

**PREDIKSI PENDAPATAN PENJUALAN AIR GALON PADA APLIKASI MANAJEMEN DEPOT AIR MINUM AK QUA MENGGUNAKAN METODE MOVING AVERAGE**◆ **Wasis Kresnawibowo<sup>1</sup>, Esyudha Pratama<sup>2</sup>, Niken Candraningrum<sup>3</sup>**

Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura

[bzkresna@gmail.com](mailto:bzkresna@gmail.com)**Abstract (English)**

This study produced a web-based management application for a refillable drinking water depot, designed to assist business owners in managing daily operations and accurately predicting revenue from gallon water sales. The application was specifically developed for the AK QUA Refillable Water Depot, featuring key modules such as sales management, cash book recording, inventory control, customer data management, and a daily revenue prediction module. The Simple Moving Average method was employed to calculate revenue forecasts based on historical sales data. The dataset used consisted of daily sales records from December 2024 to April 2025. Accuracy testing was conducted over two time periods: April 14–19 and April 21–26, 2025. The results showed that a 7-day forecasting period yielded the highest accuracy, with MAPE values of 6.11% and 5.11%, indicating a prediction accuracy of over 93%. Furthermore, black box testing confirmed that all system features functioned as designed. The application is expected to improve operational efficiency at refillable water depots and support data-driven decision-making for business owners.

**Article History***Submitted: 21 Agustus 2025**Accepted: 24 Agustus 2025**Published: 25 Agustus 2025***Key Words**

System, Management, Revenue Prediction, Moving Average, Refillable Drinking Water Depots

**Abstrak (Indonesia)**

Penelitian ini menghasilkan sebuah aplikasi manajemen depot air minum isi ulang berbasis web yang dirancang untuk membantu pelaku usaha dalam mengelola operasional dan memprediksi pendapatan penjualan air galon secara akurat. Aplikasi ini dikembangkan khusus untuk Depot Air Minum Isi Ulang AK QUA, dengan fitur utama mencakup manajemen penjualan, pencatatan buku kas, pengelolaan gudang, data pelanggan, dan modul prediksi pendapatan harian. Metode *Simple Moving Average* digunakan untuk menghitung prediksi pendapatan berdasarkan data historis penjualan galon. Data yang digunakan berasal dari catatan penjualan harian pada periode bulan desember 2024 sampai april 2025. Pengujian akurasi dilakukan pada dua rentang waktu, yaitu 14–19 April dan 21–26 April 2025. Hasil menunjukkan bahwa periode peramalan 7 hari memberikan akurasi tertinggi dengan nilai MAPE sebesar 6,11% dan 5,11%, yang menunjukkan ketepatan prediksi lebih dari 93%. Selain itu, pengujian sistem menggunakan metode *black box* membuktikan bahwa seluruh fitur berjalan sesuai dengan fungsionalitas yang dirancang. Aplikasi ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi operasional depot air minum dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data bagi pemilik usaha.

**Sejarah Artikel***Submitted: 21 Agustus 2025**Accepted: 24 Agustus 2025**Published: 25 Agustus 2025***Kata Kunci**

Sistem, Pengelolaan, Prediksi pendapatan, Moving Average, Depot Air Minum Isi Ulang

**1. PENDAHULUAN**

Air galon merupakan salah satu kebutuhan pokok yang tidak terpisahkan dari kehidupan masyarakat modern, khususnya di wilayah perkotaan dan daerah yang memiliki keterbatasan akses terhadap air bersih. Konsumsi air galon biasanya dilakukan secara rutin setiap hari, namun volume penjualannya cenderung berfluktuasi. Fluktuasi ini dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti kondisi cuaca, aktivitas sosial masyarakat, hingga kebiasaan konsumsi pelanggan yang dinamis.

Bagi pelaku usaha air galon, terutama yang berskala kecil hingga menengah seperti Depot Air Minum Isi Ulang AK QUA, ketidakstabilan penjualan harian menjadi tantangan tersendiri dalam mengelola operasional usaha. Tanpa adanya alat bantu prediksi yang

memadai, pengelolaan stok, distribusi, serta perencanaan keuangan menjadi kurang optimal. Hal ini dapat menyebabkan ketidakseimbangan antara persediaan dan permintaan aktual, yang pada akhirnya berdampak pada efisiensi usaha dan kualitas layanan kepada pelanggan.

Untuk menghadapi permasalahan tersebut, dibutuhkan suatu aplikasi prediksi yang dapat membantu pelaku usaha dalam memperkirakan pendapatan harian secara cepat dan akurat. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam pengembangan aplikasi prediksi adalah *Moving Average*. Metode ini bekerja dengan menghitung nilai rata-rata dari data historis dalam rentang waktu tertentu untuk memperkirakan nilai di masa mendatang. Selain bersifat sederhana dan mudah dipahami, metode *Moving Average* juga fleksibel untuk diterapkan pada data penjualan harian seperti pada usaha air galon (Marita & Darwati, 2022).

Aplikasi yang dikembangkan tidak hanya menyediakan fitur prediksi pendapatan, tetapi juga dilengkapi dengan fitur manajemen operasional depot, yang mencakup pengelolaan penjualan, pengelolaan stok barang di gudang (seperti galon baru, tisu galon, dan tutup galon), serta pencatatan keuangan. Dengan fitur-fitur ini, pelaku usaha dapat mengelola kegiatan operasional secara lebih terstruktur dan efisien.

Dengan penerapan metode *Moving Average* dalam bentuk aplikasi, pelaku usaha dapat memperoleh estimasi pendapatan harian tanpa perlu melakukan perhitungan manual setiap hari. Aplikasi ini diharapkan mampu meningkatkan efisiensi operasional, memudahkan proses perencanaan keuangan, serta membantu dalam pengambilan keputusan yang berbasis data. Oleh karena itu, pengembangan aplikasi prediksi pendapatan penjualan air galon berbasis metode *Moving Average* menjadi solusi strategis dalam membantu pelaku usaha seperti Depot Air Minum Isi Ulang AK QUA dalam menghadapi tantangan operasional dan mendorong pengelolaan usaha yang lebih efektif dan terstruktur.

## 2. METODOLOGI

Pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh pemahaman yang komprehensif mengenai aplikasi manajemen depot air minum yang akan dikembangkan. Proses ini mencakup studi literatur melalui penelaahan jurnal ilmiah, artikel, dan penelitian terdahulu yang relevan dengan topik prediksi penjualan dan pengelolaan depot air minum isi ulang. Kajian ini bertujuan untuk memperoleh landasan teoritis serta mengetahui metode dan pendekatan yang telah digunakan pada penelitian sebelumnya.

Selain itu, pengumpulan data juga dilakukan melalui observasi langsung terhadap proses pengelolaan depot air minum yang sedang berjalan saat ini. Observasi ini penting untuk memahami kebutuhan nyata pengguna serta alur kerja yang terjadi di lapangan, sehingga aplikasi yang dikembangkan dapat disesuaikan dengan kondisi aktual.

Tahapan ini menjadi fondasi penting dalam pengembangan aplikasi, karena kualitas data yang diperoleh sangat berpengaruh terhadap ketepatan dalam merancang solusi. Oleh karena itu, akurasi data dan kemampuan dalam melakukan proses pengumpulan menjadi faktor yang menentukan keberhasilan tahap selanjutnya dalam penelitian ini.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Perhitungan

#### Hasil Perhitungan Prediksi *Moving Average*

Bagian ini menjelaskan hasil implementasi metode *Moving Average* dalam melakukan prediksi terhadap data pendapatan harian. Perhitungan dilakukan dengan menggunakan beberapa periode waktu yaitu 3 hari, 7 hari, 14 hari, dan 20 hari. Setiap periode diuji untuk mengetahui performa prediksi serta dibandingkan untuk memperoleh periode terbaik dengan tingkat akurasi tertinggi. Hasil perhitungan disajikan dalam bentuk tabel, grafik, dan nilai evaluasi kesalahan prediksi.

**Hasil Prediksi Periode 3 Hari**

Prediksi pendapatan penjualan air galon menggunakan metode *moving average* (MA) dengan periode 3 hari, perhitungannya dilakukan dengan persamaan 4.1 berikut ini.

$$MA_t = \frac{X_{t-1} + X_{t-2} + X_{t-3}}{3} \quad (4.1)$$

Keterangan:

$MA_t$  : Nilai prediksi hari ke-t

$X_{t-1}$ ,  $X_{t-2}$ ,  $X_{t-3}$  : Data actual 3 hari sebelumnya

Berikut perhitungan metode *moving average* periode 3 hari menggunakan persamaan 4.1.

- Perhitungan untuk prediksi tanggal 17 Maret 2025

$$MA_{17} = \frac{335.000 + 366.000 + 519.500}{3} = 406.833,3$$

- Perhitungan untuk prediksi tanggal 18 Maret 2025

$$MA_{18} = \frac{366.000 + 519.500 + 407.000}{3} = 430.833,3$$

- Perhitungan untuk prediksi tanggal 19 Maret 2025

$$MA_{19} = \frac{519.000 + 407.000 + 407.500}{3} = 444.666,7$$

- Perhitungan untuk prediksi tanggal 20 Maret 2025

$$MA_{20} = \frac{407.000 + 407.500 + 412.000}{3} = 408.833,3$$

- Perhitungan untuk prediksi tanggal 21 Maret 2025

$$MA_{21} = \frac{407.500 + 412.000 + 407.000}{3} = 408.833,3$$

- Perhitungan untuk prediksi tanggal 22 Maret 2025

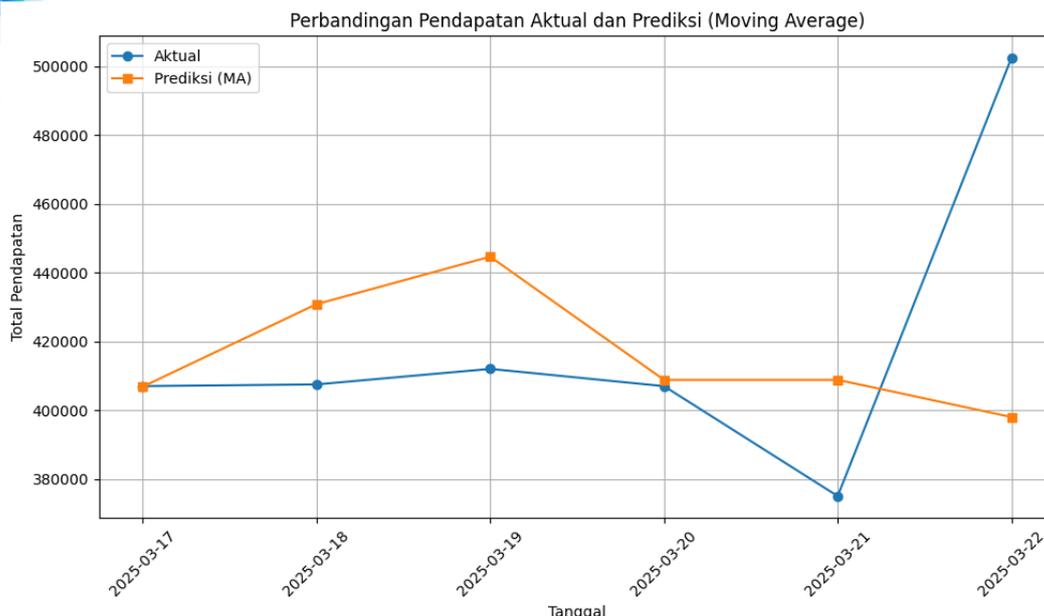
$$MA_{22} = \frac{412.000 + 407.000 + 375.000}{3} = 398.000$$

Tabel 3.1 menampilkan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan *moving average* dengan periode 3 hari.

**Tabel 3. 1** Hasil Prediksi Pendapatan Periode 3 Hari

tanggal	Total Pendapatan Aktual	Prediksi <i>Moving Average</i>
2025-03-17	407000	406833,3
2025-03-18	407500	430833,3
2025-03-19	412000	444666,7
2025-03-20	407000	408833,3
2025-03-21	375000	408833,3
2025-03-22	502500	398000

Pada Tabel 3.1 ditampilkan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 3 hari. Berdasarkan hasil tersebut, nilai selisih (absolut) terkecil antara penjualan aktual dan hasil prediksi terjadi pada tanggal 17 Maret 2025, dengan selisih sebesar 166,67, yang menunjukkan bahwa prediksi pada tanggal tersebut cukup akurat. Sebaliknya, selisih terbesar terjadi pada tanggal 22 Maret 2025, dengan nilai selisih sebesar 104500



**Gambar 3. 1** Grafik Perbandingan Periode 3 hari

Gambar 3.1 menunjukkan grafik perbandingan antara penjualan aktual dan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 3 hari. Berdasarkan grafik tersebut, diketahui pada tanggal 17 Maret 2025 terdapat prediksi yang dihasilkan model hampir mendekati data aktual. Sementara itu, hasil prediksi tarjauh tercatat pada tanggal 22 Maret 2025.

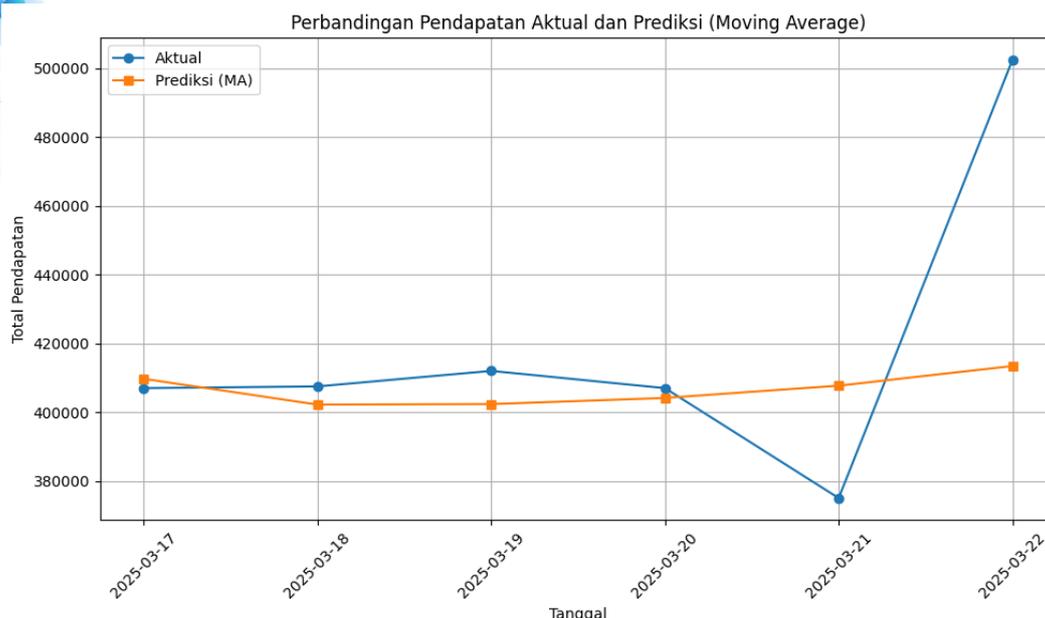
### Hasil Prediksi Periode 7 Hari

Prediksi pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* (MA) dengan periode 7 hari menghasilkan perbandingan sebagai berikut:

**Tabel 3. 2** Tabel Hasil Prediksi Pendapatan Periode 7 Hari

tanggal	Total Pendapatan Aktual	Prediksi <i>Moving Average</i>
2025-03-17	407000	409714,3
2025-03-18	407500	402214,3
2025-03-19	412000	402357,1
2025-03-20	407000	404142,9
2025-03-21	375000	407714,3
2025-03-22	502500	413428,6

Pada Tabel 3.2 ditampilkan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 7 hari. Berdasarkan hasil tersebut, nilai selisih (absolut) terkecil antara penjualan aktual dan hasil prediksi terjadi pada tanggal 17 Maret 2025, dengan selisih sebesar 2714.285, yang menunjukkan bahwa prediksi pada tanggal tersebut cukup akurat. Sebaliknya, selisih terbesar terjadi pada tanggal 22 Maret 2025, dengan nilai selisih sebesar 89071.428



**Gambar 3. 2** Grafik Perbandingan Periode 7 Hari

Gambar 3.2 menunjukkan grafik perbandingan antara penjualan aktual dan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 7 hari. Berdasarkan grafik tersebut, diketahui pada tanggal 17 Maret 2025 terdapat prediksi yang dihasilkan model hampir mendekati data aktual. Sementara itu, hasil prediksi tarjauh tercatat pada tanggal 22 Maret 2025.

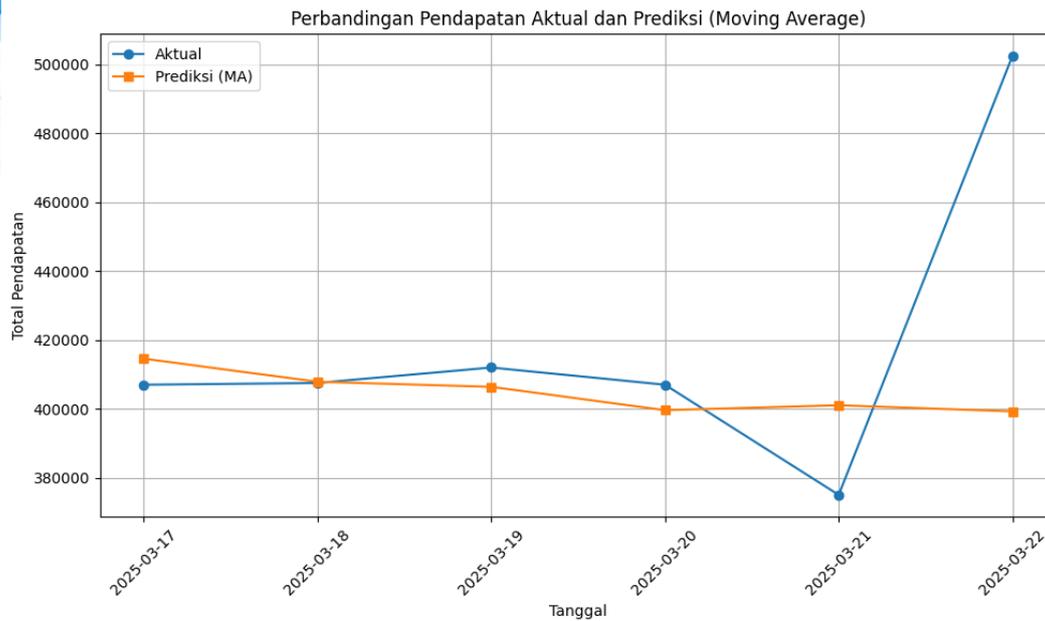
### Hasil Prediksi Periode 14 Hari

Prediksi pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* (MA) dengan periode 14 hari menghasilkan perbandingan sebagai berikut:

**Tabel 3. 3** Hasil Prediksi Pendapatan Periode 14 Hari

tanggal	Total Pendapatan Aktual	Prediksi <i>Moving Average</i>
2025-03-17	407000	414571,4
2025-03-18	407500	407857.1
2025-03-19	412000	406392.8
2025-03-20	407000	399607.1
2025-03-21	375000	401035.7
2025-03-22	502500	399250

Pada Tabel 3.3 ditampilkan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 14 hari. Berdasarkan hasil tersebut, nilai selisih (absolut) terkecil antara penjualan aktual dan hasil prediksi terjadi pada tanggal 18 Maret 2025, dengan selisih sebesar 357.14, yang menunjukkan bahwa prediksi pada tanggal tersebut cukup akurat. Sebaliknya, selisih terbesar terjadi pada tanggal 22 Maret 2025, dengan nilai selisih sebesar 103250.



**Gambar 3. 3** Grafik Perbandingan Periode 14 Hari

Gambar 3.3 menunjukkan grafik perbandingan antara penjualan aktual dan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 14 hari. Berdasarkan grafik tersebut, diketahui pada tanggal 18 Maret 2025 terdapat prediksi yang dihasilkan model hampir mendekati data aktual. Sementara itu, hasil prediksi tarjauh tercatat pada tanggal 22 Maret 2025.

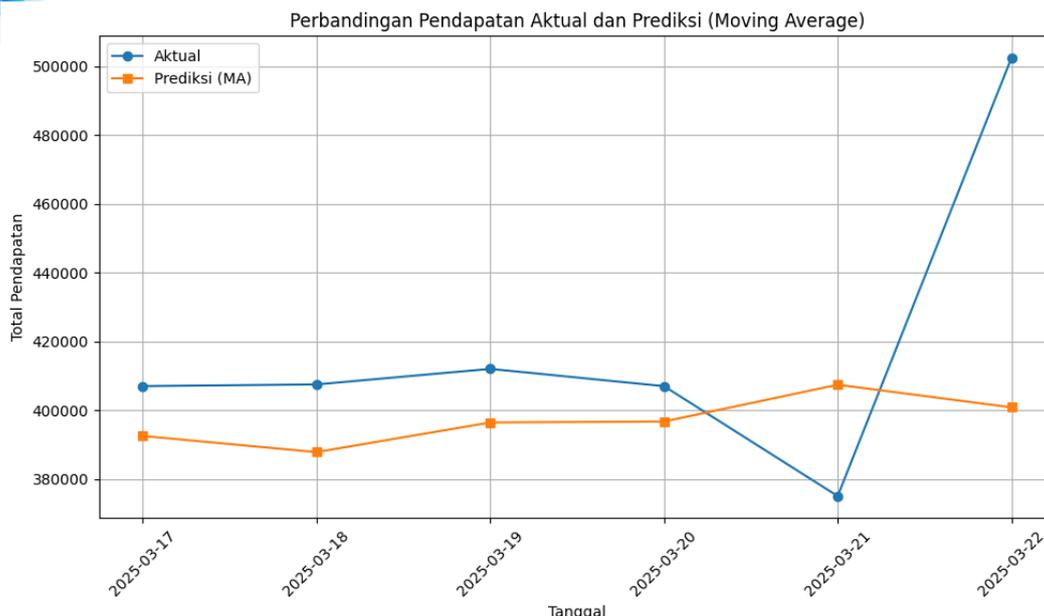
### Hasil Prediksi Periode 20 Hari

Prediksi pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* (MA) dengan periode 20 hari menghasilkan perbandingan sebagai berikut:

**Tabel 3. 4** Hasil Prediksi Pendapatan Periode 20 Hari

tanggal	Total Pendapatan Aktual	Prediksi <i>Moving Average</i>
2025-03-17	407000	392500
2025-03-18	407500	387800
2025-03-19	412000	396425
2025-03-20	407000	396700
2025-03-21	375000	407400
2025-03-22	502500	400825

Pada Tabel 3.4 ditampilkan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 20 hari. Berdasarkan hasil tersebut, nilai selisih (absolut) terkecil antara penjualan aktual dan hasil prediksi terjadi pada tanggal 20 Maret 2025, dengan selisih sebesar 10300, yang menunjukkan bahwa prediksi pada tanggal tersebut cukup akurat. Sebaliknya, selisih terbesar terjadi pada tanggal 22 Maret 2025, dengan nilai selisih sebesar 101675.



**Gambar 3. 4** Grafik Perbandingan Periode 20 Hari

Gambar 3.4 menunjukkan grafik perbandingan antara penjualan aktual dan hasil prediksi jumlah pendapatan harian menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 20 hari. Berdasarkan grafik tersebut, diketahui pada tanggal 20 Maret 2025 terdapat prediksi yang dihasilkan model hampir mendekati data aktual. Sementara itu, hasil prediksi tarjauh tercatat pada tanggal 22 Maret 2025.

### Evaluasi Akurasi Prediksi

Evaluasi hasil prediksi dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi model *Moving Average* (MA) dalam memprediksi nilai pendapatan penjualan air galon. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana hasil prediksi mendekati nilai aktual pada periode pengamatan. Dalam analisis ini, digunakan tiga metrik evaluasi yang umum dipakai dalam analisis deret waktu, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

Ketiga metrik tersebut dipilih karena masing-masing memberikan sudut pandang berbeda terhadap tingkat kesalahan prediksi. MAE mengukur rata-rata kesalahan absolut, MAPE menyajikan kesalahan dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual, sementara RMSE memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan yang besar karena bersifat kuadratik.

Perhitungan evaluasi dilakukan menggunakan 6 data aktual terakhir sebagai dasar perbandingan terhadap hasil prediksi model MA untuk setiap periode. Dengan demikian, evaluasi ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang komprehensif terhadap performa model dalam memprediksi tren penjualan.

### Mean Absolute Error (MAE)

Evaluasi pertama dilakukan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE), yang menghitung rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Metrik ini digunakan untuk melihat seberapa besar kesalahan rata-rata prediksi model *Moving Average* terhadap data aktual dalam satuan yang sama.

Berikut ini merupakan perhitungan *Mean Absolute Error* (MAE) berdasarkan 6 data terakhir hasil prediksi periode 3 dari *moving average* menggunakan persamaan 3.2.

$$MAE = \frac{1}{6} \times \sum_{t=1}^6 |A_t - F_t|$$

$$MAE = \frac{1}{6} (|407000 - 406833.3| + |407500 - 430833.3| + |412000 - 444666.7| \\ + |407000 - 408833.3| + |375000 - 408833.3| \\ + |502500 - 398000.0|)$$

$$MAE = \frac{196333.3}{6} = 32.722,2$$

### Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Evaluasi terakhir dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), yang menghitung rata-rata persentase kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Metrik ini berguna untuk mengetahui tingkat kesalahan prediksi dalam bentuk persentase terhadap nilai aktual, sehingga memudahkan interpretasi akurasi prediksi secara relatif. Semakin kecil nilai MAPE, maka semakin tinggi tingkat akurasi dari model peramalan yang digunakan.

Berikut ini merupakan perhitungan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) berdasarkan 6 data terakhir hasil prediksi periode 3 dari *moving average* menggunakan persamaan 3.3.

$$MAPE = \frac{100\%}{6} \times \sum_{t=1}^6 \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

$$MAPE = \frac{100\%}{6} \times \left( \frac{|407000 - 406833.3|}{407000} + \frac{|407500 - 430833.3|}{407500} \right. \\ \left. + \frac{|412000 - 444666.7|}{412000} + \frac{|407000 - 408833.3|}{407000} \right. \\ \left. + \frac{|375000 - 408833.3|}{375000} + \frac{|502500 - 398000.0|}{502500} \right)$$

$$MAPE = \frac{43,96\%}{6} = 7.33\%$$

### Root Mean Squared Error (RMSE)

Evaluasi selanjutnya dilakukan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE), yang menghitung akar dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Metrik ini memberikan penalti yang lebih besar terhadap kesalahan prediksi yang besar karena menggunakan nilai kuadrat dari selisih, sehingga sensitif terhadap outlier. RMSE digunakan untuk mengetahui sejauh mana hasil prediksi menyimpang dari nilai aktual dalam satuan yang sama dengan data asli.

Berikut ini merupakan perhitungan *Root Mean Squared Error* (RMSE) berdasarkan 6 data terakhir hasil prediksi periode 3 dari model *moving average* menggunakan persamaan 3.4.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{6} \times \sum_{t=1}^6 (A_t - F_t)^2}$$

$$RMSE = \sqrt{(407000 - 406833.3)^2 + (407500 - 430833.3)^2 \\ + (412000 - 444666.7)^2 + (407000 - 408833.3)^2 \\ + (375000 - 408833.3)^2 + (502500 - 398000.0)^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{13.679.887.144.4}{6}} = 47.749.1$$

Setelah dilakukan evaluasi menggunakan ketiga metrik (MAE, MAPE, dan RMSE) pada periode ke-3 sebagai contoh perhitungan manual, selanjutnya akan ditampilkan hasil evaluasi lengkap untuk seluruh periode peramalan. Penyajian ini bertujuan untuk memberikan gambaran menyeluruh terhadap performa model dalam setiap periode prediksi. Tabel berikut

menyajikan nilai MAE, MAPE, dan RMSE dari hasil prediksi model *Moving Average* mulai dari periode ke-3 hingga periode ke-25.

**Tabel 3. 5** Tabel Hasil Evaluasi Model *Moving Average*

Periode	MAE	MAPE(%)	RMSE
3 hari	32.722,22	7,33	47.749,15
4 hari	30.833,33	6,89	45.868,81
5 hari	31.500,00	7,15	47.590,41
6 hari	24.597,22	5,56	38.188,02
7 hari	23.714,29	5,24	39.030,75
8 hari	24.822,92	5,43	42.392,27
9 hari	25.203,70	5,50	43.264,74
10 hari	26.758,33	5,88	43.594,09
11 hari	28.340,91	6,29	44.168,13
12 hari	25.597,22	5,63	41.495,66
13 hari	24.884,62	5,41	43.141,07
14 hari	25.035,71	5,44	43.745,42
15 hari	24.288,89	5,25	43.555,72
16 hari	24.203,12	5,25	44.472,05
17 hari	26.774,51	5,93	42.673,80
18 hari	28.074,07	6,28	42.956,48
19 hari	27.815,79	6,21	40.582,19
20 hari	32.358,33	7,26	45.340,52
21 hari	33.247,62	7,34	46.205,70
22 hari	41.073,86	8,96	55.768,90
23 hari	44.594,20	9,42	62.190,49
24 hari	66.375,00	13,89	80.887,43
25 hari	108.160,00	21,52	108.160,00

Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan tiga metrik kesalahan, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE), periode *moving average* selama 7 hari terbukti memberikan performa terbaik dalam memprediksi pendapatan penjualan air galon. Periode ini mencatat nilai MAPE terendah sebesar 5,24%, yang menunjukkan tingkat akurasi prediksi tertinggi dibandingkan periode lainnya. Selain itu, nilai MAE sebesar Rp23.714 dan RMSE sebesar Rp39.031 menunjukkan bahwa kesalahan prediksi berada pada tingkat yang rendah dan stabil. Kinerja optimal ini mengindikasikan bahwa periode 7 hari mampu menangkap pola mingguan yang umum terjadi dalam pendapatan penjualan, seperti lonjakan permintaan menjelang akhir pekan.

Sebaliknya, periode 25 hari memberikan hasil terburuk, dengan nilai MAPE sebesar 21,52%, MAE sebesar Rp108.160, dan RMSE sebesar Rp108.160. Hal ini disebabkan oleh panjangnya periode yang mengakibatkan efek *over-smoothing*, yaitu model menjadi kurang responsif terhadap perubahan pendapatan harian yang bersifat dinamis. Akibatnya, prediksi menjadi kurang akurat dan tidak mencerminkan kondisi aktual yang sedang terjadi.

periode antara 6 hingga 15 hari juga layak dipertimbangkan karena menawarkan keseimbangan antara responsivitas jangka pendek dan kestabilan prediksi. Periode yang terlalu pendek, seperti 3 hingga 5 hari, cenderung menghasilkan prediksi yang kurang stabil karena terlalu sensitif terhadap fluktuasi harian yang mungkin disebabkan oleh faktor-faktor eksternal. Di sisi lain, periode yang terlalu panjang seperti periode lebih dari 20 hari menunjukkan

penurunan akurasi yang signifikan karena mengandalkan data historis yang kurang relevan terhadap kondisi saat ini.

Dengan demikian, metode *moving average* dengan periode 7 hari merupakan pilihan yang paling tepat dalam memprediksi pendapatan penjualan air galon. Pendekatan ini memberikan keseimbangan antara akurasi dan stabilitas, serta relevan untuk mendukung perencanaan keuangan dan pengambilan keputusan operasional secara lebih tepat dan berbasis data.

### Analisis Data Fluktuatif Musiman

Pada bagian ini dilakukan analisis tambahan terhadap performa metode prediksi yang telah diimplementasikan, khususnya saat model dihadapkan pada data yang menunjukkan pola fluktuatif atau musiman. Tujuan dari analisis ini adalah untuk mengkaji kemampuan metode prediksi dalam merespons perubahan nilai yang tidak stabil atau bersifat ekstrem.

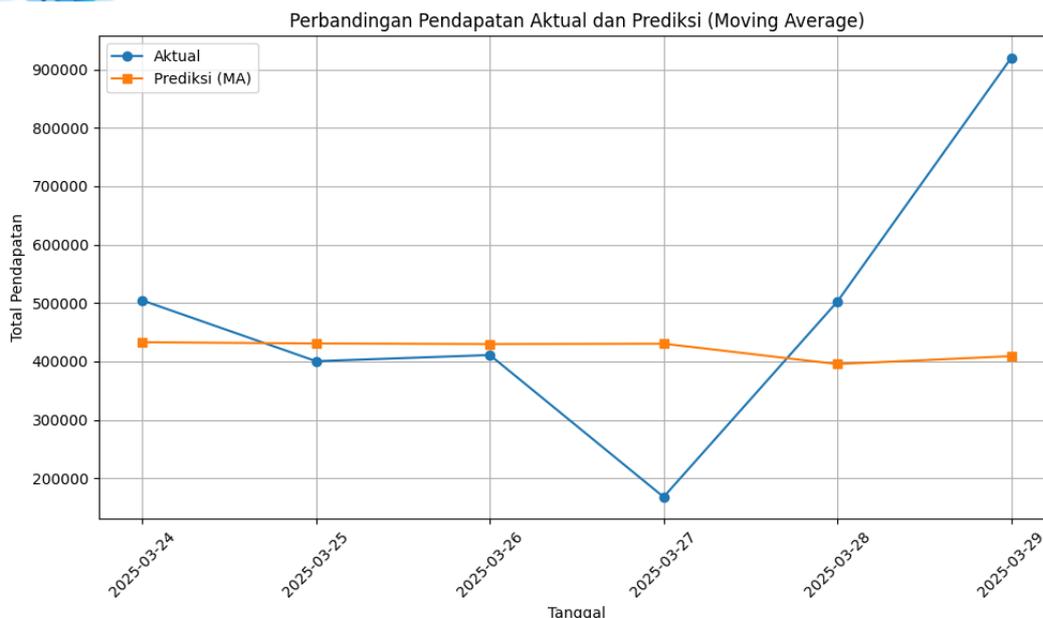
Periode yang dianalisis adalah tanggal 24 hingga 29 Maret 2025, yang berdasarkan data historis menunjukkan adanya lonjakan pendapatan yang signifikan, terutama pada tanggal 28 dan 29 Maret. Lonjakan ini mengindikasikan adanya pola musiman yang menyebabkan peningkatan permintaan secara drastis. Oleh karena itu, data pendapatan ini dijadikan sebagai studi kasus untuk menilai ketahanan metode *Moving Average* (MA) terhadap kondisi yang tidak stabil.

Prediksi pendapatan untuk periode tersebut dihitung menggunakan metode *Moving Average* dengan periode 7 hari, yaitu periode yang sebelumnya terbukti memiliki akurasi terbaik pada data reguler. Data historis dari tanggal 17 hingga 23 Maret digunakan sebagai dasar prediksi. Hasil prediksi kemudian dibandingkan dengan nilai aktual. Tabel berikut menyajikan perbandingan nilai aktual dan prediksi

**Tabel 3. 6** Hasil Prediksi Data Fluktuatif Musiman

tanggal	Total Pendapatan Aktual	Prediksi <i>Moving Average</i>
24 Maret 2025	504.500	432.929
25 Maret 2025	400.500	430.786
26 Maret 2025	411.000	429.857
27 Maret 2025	168.000	430.357
28 Maret 2025	502.500	395.500
29 Maret 2025	919.500	409.143

Berdasarkan tabel di atas, dapat dilihat bahwa prediksi yang dihasilkan oleh metode SMA cenderung mendatar dan tidak mampu mengikuti perubahan tajam pada nilai aktual. Hal ini terlihat paling jelas pada tanggal 27 Maret, di mana pendapatan aktual turun drastis menjadi Rp168.000, dan pada 29 Maret, saat pendapatan melonjak tajam menjadi Rp919.500. Namun, hasil prediksi untuk kedua tanggal tersebut tetap berada di kisaran Rp400.000, yang menunjukkan keterbatasan metode dalam menyesuaikan diri terhadap dinamika data musiman. Visualisasi grafik antara nilai aktual dan hasil prediksi disajikan pada Gambar 3.5 berikut:



**Gambar 3. 5** Grafik Hasil Prediksi Data Fluktuatif Musiman

Gambar 3.5 memperlihatkan ketimpangan antara garis prediksi dan garis aktual. Garis prediksi yang relatif datar kontras dengan fluktuasi tajam nilai aktual, terutama pada dua hari terakhir. Ini memperkuat temuan bahwa metode MA tidak sensitif terhadap perubahan mendadak, karena semua data historis diberi bobot yang sama dalam perhitungannya.

Untuk mengetahui tingkat akurasi prediksi secara keseluruhan pada periode ini, dilakukan evaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Hasil evaluasi disajikan pada tabel berikut:

**Tabel 3. 7** Hasil Evaluasi Data Fluktuatif Musiman

Metrik Evaluasi	Nilai
<i>Mean Absolute Error</i> (MAE)	166.738
<i>Mean Absolute Percentage Error</i> (MAPE)	43,22 %
<i>Root Mean Square Error</i> (RMSE)	240.534

Nilai MAPE sebesar 43,22% menunjukkan bahwa model mengalami penurunan akurasi yang signifikan dibandingkan dengan periode data normal. Angka ini jauh melebihi ambang batas prediksi yang dianggap akurat (MAPE < 10%), menandakan bahwa metode SMA tidak cocok untuk kondisi data dengan fluktuasi tinggi.

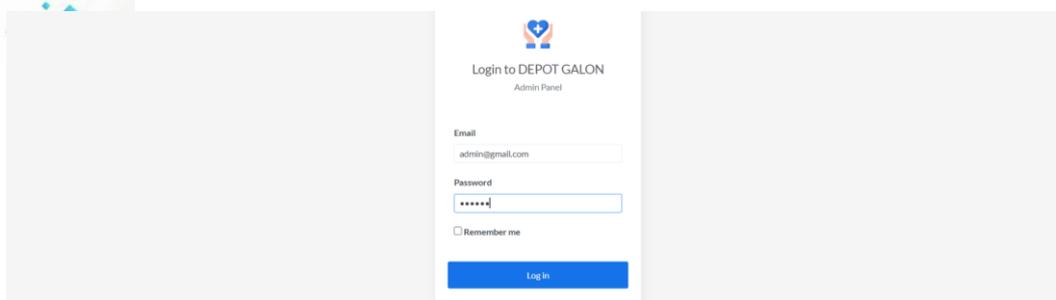
Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode *Moving Average* kurang efektif jika diterapkan pada data musiman atau tidak stabil. Sifat perhitungannya yang merata-rata semua data historis tanpa memperhatikan bobot waktu menyebabkan keterlambatan dalam menyesuaikan perubahan tren.

### Hasil Implementasi

Berdasarkan dari hasil analisis kebutuhan aplikasi dan perancangan aplikasi yang dibangun, berikut merupakan hasil dari implementasi dari aplikasi yang dibangun.

## Tampilan Halaman *Login*

Halaman login merupakan halaman yang digunakan user untuk *login* ke dalam aplikasi. Tampilan halaman login dapat dilihat pada Gambar 3.6.

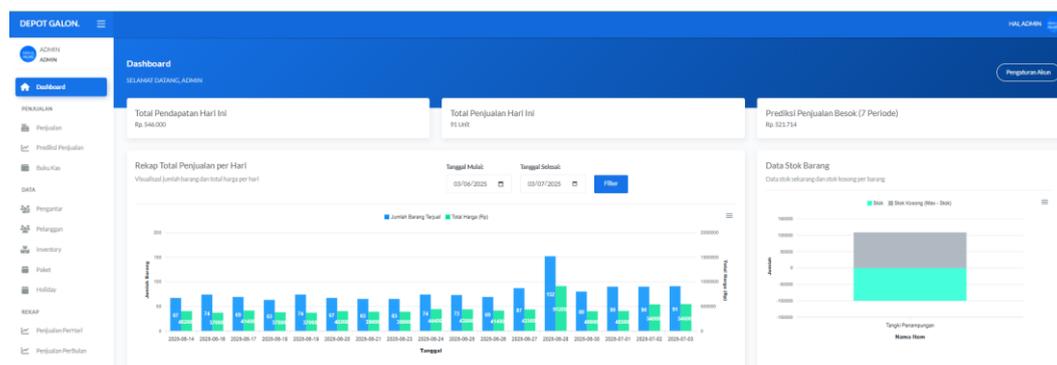


**Gambar 3. 6** Tampilan Halaman Login

Gambar 3.6 menunjukkan halaman *login* aplikasi yang digunakan oleh user untuk mengakses aplikasi. Pengguna harus memasukkan email dan kata sandi yang valid.

## Tampilan Halaman *Dashboard*

Halaman *dashboard* merupakan halaman yang akan dilihat oleh admin dan pengantar ketika berhasil *login*. Tampilan halaman dashboard dapat dilihat pada Gambar 3.7.

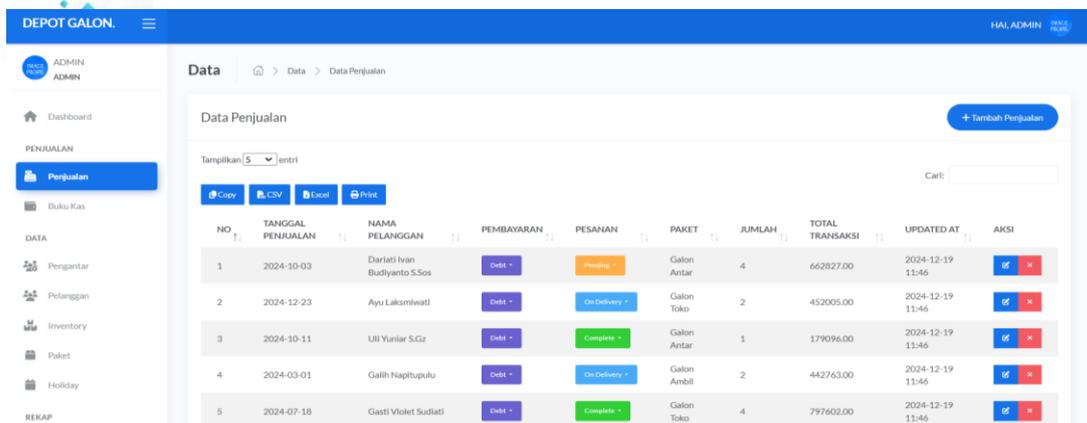


**Gambar 3. 7** Tampilan Halaman Dashboard

Gambar 3.7 menunjukkan halaman Dashboard pada aplikasi. Halaman ini menampilkan informasi total pendapatan, total penjualan, prediksi penjualan, serta grafik rekap penjualan harian dan data stok barang. Melalui dashboard, pengguna dapat memantau pendapatan, penjualan, dan ketersediaan stok secara cepat

## Tampilan Halaman Penjualan

Halaman penjualan merupakan halaman yang digunakan oleh admin dan pengantar untuk mengelola penjualan. Tampilan halaman penjualan pada Gambar 3.8.

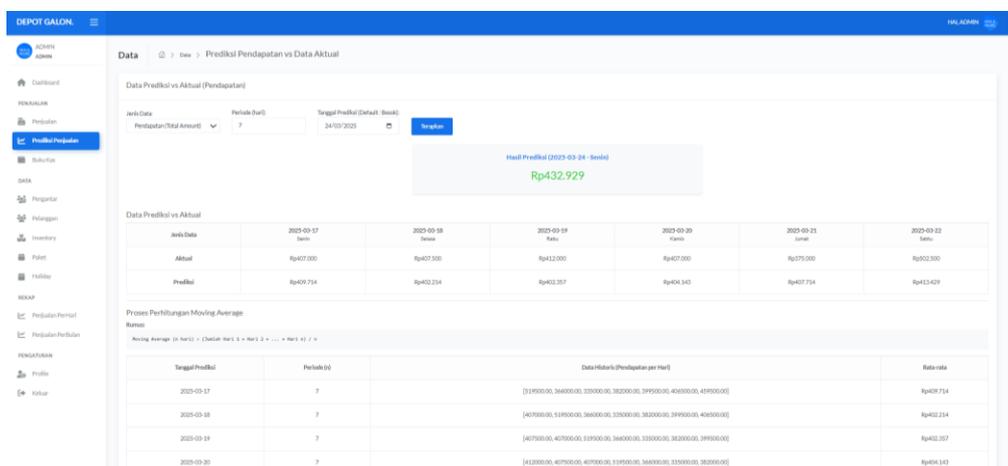


Gambar 3. 8 Tampilan Halaman Penjualan

Gambar 3.8 menampilkan halaman Data Penjualan pada aplikasi yang berisi daftar transaksi penjualan galon, lengkap dengan informasi tanggal, nama pelanggan, metode pembayaran, status pesanan, jenis paket, jumlah pesanan, total transaksi, serta tombol aksi untuk mengedit atau menghapus data.

## Tampilan Halaman Prediksi

Pada halaman ini admin dapat menghitung nilai prediksi pendapatan penjualan air galon. Tampilan halaman penjualan pada Gambar 3.9.

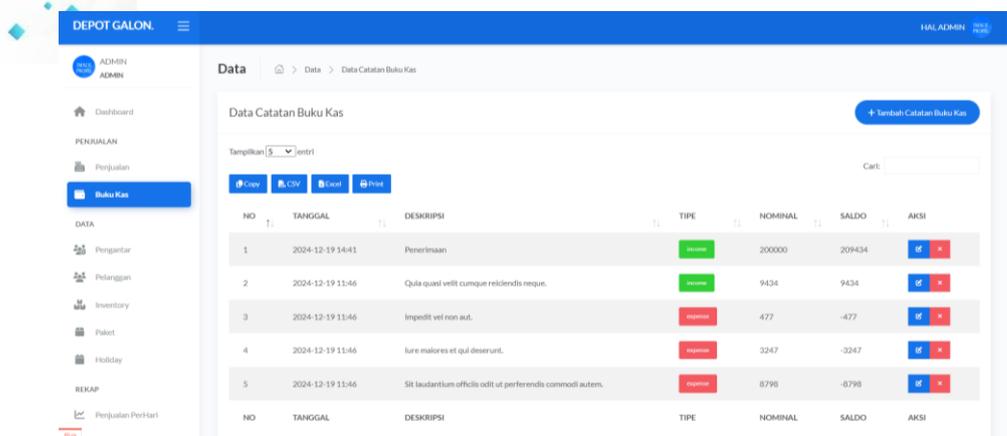


Gambar 3. 9 Tampilan Halaman Prediksi

Gambar 3.9 menampilkan halaman Prediksi Pendapatan pada aplikasi yang berisi hasil perbandingan antara data prediksi pendapatan dengan data penjualan aktual, dan detail proses perhitungan *Moving Average*.

## Tampilan Halaman Buku Kas

Halaman buku kas merupakan halaman yang digunakan oleh admin untuk mengelola buku kas. Tampilan halaman buku kas dapat dilihat pada Gambar 3.10.

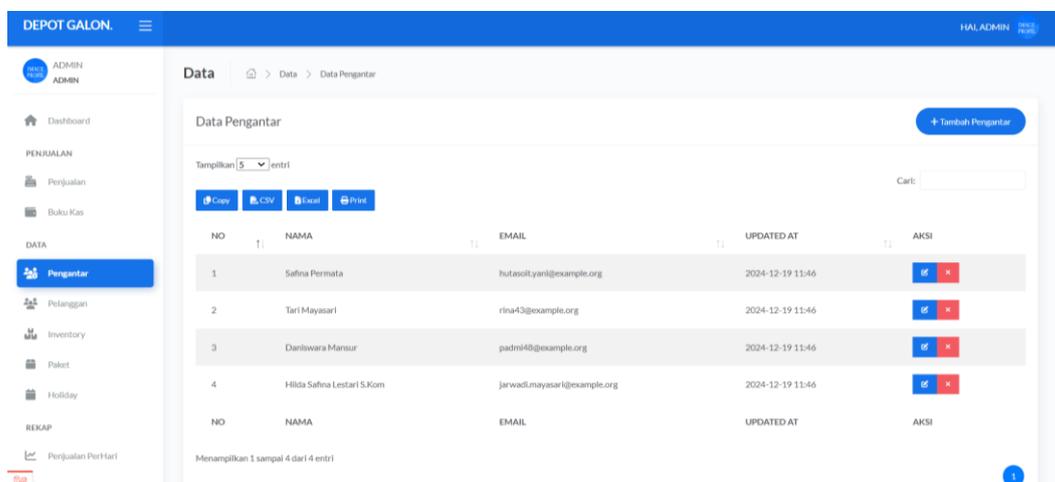


Gambar 3. 10 Tampilan Halaman Buku Kas

Gambar 3.10 menunjukkan halaman Data Buku Kas pada aplikasi yang berfungsi untuk mencatat arus kas masuk dan keluar. Halaman ini menampilkan data berupa tanggal, deskripsi transaksi, tipe transaksi (penerimaan atau pengeluaran), nominal, saldo, serta tombol aksi untuk mengedit atau menghapus catatan yang ada.

## Tampilan Halaman Pengantar

Halaman pengantar merupakan halaman yang digunakan oleh admin untuk mengelola data pengantar. Tampilan halaman pengantar dapat dilihat pada Gambar 3.11.

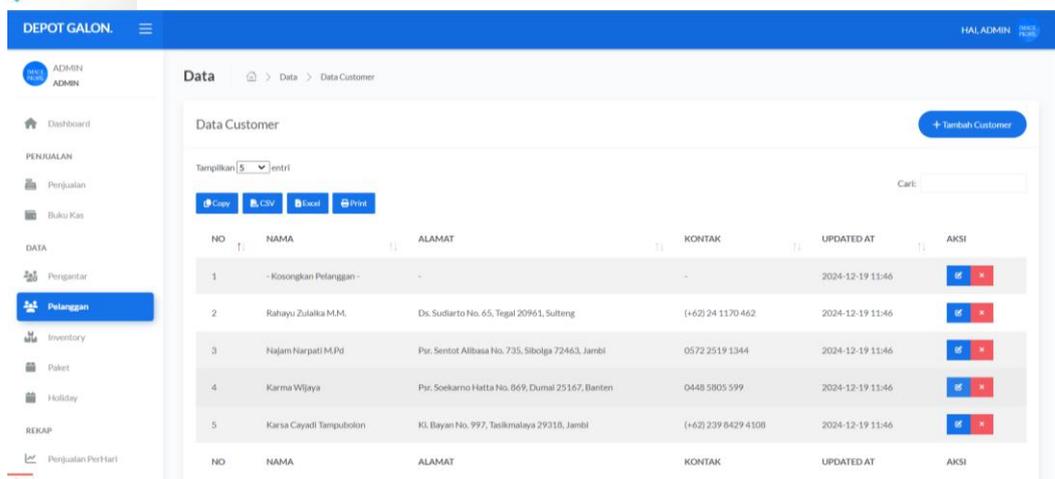


Gambar 3. 11 Tampilan Halaman Pengantar

Gambar 3.11 menunjukkan halaman Data Pengantar pada aplikasi yang menampilkan daftar data pengantar galon. Halaman ini memuat informasi nama dan email pengantar, serta dilengkapi tombol aksi untuk mengedit atau menghapus data sesuai kebutuhan.

## Tampilan Halaman Pelanggan

Halaman pelanggan merupakan halaman yang digunakan oleh admin dan pengantar untuk mengelola data pelanggan. Tampilan halaman pelanggan dapat dilihat pada Gambar 3.12.

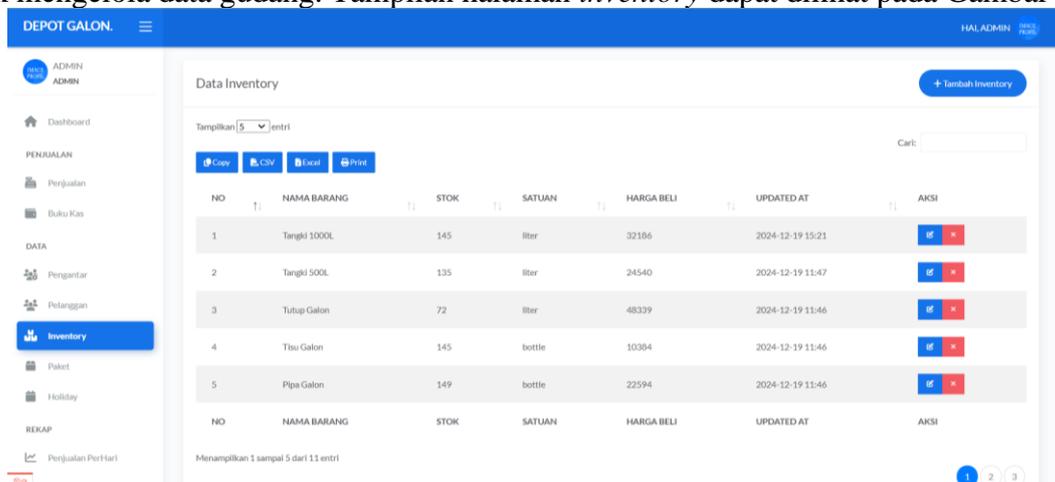


Gambar 3. 12 Tampilan Halaman Pelanggan

Gambar 3.12 menunjukkan halaman Data Customer pada aplikasi yang digunakan untuk menampilkan daftar pelanggan. Halaman ini memuat informasi nama, alamat, dan kontak pelanggan, serta dilengkapi tombol aksi untuk mengedit atau menghapus data pelanggan sesuai kebutuhan.

## Tampilan Halaman Inventory

Halaman *inventory* merupakan halaman yang digunakan oleh admin dan pengantar untuk mengelola data gudang. Tampilan halaman *inventory* dapat dilihat pada Gambar 3.13.

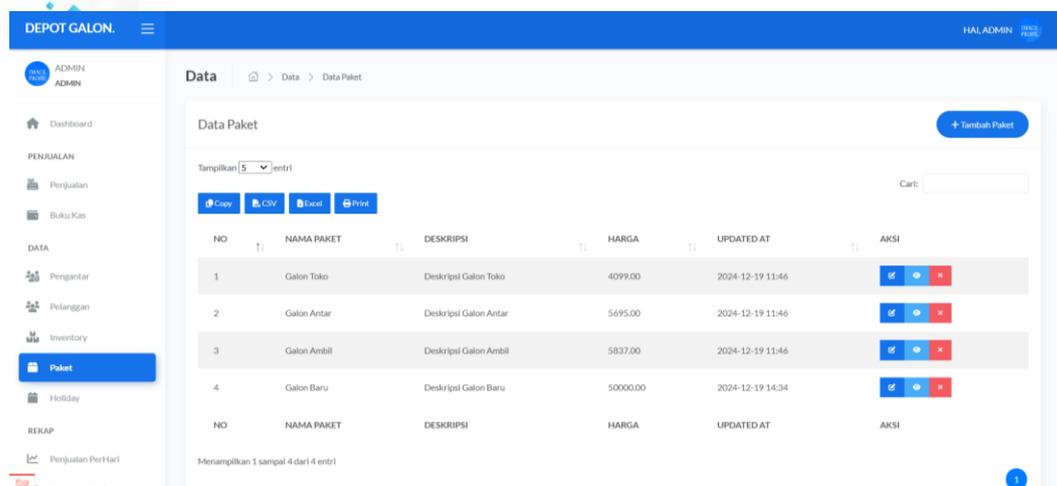


Gambar 3. 13 Tampilan Halaman Inventory

Gambar 3.13 menunjukkan halaman Data *Inventory* pada aplikasi yang digunakan untuk menampilkan daftar barang persediaan. Halaman ini memuat informasi penting seperti nama barang, jumlah stok, satuan, harga beli, dan waktu pembaruan terakhir. Selain itu, terdapat tombol aksi yang memungkinkan pengguna untuk mengedit atau menghapus data inventaris sesuai kebutuhan.

## Tampilan Halaman Paket

Halaman paket merupakan halaman yang digunakan oleh admin untuk mengelola data paket. Tampilan halaman paket dapat dilihat pada Gambar 3.14.

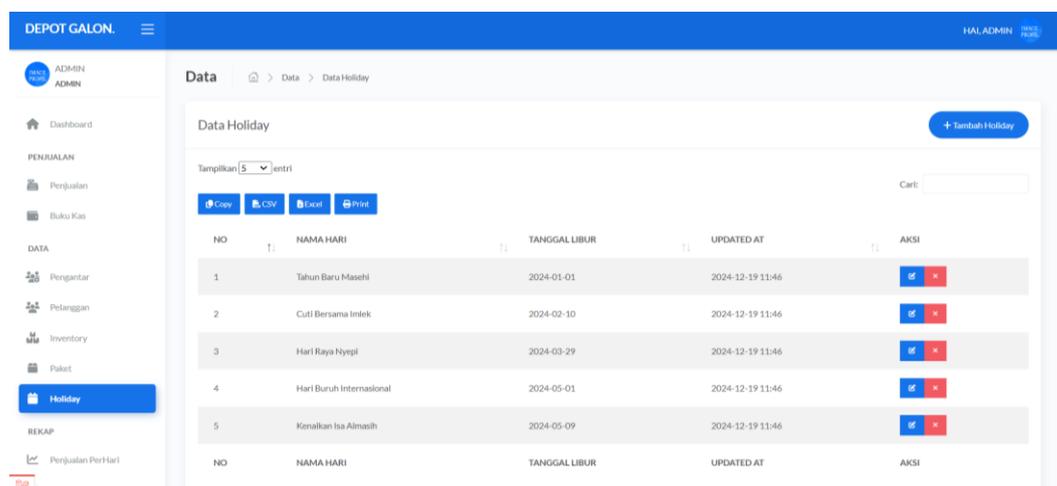


**Gambar 3. 14** Tampilan Halaman Paket

Gambar 3.14 menunjukkan halaman Data Paket pada aplikasi yang digunakan untuk menampilkan daftar paket layanan atau produk yang tersedia. Halaman ini menampilkan informasi seperti nama paket, deskripsi, harga, serta waktu pembaruan terakhir dari masing-masing paket. Terdapat juga tombol aksi yang memungkinkan pengguna untuk mengedit atau menghapus data paket sesuai kebutuhan.

## Tampilan Halaman *Holiday*

Halaman hari libur merupakan halaman yang digunakan oleh admin untuk mengelola data hari libur. Tampilan halaman hari libur dapat dilihat pada Gambar 3.15.

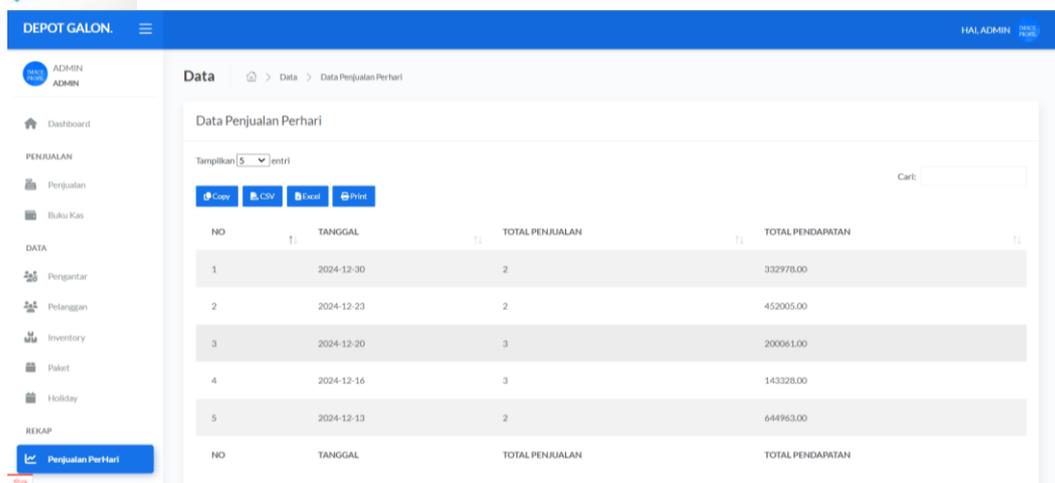


**Gambar 3. 15** Tampilan Halaman *Holiday*

Gambar 3.15 menunjukkan halaman Data *Holiday* pada aplikasi yang digunakan untuk menampilkan daftar hari libur. Halaman ini memuat informasi seperti nama hari libur, tanggal libur, dan waktu pembaruan data terakhir. Terdapat pula tombol aksi untuk mengedit atau menghapus data hari libur sesuai kebutuhan.

## Tampilan Halaman Rekapitulasi Harian

Halaman rekapitulasi harian merupakan halaman yang digunakan oleh admin untuk melihat hasil rekapitulasi data penjualan harian. Tampilan halaman rekapitulasi harian dapat dilihat pada Gambar 3.16.



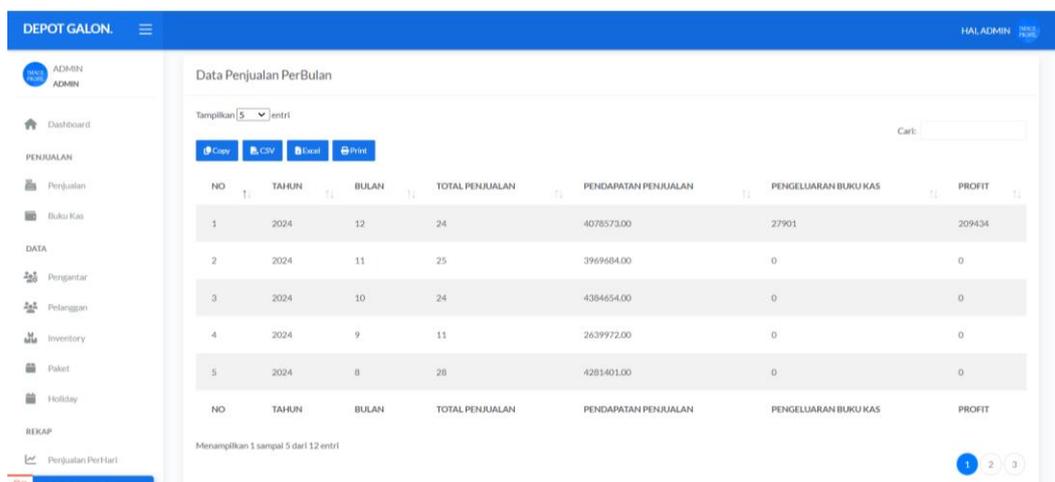
NO	TANGGAL	TOTAL PENJUALAN	TOTAL PENDAPATAN
1	2024-12-30	2	332978,00
2	2024-12-23	2	452005,00
3	2024-12-20	3	200061,00
4	2024-12-16	3	143328,00
5	2024-12-13	2	644963,00

**Gambar 3. 16** Tampilan Halaman Rekapitulasi Harian

Gambar 3.16 menunjukkan halaman Data Penjualan Perhari pada aplikasi yang digunakan untuk menampilkan rekapitulasi jumlah penjualan dan total pendapatan setiap harinya. Halaman ini menyajikan data berupa tanggal transaksi, total penjualan, dan total pendapatan yang dihasilkan pada hari tersebut.

## Tampilan Halaman Rekapitulasi Bulanan

Halaman rekapitulasi bulanan merupakan halaman yang digunakan oleh admin untuk melihat hasil rekapitulasi data penjualan bulanan. Tampilan halaman rekapitulasi bulanan dapat dilihat pada Gambar 3.17.



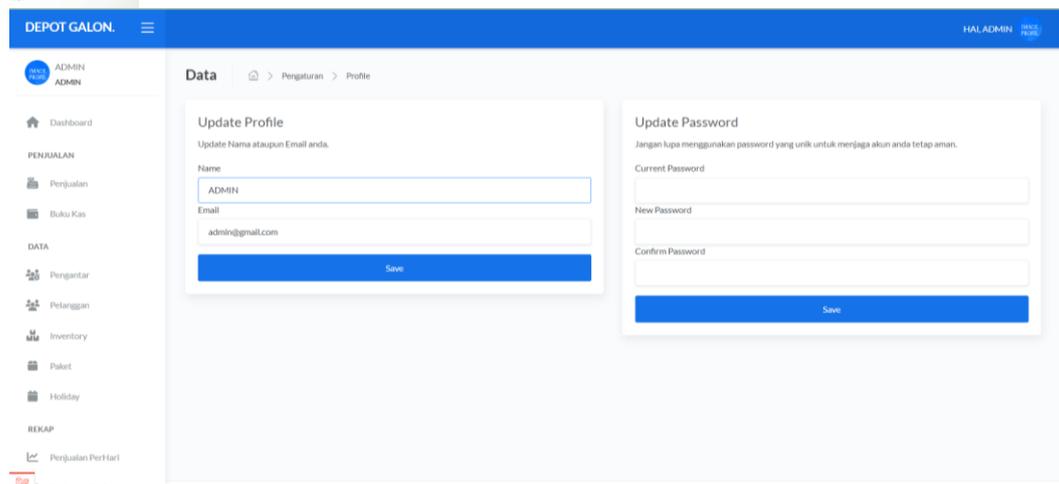
NO	TAHUN	BULAN	TOTAL PENJUALAN	PENDAPATAN PENJUALAN	PENGELUARAN BUKU KAS	PROFIT
1	2024	12	24	4078573,00	27901	209434
2	2024	11	25	3969684,00	0	0
3	2024	10	24	4384654,00	0	0
4	2024	9	11	2639972,00	0	0
5	2024	8	28	4281401,00	0	0

**Gambar 3. 17** Tampilan Halaman Rekapitulasi Bulanan

Gambar 3.17 menunjukkan halaman Data Penjualan Perbulan yang menampilkan ringkasan penjualan dan pendapatan dalam satuan bulanan. Informasi yang ditampilkan meliputi tahun, bulan, total penjualan, pendapatan penjualan, pengeluaran buku kas, serta nilai profit.

### Tampilan Halaman *Profile*

Halaman *profile* merupakan halaman yang digunakan oleh admin dan pengantar untuk mengubah data pribadi. Pada halaman ini admin dapat mengubah data data pribadi. Tampilan halaman hari libur dapat dilihat pada Gambar 3.18.



**Gambar 3. 18** Tampilan Halaman *Profile*

Gambar 3.18 menunjukkan halaman Pengaturan Profil pada aplikasi yang memungkinkan pengguna untuk memperbarui informasi akun. Di bagian kiri, terdapat formulir *Update Profile* yang berisi kolom untuk mengubah nama dan alamat email pengguna. Sementara itu, di bagian kanan terdapat formulir *Update Password* yang memungkinkan pengguna mengganti kata sandi dengan memasukkan kata sandi lama, kata sandi baru, dan konfirmasi kata sandi baru.

### Hasil Pengujian Aplikasi

Proses pengujian aplikasi dilakukan melalui dua pendekatan, yaitu pengujian validitas periode *Moving Average* untuk menilai akurasi prediksi, dan pengujian *Black Box* untuk memastikan bahwa seluruh fungsionalitas aplikasi berjalan sesuai dengan spesifikasi yang telah dirancang.

#### Hasil Pengujian Validitas Periode *Moving Average*

Pengujian validitas dilakukan untuk menilai konsistensi performa dari beberapa periode *Moving Average* saat diterapkan pada data baru yang berada di luar rentang data pelatihan awal. Meskipun rentang pengujian dibatasi pada dua periode waktu tertentu, yaitu 14–19 April 2025 dan 21–26 April 2025, proses prediksi tidak hanya menggunakan data dalam rentang tersebut. Sebaliknya, model *Moving Average* memanfaatkan data historis sebelum tanggal-tanggal tersebut sesuai panjang periode yang digunakan. Artinya, setiap prediksi dalam periode uji tetap didasarkan pada nilai-nilai sebelumnya yang telah tersedia dalam dataset pelatihan. Dengan pendekatan ini, pengujian dapat mencerminkan performa model terhadap data baru (*out-of-sample*) tanpa mengorbankan prinsip perhitungan *Moving Average* yang berbasis historis.

Tabel 3.8 berikut menyajikan hasil evaluasi dari delapan periode *Moving Average* yang diuji, yaitu 3, 7, 14, 20, 30, 45, 60, dan 90 hari, untuk rentang uji pertama (14–19 April 2025). Evaluasi dilakukan menggunakan tiga metrik utama: *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE).

**Tabel 3. 8** Hasil Evaluasi Validitas *Moving Average* (14-19 April 2025)

Periode	MAE	MAPE (%)	RMSE
3	43.833,33	9,62	57.363,61
7	28.702,38	6,11	43.706,61
14	39.434,52	8,78	52.499,37
20	31.720,83	7,08	40.491,37
30	30563.89	6.71	40827.69
45	32551.85	6.99	46378.60
60	37211.11	7.96	53200.72
90	61306.48	13.57	72671.38

Berdasarkan hasil tersebut, periode 7 hari tetap menunjukkan performa terbaik secara keseluruhan, dengan MAE sebesar Rp28.702,38, MAPE sebesar 6,11%, dan RMSE sebesar Rp43.706,61. Ini menunjukkan bahwa *Moving Average* 7 hari mampu memberikan keseimbangan yang baik antara sensitivitas terhadap perubahan harian dan kestabilan tren. Periode 30 hari juga menunjukkan performa yang cukup kompetitif, namun tetap sedikit kalah dalam hal MAE dan MAPE. Di sisi lain, periode pendek seperti 3 hari menghasilkan kesalahan prediksi yang lebih tinggi karena terlalu sensitif terhadap fluktuasi jangka pendek. Sementara periode panjang seperti 60 dan 90 hari cenderung melandai secara berlebihan, menyebabkan kurang akurat dalam merespons perubahan data aktual.

Pengujian lanjutan dilakukan pada rentang waktu 21–26 April 2025, dengan hasil yang disajikan pada Tabel 3.9.

**Tabel 3. 9** Hasil Evaluasi Validitas *Moving Average* (21-26 April 2025)

Periode	MAE	MAPE (%)	RMSE
3	34666.67	7.39	49117.58
7	24523.81	5.11	41915.04
14	29595.24	6.12	48287.26
20	28550.00	5.91	50727.01
30	25016.67	5.19	43212.78
45	28883.33	6.03	45970.04
60	35887.50	7.51	52908.65
90	68042.59	14.85	79459.03

Hasil pada periode uji kedua memperkuat temuan sebelumnya. Periode 7 hari kembali menjadi yang terbaik, menghasilkan nilai MAE terendah sebesar Rp24.523,81, MAPE 5,11%, dan RMSE Rp41.915,04. Performa ini menegaskan bahwa model dengan periode 7 hari tidak hanya akurat, tetapi juga konsisten meskipun diuji pada waktu yang berbeda. Periode 30 hari menunjukkan performa yang mendekati 7 hari, namun tetap sedikit lebih tinggi dari sisi RMSE dan MAE.

Sementara itu, model dengan periode terlalu pendek (3 hari) kembali menunjukkan kesalahan yang besar, karena cenderung terlalu reaktif terhadap variasi harian. Model dengan periode sangat panjang (seperti 90 hari) menghasilkan kesalahan prediksi terbesar, akibat terlalu melandainya garis prediksi dan hilangnya sensitivitas terhadap dinamika terkini dari data pendapatan harian.

#### Hasil Pengujian *Black Box*

Pengujian *black box* dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh fungsionalitas aplikasi berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna, tanpa memeriksa struktur internal atau kode program. Pengujian ini dilakukan dengan memberikan input tertentu ke dalam aplikasi

dan mengamati apakah output yang dihasilkan telah sesuai dengan yang diharapkan. Fokus pengujian ditujukan pada fitur-fitur utama dari aplikasi pengelolaan depot air minum isi ulang, baik dari sisi admin maupun pengguna lainnya.

Tabel 3.10 berikut ini menyajikan rangkuman hasil pengujian *black box* terhadap setiap modul dan fitur yang telah dikembangkan.

**Tabel 3. 10** Hasil Pengujian Black Box

No	Kasus Uji	Bentuk Pengujin	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian
1	<i>Login</i>	Melakukan proses login dengan menginput email dan <i>password</i>	Admin dan pengantar berhasil <i>login</i>	Berhasil
2	Menghitung Prediksi pendapatan	Melakukan prediksi pendapatan dengan menginputkan periode dan tanggal acuan	Aplikasi menampilkan hasil prediksi pendapatan dan evaluasi hasil prediksi	Berhasil
3	Menambah data penjualan	Melakukan proses tambah data penjualan dengan menginput data penjualan galon	Data penjualan berhasil ditambahkan	Berhasil
4	Mengubah data penjualan	Melakukan proses ubah data penjualan dengan mengubah data penjualan galon	Data penjualan berhasil diubah	Berhasil
5	Menghapus data penjualan	Melakukan proses hapus data penjualan dengan menekan tombol hapus	Data penjualan berhasil dihapus	Berhasil
6	Menambah data buku kas	Melakukan proses tambah data buku kas dengan menginput data kas depot	Data buku kas berhasil ditambahkan	Berhasil
7	Mengubah data buku kas	Melakukan proses ubah data buku kas dengan mengubah data kas depot	Data buku kas berhasil diubah	Berhasil
8	Menghapus data buku kas	Melakukan proses hapus data buku kas dengan menekan tombol hapus	Data buku kas berhasil dihapus	Berhasil
9	Menambah data pengantar	Melakukan proses tambah data pengantar dengan menginput data pengantar	Data pengantar berhasil ditambahkan	Berhasil
10	Mengubah data pengantar	Melakukan proses ubah data pengantar dengan mengubah data pengantar	Data pengantar berhasil diubah	Berhasil
11	Menghapus data pengantar	Melakukan proses hapus data pengantar dengan menekan tombol hapus	Data pengantar berhasil dihapus	Berhasil
12	Menambah data pelanggan	Melakukan proses tambah data pelanggan dengan menginput data pelanggan	Data pelanggan berhasil ditambahkan	Berhasil

No	Kasus Uji	Bentuk Pengujian	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian
13	Mengubah data pelanggan	Melakukan proses ubah data pelanggan dengan mengubah data pelanggan	Data pelanggan berhasil diubah	Berhasil
14	Menghapus data pelanggan	Melakukan proses hapus data pelanggan dengan menekan tombol hapus	Data pelanggan berhasil dihapus	Berhasil
15	Menambah data gudang	Melakukan proses tambah data gudang dengan menginput data gudang	Data gudang berhasil ditambahkan	Berhasil
16	Mengubah data gudang	Melakukan proses ubah data gudang dengan mengubah data gudang	Data gudang berhasil diubah	Berhasil
17	Menghapus data gudang	Melakukan proses hapus data gudang dengan menekan tombol hapus	Data gudang berhasil dihapus	Berhasil
18	Menambah data gudang	Melakukan proses tambah data gudang dengan menginput data gudang	Data gudang berhasil ditambahkan	Berhasil
19	Mengubah data gudang	Melakukan proses ubah data gudang dengan mengubah data gudang	Data gudang berhasil diubah	Berhasil
20	Menghapus data gudang	Melakukan proses hapus data gudang dengan menekan tombol hapus	Data gudang berhasil dihapus	Berhasil
21	Menambah data paket	Melakukan proses tambah data paket dengan menginput data paket	Data paket berhasil ditambahkan	Berhasil
22	Mengubah data paket	Melakukan proses ubah data paket dengan mengubah data paket	Data paket berhasil diubah	Berhasil
23	Menghapus data paket	Melakukan proses hapus data paket dengan menekan tombol hapus	Data paket berhasil dihapus	Berhasil
24	Melihat detail data paket	Melakukan proses lihat detail data paket dengan menekan tombol lihat	Aplikasi menampilkan data detail paket	Berhasil
25	Menambah data barang paket	Melakukan proses tambah data barang paket dengan menginput data barang paket	Data barang paket berhasil ditambahkan	Berhasil
26	Mengubah data barang paket	Melakukan proses ubah data barang paket dengan mengubah data barang paket	Data barang paket berhasil diubah	Berhasil
27	Menghapus data barang paket	Melakukan proses hapus data barang paket dengan menekan tombol hapus	Data barang paket berhasil dihapus	Berhasil

No	Kasus Uji	Bentuk Pengujin	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian
28	Menambah data hari libur	Melakukan proses tambah data hari libur dengan menginput data hari libur	Data hari libur berhasil ditambahkan	Berhasil
29	Mengubah data hari libur	Melakukan proses ubah data hari libur dengan mengubah data hari libur	Data paket berhasil diubah	Berhasil
30	Menghapus data hari libur	Melakukan proses hapus data hari libur dengan menekan tombol hapus	Data hari libur berhasil dihapus	Berhasil
31	Rekapitulasi data penjualan harian	Menekan menu rekapitulasi penjualan perhari	Aplikasi menampilkan rekapitulasi data harian	Berhasil
32	Rekapitulasi data penjualan bulanan	Menekan tombol rekapitulasi data perbulan	Aplikasi menampilkan rekapitulasi penjualan bulanan	berhasil
33	Mengubah profil	Melakukan proses ubah data profil dengan mengubah data akun user	Data akun admin dan pengantar berhasil diubah	Berhasil
34	<i>logout</i>	Melakukan proses <i>logout</i> dengan menekan tombol <i>logout</i>	Admin dan pengantar berhasil <i>logout</i>	berhasil

### Analisis Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian validitas periode *moving average* dan pengujian *Black Box*, berikut hasil pengujiannya.

#### Analisis Hasil Pengujian Validitas Periode *moving average*

Analisis pengujian validitas periode *Moving Average* dilakukan untuk memastikan periode rata-rata yang digunakan dapat menghasilkan prediksi pendapatan yang akurat dan stabil pada data baru di luar data pelatihan awal (*out-of-sample*). Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, diperoleh hasil evaluasi yang dirangkum pada Tabel 3.6 dan Tabel 3.7.

Pada periode uji pertama, yaitu tanggal 14–19 April 2025, hasil evaluasi menunjukkan bahwa periode *Moving Average* 7 hari memberikan performa terbaik dengan nilai MAE Rp28.702,38, MAPE 6,11%, dan RMSE Rp43.706,61. Nilai ini menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah, sehingga dapat disimpulkan bahwa periode 7 hari cukup sensitif untuk menangkap perubahan pendapatan harian, namun tetap stabil dalam mendeteksi tren. Sebagai pembandingan, periode pendek seperti 3 hari menghasilkan MAE Rp43.833,33 dan MAPE 9,62%, yang berarti lebih tinggi karena terlalu reaktif terhadap fluktuasi harian. Sementara itu, periode panjang seperti 90 hari justru menghasilkan kesalahan terbesar dengan MAE Rp61.306,48, MAPE 13,57%, dan RMSE Rp72.671,38, akibat garis prediksi yang terlalu halus sehingga gagal mengikuti dinamika harian.

Pada rentang uji kedua, yaitu 21–26 April 2025 (Tabel 3.7), hasil pengujian kembali menunjukkan konsistensi performa terbaik pada periode 7 hari, dengan MAE Rp24.523,81, MAPE 5,11%, dan RMSE Rp41.915,04. Hasil ini mendukung temuan pada pengujian pertama bahwa periode 7 hari merupakan periode optimal untuk pola data penjualan harian Depot Air Minum AK QUA. Sementara itu, periode 30 hari tercatat memiliki performa mendekati 7 hari, dengan MAE Rp25.016,67, MAPE 5,19%, dan RMSE Rp43.212,78, sehingga masih dapat dipertimbangkan jika fokus peramalan diarahkan pada tren jangka menengah.

Berdasarkan dua rentang pengujian tersebut, dapat disimpulkan bahwa periode *Moving Average* 7 hari terbukti paling valid dan konsisten dalam memberikan prediksi pendapatan penjualan air galon dengan tingkat kesalahan yang rendah. Dengan demikian, periode ini layak dijadikan periode acuan pada penerapan metode *Moving Average* dalam aplikasi manajemen depot air minum yang dikembangkan.

#### **Analisis Hasil Pengujian *Black Box***

Pengujian *Black Box* dilakukan untuk memastikan bahwa setiap fitur pada aplikasi manajemen depot air minum isi ulang dapat berjalan sesuai dengan fungsi yang telah dirancang. Metode ini memfokuskan pengujian pada keluaran sistem berdasarkan masukan yang diberikan, tanpa memeriksa detail logika internal program.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dan dirangkum pada Tabel 3.8, seluruh skenario pengujian dinyatakan berhasil. Hal ini menunjukkan bahwa semua fitur utama, seperti login, manajemen penjualan, prediksi pendapatan, pengelolaan buku kas, gudang, hari libur, paket, pelanggan, serta laporan rekapitulasi harian dan bulanan, telah mampu memproses input dan menghasilkan output yang sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Keberhasilan pengujian ini membuktikan bahwa aplikasi tidak hanya dapat menghasilkan prediksi pendapatan dengan metode *Moving Average*, tetapi juga mendukung pengelolaan operasional depot air minum secara terintegrasi. Dengan demikian, aplikasi yang dikembangkan siap diimplementasikan dan diharapkan dapat membantu pemilik depot dalam mengambil keputusan berbasis data yang lebih akurat.

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

### **Kesimpulan**

Berdasarkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan dalam membangun sebuah aplikasi, penulis menarik Kesimpulan sebagai berikut.

1. Aplikasi berbasis *website* yang dihasilkan mendukung pengelolaan penjualan, pencatatan keuangan, manajemen stok gudang, pemantauan kapasitas air, dan prediksi pendapatan penjualan secara terintegrasi, sehingga diharapkan dapat membantu pelaku usaha dalam mempermudah operasional dan meningkatkan efisiensi manajemen pada unit usaha depot air minum isi ulang.
2. Metode *Moving Average* yang diimplementasikan dalam aplikasi mampu menghasilkan prediksi pendapatan penjualan yang relevan dengan pola data historis dan dapat diterapkan secara praktis. Periode 7 hari terbukti sebagai periode yang paling konsisten dan stabil berdasarkan hasil validasi, sehingga sesuai digunakan sebagai dasar peramalan pendapatan harian pada unit usaha depot air minum isi ulang.
3. Hasil pengujian fungsionalitas dengan metode *Black Box* menunjukkan bahwa seluruh fitur utama pada aplikasi, mulai dari input data penjualan, perhitungan prediksi pendapatan, pengelolaan stok gudang, hingga penyajian informasi laporan, dapat berjalan sesuai spesifikasi yang telah dirancang. Dengan terpenuhinya seluruh fungsi tersebut, aplikasi dinyatakan layak digunakan untuk mendukung pengelolaan operasional depot air minum isi ulang secara lebih efektif, terstruktur, dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.
4. Metode *Moving Average*, meskipun mampu memberikan hasil prediksi yang baik pada pola data yang relatif stabil, metode *moving average* memiliki keterbatasan dalam merespons perubahan pola penjualan yang bersifat fluktuatif atau musiman. Ketika terjadi lonjakan atau penurunan pendapatan yang mendadak akibat faktor eksternal, metode ini cenderung lambat menyesuaikan nilai prediksi karena hanya mengandalkan rata-rata data historis. Kondisi ini menunjukkan bahwa pada situasi tertentu, metode *Moving Average* memerlukan dukungan atau kombinasi dengan pendekatan peramalan yang lebih adaptif agar dapat menangani dinamika data yang tidak terduga secara lebih akurat.

**Saran**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan serta evaluasi terhadap metode yang diterapkan, berikut beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan aplikasi dan penelitian selanjutnya:

1. Penelitian ini menggunakan metode Simple Moving Average (SMA) karena kemudahan implementasinya dan kesesuaiannya dengan data pendapatan penjualan harian. Namun, metode ini kurang adaptif terhadap data yang fluktuatif atau bersifat musiman. Oleh karena itu, disarankan untuk mencoba dan membandingkan dengan varian Moving Average lainnya, seperti Weighted Moving Average (WMA) dan Exponential Moving Average (EMA). Selain itu, juga disarankan untuk mempertimbangkan metode prediksi lainnya seperti Exponential Smoothing dan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average).
2. Aplikasi dapat dikembangkan dengan mempertimbangkan integrasi variabel eksternal, seperti kondisi cuaca dan aktivitas sosial masyarakat. Variabel-variabel ini diketahui memiliki pengaruh terhadap permintaan air galon, sehingga dapat membantu memperbaiki akurasi model prediksi dalam situasi nyata.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Ali, I. A. H. A., Armono, H. D., Rahmawati, S., Ridlwan, A., & Ariefianto, R. M. (2022). Pemodelan Tinggi Gelombang Untuk Kajian Energi Gelombang Laut Di Perairan Barat Provinsi Lampung. *Wave: Jurnal Ilmiah Teknologi Maritim*, 15(2), 75–84. <https://doi.org/10.29122/jurnalwave.v15i2.4958>
- Ardiansah, I., Fauzi Adiarsa, I., Putri, S. H., & Pujiyanto, T. (2021). Penerapan Analisis Runtun Waktu pada Peramalan Penjualan Produk Organik menggunakan Metode Moving Average dan Exponential Smoothing Application of Time Series Analysis in Organic Product Sales Forecasting using Moving Average and Exponential Smoothing Met. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*, 10(4), 548–559. <http://dx.doi.org/10.23960/jtep-l.v10.i4.548-559>
- Azis, A. K., & Kustanto, K. (2023). Penerapan Moving Average Pada Prediksi Penjualan Accu. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, 11(1), 25. <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v11i1.722>
- Azizah, R., Sari, F. Y., Hayati, M., Sari, R. P., & Hudori, M. (2025). *PERBANDINGAN METODE MOVING AVERAGE EXPONENTIAL SMOOTHING PERAMALAN NILAI TUKAR RUPIAH TERHADAP Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Al-Madani*. 4(1), 10–18.
- Edy Anas Ahmadi. (2023). Analisis Pengaruh Kualitas Layanan Terhadap Kepuasan Konsumen Pada Depot Aidrat Sunan Drajat Paciran Lamongan. *Journal of Trends Economics and Accounting Research*, 3(3), 211–219. <https://doi.org/10.47065/jtear.v3i3.560>
- Hidayat, M. T., & Sulistiyono, M. (2025). Analisis Performa Algoritma XGBoost, GRU, dan Prophet dalam Peramalan Penjualan Obat untuk Optimasi Rantai Pasok Farmasi. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 5(1), 65–73. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.562>
- Marita, L. S., & Darwati, I. (2022). Prediksi Persediaan Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average, Exponential Smoothing dan Simple Moving Average. *Jurnal Tekno Kompak*, 16(1), 56. <https://doi.org/10.33365/jtk.v16i1.1484>
- Michalke, A. (2022). *Zentrum für wissenschaftliches, interdisziplinäres Risikomanagement und Nachhaltigkeit www.zwirn.de / Prediction and Predictability Survey on the State of Knowledge about Foundations of Prediction and Limits of Predictability. www.ostfalia.de/pws/michalke*
- Miftahuljannah, V., & Suharso, A. (2023). Pengimplementasian Berbagai Web Berdasarkan Kebutuhan Pengguna Dengan Menggunakan Metode Systematic Literature Review. *INFOTECH Journal*, 9(2), 401–405. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i2.6341>

- Nistrina, K., & Sahidah, L. (2022). Unified Modelling Language (Uml) Untuk Perancangan Sistem Informasi Penerimaan Siswa Baru Di Smk Marga Insan Kamil. *Jurnal Sistem Informasi, J-SIKA*, 4(1), 17–23.
- Tazkiyah, I. T., Wardoyo, A. E., & Rintyarna, B. S. (2024). Implementing Moving Average Forecasting System for Apparel Sales: Predicting Inventory Needs with Enhanced Accuracy. *Sinkron*, 8(3), 1346–1356. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.13686>
- Wibowo, W. S., & Dermawan, D. A. (2021). *Penerapan Metodologi Rapid Application Development Pada Sistem Informasi Manajemen Indikator Kinerja Utama Program Studi Sarjana Terapan Manajemen Informatika*. 1–10.
- Zhang, K., Huo, X., & Shao, K. (2023). Temperature Time Series Prediction Model Based on Time Series Decomposition and Bi-LSTM Network. *Mathematics*, 11(9). <https://doi.org/10.3390/math11092060>