

# Perancangan Sistem Prediksi Stok Barang Menggunakan Metode Single Moving Average (SMA) Gudang Logistik PT. PLN UP 3 Lubuk Pakam

Zacky Hilman Siregar<sup>1</sup>, Muhammad Zen<sup>2</sup>, Hafni<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Fakultas Sains Komputasi dan Kecerdasan Digital, Prodi Sistem Komputer, Universitas Pembangunan Panca Budi, Medan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>zackygitoloh84@gmail.com, <sup>2\*</sup>muhammadzen@dosen.pancabudi.ac.id, <sup>3</sup>hafni@dosen.pancabudi.ac.id

(\*Email Corresponding Author: muhammadzen@dosen.pancabudi.ac.id)

Received: February 12, 2026 | Revision: February 14, 2026 | Accepted: February 16, 2026

## Abstrak

Pengelolaan stok bahan baku yang efektif berperan penting dalam menunjang efisiensi operasional perusahaan konfeksi. Ketidaksiharian antara tingkat permintaan dan ketersediaan persediaan berpotensi menimbulkan kondisi kekurangan maupun kelebihan stok, yang pada akhirnya memengaruhi biaya penyimpanan serta kelancaran proses produksi. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan menganalisis penerapan metode prediksi Single Moving Average (SMA) dalam rangka mengoptimalkan manajemen stok bahan baku. Metodologi penelitian meliputi pengumpulan data historis permintaan bahan baku selama periode 11 bulan pada perusahaan konfeksi, implementasi metode SMA, serta pengujian tingkat akurasi menggunakan indikator Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode SMA mampu memberikan tingkat prediksi yang relatif baik pada produk dengan pola permintaan yang stabil, seperti kategori MCB, dengan nilai MAE sebesar 4,79 unit dan MAPE sebesar 14,69%. Sebaliknya, pada produk dengan tingkat fluktuasi permintaan yang tinggi, seperti Cable PWR, performa prediksi mengalami penurunan yang ditunjukkan oleh nilai MAPE hingga 37%. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada analisis keterbatasan metode SMA dalam menangani data permintaan yang tidak stabil serta rekomendasi penggunaan metode prediksi yang lebih adaptif, seperti Weighted Moving Average (WMA) atau Long Short-Term Memory (LSTM). Temuan penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam pengembangan solusi berbasis sistem informasi untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok bahan baku pada industri konfeksi skala kecil dan menengah, sekaligus membuka peluang pengembangan sistem prediksi yang lebih akurat di masa mendatang.

**Kata Kunci:** Sistem, Single Moving Average, Prediksi Stok Barang

## Abstract

Effective raw material inventory management plays a crucial role in supporting the operational efficiency of a garment manufacturing company. Discrepancies between demand levels and inventory availability can potentially lead to both shortages and overstocks, ultimately impacting storage costs and the smooth flow of production processes. This research aims to design and analyze the application of the Single Moving Average (SMA) prediction algorithm to optimize raw material stock management. The research methodology includes collecting historical raw material demand data for 11 months from a garment company, implementing the SMA algorithm, and testing the accuracy level using the Mean Absolute Error (MAE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicators. The test results show that the SMA algorithm can provide relatively good prediction accuracy for products with stable demand patterns, such as the MCB category, with an MAE value of 4.79 units and a MAPE value of 14.69%. Conversely, for products with high demand fluctuation levels, such as PWR Cables, prediction performance decreased, as indicated by an MAPE value of up to 37%. The main contribution of this research lies in analyzing the limitations of the SMA algorithm in handling unstable demand data and recommending the use of more adaptive prediction methods, such as Weighted Moving Average (WMA) or Long Short-Term Memory (LSTM). The findings of this research are expected to serve as a reference for developing information system-based solutions to improve the efficiency of raw material stock management in small and medium-sized garment industries, while also opening up opportunities for developing more accurate prediction systems in the future.

**Keywords:** System, Single Moving Average, Stock of Goods Prediction

## 1. PENDAHULUAN

Manajemen stok merupakan komponen strategis dalam rantai pasok yang berperan signifikan terhadap efisiensi operasional serta tingkat profitabilitas perusahaan [1]. Pada berbagai sektor industri, termasuk PT. PLN UP3 Lubuk Pakam, pengelolaan persediaan bahan baku menjadi aspek yang krusial karena ketidakharmonisan antara kebutuhan permintaan dan ketersediaan stok berpotensi menimbulkan kondisi kekurangan maupun kelebihan persediaan [2]. Situasi tersebut dapat berdampak pada terganggunya proses operasional, meningkatnya biaya penyimpanan, serta menurunnya tingkat kepuasan pelanggan akibat keterlambatan dalam pemenuhan kebutuhan produksi. Tantangan dalam manajemen stok semakin kompleks seiring dengan adanya dinamika perubahan permintaan yang dipengaruhi oleh faktor musiman, tren yang berubah, serta pola konsumsi yang tidak menentu [3]. Oleh sebab itu, diperlukan suatu pendekatan prediktif yang andal untuk memperkirakan kebutuhan stok guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih akurat dan efisien [4].

Beragam metode telah dikembangkan dan diterapkan untuk memprediksi kebutuhan persediaan dalam sistem manajemen stok. Beberapa pendekatan yang umum digunakan meliputi Weighted Moving Average (WMA) [5], Exponential Smoothing [6], serta metode berbasis pembelajaran mesin seperti Long Short-Term Memory (LSTM) [7].

Meskipun memiliki tingkat akurasi yang baik, metode-metode tersebut umumnya membutuhkan volume data yang besar serta proses komputasi yang relatif kompleks [8], sehingga kurang sesuai untuk diterapkan pada perusahaan skala kecil hingga menengah seperti PT. PLN UP3 Lubuk Pakam. Sebagai alternatif, metode Single Moving Average (SMA) menawarkan pendekatan yang lebih sederhana, mudah diimplementasikan, dan efektif untuk data dengan pola permintaan yang cenderung stabil [9].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja metode SMA dalam memprediksi kebutuhan stok bahan baku pada PT. PLN UP3 Lubuk Pakam. Unsur kebaruan penelitian terletak pada pengujian spesifik kemampuan metode SMA dalam menghadapi fluktuasi permintaan bahan baku pada kategori produk dengan tingkat variabilitas tinggi, seperti MCB dan MTR KWH, yang masih terbatas dibahas dalam kajian terdahulu. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi melalui evaluasi kinerja prediksi menggunakan metrik kesalahan Mean Absolute Error (MAE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) [10], yang dapat menjadi dasar dalam pengembangan sistem prediksi berbasis teknologi sederhana untuk mendukung pengelolaan stok di lingkungan PT. PLN UP3 Lubuk Pakam.

Dengan menitikberatkan pada implementasi langsung di lingkungan industri yang bersifat dinamis, penelitian ini tidak hanya memperkaya kajian akademik terkait penerapan metode SMA dalam manajemen persediaan, tetapi juga menawarkan rekomendasi praktis bagi PT. PLN UP3 Lubuk Pakam dalam upaya meningkatkan efisiensi operasional. Lebih lanjut, penelitian ini berkontribusi secara aplikatif dengan mengusulkan integrasi metode prediksi ke dalam sistem manajemen stok berbasis teknologi, sehingga mampu mendukung proses pengambilan keputusan yang lebih adaptif dan responsif terhadap perubahan pola permintaan [11]. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan bagi pengembangan penelitian selanjutnya, baik pada PT. PLN UP3 Lubuk Pakam maupun pada sektor industri lain yang menghadapi permasalahan serupa dalam pengelolaan persediaan bahan baku.

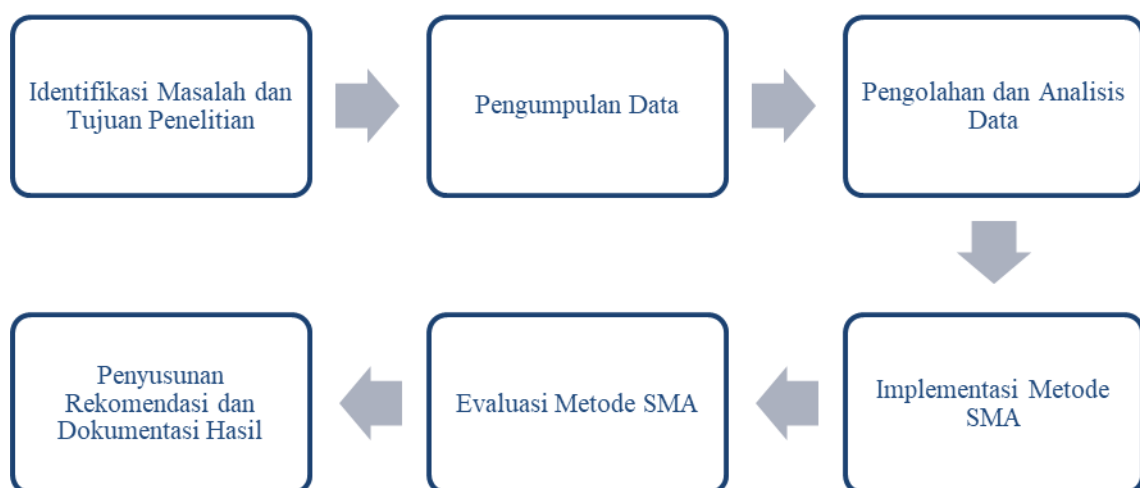
## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Desain Penelitian

Memanfaatkan data historis permintaan bahan baku untuk meramalkan kebutuhan stok, penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode studi kasus pada perusahaan PT. PLN UP3 Lubuk Pakam. Metode SMA digunakan karena mudah dihitung dan memberikan prediksi yang akurat pada data dengan tren yang stabil [12]. Metrik kesalahan seperti MAE dan MAPE juga dievaluasi, dan hasilnya menunjukkan bahwa metode ini benar [12].

### 2.2 Prosedur Penelitian

Proses penelitian ini dirancang secara sistematis untuk mencapai tujuan utama, yaitu mengoptimalkan manajemen stok barang perusahaan PT. PLN UP3 Lubuk Pakam menggunakan metode prediksi berbasis SMA. Proses penelitian terdiri dari enam tahapan utama, mulai dari identifikasi masalah hingga penyusunan rekomendasi, dan setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa metode yang digunakan relevan, data yang digunakan valid dan has.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan menemukan masalah dengan pengelolaan stok bahan baku di PT. PLN UP3 Lubuk Pakam. Ketidakakuratan dalam perencanaan stok sering menyebabkan kelebihan atau kekurangan bahan baku, yang mengakibatkan biaya operasional yang meningkat dan penurunan efisiensi produksi. Oleh karena itu, dengan data

historis permintaan bahan baku, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan solusi prediksi stok berbasis metode SMA.

Untuk memprediksi kebutuhan stok pada periode mendatang, metode SMA menggunakan permintaan rata-rata dari beberapa periode sebelumnya, sesuai dengan rumus[13]:

$$SMA_t = \frac{\sum_{i=t-n+1}^t D_i}{n} \dots \dots \dots (1)$$

Variabel  $SMA_t$  adalah hasil prediksi untuk periode  $t$ ,  $D_i$  adalah data permintaan pada periode ke- $i$ , dan  $n$  adalah jumlah periode yang digunakan. Sebagai contoh, jika data permintaan tiga periode terakhir adalah 50, 60, dan 70, maka prediksi untuk periode berikutnya adalah:

$$SMA_t = \frac{50 + 60 + 70}{n3} = 60$$

Pada langkah berikutnya, untuk mengevaluasi akurasi metode, digunakan metrik kesalahan seperti Kesalahan Rata-rata Absolut (MAE) dan Kesalahan Rata-rata Persentase (MAPE). Setiap rumus adalah:

1. *Mean Absolute Error* (MAE) [14]:

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^T |D_t - F_t|}{T} \dots \dots \dots (2)$$

2. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [10]:

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

Variabel  $D_t$  adalah data aktual,  $F_t$  adalah hasil prediksi, dan  $T$  adalah jumlah periode. Evaluasi ini memberikan wawasan tentang tingkat akurasi prediksi metode dibandingkan dengan data aktual.

Rekomendasi untuk mengoptimalkan pengelolaan stok bahan baku dibuat berdasarkan hasil evaluasi ini. Salah satu rekomendasi penting adalah mengintegrasikan metode SMA ke dalam sistem manajemen stok otomatis untuk meningkatkan efisiensi pengambilan keputusan tentang pembelian dan penyimpanan bahan baku. Metode ini diharapkan dapat meningkatkan produktivitas sekaligus mengurangi biaya operasional.

### 2.3 Use Case Diagram

Proses penelitian ini dirancang secara sistematis untuk mencapai tujuan utama, yaitu mengoptimalkan manajemen stok barang perusahaan PT. PLN UP3 Lubuk Pakam menggunakan metode prediksi berbasis SMA. Proses penelitian terdiri dari enam tahapan utama, mulai dari identifikasi masalah hingga penyusunan rekomendasi, dan setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa metode yang digunakan relevan, data yang digunakan valid dan has.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan temuan utama dari penelitian. Ini mencakup hasil dari penggunaan metode SMA untuk memprediksi kebutuhan stok bahan baku berdasarkan data permintaan historis. Hasil prediksi ini dievaluasi untuk mengetahui tingkat akurasi metode dengan menggunakan metrik kesalahan seperti MAE dan MAPE. Analisis kinerja metode untuk mencerminkan pola permintaan dan bagaimana hasilnya berdampak pada manajemen stok di PT. PLN UP3 Lubuk Pakam adalah fokus dari diskusi ini.

### 3.1. Penyajian Hasil Penelitian

Hasil penelitian disajikan dengan menggunakan 4 data sample hasil barang keluar yaitu barang kategori MTR KWH, Cable PWR, MCB. Detail data pengeluaran barang dari bulan September 2021 hingga Juli 2023 terdapat pada tabel 1.

**Tabel 1.** Data Pengeluaran Barang

Bulan	MCB	Cable PWR	MTR KWH E	MTR ACC
September	21	60	31	65
Oktober	20	60	20	79
November	32	95	33	96
Desember	22	75	27	62
Januari	31	95	30	99
Februari	36	80	50	100
Maret	29	130	43	107
April	26	90	21	79
Mei	30	100	15	95
Juni	41	90	34	89
Juli	30	120	19	105

Perhitungan dilakukan dengan rumus SMA yang diterjemahkan ke pseudocode. *Pseudocode* memainkan peran penting dalam pemrograman dan pengembangan metode karena berfungsi sebagai penghubung antara implementasi kode yang sebenarnya dan logika [16]. Untuk barang MCB, proses perhitungan detail berikut dilakukan.

Input:

data[] (array of actual demands)  
months[] (array of months corresponding to data)  
n (number of periods for SMA)

Output:

A table with columns: Month, Actual Demand, SMA Prediction

1. Initialize sma[] as an empty array with size equal to data[], and set all elements to None
2. For i from n-1 to length(data)-1:  
    Initialize sum = 0  
    For j from 0 to n-1:  
        sum += data[i-j] # Sum the last n elements of data[]  
        sma[i] = sum / n # Compute SMA for the current period
3. Print a table with three columns:  
    For i from 0 to length(data)-1:  
        Print (months[i], data[i], sma[i]) # Display the month, actual demand, and SMA prediction
4. Return sma[] # Return the array of SMA predictions

Berikut adalah pseudocode untuk data barang MCB

data = [21, 20, 32, 22, 31, 36, 29, 26, 30, 41, 30]

months = ["September", "October", "November", "December", "January", "February", "March", "April", "May", "June", "July"]

n = 3

Berikut adalah proses dan hasil eksekusi dari proses perhitungan

1. Initialize sma[]:  
    sma = [None, None, ..., None] # Length = 11
2. For each i from n-1 (2) to length(data)-1 (10):  
    - For i = 2 (Desember):  
        sum = data[0] + data[1] + data[2] = 21 + 20 + 32 = 73  
        sma[2] = sum / 3 = 24.33  
    - For i = 3 (Januari):  
        sum = data[1] + data[2] + data[3] = 20 + 32 + 22 = 74  
        sma[3] = sum / 3 = 24.67  
    - Continue similar calculations until i = 10 (Juli).

3. Combine results into a table:

Month	Actual Demand	SMA Prediction
September	21	None
October	20	None
November	32	None
December	22	24.33
January	31	24.67
February	36	28.33
March	29	29.67
April	26	32.00
May	30	30.33
June	41	28.33
July	30	32.33

4. Return sma[]:

[None, None, 24.33, 24.67, 28.33, 29.67, 32.00, 30.33, 28.33, 32.33]

Berikut ini adalah proses perhitungan evaluasi akurasi prediksi SMA

Input:

data = [21, 20, 32, 22, 31, 36, 29, 26, 30, 41, 30]

months = ["September", "October", "November", "December", "January", "February", "March", "April", "May", "June", "July"]

n = 3 # Number of periods for SMA

Output:

A table with columns: Month, Actual Demand, SMA Prediction, Absolute Error, Percentage Error

1. Initialize sma[] = [None, None, None, ..., None] # Set first (n-1) predictions to None

2. Initialize variables:

- sum\_error = 0

- sum\_percentage\_error = 0

- n\_actual = 11 # Total number of data points

3. Calculate SMA for each month starting from index (n-1 = 2):

For i = 2 (December):

sum = data[0] + data[1] + data[2] = 21 + 20 + 32 = 73

sma[2] = sum / n = 73 / 3 = 24.33

For i = 3 (January):

sum = data[1] + data[2] + data[3] = 20 + 32 + 22 = 74

sma[3] = sum / n = 74 / 3 = 24.67

For i = 4 (February):

sum = data[2] + data[3] + data[4] = 32 + 22 + 31 = 85

sma[4] = sum / n = 85 / 3 = 28.33

For i = 5 (March):

sum = data[3] + data[4] + data[5] = 22 + 31 + 36 = 89

sma[5] = sum / n = 89 / 3 = 29.67

For i = 6 (April):

sum = data[4] + data[5] + data[6] = 31 + 36 + 29 = 96

sma[6] = sum / n = 96 / 3 = 32.00

For i = 7 (May):

sum = data[5] + data[6] + data[7] = 36 + 29 + 26 = 91

sma[7] = sum / n = 91 / 3 = 30.33

For i = 8 (June):

sum = data[6] + data[7] + data[8] = 29 + 26 + 30 = 85

sma[8] = sum / n = 85 / 3 = 28.33

For i = 9 (July):

sum = data[7] + data[8] + data[9] = 26 + 30 + 41 = 97

sma[9] = sum / n = 97 / 3 = 32.33

4. Calculate MAE and MAPE:

For each i from 3 (December) to 10 (July):

- Calculate absolute error: error = |data[i] - sma[i]|

Example for December: error = |22 - 24.33| = 2.33

- Calculate percentage error: percentage\_error = (error / data[i]) \* 100

Example for December: percentage\_error = (2.33 / 22) \* 100 = 10.59%

- Add error to sum\_error and percentage\_error to sum\_percentage\_error

sum\_error += error

sum\_percentage\_error += percentage\_error

After all calculations:

sum\_error = 38.33

sum\_percentage\_error = 117.48

5. Compute final evaluation metrics:

MAE = sum\_error / (n\_actual - n) = 38.33 / 8 = 4.79

MAPE = sum\_percentage\_error / (n\_actual - n) = 117.48 / 8 = 14.69%

6. Print a table with columns:

Month	Actual Demand	SMA Prediction	Absolute Error	Percentage Error
December	22	24.33	2.33	10.59%
January	31	24.67	6.33	20.42%
February	36	28.33	7.67	21.31%
March	29	29.67	0.67	2.31%
April	26	32.00	6.00	23.08%
May	30	30.33	0.33	1.10%

7. Return sma[], MAE, and MAPE:

- SMA Predictions: [None, None, 24.33, 24.67, 28.33, 29.67, 32.00, 30.33, 28.33, 32.33]
- MAE: 4.79
- MAPE: 14.69%

Hasil penerapan metode *Single Moving Average* (SMA) pada produk MCB menunjukkan bahwa estimasi permintaan bulanan diperoleh berdasarkan nilai rata-rata permintaan pada tiga periode sebelumnya. Sebagai ilustrasi, prediksi permintaan untuk bulan Desember dihitung dari rata-rata permintaan pada bulan September, Oktober, dan November, sehingga diperoleh nilai prediksi sebesar 24,33 unit. Perhitungan untuk periode selanjutnya dilakukan dengan mekanisme yang serupa, menghasilkan nilai estimasi yang merepresentasikan kecenderungan permintaan yang relatif stabil, meskipun masih terdapat fluktuasi pada beberapa periode tertentu.

Pengujian tingkat akurasi prediksi dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menilai performa metode SMA. Nilai MAE sebesar 4,79 unit menunjukkan rata-rata selisih absolut antara hasil prediksi dengan data permintaan aktual. Sementara itu, nilai MAPE sebesar 14,69% mengindikasikan bahwa metode SMA mampu menghasilkan prediksi dengan tingkat kesalahan persentase yang relatif rendah, sehingga dapat dikategorikan cukup akurat untuk produk dengan pola permintaan yang stabil.

Namun demikian, hasil yang berbeda ditunjukkan pada produk dengan tingkat fluktuasi permintaan yang tinggi, seperti MTR KWH ACC dan MTR KWH E. Pada kedua kategori produk tersebut, metode SMA memperlihatkan keterbatasan dalam menangkap variasi permintaan yang signifikan. Hal ini tercermin dari nilai MAPE yang masing-masing mencapai 37% dan 45,84%, yang mengindikasikan bahwa metode SMA kurang efektif ketika diterapkan pada data permintaan dengan dinamika perubahan yang tinggi.

### 3.2. Sistem Informasi Stok Barang

#### 3.2.1. Halaman Dashboard Sistem

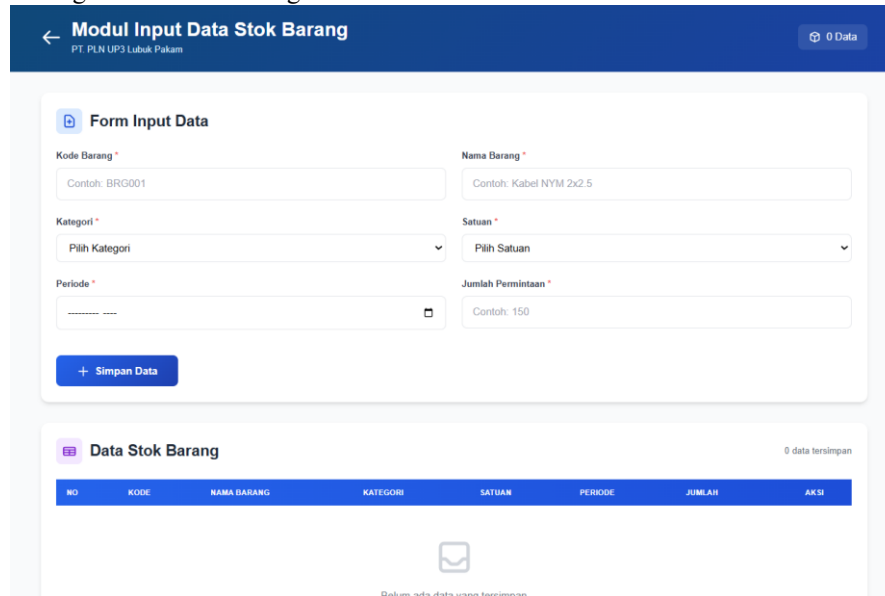
Halaman dashboard sistem merupakan halaman utama yang menampilkan data produk dan data penjualan yang telah terdaftar pada sistem.



Gambar 3. Halaman Dashboard Sistem

### 3.2.2. Halaman Input Data

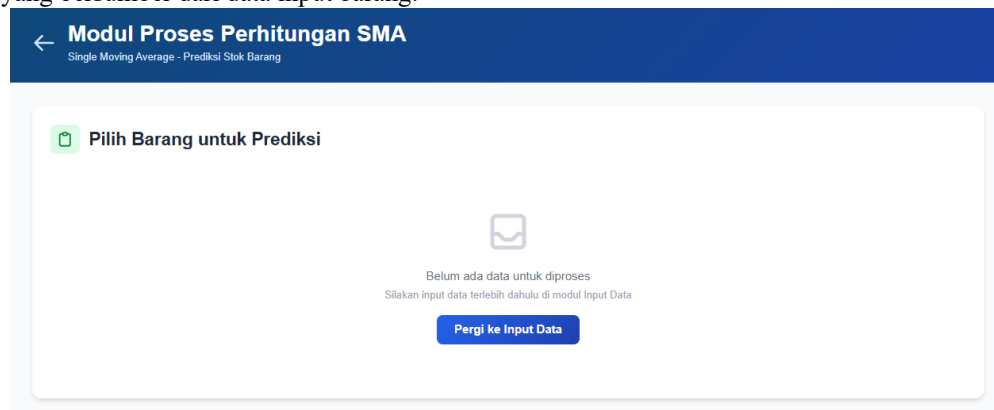
Pada halaman ini data di input sesuai dengan formnya. Kode barang, nama barang, kategori, satuan, periode dan jumlah permintaan. Tombol simpan akan merespon apa yang sudah di input sebelumnya dan memindahkan data-data input tersebut ke bagian data stok barang.



Gambar 4. Halaman Input Data

### 3.2.3. Halaman Proses Sistem

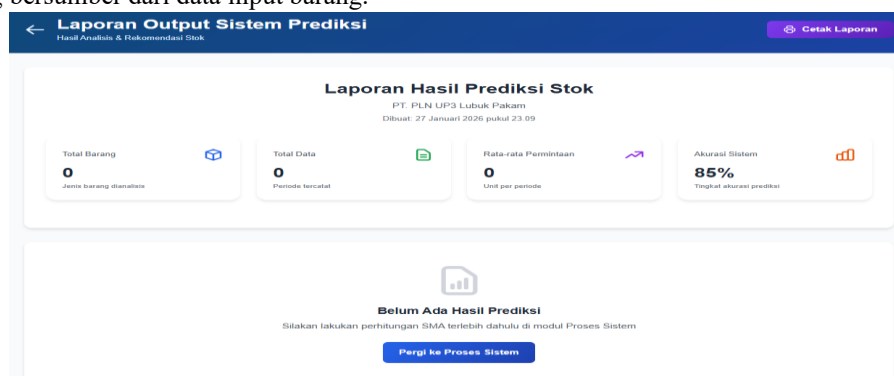
Halaman ini menampilkan proses dari perhitungan metode *Simple Moving Average* (SMA). Data yang diambil adalah data yang bersumber dari data input barang.



Gambar 5. Halaman Proses Sistem

### 3.2.4. Halaman Output Sistem

Halaman ini menampilkan proses dari perhitungan metode *Simple Moving Average* (SMA). Data yang diambil adalah data yang bersumber dari data input barang.



**Gambar 6.** Halaman Output Sistem

### 3.3. Pembahasan Temuan dan Kebaruan

Hasil penerapan metode *Single Moving Average* (SMA) pada empat kategori produk menggambarkan mekanisme perhitungan prediksi permintaan bulanan yang didasarkan pada rata-rata permintaan tiga periode sebelumnya. Pada produk MCB, hasil prediksi menunjukkan kecenderungan yang relatif stabil meskipun terdapat variasi permintaan antarbulan. Sebagai contoh, estimasi permintaan pada bulan Desember mencapai 24,33 unit, dengan nilai MAE sebesar 4,79 unit dan MAPE sebesar 14,69%. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa tingkat akurasi prediksi tergolong baik, meskipun masih ditemukan deviasi pada periode-periode dengan fluktuasi permintaan yang lebih tinggi.

Pada kategori MCB, prediksi permintaan dihitung menggunakan pendekatan yang sama, namun hasil estimasi menunjukkan respons yang lebih sensitif terhadap perubahan permintaan yang lebih besar. Evaluasi akurasi pada produk ini menghasilkan nilai MAE sebesar 10,92 unit dan MAPE sebesar 45,41%, yang menunjukkan bahwa meskipun metode SMA mampu memberikan gambaran umum terhadap tren permintaan, efektivitasnya menurun ketika dihadapkan pada data dengan fluktuasi yang signifikan.

Selanjutnya, hasil prediksi pada produk MTR KWH E dan MTR ACC memperlihatkan tingkat akurasi yang lebih rendah dibandingkan kategori lainnya, dengan nilai MAPE masing-masing sebesar 37,00% dan 45,84%. Temuan ini menegaskan bahwa metode SMA memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi dinamika permintaan yang sangat fluktuatif. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi metode prediksi yang lebih adaptif, seperti *Weighted Moving Average* (WMA) [17], *Exponential Smoothing* [6], maupun pendekatan berbasis pembelajaran mesin, antara lain *Support Vector Regression* (SVR) [18] dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) [7]. Metode-metode tersebut dinilai memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menangkap pola permintaan yang tidak stabil maupun bersifat musiman. Selain itu, pemanfaatan data eksternal, seperti tren mode dan faktor musiman, berpotensi meningkatkan akurasi prediksi, khususnya pada produk dengan tingkat variabilitas yang tinggi. Sebagai tindak lanjut, diperlukan pula simulasi dan pengujian menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam guna mengevaluasi kinerja metode prediksi alternatif pada berbagai kondisi fluktuasi permintaan.

Penelitian ini menawarkan unsur kebaruan dalam penerapan metode *Single Moving Average* (SMA) untuk manajemen stok bahan baku pada industri konfeksi. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang umumnya mengimplementasikan SMA pada data dengan pola permintaan linear atau musiman [19], [20], studi ini secara khusus mengkaji keterbatasan metode SMA pada kategori produk dengan tingkat variabilitas tinggi, seperti produk fesyen. Lebih lanjut, penelitian ini memberikan kontribusi tambahan dengan mengusulkan strategi mitigasi untuk mengatasi kelemahan metode SMA pada data yang bersifat fluktuatif, antara lain melalui integrasi metode prediksi alternatif seperti *Weighted Moving Average* (WMA) maupun pendekatan berbasis pembelajaran mesin seperti LSTM.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini difokuskan pada upaya peningkatan efektivitas pengelolaan stok bahan baku di PT. PLN UP3 Lubuk Pakam melalui penerapan metode prediksi berbasis *Single Moving Average* (SMA). Hasil analisis menunjukkan bahwa metode SMA mampu menghasilkan tingkat prediksi yang cukup akurat pada produk dengan pola permintaan yang relatif stabil, seperti MCB, yang ditunjukkan oleh nilai MAE sebesar 4,79 unit dan MAPE sebesar 14,69%. Sebaliknya, pada produk dengan tingkat fluktuasi permintaan yang tinggi, seperti MTR KWH E dan MTR ACC, performa prediksi mengalami penurunan dengan nilai MAPE melebihi 30%, sehingga mengindikasikan adanya keterbatasan metode SMA dalam menangani variabilitas data yang signifikan. Temuan tersebut menunjukkan bahwa kondisi permintaan yang bersifat dinamis memerlukan pendekatan prediksi yang lebih adaptif, seperti *Weighted Moving Average* (WMA), *Exponential Smoothing*, maupun metode berbasis pembelajaran mesin. Penelitian ini memberikan dasar konseptual dan praktis bagi penerapan sistem pengelolaan stok berbasis prediksi di lingkungan PT. PLN UP3 Lubuk Pakam, serta membuka peluang pengembangan lebih lanjut melalui penggunaan metode prediksi yang lebih canggih dan integrasi dengan sistem otomatisasi. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam mendukung peningkatan efisiensi operasional perusahaan sekaligus menjadi rujukan bagi pengelolaan persediaan pada sektor industri lain yang menghadapi permasalahan serupa.

## REFERENCES

- [1] D. M. Situmorang and I. S. Dewi, "Evaluasi Penerapan Metode Persediaan Pada Perusahaan Distributor (Studi Kasus Pada Cv. Sinar Sahabat Sejati)," *Juwira*, vol. 3, no. 2, pp. 8–13, Nov. 2023, doi: 10.61696/juwira.v3i2.149.

- [2] Nuroji, "Penerapan Metode Agile Dalam Permodelan Sistem Informasi Inventory Barang," *Journal of Artificial Intelligence and Technology Information (JAITI)*, vol. 1, no. 4, 2023, doi: <https://doi.org/10.58602/jaiti.v1i4.82>.
- [3] W. Lu and L. Yan, "Dynamic Pricing and Inventory Strategies for Fashion Products Using Stochastic Fashion Level Function," *Axioms*, vol. 13, no. 7, p. 453, Jul. 2024, doi: 10.3390/axioms13070453.
- [4] B. Safitri, S. D. Gustina, R. Abdillah, E. W. Fridayanthie, and R. Permana, "Analisis Sistem Informasi Inventory Menggunakan Metode Single Moving Average Pada PT. Inkolanggeng Makmur Jakarta," *j-insan*, vol. 3, no. 1, pp. 38–45, Jul. 2023, doi: 10.31294/jinsan.v3i1.2191.
- [5] V. Alevizakos, A. Chatterjee, K. Chatterjee, and C. Koukouvinos, "The exponentiated exponentially weighted moving average control chart," *Stat Papers*, vol. 65, no. 6, pp. 3853–3891, Aug. 2024, doi: 10.1007/s00362-024-01544-2.
- [6] R. D. Snyder, A. B. Koehler, R. J. Hyndman, and J. K. Ord, "Exponential smoothing for inventory control: means and variances of lead-time demand," p. 303453 Bytes, 2017, doi: 10.4225/03/5936249C6CC0D.
- [7] M. M. Phyu and M. T. Khine, "Retail Demand Forecasting Using Sequence to Sequence Long Short-Term Memory Networks," in *2023 IEEE Conference on Computer Applications (ICCA)*, Yangon, Myanmar: IEEE, Feb. 2023, pp. 208–213. doi: 10.1109/ICCA51723.2023.10181450.
- [8] C. Koushik, M. V. Pranav, R. K. Arjun, and S. Shridevi, "Hybrid Exponential Smoothing LSTM-Based Univariate Stock Market Prediction for Financial Sectors in NIFTY50," in *Advanced Computing and Intelligent Technologies*, vol. 914, R. N. Shaw, S. Das, V. Piuri, and M. Bianchini, Eds., in Lecture Notes in Electrical Engineering, vol. 914, Singapore: Springer Nature Singapore, 2022, pp. 357–368. doi: 10.1007/978-981-19-2980-9\_28.
- [9] G. B. Susilo, "Forecasting Demand for Electric Batik Stoves Using Moving Average Method in CV. A B C," *JIEHIS*, vol. 3, no. 2, pp. 148–155, Dec. 2022, doi: 10.14421/jiehis.3999.
- [10] A. De Myttenaere, B. Golden, B. Le Grand, and F. Rossi, "Mean Absolute Percentage Error for regression models," *Neurocomputing*, vol. 192, pp. 38–48, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.neucom.2015.12.114.
- [11] E. Mwamba and T. Yangailo, "The impact of inventory management on the performance of an organization," *RCP*, vol. 20, no. 20, pp. 77–85, Jan. 2024, doi: 10.22463/24221783.4184.
- [12] C. Wulandari, M. N. Alamsyah, and L. Layla, "Prediksi Penjualan Kopi Pada Pt. Kopi Cap Lesung Lubuklinggau Menggunakan Metode Single Moving Average (SMA)," *jusim*, vol. 7, no. 2, pp. 143–154, Dec. 2022, doi: 10.32767/jusim.v7i2.1701.
- [13] O. Chantarakasemchit, S. Nuchitprasitchai, and Y. Nilsiam, "Forex Rates Prediction on EUR/USD with Simple Moving Average Technique and Financial Factors," in *2020 17th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, Phuket, Thailand: IEEE, Jun. 2020, pp. 771–774. doi: 10.1109/ECTI-CON49241.2020.9157907.
- [14] W. Wang and Y. Lu, "Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model," *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, vol. 324, p. 012049, Mar. 2018, doi: 10.1088/1757-899X/324/1/012049.
- [15] A. G. Putra, "Perancangan Sistem Informasi Optimasi Pengadaan Stok Menggunakan Single Moving Average Di Luxe\_Id," Universitas Pasundan, 2024.
- [16] U. K. Acharjee, M. Arefin, K. M. Hossen, M. N. Uddin, Md. A. Uddin, and L. Islam, "Sequenceto-Sequence Learning-Based Conversion of Pseudo-Code to Source Code Using Neural Translation Approach," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 26730–26742, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3155558.
- [17] Z. E. Chan, E. Kurniawan, and M. D. Sena, "Forecasting Gamis Demand In Fashion Gallery Using Weighted Moving Average," *Jurteksis*, vol. 10, no. 2, pp. 323–330, Mar. 2024, doi: 10.33330/jurteksis.v10i2.3094.
- [18] G. K. Sharma and S. Patil, "Big Data Analysis for Revenue and Sales Prediction using Support Vector Regression with Auto-regressive Integrated Moving Average," *SMSJ*, vol. 15, no. 01, pp. 1–8, Jan. 2023, doi: 10.18090/samridhi.v15i01.01.

- [19] I. Permatahati and M. Muqorobin, "Computer Sales Forecasting System Application Using Web-Based Single Moving Average Method," *IJCIS*, vol. 3, no. 2, pp. 56–63, Jun. 2022, doi: 10.29040/ijcis.v3i2.68.
- [20] A. Pataropura, I. D. Sabatino, and R. Riki, "Inventory Management with Forecasting Method: Single Moving Average and Trend Projection," *bit-Tech*, vol. 2, no. 3, pp. 110–121, Nov. 2020, doi: 10.32877/bt.v2i3.162.
- [21] Hafni, Muhammad Zen, Junusdad Syahpita Tarigan, "Application for Data Processing of KKNT Student Activities in Sei Limbat Village, Selesai District, Langkat Regency", *Instal: Jurnal Komputer*, vol. 16, no. 5, pp. 70-77. 2024.
- [22] Muhammad Zen, Muhammad Davy Anggara Saragih, "Food Order Information System at Coffee Shop by Applying the Multilever Feedback Queue Algorithm", *Instal: Jurnal Komputer*, vol. 16, no. 4, pp. 59-66. 2024.
- [23] Rizal, C., Supiyandi, S., Zen, M., & Eka, M. (2022). Perancangan Server Kantor Desa Tomuan Holbung Berbasis Client Server. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 3(1), 27–33.
- [24] Supiyandi, S., Rizal, C., Zen, M., & Eka, M. (2022). Pelatihan Perangkat Desa Dalam Penerapan Metode Waterfall Pada Sistem Informasi Desa. *JMM (Jurnal Masyarakat Mandiri)*, 6(3), 2346–2356.
- [25] Hendry, Supiyandi, C.Rizal, B.Fachri. (2023). Fitur Bot telegram berbasis mikrotik dalam monitoring perangkat jaringan. *Prosiding Nasional ESCAF (Economic, Social Science, Computer, Agriculture and Fisheries)*. 1180-1184.