



## Prediksi Safety Stock Penjualan Produk Filter Solar Alat Berat Menggunakan Pendekatan DR-ARMA (Studi Kasus: PD. Borneo Diesel)

Andre Saputra<sup>1</sup> Andre Prasetya Willim<sup>2</sup> Jimmy Tjen<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Universitas Widya Dharma Pontianak Fakultas Teknologi Informasi, <sup>2</sup>Universitas Widya Dharma Pontianak Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Pontianak, Kalimantan Barat

Correspondence E-mail: [22430142@widyadharm.ac.id](mailto:22430142@widyadharm.ac.id), [andre\\_willim@widyadharm.ac.id](mailto:andre_willim@widyadharm.ac.id), [jimmy.tjen@mathmods.eu](mailto:jimmy.tjen@mathmods.eu)

### ABSTRAK

Pengendalian persediaan pada data penjualan yang fluktuatif dan bersifat *sparse* menuntut metode peramalan yang adaptif dan akurat. Penelitian ini menggunakan data penjualan harian dengan tingkat *sparsity* sebesar 86 persen dan membandingkan tiga pendekatan prediksi, yaitu ARMA klasik, DR-ARMA, dan *Gradient Boosting Regression* (GBR), sebagai dasar penentuan *safety stock*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa DR-ARMA memiliki performa terbaik dengan nilai MAPE sebesar 11,91 persen, jauh lebih rendah dibandingkan ARMA klasik (1.578,17 persen) dan GBR (72,89 persen). Pada tahap perhitungan *safety stock*, DR-ARMA tetap unggul dengan akurasi yang konsisten di seluruh periode *lead time*. Temuan ini menunjukkan bahwa DR-ARMA merupakan metode yang efektif pada data bersifat fluktuatif atau *sparse*.

### Article Information

#### Riwayat Artikel:

Diterima 2 Desember 2025  
Direvisi 5 Desember 2025  
Diterbitkan 8 Desember 2025  
Tersedia Online 31 Desember 2025  
Publikasi 31 Desember 2025

#### Keyword:

*Demand Response,*  
*Filter Solar,*  
*Data Sparse,*  
*Pengendalian Persediaan.*

## 1. PENDAHULUAN

Persaingan bisnis yang semakin ketat menuntut perusahaan untuk mampu menjaga kelancaran operasional dan memenuhi kebutuhan pelanggan secara tepat waktu (Jodlbauer et al., 2023). Dalam situasi ini, pengelolaan rantai pasok menjadi elemen krusial yang memastikan setiap proses, mulai dari pengadaan bahan baku hingga distribusi produk akhir, berjalan secara efisien dan terkoordinasi (Farida, 2023; Anwar et al., 2025). SCM tidak hanya mengatur aliran barang, informasi, dan keuangan antar pihak dalam rantai pasok, tetapi juga berfungsi menekan biaya operasional, mempercepat distribusi, serta menjaga ketersediaan produk sesuai dengan permintaan pasar (Rusli et al., 2025; Zheng et al., 2023; Kristanti et al., 2024). Dengan menerapkan SCM yang efektif, perusahaan dapat meningkatkan daya saing sekaligus mempertahankan kestabilan pasokan di tengah dinamika pasar yang berubah-ubah (Guo et al., 2025; Zheng et al., 2025).

Meskipun demikian, implementasi SCM di lapangan sering kali tidak berjalan optimal (Demiray et al., 2024). Salah satu tantangan terbesar yang dihadapi adalah ketidakpastian permintaan (*demand uncertainty*) yang menyebabkan ketidakseimbangan antara pasokan dan kebutuhan pelanggan (Chang et al., 2024; Perdana et al., 2021). Ketidakseimbangan ini dapat menimbulkan risiko kekurangan maupun kelebihan *stock* yang berdampak pada meningkatnya biaya penyimpanan atau terganggunya pelayanan pelanggan (Babai et al., 2022). Untuk mengatasi hal tersebut, perusahaan perlu memiliki strategi pengelolaan persediaan yang efektif, terutama dalam menentukan *safety stock* atau persediaan pengaman. *Safety stock* berfungsi untuk menjaga kontinuitas operasional dan memastikan ketersediaan barang tetap terjamin ketika terjadi lonjakan permintaan atau keterlambatan pasokan (Bhat et al., 2023).

Permasalahan dalam pengelolaan *safety stock* juga dialami oleh sektor perdagangan suku cadang alat berat, seperti pada PD. Borneo Diesel yang menyediakan berbagai komponen mesin alat berat salah satunya filter solar. Perusahaan ini mengelola ribuan item suku cadang secara manual tanpa adanya sistem *safety stock* yang terstruktur. Akibatnya, proses pemantauan *stock* menjadi sulit dan sering kali dilakukan secara reaktif, yaitu hanya ketika kelihatan bahwa barang hampir habis. Prosedur tersebut tidak efisien karena dapat menimbulkan keterlambatan dalam proses pengadaan dan berdampak pada turunnya efektivitas operasional perusahaan.

Selain itu, berdasarkan data historis, penjualan produk filter solar alat berat di PD Borneo Diesel menunjukkan pola yang berfluktuasi. Penjualan tidak terjadi secara konsisten setiap periode karena dipengaruhi oleh aktivitas proyek, kondisi ekonomi, dan kebutuhan pelanggan yang tidak menentu. Fluktuasi ini menyulitkan perusahaan dalam memperkirakan waktu pemesanan ulang dan menentukan jumlah *stock* yang optimal. Oleh karena itu, dibutuhkan metode prediktif yang mampu memperkirakan kebutuhan *safety stock* secara akurat berdasarkan data penjualan historis agar ketersediaan barang dapat terjaga tanpa menimbulkan kekurangan persediaan atau kelebihan persediaan.

Salah satu metode yang umum digunakan dalam analisis data penjualan historis adalah *Autoregressive Moving Average* (ARMA) (Zeng et al., 2024). Metode ini menggabungkan dua komponen utama, yaitu *Autoregressive* (AR) dan *Moving Average* (MA), untuk menganalisis hubungan antar periode dalam data deret waktu (*time series*). ARMA dikenal efektif pada data yang bersifat stasioner dan memiliki pola historis yang stabil (Lonozou et al., 2024). Namun, pada data yang fluktuatif dan bersifat tidak stasioner atau *sparse* yaitu data dengan banyak nilai nol seperti penjualan suku cadang alat berat, model ini

kurang adaptif karena mengasumsikan hubungan linear yang tetap dari waktu ke waktu (Fan et al., 2023; Kaur et al., 2023). Kondisi ini dapat menurunkan akurasi peramalan dan menyebabkan ketidaktepatan dalam menentukan jumlah *safety stock*.

Berdasarkan kondisi tersebut, maka penelitian ini mengusulkan penerapan metode *Demand Response Autoregressive Moving Average* (DR-ARMA) sebagai pendekatan yang lebih adaptif dan akurat. Metode DR-ARMA merupakan pengembangan dari ARMA yang mampu menyesuaikan parameter model secara dinamis terhadap perubahan pola data aktual. Dalam konteks PD Borneo Diesel, metode ini dapat digunakan untuk memprediksi kebutuhan *safety stock* produk filter solar alat berat berdasarkan data penjualan yang telah terjadi. Diharapkan penerapan model ini dapat membantu perusahaan menentukan jumlah *safety stock* yang optimal, mempercepat proses pengadaan, menekan biaya penyimpanan, serta meningkatkan efisiensi dan ketepatan pengelolaan persediaan secara keseluruhan.

**Penelitian terkait:** Penelitian oleh (Tendean et al., 2025) mengembangkan metode DR-ARMA untuk meningkatkan akurasi prediksi *safety stock* pada data penjualan yang fluktuatif dan *sparse*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa DR-ARMA memiliki kinerja terbaik dengan akurasi 80% dan MAPE 16,7%, melampaui ARMA-GARCH dan ARMA klasik. Temuan ini membuktikan bahwa DR-ARMA mampu beradaptasi terhadap perubahan permintaan serta lebih efisien dalam mengendalikan kelebihan dan kekurangan *stock* dibandingkan metode konvensional.

Penelitian yang dilakukan oleh (Wang et al., 2025) mengembangkan model *Hybrid LSTM-ARMA* dengan kompensasi galat untuk meningkatkan akurasi prediksi permintaan pada industri manufaktur *IC tray*. Hasilnya menunjukkan peningkatan akurasi signifikan dengan RMSE dan MAPE yang lebih rendah, membuktikan bahwa integrasi umpan balik kesalahan dari ARMA efektif untuk menangani data permintaan yang fluktuatif dan *sparse*.

Penelitian oleh (Verita et al., 2025) mengembangkan metode DR ARIMA untuk memprediksi kebutuhan *Safety Stock* pada toko ritel pakaian. Model ini menambahkan variabel *demand response* agar lebih adaptif terhadap perubahan pola permintaan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model menunjukkan akurasi yang baik untuk kategori produk dengan pola penjualan stabil seperti atasan, namun memiliki keterbatasan dalam kategori dengan pola permintaan fluktuatif seperti bawahan. Temuan ini menegaskan pentingnya integrasi analisis tren dan data perilaku pelanggan demi pengelolaan stok yang lebih adaptif dan responsif terhadap dinamika pasar.

Penelitian oleh (Wijaya et al., 2025) menerapkan metode *Gradient Boosting Regression* (GBR) untuk memprediksi kebutuhan pasokan dan mengoptimalkan *stock* barang medis dalam rantai pasok sektor kesehatan. Hasil penelitian menunjukkan nilai MAE sebesar 157,16 ini menandakan tingkat kesalahan prediksi yang rendah serta kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional seperti *Random Forest* dan *Linear Regression*.

Berdasarkan beberapa penelitian yang relevan diatas, penelitian ini difokuskan untuk memprediksikan jumlah *safety stock* yang optimal untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan persediaan pada produk filter solar alat berat melalui data penjualan yang sangat berfluktuatif. Penentuan jumlah *safety stock* yang tepat menjadi aspek penting agar perusahaan dapat menjaga ketersediaan barang, menghindari kekurangan *stock* saat terjadi lonjakan permintaan, serta meminimalkan biaya penyimpanan akibat penumpukan persediaan. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini juga melakukan perbandingan kinerja antara beberapa metode peramalan, yaitu ARMA klasik dan *Gradient Boosting Regression* untuk menilai model mana yang paling akurat, stabil, dan adaptif terhadap pola penjualan yang berfluktuatif. Melalui pendekatan komparatif ini, diharapkan diperoleh model terbaik yang mampu memberikan estimasi *safety stock* lebih presisi sehingga dapat

digunakan sebagai dasar dalam pengambilan keputusan pengadaan dan pengendalian persediaan secara lebih efisien pada PD. Borneo Diesel.

## 2. METODE

Pada bagian ini akan menjelaskan mengenai metode yang digunakan pada penelitian ini dimulai dari pengumpulan data hingga yang terakhir adalah evaluasi model.

### A. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, penelitian dimulai dengan proses pengumpulan data penjualan dari PD. Borneo Diesel, sebuah toko yang berlokasi di Pontianak, Indonesia. Data yang digunakan merupakan data historis penjualan produk filter solar untuk alat berat yang dicatat selama periode 2 Januari 2020 hingga 13 September 2025, dengan total sebanyak 324 sampel. Setiap sampel data merepresentasikan jumlah total penjualan produk pada satu hari tertentu. Pemilihan data ini dianggap relevan untuk menguji kinerja model *Demand Response Autoregressive Moving Average* (DR-ARMA) karena karakteristiknya yang berfluktuatif dan bersifat *sparse*, yaitu terdapat hari-hari tanpa transaksi penjualan. Kondisi ini menjadikan dataset tersebut sesuai untuk mengevaluasi kemampuan model dalam memprediksi pola penjualan yang tidak

Tabel 1. Data Penjualan

Tanggal	Jumlah
03/01/2020	5
09/01/2020	1
14/01/2020	6
...	...
02/09/2025	5
10/09/2025	3
13/09/2025	8

stasioner. Gambaran mengenai data mentah yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

### B. Data Transformasi

Pada tahap ini, data mentah yang telah dikumpulkan kemudian ditransformasi menjadi data dengan format harian. Proses transformasi dilakukan dengan cara mengelompokkan seluruh transaksi yang terjadi pada tanggal yang sama, sehingga apabila terdapat beberapa penjualan dalam satu hari, total penjualan tersebut dijumlahkan dan direpresentasikan sebagai satu observasi harian. Selanjutnya, untuk hari-hari di mana tidak terjadi transaksi penjualan, nilai penjualan pada tanggal tersebut dianggap bernilai nol (0). Langkah ini bertujuan untuk mengatasi ketidakaturan interval waktu pada data mentah dan memastikan bahwa data hasil transformasi memiliki interval waktu yang seragam, sesuai

dengan kebutuhan analisis deret waktu. Hasil dari proses transformasi ini menghasilkan tingkat *sparsity* sebesar 86 persen, yang menunjukkan bahwa sebagian besar hari dalam periode pengamatan tidak terdapat penjualan. Gambaran mengenai data hasil transformasi disajikan pada Tabel 2.

C. Model DR-ARMA

Pembangunan model DR-ARMA dilakukan dengan terlebih dahulu menentukan orde  $p$  dan  $q$  pada model dasar ARMA( $p, q$ ). Penentuan orde  $p$  didasarkan

Tabel 2. Data Transformasi Penjualan

Tanggal	Jumlah
01/01/2020	0
02/01/2020	0
03/01/2020	5
...	...
10/09/2025	3
11/09/2025	0
12/09/2025	2
13/09/2025	8

pada hasil analisis pada grafik *Partial Autocorrelation Function* (PACF), sedangkan orde  $q$  diperoleh melalui grafik *Autocorrelation Function* (ACF). Setelah orde model ditetapkan, selanjutnya, data penjualan dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data latih sebesar 60% atau 195 sampel, data validasi sebesar 20% atau 65 sampel, dan data uji sebesar 20% atau 64 sampel. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa proses pelatihan, validasi, dan pengujian model dapat dilakukan secara terukur dan objektif. Bentuk matematis dari model ARMA secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{x}(t+L) = \sum_{i=0}^{p-1} \alpha_i \cdot x(t-(L+i)) + \sum_{j=0}^{q-1} \beta_j \cdot \varepsilon(t-(L+j)) + c \quad (1)$$

Persamaan (1) menggambarkan struktur dasar dari model *Autoregressive Moving Average* (ARMA). Dengan  $\hat{x}(t+L)$ ,  $\alpha_i$ ,  $x(t-(L+i))$ ,  $\beta_j$ ,  $\varepsilon(t-(L+j))$ , dan  $c$  secara berurutan merepresentasikan nilai hasil prediksi pada waktu ke- $L$ , koefisien *autoregressive*, nilai aktual masa lalu, koefisien *moving average*, komponen galat (*error*) masa lalu, dan konstanta model.

$$t(i) = \frac{1}{N_1} \sum_{j=0}^{N_1-1} x(i-j) \quad (2)$$

$$s(i) = \frac{1}{N_2} \sum_{j=0}^{N_2-1} x(i-j) \quad (3)$$

Persamaan (2) menggambarkan tren jangka panjang pada data penjualan melalui perhitungan rata-rata bergerak dengan periode besar, sedangkan Persamaan (3) menangkap tren jangka pendek melalui *smoothing* dengan periode yang lebih kecil. Sesuai dengan ketentuan, nilai  $N_1$  dan  $N_2$  merupakan bilangan bulat dengan  $N_1 > N_2$  dan  $N_1 \leq n$ . Kedua komponen tren ini berfungsi sebagai informasi tambahan dalam proses kalibrasi prediksi pada model DR-ARMA.

Tahap selanjutnya setelah memperoleh komponen tren jangka panjang dan pendek adalah melakukan kalibrasi terhadap prediksi awal  $\hat{x}(i)$  menggunakan informasi kedua tren tersebut. Proses *smoothing* menjadi dasar yang penting karena memungkinkan model membedakan kecenderungan perubahan data yang bersifat stabil dari fluktuasi jangka pendek. Kalibrasi dilakukan dengan melihat selisih antara kedua tren, yaitu  $t(i-1)-s(i-1)$ , sebagai indikator arah pergerakan data. Jika selisih ini melebihi ambang  $\delta$ , model mengidentifikasi adanya kecenderungan naik dan memperbesar nilai prediksi, jika selisih kurang dari  $-\delta$  maka prediksi diperkecil karena menunjukkan kecenderungan turun. Apabila selisih masih berada dalam batas stabil, maka prediksi dipertahankan. Mekanisme ini dinyatakan dalam Persamaan (5):

$$\tilde{x}(i) = \begin{cases} (1+b)\cdot\hat{x}(i), & \text{jika } t(i-1)-s(i-1) > \delta \\ (1-b)\cdot\hat{x}(i), & \text{jika } t(i-1)-s(i-1) < -\delta \\ \hat{x}(i), & \text{jika } |t(i-1)-s(i-1)| \leq \delta \end{cases} \quad (5)$$

Pada Persamaan (5) *Persen b* berperan sebagai faktor penyesuaian yang menentukan besarnya peningkatan atau penurunan prediksi saat model mendeteksi perubahan tren. Nilai *Persen b* yang besar menghasilkan respon model yang lebih agresif, sedangkan nilai yang kecil memberikan penyesuaian yang lebih konservatif. Dengan kalibrasi ini, model yang dibangun menjadi lebih adaptif dibandingkan ARMA klasik karena mampu menyesuaikan prediksi sesuai dinamika perubahan tren dalam data.

Tahap terakhir adalah melakukan analisis galat untuk menilai kinerja model DR-ARMA. Pada tahap ini, hasil prediksi terkalibrasi  $\tilde{x}(i)$  dari Persamaan (5) dibandingkan dengan data aktual untuk mengukur besarnya deviasi yang masih muncul. Nilai galat yang diperoleh kemudian dimanfaatkan sebagai komponen penting dalam perhitungan *safety stock* pada kerangka DR-ARMA. Dengan mendefinisikan suatu besaran kesalahan  $\epsilon$ , kebutuhan *safety stock* untuk peramalan sepanjang  $L$  periode pada waktu  $t$  diformulasikan sebagai berikut:

$$ss(t,L) = \sum_{i=1}^L (1+d \times \epsilon) \cdot \tilde{x}(t+i) \quad (6)$$

Dalam Persamaan (6), parameter  $d$  berfungsi sebagai faktor skala yang mengatur seberapa besar pengaruh galat terhadap penyesuaian *safety stock*, sementara  $\epsilon$  merupakan nilai galat yang dapat dihitung menggunakan berbagai ukuran kesalahan. Pada penerapan metode ini, metrik galat yang digunakan adalah RMSE karena mampu menggambarkan besarnya kesalahan prediksi secara stabil melalui akar rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai estimasi.

#### D. Evaluasi Model

Dalam penelitian ini, evaluasi model dilakukan untuk menilai sejauh mana metode DR-ARMA mampu memberikan hasil prediksi yang akurat dibandingkan dengan model pembanding, yaitu ARMA klasik dan GBR. Penilaian kinerja model dilakukan menggunakan empat metrik utama, yaitu *Root Mean Square Error* (RMSE), *Normalized Root Mean Square Error* (NRMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan Akurasi model. Kombinasi keempat metrik ini memberikan pandangan yang menyeluruh terhadap kualitas hasil prediksi, baik dari sisi *error absolut*, *error relative*, maupun tingkat kedekatan hasil prediksi dengan nilai aktual. Berikut pendefinisian dari ke empat metrik tersebut.

1. *Root Mean Square Error* (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_t - \hat{x}_t)^2} \quad (7)$$

RMSE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai aktual dan nilai hasil prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik performa model. Metrik ini penting diterapkan karena dapat menunjukkan seberapa besar penyimpangan absolut prediksi dari penjualan aktual per harinya.

2. *Normalized Root Mean Square Error* (NRMSE)

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\max(x_t) - \min(x_t)} \quad (8)$$

Metrik ini digunakan untuk membandingkan model secara proporsional terhadap besaran rata-rata penjualan harian, sehingga hasil evaluasi tetap relevan meskipun fluktuasi nilai penjualan sangat besar.

3. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \quad (9)$$

MAPE menghitung rata-rata kesalahan prediksi dalam bentuk persentase. Karena pada data penjualan bersifat *sparse* atau memiliki banyak nilai nol, perhitungan MAPE dilakukan dengan memperhatikan hanya nilai aktual yang lebih besar dari nol. Hal ini mencegah nilai *error* menjadi tidak hingga (*infinite error*) saat penjualan harian benar-benar nol.

4. Akurasi Model

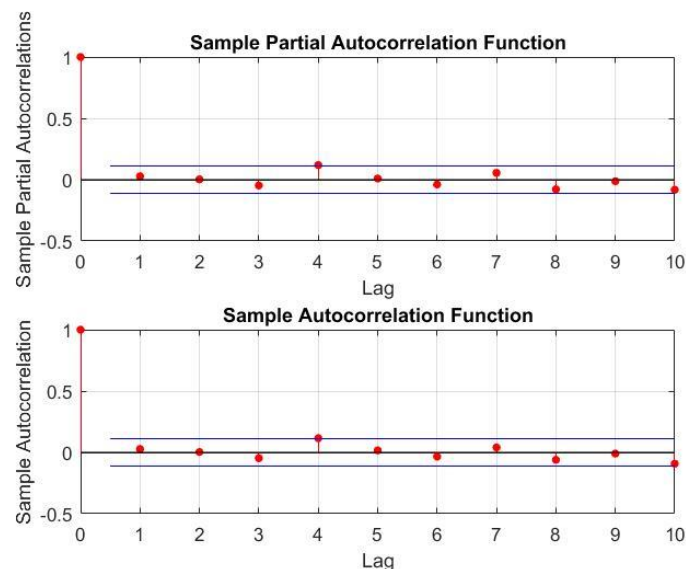
$$\%A = (1 - NRMSE) \times 100\% \quad (10)$$

Berdasarkan Persamaan (8), Akurasi dapat dinyatakan pada Persamaan (10)

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Penentuan Model ARMA

Hasil inialisasi model ARMA ditetapkan berdasarkan analisis grafik *Partial Autocorrelation Function* (PACF) dan *Autocorrelation Function* (ACF) di mana ARMA(4,3) teridentifikasi sebagai kombinasi orde yang paling sesuai, sebagaimana ditunjukkan pada



Gambar 1. Grafik PACF dan ACF Penjualan Filter Solar Alat Berat PD. Borneo Diesel

Gambar 1.

Berdasarkan hasil analisis grafik *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada Gambar 1, *lag* ke-4 dipilih sebagai orde *autoregressive* karena merupakan titik signifikan yang menunjukkan adanya pengaruh historis yang masih kuat terhadap nilai saat ini. Pemilihan  $p = 4$  dinilai mampu menangkap pola ketergantungan jangka pendek yang relevan tanpa menambah kompleksitas model secara berlebihan. Sementara itu, grafik *Autocorrelation Function* (ACF) menunjukkan bahwa *lag* ke-3 merupakan *lag* signifikan pada struktur autokorelasi galat, sehingga  $q=3$  dianggap cukup untuk merepresentasikan pola *error* yang bersifat sistematis. Selain itu, pemilihan orde yang relatif kecil dilakukan untuk menghasilkan model yang tetap sederhana namun tetap mampu memberikan prediksi *safety stock* secara akurat dan konsisten.

#### B. Evaluasi Model Prediktif

Setelah orde model ARMA(4,3) ditetapkan, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model prediktif dengan membandingkan tiga pendekatan, yaitu ARMA klasik, DR-ARMA, dan *Gradient Boosting Regression* (GBR). Hasil pengujian pada Tabel 1 menunjukkan bahwa DR-ARMA memberikan performa terbaik dengan rata-rata MAPE sebesar 11,91 persen, jauh lebih rendah dibandingkan ARMA klasik yang mencapai 1.578,17 persen dan GBR sebesar 72,89 persen. Nilai MAPE yang kecil mengindikasikan bahwa DR-ARMA mampu meminimalkan galat relatif secara lebih stabil pada seluruh periode *lead time*. Hal ini terjadi karena mekanisme kalibrasi tren jangka panjang dan pendek pada DR-ARMA membuat model lebih adaptif terhadap pola penjualan yang bersifat *sparse*, fluktuatif, dan tidak sepenuhnya stasioner. Dengan demikian, DR-ARMA terbukti sebagai metode yang efektif dan presisi dalam mendukung penentuan *safety stock* berdasarkan karakteristik data penjualan yang digunakan.

### C. Perhitungan *Safety Stock*

Tabel 1 menyajikan perbandingan jumlah *safety stock* antara metode ARMA klasik, DR-ARMA dan *Gradient Boosting Regression* (GBR) pada periode *lead time* 5 hingga 14 hari, yang dipilih sesuai kondisi operasional PD. Borneo Diesel, di mana waktu pengiriman tercepat adalah 5 hari dan paling lama mencapai 14 hari ketika pengiriman via laut. Perhitungan pada rentang ini memberikan gambaran nyata kebutuhan *safety stock* perusahaan dalam menghadapi variabilitas waktu kedatangan barang. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa DR-ARMA memberikan performa prediksi paling akurat dengan nilai MAPE rata-rata hanya 11,91 persen. Sebaliknya, ARMA klasik menghasilkan MAPE yang sangat tinggi, mencapai 1.578,17 persen, yang mengindikasikan bahwa kecenderungan overestimasi ekstrem dan ketidakmampuan model tersebut mengikuti pola data yang bersifat *sparse*. Sementara itu, GBR juga kurang akurat dengan MAPE 72,89 persen, ini juga mengindikasikan kecenderungan overestimasi pada seluruh periode *lead time*. Perbedaan ini menegaskan bahwa DR-ARMA mampu menangkap pola penjualan yang *sparse* dan fluktuatif secara lebih efektif, sehingga prediksi *safety stock* yang dihasilkan lebih stabil, mendekati nilai aktual, dan memiliki bias yang rendah. Temuan tersebut berimplikasi langsung pada pengambilan keputusan persediaan, di mana DR-ARMA layak dijadikan model utama dalam menentukan jumlah *safety stock* pada setiap periode *lead time*, baik sebagai kebutuhan minimum (5-7 hari) maupun kondisi terburuk (10-14 hari). Dengan mengacu pada hasil DR-ARMA, PD. Borneo Diesel dapat menetapkan *reorder point* yang lebih akurat, mengoptimalkan frekuensi pemesanan, serta menekan risiko kekurangan maupun kelebihan *stock*. Secara keseluruhan, Tabel 2 memperkuat bahwa DR-ARMA merupakan pendekatan yang lebih adaptif dan relevan untuk mendukung manajemen persediaan pada kondisi penjualan yang tidak stabil dan *lead time* yang relatif panjang.

Tabel 1. Perbandingan Jumlah *Safety Stock* 5-14 hari: ARMA klasik vs DR-ARMA vs GBR

<i>Lead Time</i>	Asli	ARMA klasik			DR-ARMA			GBR		
		Prediksi	Selisih	MAPE%	Prediksi	Selisih	MAPE%	Prediksi	Selisih	MAPE%
5	2	66,96	64,96	1299,20	2,14	0,14	2,80	3,48	1,48	73,75
6	2	67,30	65,30	3265	2,56	0,56	27,95	4,50	2,50	124,85
7	4	67,63	63,63	1590,75	3,04	-0,96	23,95	5,25	1,25	31,16
8	4	67,96	63,96	1599	3,44	-0,56	14,02	6,00	2,00	49,90
9	4	68,29	64,29	1607,25	3,91	-0,09	2,34	6,74	2,74	68,61
10	4	68,62	64,62	1615,50	4,33	0,33	8,18	7,50	3,50	87,38
11	4	68,96	64,96	1624	4,81	0,81	20,15	8,24	4,24	106,11
12	6	69,29	63,29	1054,83	5,24	-0,76	12,70	8,99	2,99	49,90
13	6	69,62	63,62	1060,33	5,70	-0,30	4,98	9,74	3,74	62,39
14	6	69,95	63,95	1065,83	6,13	0,13	2,09	10,49	4,49	74,88
<b>Rerata</b>		<b>1.578,17%</b>			<b>11,91%</b>			<b>72,89%</b>		

## 4. KESIMPULAN

Pengendalian persediaan merupakan elemen penting dalam menjaga kelancaran operasional sebuah perusahaan, terutama ketika pola penjualan bersifat fluktuatif, tidak stasioner, dan dipengaruhi oleh *lead time* pengiriman yang tidak menentu. Pada konteks data

penjualan dengan karakteristik *sparse* dan tingkat ketidakpastian tinggi, diperlukan metode prediksi yang tidak hanya akurat, tetapi juga adaptif terhadap perubahan tren.

Penelitian ini melakukan perbandingan tiga metode prediksi, yaitu ARMA klasik, DR-ARMA, dan *Gradient Boosting Regression* (GBR) untuk digunakan sebagai dasar penentuan *safety stock*. Hasil evaluasi pada tahap perhitungan *safety stock* menunjukkan bahwa DR-ARMA memberikan performa paling akurat, ditandai dengan nilai MAPE rata-rata sebesar 11,91 persen. Akurasi ini jauh lebih baik dibandingkan GBR yang memiliki MAPE sebesar 72,89 persen serta ARMA klasik yang mencapai 1.578,17 persen. Perbedaan tersebut menegaskan bahwa DR-ARMA lebih mampu menangkap pola penjualan yang fluktuatif dan *sparse* dibandingkan dua metode lainnya. Selain itu, prediksi *safety stock* pada *lead time* 5-7 hari mencerminkan kebutuhan minimum, sedangkan *lead time* 10-14 hari menggambarkan kondisi maksimum saat terjadi keterlambatan pengiriman. Temuan ini menegaskan bahwa DR-ARMA merupakan model yang lebih stabil dalam mengantisipasi kebutuhan persediaan pada berbagai kondisi *lead time*.

Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan variabel eksternal, seperti pola musiman atau aktivitas proyek, untuk meningkatkan akurasi prediksi. Pengembangan metode penentuan *reorder point* berbasis hasil prediksi DR-ARMA juga menjadi peluang penting agar keputusan pemesanan dapat dibuat lebih optimal. Selain itu, model *hybrid* yang mengkombinasikan antara DR-ARMA dengan *Long Short Term Memory* (LSTM) atau XGBoost dapat dieksplorasi untuk menangkap pola penjualan yang lebih kompleks.

## 5. REFERENSI

- Anwar, U. A. (2025). Supply chain integration as the implementation of strategic management in improving business performance. *Discover Sustainability*, 101.
- Babai, M. Z. (2022). Forecasting of lead-time demand variance: Implications for safety stock calculations. *European Journal of Operational Research*, 846--861.
- Bhat, N. P. (2023). Analysis of safety stock determination methodology-quantity vs. time buffers. *Asia-Pacific Journal of Science and Technology*.
- Chang, X. a. (2024). Demand uncertainty, inventory, and cost structure. *Contemporary Accounting Research*, 226--254.
- Demiray Kirmizi, S. a. (2024). Enhancing Inventory Management through Safety-Stock Strategies—A Case Study. *Systems*.
- Fan, L. a. (2023). Spare parts demand forecasting method based on intermittent feature adaptation. *Entropy*, 764.
- Farida, F. (2023). Supply Chain Management Strategy to Increase Product Availability. *Jurnal Info Sains: Informatika Dan Sains*, 722--727.
- Guo, Y. a.-S. (2025). Supply chain resilience: A review from the inventory management perspective. *Fundamental Research*, 450--463.
- Jodlbauer, H. a. (2023). Supply chain resilience: A review from the inventory management perspective. (Review). (2024/2025). *Logistics*.
- Kaur, J. a. (2023). Autoregressive models in environmental forecasting time series: a theoretical and application review. *Environmental Science and Pollution Research*, 19617--19641.
- Kristanti, D. A. (2024). The Effect of Cost Reduction as Part of Supply Chain Drivers' Element and Customer Satisfaction on Purchasing and Logistics Performance. *Petra International Journal of Business Studies*, 89--98.
- Lonozou, K. a. (2024). Foreign Direct Investments Net Inflows into Togo: Modelling and Forecasting. *International Journal of Business and Social Science*, 6--16.
- Perdana, Y. R. (2021). Supply chain uncertainty: an empirical study of Indonesia's agro-industry. *Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, 901--911.

**Prediksi Safety Stock Penjualan Produk Filter Solar Alat Berat Menggunakan Pendekatan DR-ARMA  
(Studi Kasus: PD. Borneo Diesel) | 1124**

- Rusli, U. a. (2025). A Systematic Literature Review: The Role of Supply Chain Management in Enhancing Corporate Operational Performance. *Indonesian Interdisciplinary Journal of Sharia Economics (IIJSE)*, 1076--1090.
- Tendean, S. a. (2025). Prediksi Safety Stock Produk Filter Oli Sepeda Motor Berbasis Demand Response (DR)-ARMA. *bit-Tech*, 49--58.
- Verita, N. a. (2025). Prediksi Safety Stock Penjualan Produk Pakaian Berbasis Model DR-ARIMA (Studi Kasus: Veruby Store). *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 901--912.
- Wang, C.-C. a.-T.-H. (2022). Hybrid LSTM-ARMA demand-forecasting model based on error compensation for integrated circuit tray manufacturing. *Mathematics*, 2158.
- Wijaya, B. A. (2025). Supply Chain Analysis in the Health Sector Using Gradient Boosting Regression Algorithm. *Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP) E-ISSN*.
- Zeng, W. (2024). Application of AR MA and ARMA Models in Financial Time Series Analysis. *Adv. Econ. Manag. Polit. Sci.*, 177--184.
- Zheng, D. a. (2025). Supply chain resilience, logistics efficiency, and enterprise competitiveness. *Finance Research Letters*, 107335.
- Zheng, M. a. (2023). Inventory policies and supply chain coordination under logistics route disruption risks. *Sustainability*, 10093.