

Optimasi Manajemen Stok Barang Berbasis Prediksi pada Perusahaan Konfeksi dengan Algoritma Single Moving Average

Asep Somantri¹, Miftahul Fadli Muttaqin²

^{1,2} Teknik Informatika; Universitas Pasundan; Jl. Setiabudhi, No.193, Kota Bandung, Telp/Fax 022-2019435/022-2019329; e-mail: somantri@unpas.ac.id, miftahulfadli@unpas.ac.id

* Korespondensi: e-mail: somantri@unpas.ac.id

Diterima: 28 November 2024 ; Review: 2 Desember 2024; Disetujui: 7 Desember 2024

Cara sitasi: Somantri A, Muttaqin MF. 2024. Optimasi Manajemen Stok Barang Berbasis Prediksi pada Perusahaan Konfeksi dengan Algoritma Single Moving Average. Informatics for Educators and Professionals : Journal of Informatics. Vol.9 (2) : 105 – 113.

Abstrak: Manajemen stok yang optimal merupakan salah satu faktor kunci dalam meningkatkan efisiensi operasional perusahaan konfeksi. Ketidakseimbangan antara permintaan bahan baku dan ketersediaan stok dapat menyebabkan risiko kekurangan atau kelebihan stok, yang berdampak pada biaya penyimpanan dan kelancaran produksi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi algoritma prediksi berbasis *Single Moving Average* (SMA) guna mengoptimalkan pengelolaan stok bahan baku. Metode penelitian mencakup pengumpulan data historis permintaan bahan baku selama 11 bulan pada perusahaan konfeksi, penerapan algoritma SMA, dan evaluasi akurasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) serta *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SMA menghasilkan prediksi yang cukup akurat untuk produk dengan pola permintaan stabil, seperti kategori Aluna Polka Pink, dengan MAE sebesar 4,79 unit dan MAPE sebesar 14,69%. Namun, akurasi menurun pada produk dengan fluktuasi permintaan tinggi, seperti Beatrix Dusty, yang memiliki MAPE hingga 37%. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada identifikasi keterbatasan algoritma SMA untuk data fluktuatif dan usulan penggunaan algoritma yang lebih adaptif seperti *Weighted Moving Average* (WMA) atau *Long Short-Term Memory* (LSTM). Penelitian ini berkontribusi dalam menyediakan solusi praktis berbasis teknologi untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan stok bahan baku di industri konfeksi skala kecil dan menengah, serta memberikan dasar untuk pengembangan sistem prediksi yang lebih canggih di masa mendatang.

Kata kunci: manajemen stok, perusahaan konfeksi, single moving average, optimasi, prediksi kebutuhan

Abstract: Optimal stock management is a key factor in improving the operational efficiency of garment manufacturing companies. Imbalances between raw material demand and stock availability can lead to risks of overstocking or stockouts, impacting storage costs and production continuity. This study aims to develop and evaluate a prediction algorithm based on the *Single Moving Average* (SMA) to optimize raw material stock management. The research method includes collecting historical data on raw material demand over 11 months from a garment company, applying the SMA algorithm, and evaluating its accuracy using *Mean Absolute Error* (MAE) and *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). The results show that the SMA algorithm provides fairly accurate predictions for products with stable demand patterns, such as the Aluna Polka Pink category, achieving an MAE of 4.79 units and an MAPE of 14.69%. However, accuracy decreases for products with highly fluctuating demand, such as Beatrix Dusty, which recorded an MAPE of up to 37%. The novelty of this research lies in identifying the limitations of the SMA

algorithm for fluctuating data and proposing the use of more adaptive algorithms, such as Weighted Moving Average (WMA) or Long Short-Term Memory (LSTM). This study contributes by offering a practical technology-based solution to improve the efficiency of raw material stock management in small and medium-sized garment companies and provides a foundation for developing more advanced prediction systems in the future.

Keywords: *stock management, garment company, single moving average, optimization, demand prediction*

1. Pendahuluan

Manajemen stok merupakan elemen penting dalam rantai pasok yang sangat memengaruhi efisiensi operasional dan profitabilitas perusahaan [1]. Dalam berbagai industri termasuk konfeksi, pengelolaan stok bahan baku menjadi aspek krusial karena ketidakseimbangan antara permintaan dan ketersediaan stok dapat menimbulkan risiko kekurangan atau kelebihan stok [2]. Kondisi ini dapat berdampak pada kelancaran proses produksi, peningkatan biaya penyimpanan, dan ketidakpuasan pelanggan akibat keterlambatan produksi. Kompleksitas pengelolaan stok semakin meningkat akibat faktor-faktor seperti tren mode yang dinamis, perubahan musiman, dan pola permintaan konsumen yang tidak stabil [3]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang efektif untuk meramalkan kebutuhan stok guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat [4].

Berbagai metode telah digunakan untuk memprediksi kebutuhan stok dalam konteks pengelolaan persediaan. Metode yang umum digunakan mencakup *Weighted Moving Average (WMA)* [5], *Exponential Smoothing* [6], dan pendekatan berbasis pembelajaran mesin seperti *Long Short-Term Memory (LSTM)* [7]. Namun, metode-metode ini cenderung memerlukan data dengan jumlah besar dan komputasi yang lebih kompleks [8], sehingga kurang cocok untuk perusahaan konfeksi skala kecil hingga menengah. Sementara itu, algoritma *Single Moving Average (SMA)* menawarkan solusi sederhana dan mudah diterapkan, terutama pada data dengan pola permintaan yang relatif stabil [9].

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi penerapan algoritma SMA dalam memprediksi kebutuhan stok bahan baku pada perusahaan konfeksi. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada evaluasi spesifik algoritma SMA dalam menangani fluktuasi permintaan bahan baku pada produk dengan kategori variabel tinggi, seperti Aluna Polka Pink dan Beatrix Dusty, yang belum banyak dibahas dalam penelitian sebelumnya. Penelitian ini juga memberikan kontribusi dengan membandingkan kinerja SMA menggunakan metrik kesalahan seperti *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* [10], yang akan menjadi dasar pengembangan sistem prediktif berbasis teknologi sederhana untuk industri konfeksi.

Berfokus pada penerapan langsung di lingkungan industri yang dinamis, penelitian ini tidak hanya memperkuat literatur terkait algoritma SMA dalam konteks pengelolaan stok tetapi juga memberikan rekomendasi praktis bagi perusahaan konfeksi untuk meningkatkan efisiensi operasional mereka.

Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi dalam konteks praktis dengan menawarkan solusi berbasis teknologi untuk integrasi algoritma prediksi dalam sistem manajemen stok. Hal ini penting untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih efisien dan responsif terhadap perubahan permintaan [11]. Penelitian ini diharapkan menjadi dasar bagi pengembangan lebih lanjut dalam penerapan algoritma prediksi pada industri konfeksi maupun sektor lainnya yang menghadapi tantangan serupa dalam pengelolaan stok bahan baku.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa tahap yang meliputi desain penelitian, prosedur penelitian, pengolahan data barang keluar, dan pengujian algoritma melalui simulasi penghitungan dan *pseudocode*.

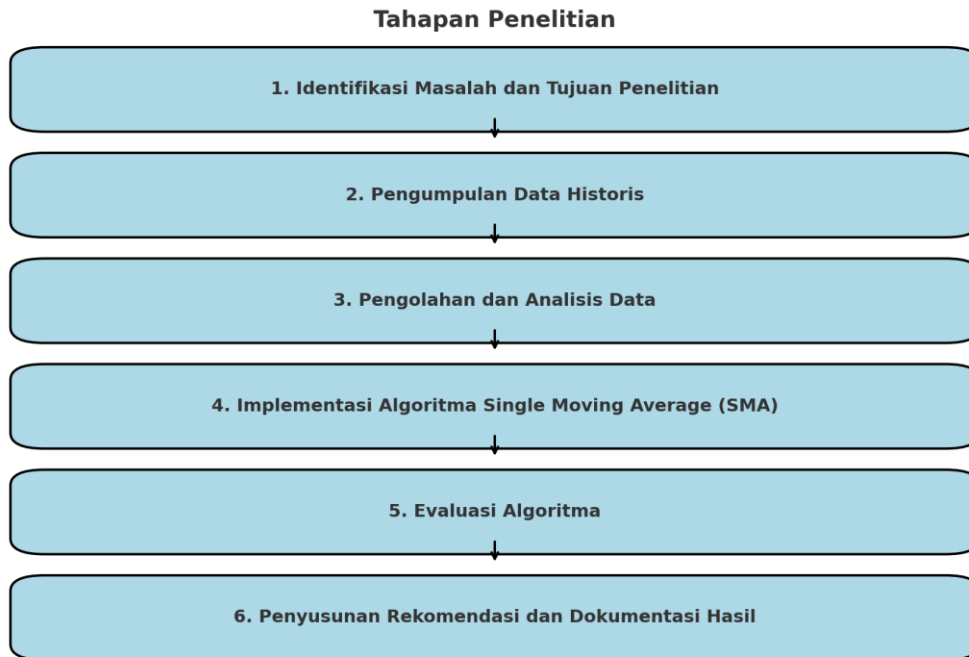
Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode studi kasus pada sebuah perusahaan konfeksi, memanfaatkan data historis permintaan bahan baku untuk meramalkan kebutuhan stok menggunakan algoritma SMA. Algoritma ini dipilih karena kesederhanaannya dalam perhitungan namun tetap memberikan hasil prediksi yang akurat pada data dengan tren stabil [12]. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik kesalahan seperti

MAE dan MAPE, dengan hasil prediksi dibandingkan terhadap data aktual untuk mengukur akurasi.

Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian ini dirancang secara sistematis untuk mencapai tujuan utama, yaitu mengoptimalkan manajemen stok barang pada perusahaan konfeksi menggunakan algoritma prediksi berbasis SMA. Proses penelitian sebagaimana tercantum pada Gambar 1 terdiri dari enam tahapan utama, dimulai dari identifikasi masalah hingga penyusunan rekomendasi. Setiap tahapan dirancang untuk memastikan bahwa metode yang diterapkan relevan, data yang digunakan valid, dan hasil analisis dapat memberikan kontribusi nyata dalam meningkatkan efisiensi pengelolaan stok.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini diawali dengan identifikasi masalah dalam pengelolaan stok bahan baku di perusahaan konfeksi, di mana ketidakakuratan dalam perencanaan stok sering menyebabkan kelebihan atau kekurangan bahan baku. Hal ini berdampak pada biaya operasional yang meningkat dan efisiensi produksi yang terganggu. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan solusi prediksi stok berbasis algoritma SMA, dengan memanfaatkan data historis permintaan bahan baku.

Implementasi algoritma SMA dilakukan untuk memprediksi kebutuhan stok pada periode mendatang. Algoritma ini menggunakan rata-rata barang keluar dari permintaan beberapa periode terakhir, 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:

$$SMA_t = \frac{50 + 60 + 70}{3} = 60$$

Pada tahap evaluasi akurasi algoritma, digunakan metrik kesalahan seperti *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Rumus masing-masing 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 algoritma dibandingkan dengan data aktual.

Hasil dari evaluasi ini digunakan untuk menyusun rekomendasi yang bertujuan mengoptimalkan pengelolaan stok bahan baku. Salah satu rekomendasi penting adalah mengintegrasikan algoritma SMA ke dalam sistem manajemen stok otomatis untuk meningkatkan efisiensi dalam pengambilan keputusan terkait pembelian dan penyimpanan bahan baku. Dengan pendekatan ini, diharapkan perusahaan dapat mengurangi biaya operasional sekaligus meningkatkan produktivitas.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan temuan utama dari penelitian, termasuk hasil implementasi algoritma SMA untuk memprediksi kebutuhan stok bahan baku berdasarkan data historis permintaan. Hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik kesalahan seperti MAE dan MAPE untuk menilai tingkat akurasi algoritma. Pembahasan dilakukan dengan menganalisis kinerja algoritma dalam mencerminkan pola permintaan serta implikasi hasil terhadap pengelolaan stok di perusahaan konfeksi.

Penyajian Hasil Penelitian

Hasil penelitian disajikan dengan menggunakan 4 data sample hasil barang keluar yaitu barang kategori *Dress* dengan nama *Aluna Polka Pink* ukuran M dan *Aluna Polka Black* ukuran M, dan barang ketogori *Bodycon* dengan nama *Beatrix Dusty* ukuran M dan *Beatrix Black* ukuran S. Deail data pengeluaran barang dari bulan September 2022 hingga Juli 2023 terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Pengeluaran Barang

Bulan	Dress		Bodycon	
	Aluna Polka Pink	Aluna Polka Black	Beatrix Dusty	Beatrix Black
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

Sumber: [15]

Langkah perhitungan dilakukan dengan menggunakan rumus SMA yang diterjemahkan dalam *pseudocode*. *Pseudocode* memiliki peran penting dalam pengembangan algoritma dan

pemrograman karena berfungsi sebagai jembatan antara logika dan implementasi kode yang sebenarnya [16]. Langkah detail perhitungan berikut ini dilakukan untuk barang *Aluna Polka Pink*.

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 *Aluna Polka Pink*

```
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%

June	41	28.33	12.67	30.90%	
July	30	32.33	2.33	7.77%	

```

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 perhitungan SMA untuk barang Aluna Polka Pink menunjukkan prediksi permintaan bulanan berdasarkan rata-rata permintaan tiga bulan sebelumnya. Misalnya, untuk bulan Desember, prediksi permintaan dihitung berdasarkan rata-rata permintaan di bulan September, Oktober, dan November, menghasilkan prediksi sebesar 24,33 unit. Prediksi untuk bulan-bulan berikutnya dihitung dengan cara yang sama, menghasilkan nilai prediksi yang mencerminkan tren permintaan yang relatif stabil meskipun ada beberapa fluktuasi dalam data.

Evaluasi akurasi prediksi menggunakan MAE dan MAPE menunjukkan kinerja algoritma. MAE dihitung sebesar 4,79 unit, yang menunjukkan rata-rata kesalahan absolut antara prediksi SMA dan permintaan aktual. MAPE yang dihasilkan adalah 14,69%, yang menunjukkan bahwa prediksi dengan SMA cukup akurat, dengan kesalahan persentase rata-rata yang relatif rendah.

Hasil terlihat berbeda pada produk dengan fluktuasi permintaan yang signifikan, seperti *Beatrix Dusty* dan *Beatrix Black*, algoritma menunjukkan keterbatasan. Nilai MAPE masing-masing mencapai 37% dan 45,84%, mengindikasikan bahwa SMA kurang mampu menangani variasi besar dalam data permintaan.

Pembahasan Temuan dan Kebaruan

Hasil perhitungan SMA untuk empat kategori produk menunjukkan bagaimana prediksi permintaan bulanan dihitung menggunakan rata-rata permintaan tiga bulan sebelumnya. Untuk Aluna Polka Pink ukuran M, prediksi permintaan menunjukkan nilai yang stabil meskipun ada fluktuasi dari bulan ke bulan. Misalnya, untuk bulan Desember, prediksi permintaan adalah 24.33 unit, dengan MAE sebesar 4.79 unit dan MAPE sebesar 14.69%, menunjukkan akurasi yang baik namun masih ada ruang untuk perbaikan, terutama pada bulan dengan fluktuasi tinggi.

Hasil perhitungan untuk Aluna Polka Black, prediksi permintaan dihitung dengan cara yang sama, dengan hasil prediksi yang lebih responsif terhadap perubahan permintaan yang lebih besar. Akurasi evaluasi untuk *Aluna Polka Black* menunjukkan MAE sebesar 10.92 unit dan MAPE sebesar 45.41%, yang mengindikasikan bahwa meskipun prediksi ini memberikan gambaran umum yang baik, metode SMA kurang efektif dalam menangani fluktuasi besar dalam data permintaan.

Hasil prediksi pada produk seperti *Beatrix Dusty* dan *Beatrix Black* menunjukkan tingkat akurasi yang lebih rendah, dengan nilai MAPE masing-masing mencapai 37,00% dan 45,84%. Hal ini mengindikasikan bahwa algoritma *Single Moving Average* (SMA) memiliki keterbatasan dalam menangani fluktuasi permintaan yang signifikan. Untuk mengatasi kelemahan ini, penelitian di masa depan dapat mengeksplorasi penggunaan metode prediksi yang lebih adaptif, seperti *Weighted Moving Average* (WMA) [17], *Exponential Smoothing* [6], atau metode berbasis pembelajaran mesin seperti *Support Vector Regression* (SVR) [18] atau *Long Short-Term Memory* (LSTM) [7]. Metode ini dinilai memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menangkap pola data yang tidak stabil atau bersifat musiman. Selain itu, integrasi data eksternal seperti tren mode atau faktor musiman dapat meningkatkan akurasi prediksi, terutama pada produk yang menunjukkan variabilitas tinggi. Sebagai langkah lanjutan, simulasi dan pengujian terhadap dataset yang lebih besar dan beragam juga diperlukan untuk mengevaluasi performa metode prediksi alternatif dalam berbagai kondisi fluktuasi permintaan.

Penelitian ini menawarkan kebaruan dalam konteks penerapan algoritma *Single Moving Average* (SMA) pada manajemen stok bahan baku di industri konfeksi. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, yang umumnya hanya menggunakan SMA pada data dengan pola permintaan linear atau musiman [19], [20], penelitian ini mengeksplorasi keterbatasan algoritma tersebut pada kategori produk dengan variabilitas tinggi, seperti produk fesyen. Lebih jauh, penelitian ini memberikan kontribusi baru dengan mengusulkan langkah-langkah mitigasi untuk mengatasi kekurangan algoritma SMA pada data fluktuatif. Salah satunya adalah integrasi metode prediksi alternatif, seperti *Weighted Moving Average* (WMA) atau pendekatan berbasis pembelajaran mesin seperti LSTM.

4. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan pengelolaan stok bahan baku pada perusahaan konfeksi menggunakan algoritma prediksi berbasis SMA. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SMA memberikan hasil yang cukup akurat untuk pola permintaan yang relatif stabil, seperti pada produk *Aluna Polka Pink*, dengan MAE sebesar 4,79 unit dan MAPE sebesar 14,69%. Namun, akurasi prediksi menurun pada produk dengan fluktuasi permintaan yang signifikan, seperti *Beatrix Dusty* dan *Beatrix Black*, yang masing-masing menghasilkan MAPE lebih dari 30%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma SMA memiliki keterbatasan dalam menangani variabilitas data yang tinggi.

Terdapat data dengan fluktuasi besar yang memerlukan metode prediksi yang lebih adaptif, seperti WMA, *Exponential Smoothing*, atau pendekatan berbasis pembelajaran mesin. Penelitian ini memberikan landasan bagi pengelolaan stok berbasis prediksi di perusahaan konfeksi, dengan potensi untuk dikembangkan lebih lanjut menggunakan metode yang lebih canggih dan integrasi sistem otomatisasi. Dengan demikian, hasil penelitian ini dapat mendukung efisiensi operasional perusahaan sekaligus menjadi referensi untuk pengelolaan stok di sektor industri lainnya.

Ucapan Terima Kasih

Peneliti mengucapkan banyak terimakasih kepada LUXE_ID yang telah memberikan sampel data untuk penelitian ini dan telah mendukung selama berjalannya kegiatan penelitian.

Referensi

- [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, "Sequence-to-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," *JURTEKSI*, vol. 10, no. 2, pp. 323–330, Mar. 2024, doi: 10.33330/jurteks.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/samriddhi.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.