proses ini rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*).

Di samping gap konseptual tersebut, pendekatan skala pemodelan data historis dalam operasional

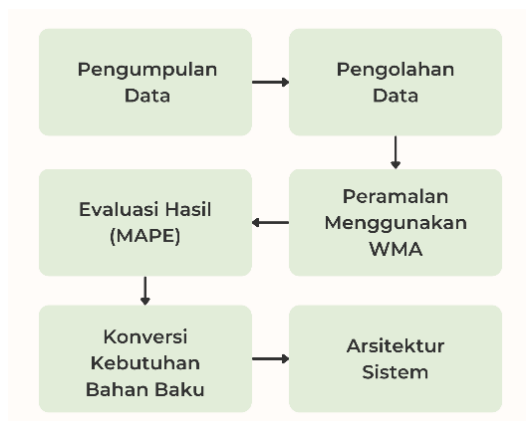
kafe membutuhkan perhatian khusus. Riset ini sengaja menetapkan penggunaan basis data historis berskala harian, bukan bulanan. Penggunaan data transaksi harian dinilai jauh lebih sensitif dan akurat dalam menangkap volatilitas perilaku konsumen kafe yang berubah secara drastis dalam hitungan hari. Adapun pemanfaatan rentang data historis selama 30 hari terakhir dianggap sudah sangat cukup dan representatif untuk kebutuhan operasional jangka pendek (*short-term operational forecasting*). Secara konsep manajemen rantai pasok, komoditas kuliner kafe didominasi oleh bahan mentah segar (*perishable goods*) yang memiliki masa kedaluwarsa singkat (seperti susu UHT, selada, dan daging fillet), sehingga siklus pengadaan barunya berputar ketat dalam rentang mingguan. Data 30 hari telah merangkum siklus operasional bulanan yang utuh, termasuk pola fluktuasi hari kerja (*weekdays*) dan lonjakan transaksi akhir pekan (*weekend*), yang menjadi basis fundamental dalam pembentukan bobot rata-rata bergerak.

Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengatasi kelemahan-kelemahan di atas. *Novelty* (kebaruan ilmiah) yang ditawarkan dalam penelitian ini secara eksplisit terletak pada pengembangan model Sistem Pendukung Keputusan cerdas yang mengintegrasikan algoritma peramalan WMA berbasis data runtun waktu harian mikro dengan mesin konversi resep otomatis (*automated conversion recipe engine*) secara *real-time*. Kebaruan ini diperkuat dengan penerapan regulasi stok pengaman (*safety stock*) sebesar 20% yang dihitung langsung berdasarkan sisa pasokan riil gudang untuk memunculkan keputusan kuantitas belanja logistik yang presisi. Pendekatan WMA dipilih karena terbukti lebih responsif terhadap tren jangka pendek dengan memberikan pembobotan linier bertingkat pada data yang paling baru [11]. Guna menjamin keandalan keluaran sistem, performa akurasi model dievaluasi secara kuantitatif menggunakan metrik pengujian MAPE [14]. Model Sistem Pendukung Keputusan (SPK) hadir sebagai perangkat berbasis komputer guna mempermudah tahapan penarikan kesimpulan operasional berdasarkan analisis data dan parameter spesifik [15].

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem peramalan transaksi menu dan rekomendasi kebutuhan bahan baku pada Café DigiDreams Space menggunakan metode WMA. Melalui sistem ini, diharapkan manajemen mitra dapat meminimalkan risiko kelangkaan barang (*stockout*), menekan tingkat pemborosan bahan baku (*overstock*), serta meningkatkan efisiensi tata kelola gudang secara keseluruhan untuk periode operasional mendatang.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif yang dipadukan dengan rekayasa perangkat lunak menggunakan kerangka kerja sekuensial. Data penelitian ini diperoleh melalui observasi operasional dan wawancara langsung di Café DigiDreams Space guna mengumpulkan data transaksi penjualan harian, data resep menu, serta pemetaan stok bahan baku riil. Secara sistematis, tahapan pelaksanaan penelitian dirangkum dalam diagram alur yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Proses pengumpulan data dilaksanakan secara terstruktur dan sistematis guna memastikan perolehan basis data yang valid, yang difokuskan pada tiga komponen utama yaitu data transaksi penjualan harian, data komposisi resep menu mitra, serta data inventarisasi awal bahan baku. Justifikasi penetapan rentang waktu pengumpulan data dibatasi selama 30 hari terakhir. Secara konsep manajemen operasi, komoditas kuliner kafe didominasi oleh

bahan mentah segar (*perishable goods*) dengan masa kedaluwarsa singkat (seperti susu UHT, selada, dan daging fillet), sehingga siklus pengadaan barunya berputar ketat dalam rentang mingguan. Data 30 hari dinilai sudah sangat representatif untuk menangkap satu siklus operasional bulanan yang utuh, termasuk pola fluktuasi hari kerja (*weekdays*) dan lonjakan transaksi akhir pekan (*weekend*), sekaligus mereduksi data usang yang tidak lagi relevan dengan tren rasa konsumen terkini.

Tahap berikutnya adalah pembersihan data (*data cleaning*), di mana catatan penjualan mentah dari berkas Microsoft Excel diproses guna menyingkirkan rekaman duplikat, kekeliruan input, maupun ketidaksesuaian format tanggal. Rekam transaksi tersebut kemudian dikelompokkan (*grouping*) berdasarkan parameter tanggal dan jenis menu guna menghasilkan akumulasi volume penjualan harian berskema deret waktu (*time series*). Sebagai langkah optimasi, riset ini membatasi analisis pada 10 menu terlaris (*Top 10 Menu*) dari tiap kategori makanan, minuman, dan *snack*. Seleksi ini krusial demi mereduksi gangguan (*noise*) dari data menu yang jarang dibeli sekaligus menjaga stabilitas historis dalam pemodelan prediksi.

2.2. Peramalan Menggunakan WMA dan Evaluasi MAPE

Proyeksi volume penjualan dirancang untuk periode jangka pendek, yaitu 7 hari ke depan pada setiap *Top 10 Menu*. Algoritma *Weighted Moving Average* (WMA) dipilih berdasarkan alasan ilmiah bahwa WMA memiliki keunggulan fleksibilitas pembobotan linier bertingkat yang tidak dimiliki oleh metode rata-rata sederhana. Pada karakteristik bisnis retail kuliner yang pergerakan transaksinya sangat dinamis, data transaksi pada rentang waktu paling dekat (paling baru) memiliki korelasi tertinggi terhadap perilaku pasar besok. WMA secara cerdas memberikan porsi bobot numerik yang lebih dominan pada data terbaru tersebut, sehingga estimasi yang dihasilkan tetap sensitif terhadap fluktuasi permintaan pasar terkini tanpa menimbulkan efek *lagging* (keterlambatan tren) pada visualisasi grafik prediksi. Perhitungan ramalan ini memanfaatkan variasi ukuran *window* harian (5 hari untuk makanan/minuman dan 7 hari untuk

snack). Rumus matematika untuk memproyeksikan nilai peramalan menggunakan algoritma WMA ditulis secara jelas melalui Persamaan (1) berikut:

$$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n (\omega_i \cdot X_i)}{\sum_{i=1}^n \omega_i}$$

Dengan WMA adalah nilai hasil peramalan untuk periode berikutnya, ω_i menyatakan bobot pada periode ke- i , X_i melambangkan data transaksi penjualan pada periode ke- i , dan n menunjukkan jumlah keseluruhan periode yang digunakan dalam komputasi. Validasi atas hasil proyeksi tersebut bersandar pada parameter *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan membagi dataset secara terstruktur menjadi data *training* selama 23 hari dan data *testing* selama 7 hari. Indikator kuantitatif ini mengukur deviasi atau tingkat kesalahan antara data aktual lapangan terhadap *output* prediksi sistem melalui Persamaan (2) berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100\%$$

dengan MAPE adalah nilai persentase rata-rata kesalahan absolut, n menunjukkan akumulasi jumlah keseluruhan data yang diuji dalam sistem, A_t melambangkan data aktual transaksi penjualan di lapangan pada periode t , dan F_t menyatakan angka hasil peramalan (*forecast*) pada periode t . Evaluasi akurasi dihitung pada tiap-tiap menu dan diklasifikasikan ke dalam empat kriteria akurasi, yaitu klasifikasi sangat akurat untuk nilai MAPE di bawah 10%, klasifikasi baik untuk nilai MAPE di antara 10% hingga kurang dari 20%, klasifikasi cukup untuk nilai MAPE di antara 20% hingga kurang dari 50%, serta klasifikasi kurang akurat jika nilai MAPE mencapai 50% atau lebih. Selain itu, perhitungan nilai MAPE juga dilakukan secara keseluruhan serta rata-rata per kategori produk untuk mengetahui performa model secara komprehensif maupun berdasarkan jenis produk.

2.3. Konversi Kebutuhan Bahan Baku

Guna mengantisipasi risiko fluktuasi permintaan ekstrem, ditentukan regulasi stok pengaman (*safety stock*). Dasar ilmiah penetapan nilai *safety stock* sebesar 20% bersandar pada teori manajemen rantai

pasok logistik terkait ketidakpastian waktu tunggu (*lead time delay*) dan variabilitas pasokan harian. Mengingat Café DigiDreams Space melakukan pengadaan bahan dari *supplier* lokal yang rentan terhadap hambatan pengiriman atau kelangkaan di tingkat agen, batas 20% diambil sebagai kompensasi optimal berdasarkan nilai deviasi maksimum rata-rata penjualan harian, sehingga mampu menjamin ketersediaan barang pada jam operasional sibuk tanpa memicu pembengkakan biaya penyimpanan barang (*holding cost*). Total kebutuhan dihitung melalui Persamaan (3):

$$\text{Total Kebutuhan Bahan Baku} = \text{Hasil Konversi} \times 1.20$$

2.4. Validasi Kelayakan Pengujian Rekomendasi Bahan Baku

Sebelum diimplementasikan ke dalam modul sistem aplikasi, hasil rekomendasi pengadaan bahan baku akhir divalidasi kelayakannya melalui metode simulasi neraca saldo stok (*inventory balance simulation*). Tahap validasi ini dilakukan dengan mengomparasikan total kebutuhan logistik hasil rumus terhadap sisa kapasitas riil di gudang penyimpanan. Jika hasil kalkulasi formula menghasilkan keputusan kuantitas belanja logistik yang bernilai positif, maka sistem memicu status "Perlu Beli" dengan angka gramasi yang presisi. Sebaliknya, jika sisa stok gudang terbukti masih mampu mengover kebutuhan mingguan beserta penambahan variabel *safety stock* 20%, maka sistem secara otomatis menetapkan status "Cukup" (kuantitas beli bernilai nol). Validasi logis ini krusial untuk memastikan keandalan sistem dalam mengeliminasi risiko kelangkaan stok (*stockout*) sekaligus mencegah pemborosan modal akibat penumpukan barang (*overstock*).

2.5. Arsitektur Sistem



Gambar 2. Arsitektur Sistem

Seperti yang terdapat pada Gambar 2, sistem ini dirancang dengan arsitektur *full-stack* berbasis web yang menerapkan pemisahan tugas (*decoupled architecture*). Sisi *backend* dikembangkan menggunakan *framework* FastAPI (Python) yang bertindak sebagai mesin pemrosesan data tingkat tinggi untuk menangani pembersihan otomatis berkas Microsoft Excel, eksekusi algoritma WMA, kalkulasi metrik MAPE, dan konversi resep logistik secara *real-time* [16].

Sementara itu, sisi *frontend* dibangun menggunakan React JS sebagai antarmuka pengguna (*User Interface*) interaktif yang bertanggung jawab menangani fungsionalitas pengunggahan file spreadsheet serta menyajikan visualisasi grafik tren transaksi dan tabel hasil komputasi secara responsif [17]. Dalam penerapannya, data penjualan dibagi ke dalam kategori makanan, minuman, dan *snack*, di mana seleksi *Top 10 Menu*, peramalan, dan evaluasi akurasi dihitung secara terpisah pada sistem. *Output* yang disajikan oleh sistem meliputi daftar menu terlaris, grafik proyeksi penjualan 7 hari ke depan, nilai kesalahan MAPE (individual, rata-rata kategori, dan keseluruhan), serta tabel rekomendasi kuantitas pengadaan bahan baku kafe.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data penjualan harian Café DigiDreams Space selama 30 hari untuk melakukan peramalan permintaan menu menggunakan metode *Weighted Moving Average* (WMA). Dari total data tersebut, dipilih 10 menu

terlaris dari masing-masing kategori yaitu makanan, minuman, dan *snack*. Rangkaian hasil pengujian dan implementasi sistem dijabarkan secara logis untuk membentuk satu kesatuan cerita berdasarkan fakta data eksperimen tanpa melakukan diskusi berulang terhadap data yang sama.

3.1. Hasil Peramalan Penjualan Menggunakan WMA

Metode *Weighted Moving Average* memberikan bobot lebih besar pada data terbaru sehingga lebih responsif terhadap perubahan pola penjualan. Peramalan ini menggunakan ukuran jendela (*window*) 5 untuk kategori makanan dan minuman karena karakter polanya yang cenderung stabil dalam jangka pendek. Sementara itu, kategori *snack* menggunakan ukuran jendela 7 guna menangkap fluktuasi pola mingguan yang lebih tinggi. Rumus matematika untuk memproyeksikan nilai peramalan menggunakan algoritma WMA ditulis secara jelas melalui persamaan (3) berikut:

$$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n (\omega_i \cdot X_i)}{\sum_{i=1}^n \omega_i}$$

dengan WMA adalah nilai hasil peramalan untuk periode berikutnya, ω_i menyatakan bobot pada periode ke- i , X_i melambangkan data transaksi penjualan pada periode ke- i , dan n menunjukkan jumlah keseluruhan periode yang digunakan dalam komputasi. sebagai simulasi eksekusi formula pada sistem, contoh perhitungan proyeksi penjualan hari ke-1 untuk menu Nasi Goreng pada kategori makanan diproses dengan bobot $\omega_i = [5, 4, 3, 2, 1]$. Berdasarkan rekam data historis aktualnya, sistem melakukan komputasi matematis melalui persamaan (4) sebagai berikut:

$$WMA = \frac{(10 \times 1) + (13 \times 2) + (9 \times 3) + (10 \times 4) + (11 \times 5)}{1 + 2 + 3 + 4 + 5} = 10.53 \text{ porsi untuk Nasi Goreng}$$

Hasil perhitungan di atas menunjukkan nilai proyeksi sebesar 10,53 porsi untuk menu Nasi Goreng. Melalui visualisasi logika perhitungan yang sama, simulasi kuantitas prediksi hari ke-1 untuk menu French Fries pada kategori *snack* dihitung menggunakan ukuran jendela 7 dengan pembobotan $\omega_i = [7, 6, 5, 4, 3, 2, 1]$ melalui persamaan (5) sebagai berikut:

$$WMA = \frac{(13 \times 1) + (14 \times 2) + (15 \times 3) + (14 \times 4) + (15 \times 5) + (17 \times 6) + (16 \times 7)}{1 + 2 + 3 + 4 + 5 + 6 + 7}$$

= **15.39** Porsi untuk French Fries

Komputasi tersebut menghasilkan proyeksi sebesar 15,39 porsi untuk menu French Fries. Melalui cara kerja yang sama, perhitungan dilakukan secara berulang oleh sistem untuk memproyeksikan permintaan dari hari pertama hingga hari ketujuh pada seluruh item komoditas. Hasil visualisasi tren proyeksi untuk varian menu Es Teh disajikan secara jelas pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Hasil Peramalan Penjualan Menu Es Teh (Window 5)

Rangkuman hasil peramalan lengkap selama 7 hari ke depan untuk seluruh kategori produk kuliner yang diuji pada penelitian ini dirangkum secara komprehensif ke dalam Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3.

Tabel 1. Hasil Prediksi Menu Makanan

Menu	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7
Mie Rebus	14.53	14.58	14.6	14.59	14.55	14.57	14.57
Nasi Goreng	10.53	10.51	10.45	10.52	10.53	10.51	10.51
Mie Goreng	11.47	11.49	11.49	11.52	11.53	11.51	11.51
Seblak Ori	7.03	6.94	6.86	6.81	6.83	6.86	6.85
Chicken Katsu Kecil	11	11	11	11	11	11	11
Mie Rebus Double	7	6.93	6.84	6.8	6.81	6.84	6.83
Mie Goreng Double	6.5	6.43	6.41	6.42	6.4	6.42	6.41
Nasi Goreng Sosis	7.23	7.21	7.3	7.34	7.33	7.3	7.31
Seblak Campur	6.8	6.93	7.06	7.09	7.07	7.04	7.05
Seblak Bakso Ikan	3.67	3.69	3.67	3.68	3.7	3.68	3.68

Tabel 2. Hasil Prediksi Menu Minuman

Menu	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7
Es Teh Leci	55.8	56.13	56.06	56.01	55.89	55.98	55.98
Tea Matcha Small	11.8	11.67	11.6	11.58	11.59	11.61	11.6
Red Velvet Large	8.73	8.71	8.7	8.64	8.64	8.67	8.66
Large Coklat Small	5.87	5.82	5.84	5.87	5.86	5.85	5.86
Red Velvet Small	4.37	4.39	4.39	4.38	4.36	4.37	4.37
Air Mineral	6.07	6.02	6.03	6.03	6.03	6.03	6.03
Cappuccino Large	4.53	4.51	4.51	4.48	4.47	4.49	4.49
Large Coklat Large	5.13	5.21	5.24	5.23	5.2	5.21	5.22
Taro Small	3.61	3.65	3.69	3.7	3.7	3.68	3.69
	4.87	4.82	4.84	4.87	4.86	4.85	4.86

Tabel 3. Hasil Prediksi Menu Snack

Menu	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7
Sempol	24.82	24.85	25	25.15	25.2	25.22	25.2
Cireng	23.77	23.76	23.77	23.67	23.58	23.62	23.68
Risol	21.73	21.5	21.44	21.46	21.51	21.56	21.61
Tempura	20.21	20.41	20.51	20.54	20.6	20.65	20.66
French Fries	15.39	15.53	15.61	15.66	15.69	15.68	15.64
Siomay Ikan	23.02	23.25	23.48	23.68	23.78	23.71	23.6
Piscok	4.57	4.57	4.55	4.51	4.46	4.47	4.49
Otak Otak	2.93	2.91	2.89	2.87	2.85	2.82	2.83
Mix Platter	5.5	5.52	5.52	5.53	5.55	5.58	5.59
Sosis	3.07	3.09	3.07	3.05	3.05	3.06	3.06

Berdasarkan hasil komputasi naskah, diketahui bahwa beberapa menu utama seperti Chicken Katsu Kecil menunjukkan tren peramalan yang konstan setiap harinya. Hal ini mengindikasikan karakteristik permintaan yang stabil dari konsumen terhadap menu utama. Sebaliknya, menu seperti Seblak Ori dan mayoritas varian minuman memperlihatkan fluktuasi yang dinamis. Fenomena fluktuatif ini secara kontekstual dipengaruhi oleh faktor eksternal operasional kafe, seperti preferensi harian konsumen, perubahan cuaca, serta pola kunjungan pelanggan yang tidak konsisten.

3.2. Hasil Evaluasi Akurasi Menggunakan MAPE

MAPE digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan hasil peramalan dengan membandingkan

nilai aktual dan nilai hasil prediksi dalam bentuk persentase. Pembagian data dalam pengujian akurasi ini mengandalkan skema komparasi antara 23 data *training* dan 7 data *testing* pada menu Es Teh sebagai sampel representatif. Operasional perhitungan proyeksi pada fase data *testing* ini menerapkan ukuran jendela (*window*) 5. Sebagai ilustrasi teknis, estimasi penjualan untuk periode 24 April 2026 diproses lewat pemindaian tren data aktual sepanjang rentang 19–23 April 2026. Melalui integrasi kombinasi bobot $\omega_i = [5, 4, 3, 2, 1]$, sistem menghasilkan angka estimasi sebesar 47,6 gelas, yang kemudian dibulatkan menjadi 48 gelas. Setelah seluruh proyeksi pada 7 data *testing* terpenuhi, tahapan berlanjut pada kalkulasi nilai *Absolute Percentage Error* (APE) harian. Akumulasi pengujian nilai MAPE akhir untuk varian Es Teh menunjukkan hasil di angka 12,19%, sebuah pencapaian yang menempatkan model ini dalam klasifikasi Baik karena berada dalam rentang persentase antara 10% hingga kurang dari 20%. Adapun rekapitulasi performa parameter MAPE untuk seluruh variasi menu lainnya telah dirangkum secara komprehensif pada Tabel 4.

Tabel 4. Mape per Menu

Kategori	Menu	Mape (%)	Akurasi
	Mie Rebus	6.87%	Sangat Akurat
	Nasi Goreng	14.89%	Baik
	Mie Goreng	9.14%	Sangat Akurat
	Seblak Ori	14.64%	Baik
	Chicken Katsu Kecil	6.56%	Sangat Akurat
	Mie Rebus Double	11.61%	Baik
	Mie Goreng Double	11.52%	Baik
	Nasi Goreng Sosis	13.39%	Baik
	Seblak Campur	15.91%	Baik
	Seblak Bakso Ikan	15.32%	Baik
	Es The	12.2%	Baik
	Leci Tea	9.21%	Sangat Akurat
	Matcha Small	12.27%	Baik
	Red Velvet Large	12.89%	Baik
	Coklat Small	12.91%	Baik
	Red Velvet Small	6.92%	Sangat Akurat
	Air Mineral	13.7%	Baik
	Cappuccino Large	13.51%	Baik
	Coklat Large	12.43%	Baik
	Taro Small	11.71%	Baik
	Sempol	8.94%	Sangat Akurat
	Cireng	9.07%	Sangat Akurat
	Risol	11.77%	Baik

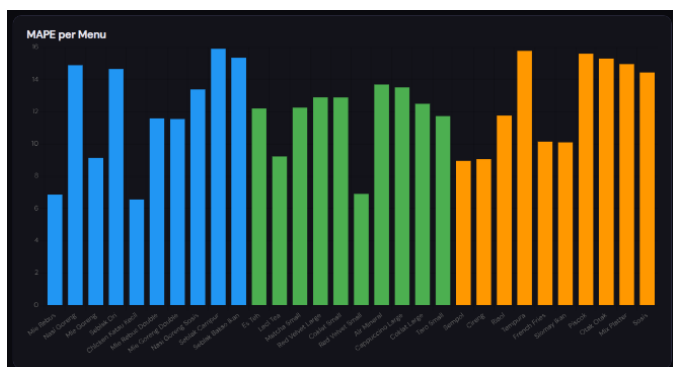
Tempura	15.78%	Baik
French Fries	10.16%	Baik
Siomay Ikan	10.1%	Baik
Piscok	15.64%	Baik
Otak Otak	15.31%	Baik
Mix Platter	14.98%	Baik
Sosis	14.48%	Baik

Tahap evaluasi dilanjutkan dengan menghitung rata-rata nilai MAPE untuk masing-masing kategori produk sekaligus mengukur akumulasi kesalahan prediktif secara makro. Sebagai contoh, rata-rata akurasi untuk kategori makanan dihitung dengan merata-ratakan nilai MAPE dari 10 menu terlarisnya, yang menghasilkan persentase sebesar 11,98%. Mengacu pada skema komputasi yang sama untuk kelompok komoditas lainnya, uji coba sistem menghasilkan rata-rata nilai eror untuk sektor minuman di angka 11,78% dan varian *snack* sebesar 12,62%. Ringkasan performa per kelompok produk disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Mape Per Kategori

Kategori	Rata rata MAPE (%)	Akurasi
Makanan	11.98%	Baik
Minuman	11.78%	Baik
Snack	12.62%	Baik

Selanjutnya, untuk mendapatkan gambaran performa sistem secara makro, akumulasi nilai rata-rata MAPE keseluruhan dihitung dengan merata-ratakan total kesalahan dari seluruh 30 menu yang diuji. Berdasarkan hasil perhitungan sistem, diperoleh nilai rata-rata MAPE keseluruhan sebesar 12,13%. Nilai tersebut termasuk ke dalam kategori Baik karena berada pada rentang persentase antara 10% hingga kurang dari 20%. Dengan demikian, metode WMA dinilai mampu memberikan hasil peramalan yang cukup akurat untuk memprediksi penjualan menu pada Café DigiDreams Space. Visualisasi grafik perbandingan nilai kesalahan tersebut dipetakan pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik MAPE Per Menu

3.3. Hasil Konversi Kebutuhan Bahan Baku

Hasil peramalan penjualan selama 7 hari ke depan dikonversikan menjadi rekomendasi pengadaan bahan baku berdasarkan standarisasi data resep Café DigiDreams Space. Proses komputasi dilakukan dengan mengalikan volume proyeksi penjualan dengan takaran bahan per porsi, mengasimilasikan bahan sejenis dari berbagai menu, serta menambahkan komponen stok pengaman (*safety stock*) sebesar 20%. Sebagai gambaran eksekusi sistem, berikut adalah simulasi perhitungan rekomendasi kuantitas pembelian untuk bahan baku Beras berdasarkan total kebutuhan bersih sebesar 20 kg dan ketersediaan stok saat ini di gudang sebanyak 10 kg. Formula pengaman diproses secara otomatis oleh sistem melalui perhitungan matematika sebagai berikut:

$$\text{Safety Stock} = 20\% \times 20 \text{ kg} = 4 \text{ kg}$$

$$\text{Perlu Beli} = 20 + 4 - 10 = 14 \text{ kg}$$

Melalui visualisasi logika perhitungan yang sama untuk seluruh item logistik, sistem akan mengalkulasi status persediaan secara otomatis. Rangkuman data rekomendasi kuantitas pengadaan bahan baku final untuk periode 7 hari ke depan disajikan pada Tabel 6.

Teh Celup	pcs	473	50	518
Sirup Leci	Liter	2.44	0.50	2.43
Matcha Powder	kg	1	1	Cukup
Susu UHT	Liter	37.37	5.00	39.84
Red Velvet Powder	kg	1	1	Cukup
Coklat Powder	kg	1	1	1
Air Mineral 600ml	pcs	31	30	8
Cappuccino Powder	kg	1	1	Cukup
Taro Powder	kg	1	1	Cukup
Sempol Frozen	pcs	175	47	164
Cireng Frozen	pcs	166	52	147
Risol Frozen	pcs	151	28	153
Kentang Frozen	kg	52	3	59
Siomay Ikan Frozen	pcs	165	60	137
Piscok Frozen	pcs	95	35	79
Otak-otak Frozen	pcs	20	40	Cukup

Berdasarkan Tabel 6, sistem terbukti mampu merekomendasikan pengadaan bahan baku secara akurat. Mayoritas item membutuhkan pembelian ulang karena stok aktual tidak mencukupi proyeksi kebutuhan 7 hari ke depan. Meskipun demikian, sistem secara otomatis memberikan status Cukup tanpa rekomendasi beli pada item Matcha, Red Velvet, Cappuccino, Taro Powder, dan Otak-otak Frozen karena sisa stok di gudang masih aman untuk mengover kebutuhan mingguan beserta *safety stock* 20%. Langkah ini efektif untuk menekan biaya penyimpanan gudang (*holding cost*). Sebaliknya, bahan baku *fast-moving* seperti Teh Celup, Tempura Frozen, Sosis Frozen, dan Telur memerlukan volume pembelian yang sangat tinggi karena merupakan komponen inti dari menu terlaris. Kesimpulannya, implementasi sistem ini membantu manajemen Café DigiDreams Space dalam merencanakan pembelian berbasis data. *Output* sistem secara langsung mampu meminimalkan risiko kekurangan stok (*stockout*) sekaligus mencegah pemborosan modal akibat penumpukan barang (*overstock*). Tampilan visual rekomendasi komparatif ini disajikan pada Gambar 5.

Tabel 6. Hasil Rekomendasi Bahan Baku

Bahan	Satuan	Total Kebutuhan	Stok	Perlu Beli
Mie Rebus Instan	bungkus	198	63	175
Beras	kg	20	10	14
Mie Goreng Instan	bungkus	170	50	155
Kerupuk Basah	kg	10	3	9
Mie Kuning	bungkus	123	30	118
Sosis Frozen	pcs	318	73	308
Tempura Frozen	pcs	393	55	417
Telur	butir	307	64	305
Dada Ayam Fillet	kg	6	3	4
Tepung Roti	kg	2	1	2
Selada	kg	2	1	2
Bakso Ikan Frozen	kg	6	1	6

mendukung efisiensi manajemen inventori pada Café DigiDreams Space.

IV. KESIMPULAN

Sistem peramalan volume penjualan dan rekomendasi kebutuhan logistik 7 hari ke depan untuk Café DigiDreams Space telah berhasil dibangun menggunakan metode *Weighted Moving Average* (WMA) berbasis *backend* FastAPI dan *frontend* React. Hasil pengujian menunjukkan performa model yang andal dengan nilai rata-rata MAPE keseluruhan sebesar 12,13% (kategori Baik). Secara praktis, penelitian ini berkontribusi dalam memangkas kesenjangan informasi logistik melalui fitur konversi resep otomatis berregulasi *safety stock* 20%, sehingga manajemen kafe dapat mengambil keputusan pengadaan barang secara presisi untuk meminimalkan risiko *stockout* maupun *overstock*.

Keterbatasan utama penelitian ini terletak pada pemanfaatan basis data historis jangka pendek selama 30 hari yang belum mampu menangkap pola fluktuasi musiman (*seasonal effects*) secara makro, serta belum diintegrasikannya variabel analisis biaya penyimpanan riil (*holding cost*) di gudang.

Guna pengembangan selanjutnya, disarankan untuk memperluas cakupan rentang data historis penjualan (3 hingga 6 bulan) agar prediksi jangka panjang lebih optimal. Selain itu, disarankan pula untuk menambahkan modul komparasi algoritma *time series* lain (seperti ARIMA atau *Exponential Smoothing*) serta menyematkan fitur kalkulasi otomatis biaya inventori (*Economic Order Quantity*) demi meningkatkan kualitas rekomendasi sistem.

REFERENSI

[1] N. Sofiana et al., “Strategi digitalisasi bisnis kuliner melalui pengembangan UI/UX sistem kasir di Amaranthy Café and Resto,” *Blend Sains Jurnal Teknik*, vol. 4, no. 1, pp. 82–91, 2025. doi:10.56211/blendsains.v4i1.979

[2] N. S. Novita Sari, Hasdiana, and E. Rahayu, “Perbandingan Weighted Moving Average dan Single Exponential Smoothing pada peramalan persediaan produk farmasi,” *JITEKH*, 2024. doi:10.35447/jitekh.v10i2.580

[3] Y. Raodah, N. Yanasim, and Emiyani, “Penentuan safety stock bahan baku gypsum pada proses pembuatan semen,” *Jenius*, 2024. doi:10.37373/jenius.v5i1.1155

[4] K. Ekalala and N. Fasa, “Analisis peramalan kebutuhan bahan baku untuk optimalisasi proses produksi di PT. PKC,” *Jenius*, 2024. doi:10.37373/jenius.v6i2.1874

[5] A. Arisandi, I. Gaffar, and R. W. Yanti, “Akurasi nilai peramalan harga cabai rawit merah di Kota Makassar dengan metode Single Exponential Smoothing,” 2024. doi:10.31605/jomta.v7i1.4780



Gambar 8. Grafik Perbandingan Data Aktual vs Prediksi Testing

3.5. Pengujian Sistem

Validasi sistem dilakukan menggunakan metode *Black-Box Testing* untuk memastikan seluruh fungsionalitas pada sistem dapat berjalan sesuai dengan spesifikasi kebutuhan fungsional (*functional requirements*). Fokus pengujian dieksekusi pada empat fitur fungsional utama, yaitu proses unggah file data penjualan, kalkulasi peramalan dengan algoritma WMA, perhitungan akurasi MAPE, serta akurasi komputasi konversi rekomendasi kebutuhan bahan baku. Hasil pengujian fungsionalitas sistem tersebut dirangkum pada Tabel 7.

Tabel 7. Pengujian Sistem

No	Fitur / Fungs	Butir Pengujian	Hasil Diharapkan	status
1	Unggah Data	Input file Excel penjualan & resep	Data terbaca dan bersih	Sesuai
2	Peramalan	Prediksi penjualan 7 hari ke depan	Grafik & angka proyeksi muncul	Sesuai
3	Evaluasi Akurasi	Perhitungan nilai MAPE	Persentase error per menu	Sesuai
4	Rekomendasi Stok	Konversi bahan baku & safety stock	Tabel kuantitas pembelian bahan	Sesuai

Berdasarkan rekapitulasi pengujian pada Tabel 7, seluruh fitur utama pada sistem peramalan ini terbukti mampu beroperasi dengan valid tanpa ditemukan adanya kesalahan fungsional (*error/bug*) selama proses pengujian dilakukan. Dengan demikian, sistem pendukung keputusan ini dinyatakan siap dan layak digunakan untuk

- [6] W. Ilham et al., "Analisis sistem forecasting pada produksi dan permintaan telur dengan metode Least Square," *JATI*, 2024. [doi:10.36040/jati.v9i1.12405](https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12405)
- [7] S. Sulisty et al., "Evaluasi metode peramalan penjualan botol natural 100ml menggunakan Moving Average dan Exponential Smoothing," *Blend Sains Jurnal Teknik*, vol. 4, no. 3, pp. 603–612, 2026. [doi:10.56211/blendsains.v4i3.1213](https://doi.org/10.56211/blendsains.v4i3.1213)
- [8] D. A. Anolu and W. Setiafindari, "Penerapan Time Series dalam Peramalan Penjualan Air Minum dalam Kemasan di CV Tirta Shahadah," *Jurnal Ilmiah Research Student*, vol. 2, no. 2, pp. 824–831, Sep. 2025, doi.org/10.61722/jirs.v2i2.5830
- [9] M. R. Riansyah and M. Sidqon, "Perancangan Sistem Informasi Persediaan Bahan Baku Gudang Berbasis Website dengan Menggunakan Metode Min–Max," *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 2, no. 3, p. 921, Feb. 2025, e-ISSN: 3025-888X. <https://doi.org/10.70248/jrsit.v2i3.1803>
- [10] Z. B. Ikhtiyar, W. Sulistijanti, S. N. Sari, and A. Mahiruna, "Perbandingan MAPE metode ARIMA dan FTS Chen pada peramalan harga minyak mentah Widuri di Indonesia," *Square*, 2024. [doi:10.21580/square.2024.6.2.23579](https://doi.org/10.21580/square.2024.6.2.23579)
- [11] S. Rifadli and R. Sari, "Implementasi metode Weighted Moving Average (WMA) pada prediksi penjualan gas elpiji berbasis website," *JDDAT*, 2024. [doi:10.58520/jddat.v3i2.47](https://doi.org/10.58520/jddat.v3i2.47)
- [12] E. Pramudita, "Pengembangan sistem pendukung keputusan dalam penyediaan barang menggunakan Weighted Moving Average (WMA)," *Seminar Nasional Riset dan Teknologi*, 2024. [doi:10.30998/semnasristek.v9i1.7862](https://doi.org/10.30998/semnasristek.v9i1.7862)
- [13] R. Erlinda, U. Yudatama, and E. R. Arumi, "Implementasi sistem peramalan pengadaan kebutuhan bahan baku pangan dengan metode Weighted Moving Average," *Universitas Muhammadiyah Magelang*, 2024. [DOI: 10.25126/jtiik.202294700](https://doi.org/10.25126/jtiik.202294700)
- [14] D. A. Adiyatma, M. G. Rohman, and Munif, "Product Sales Prediction System at Starmart Using Linear Regression and Weighted Moving Average Methods," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 660–673, 2025, [doi:10.51903/g260jt34](https://doi.org/10.51903/g260jt34)
- [15] M. M. K. Affandi and S. H. N. Ginting, "Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Perangkat Internet of Things (IoT) Terbaik Menggunakan Simple Additive Weighting," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 13, no. 1, 2024, [doi:10.33395/jmp.v13i1.14344](https://doi.org/10.33395/jmp.v13i1.14344)
- [16] M. I. Al Rasyid, M. Kalista, and C. Setianingsih, "Pengembangan Aplikasi Web Full-Stack untuk Manajemen Sampah: Implementasi Frontend, Backend, Cloud Deployment," *Jurnal Nasional Sains dan Teknik*, vol. 3, no. 2, pp. 53–57, 2025, [doi:10.25125/jnst.v3i2.6727](https://doi.org/10.25125/jnst.v3i2.6727)
- [17] M. Maulyanda and S. A. Nazhifah, "Sentiment Analysis of Mental Health Using Support Vector Machine (SVM) with FastAPI Implementation," *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 1, 2025, [doi:10.47709/brilliance.v5i1.6580](https://doi.org/10.47709/brilliance.v5i1.6580)