ANALISIS PERAMALAN KEBUTUHAN PERTAMAX MENGGUNAKAN METODE SARIMA (SEASONAL ARIMA) UNTUK MENDUKUNG PERENCANAAN PERSEDIAAN DAN DISTRIBUSI PADA FUEL TERMINAL BATANG HARI

Hanifa Dayini[1*], Reva Karina[1], Galang Ramadya[1]
[1]Logistik Minyak dan Gas, Politeknik Energi dan Mineral Akamigas
Jl. Gajah Mada No. 38, Mentul, Karangboyo, Cepu, Blora, Jawa Tengah, 58315
**E-mail*: hanifadayini04@gmail.com

ABSTRAK

Pertumbuhan penyaluran Pertamax di Provinsi Jambi yang mencapai rata-rata 21% per tahun membatasi jangkauan Fuel Terminal (FT) eksisting, memperpanjang *lead time*, dan meningkatkan biaya logistik. Penelitian ini bertujuan meramalkan kebutuhan Pertamax pada wilayah layanan FT baru di Batang Hari dan menurunkannya menjadi parameter persediaan. Karena data aktual hanya tersedia untuk tahun 2025, data historis 2022–2024 dibentuk dengan *Compound Annual Growth Rate* (CAGR) sebesar 10,73% per tahun dan *backcasting*. Peramalan menggunakan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ yang dipilih melalui uji kestasioneran, plot autokorelasi, dan perbandingan model kandidat, dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) 9,71%. Kebutuhan tahun 2026 diproyeksikan 20.486,40 KL dengan puncak pada April (Idulfitri) dan Desember (libur akhir tahun). Hasil tersebut digunakan sebagai *lot size* pada *Distribution Requirement Planning* (DRP) moda kapal tongkang dan pipa. Moda tongkang menghasilkan *safety stock* 552 KL, *reorder point* rata-rata 710,72 KL, dan ketahanan stok rata-rata 52 hari, sedangkan moda pipa menghasilkan *safety stock* 457 KL. Kebaruan penelitian ini adalah integrasi peramalan musiman dan DRP untuk terminal yang belum beroperasi dengan data historis terbatas

Kata kunci: Peramalan, SARIMA, Pertamax, *Distribution Requirement Planning*, Persediaan

1. PENDAHULUAN

Kebutuhan bahan bakar minyak (BBM), khususnya Pertamax (RON 92), terus meningkat seiring pertumbuhan kendaraan bermotor dan aktivitas ekonomi. Provinsi Jambi mencatat kenaikan penyaluran Pertamax rata-rata 21% per tahun pada periode 2021–2025. Pertumbuhan ini membuat jangkauan Fuel Terminal (FT) eksisting terbatas, *lead time* memanjang, dan biaya logistik ke Stasiun Pengisian Bahan Bakar Umum (SPBU) meningkat [1]. Karena permintaan BBM berfluktuasi mengikuti musim, peramalan (*forecasting*) menjadi instrumen penting dalam manajemen rantai pasok. Peramalan yang akurat memungkinkan penetapan *safety stock* dan *reorder point* yang tepat sehingga risiko *stockout* maupun *overstock* dapat ditekan [2].

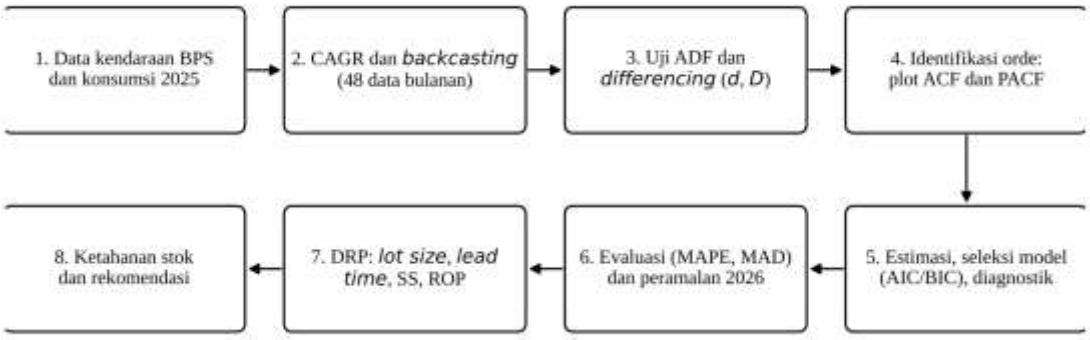
Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) adalah pengembangan model ARIMA dengan komponen musiman sehingga mampu menangkap tren dan fluktuasi musiman sekaligus [3], [4]. Pada data bahan bakar, Chadha dkk. [5] meramalkan penjualan bensin bulanan Kanada tahun 1993–2015 dengan SARIMA-GARCH dan *rolling window*, dan memperoleh MAPE sekitar 3,4%, lebih rendah daripada SARIMA (7,9%) dan GARCH (6,9%) yang berdiri sendiri. Samambgwa dkk. [6] memodelkan 120 bulan penjualan bensin pada sebuah SPBU di Zimbabwe dengan SARIMA yang memuat suku *moving average* musiman pada *lag* 12, dipilih melalui uji kestasioneran, plot autokorelasi, dan kriteria informasi. Ardana dan Andrianti [7] menerapkan SARIMA$(1,1,0)(0,1,1)_6$ untuk konsumsi bahan bakar kapal di Penajam Supply Base. SARIMA juga terbukti akurat pada data musiman lain, seperti penjualan

barang [8], kunjungan wisatawan [9], dan jumlah penumpang pesawat [10]. Pada sisi persediaan, peramalan BBM tingkat SPBU masih banyak memakai metode non-musiman, misalnya *moving average* dengan *goal programming* [1] serta *exponential smoothing* dan regresi linier untuk Pertalite [11]. *Distribution Requirement Planning* (DRP) telah diterapkan pada distribusi produk gas [12], air minum dalam kemasan [13], dan barang produksi [14], sedangkan pengendalian persediaan dengan *safety stock* dan *reorder point* [15] merupakan bagian dari manajemen rantai pasok [16].

Dari studi-studi tersebut terlihat tiga celah penelitian (*research gap*). Pertama, penelitian SARIMA pada bahan bakar [5]–[7] berhenti pada hasil peramalan dan belum diterjemahkan menjadi parameter persediaan terminal. Kedua, penelitian DRP [12]–[14] belum memanfaatkan peramalan yang memperhitungkan pola musiman hari besar keagamaan. Ketiga, studi yang ada memakai riwayat penjualan yang telah tersedia, sedangkan terminal baru belum memiliki riwayat penyaluran. Berdasarkan penelusuran literatur penulis, belum ditemukan studi yang menutup ketiga celah tersebut sekaligus. Keterbaruan (*novelty*) penelitian ini adalah: (1) pembentukan data historis untuk terminal yang belum beroperasi dari pertumbuhan jumlah kendaraan melalui *Compound Annual Growth Rate* (CAGR) dan *backcasting*; (2) integrasi SARIMA dan DRP dalam satu alur untuk menghasilkan *lot size*, *safety stock*, *reorder point*, dan ketahanan stok; serta (3) penerapan alur tersebut pada dua moda penerimaan, yaitu kapal tongkang dan pipa, dengan memperhitungkan pola Ramadan–Idulfitri dan libur akhir tahun. Rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana kebutuhan Pertamax tahun 2026 pada wilayah layanan FT Batang Hari dan bagaimana kebutuhan tersebut menentukan tingkat persediaan yang optimal. Tujuan penelitian adalah: (1) membentuk data historis konsumsi Pertamax dengan CAGR dan *backcasting*; (2) meramalkan kebutuhan Pertamax tahun 2026 dengan SARIMA; dan (3) menggunakan hasil peramalan sebagai dasar perhitungan DRP. Makalah ini tersusun atas metode (Bab 2), hasil tiap tahapan SARIMA dan DRP beserta pembahasannya (Bab 3), dan simpulan (Bab 4).

2. METODE

Penelitian ini bersifat kuantitatif dengan alur tahapan pada Gambar 1. Tahapan 1–6 merupakan tahap peramalan dan tahapan 7–8 merupakan tahap perencanaan persediaan.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

A. Objek dan Data Penelitian

Objek Penelitian adalah konsumsi Pertamax pada 36 SPBU dalam radius 30 km dari titik FT Batang Hari hasil metode *Center of Gravity*, yaitu 7 SPBU di Kabupaten Batang Hari, 9 di Kabupaten Muaro Jambi, dan 20 di Kota Jambi. Data sekunder terdiri atas (a) jumlah kendaraan roda dua dan roda empat tahun 2022–2025 dari Badan Pusat Statistik (BPS), yang disetarakan

dengan 1 mobil = 4 motor berdasarkan perbandingan efisiensi 12 km/L dan 43,85 km/L; dan (b) volume konsumsi Pertamax tahun 2025 sebesar 18.911,57 KL pada 36 SPBU. Faktor kejadian berupa Ramadan–Idulfitri (+33,9% pada Maret–April) dan Natal–Tahun Baru (+6% pada Desember) bersumber dari pemberitaan Jambi Ekspres dan data BPH Migas.

B. Pembentukan Data Historis

Data aktual konsumsi hanya tersedia untuk tahun 2025. Data 2022–2024 diestimasi dengan *backcasting* menggunakan laju pertumbuhan CAGR jumlah kendaraan, dengan asumsi pertumbuhan kendaraan berkorelasi searah dengan pertumbuhan konsumsi BBM [1]. Persamaan yang digunakan ditunjukkan pada Pers. (1) dan (2).

$$CAGR = \left(\frac{V_{akhir}}{V_{awal}}\right)^{\frac{1}{n}} - 1 \tag{1}$$

$$D_{t-1} = \frac{D_t}{1+g} \tag{2}$$

dengan V_{akhir} dan V_{awal} adalah jumlah kendaraan pada tahun akhir dan awal pengamatan, n adalah banyaknya tahun pengamatan (2022–2025, $n = 4$), D_t adalah permintaan tahun t, dan g adalah laju pertumbuhan hasil CAGR. Total tahunan hasil *backcasting* kemudian dipecah ke 12 bulan menggunakan indeks musiman dan faktor kejadian sehingga diperoleh 48 observasi bulanan.

C. Peramalan dengan SARIMA

Model SARIMA$(p,d,q)(P,D,Q)_s$ ditulis pada Pers. (3), dengan *p, d, q* orde *autoregressive*, *differencing*, dan *moving average* non-musiman, *P, D, Q* orde komponen musiman, *s* panjang musim (12 bulan), *B* operator *backshift*, dan ε_t galat acak [3], [4].

$$\varphi_p(B)\Phi_P(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\varepsilon_t \tag{3}$$

Pemodelan dilakukan dalam tujuh langkah: (1) plot data bulanan untuk melihat efek musiman; (2) uji kestasioneran dengan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) pada taraf 5% dan penentuan *d* dan *D* melalui *differencing* biasa dan musiman; (3) identifikasi orde dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada data yang telah stasioner, ACF menunjukkan orde *q* dan *Q* sedangkan PACF menunjukkan orde *p* dan *P*; (4) estimasi parameter dengan *maximum likelihood* pada beberapa model kandidat; (5) pemilihan model berdasarkan *Akaike Information Criterion* (AIC), *Bayesian Information Criterion* (BIC), dan uji Ljung-Box pada residual; (6) evaluasi akurasi dengan MAPE dan *Mean Absolute Deviation* (MAD) pada Pers. (4) dan (5), dengan kriteria MAPE < 10% sangat baik, 10–20% baik, dan > 20% perlu revisi; serta (7) peramalan 12 bulan tahun 2026. Total tahunan 2026 diperoleh dari tren linier total tahunan 2022–2025 dan dikalibrasi terhadap total aktual 2025 dengan faktor skala 1,0833, sedangkan sebaran bulanannya mengikuti pola musiman dan faktor kejadian, kemudian dialokasikan ke tiap SPBU secara proporsional terhadap kapasitas jenis SPBU. Perhitungan tabel dan alokasi dilakukan dengan Microsoft Excel, sedangkan uji ADF, ACF–PACF, dan estimasi model kandidat dengan pustaka *statsmodels* pada Python.

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{|A_t - F_t|}{A_t} \tag{4}$$

$$MAD = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|A_t - F_t| \quad (5)$$

dengan A_t nilai pembanding dan F_t nilai peramalan pada periode t.

D. *Distibution Requirement Planning (DRP)*

Hasil peramalan menjadi *lot size* awal DRP pada tangki timbun FT berkapasitas 2 × 12.500 KL. Untuk moda kapal tongkang dari Kilang RU III Plaju, *lot size* disusun dengan pendekatan *coverage demand* satu sampai dua bulan, sedangkan moda pipa menerima pasokan setiap bulan. *Lead time* (*LT*) tongkang adalah jumlah waktu pengisian tongkang (300 KL/jam), pelayaran sejauh 414 km dengan kecepatan 6 knot (11,11 km/jam), dan pembongkaran ke tangki (140 KL/jam), seperti pada Pers. (6). Pada moda pipa sepanjang 217 km, *LT* dihitung dari *lot size* dibagi laju alir 70 KL/jam. Standar deviasi permintaan σ, *safety stock* (*SS*), *reorder point* (*ROP*), dan ketahanan stok (*KS*) dihitung dengan Pers. (7)–(10) [12]–[15]. Tingkat layanan ditetapkan 95% (Z = 1,65).

$$LT = \frac{t_{isi} + t_{tempuh} + t_{bongkar}}{24} \quad (6)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (7)$$

$$SS = Z \times \sigma \quad (8)$$

$$ROP = (d \times LT) + SS \quad (9)$$

$$KS = \frac{Q}{d} \quad (10)$$

dengan Q adalah *lot size* (KL) dan d adalah kebutuhan rata-rata harian (KL/hari).

3. Hasil dan Pembahasan

I. Hasil

A. Hasil Pembentukkan Data Historis

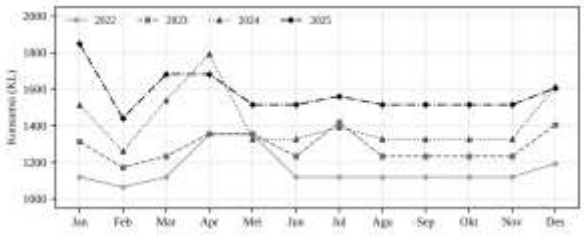
Jumlah kendaraan setara di Kabupaten Batang Hari, Muaro Jambi, dan Kota Jambi meningkat dari 279.934,75 unit pada 2022 menjadi 420.843,50 unit pada 2025. Berdasarkan Pers. (1) diperoleh CAGR 10,73% per tahun. Dengan konsumsi aktual 2025 sebesar 18.911,57 KL sebagai titik awal, Pers. (2) menghasilkan estimasi konsumsi tahunan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Kendaraan dan Konsumsi Pertamax Hasil *Backcasting*

Tahun	Kendaraan Setara (Unit)	Konsumsi Pertamax (KL)
2022	279.934,75	13.929,31 (*backcasting*)
2023	385.220,50	15.423,95 (*backcasting*)
2024	407.575,25	17.078,97 (*backcasting*)
2025	420.843,50	18.911,57 (aktual)

B. Hasil Eksplorasi Pola Musiman

Gambar 2 memperlihatkan konsumsi bulanan 2022–2025. Pola yang sama berulang setiap tahun: kenaikan pada Maret–Mei yang bertepatan dengan Ramadan dan Idulfitri (pada 2024 puncaknya April sebesar 1.791,92 KL), kenaikan ringan pada Juli (libur sekolah), dan kenaikan pada Desember–Januari (Natal dan Tahun Baru; Januari 2025 mencapai 1.848,73 KL). Konsumsi terendah terjadi pada Februari. Keberulangan ini mengonfirmasi adanya komponen musiman dengan periode 12 bulan sehingga SARIMA dengan $s = 12$ layak digunakan.



Gambar 2. Pola Konsumsi Pertamax Bulanan Tahun 2022-2025

C. Hasil Uji Kestasioneran

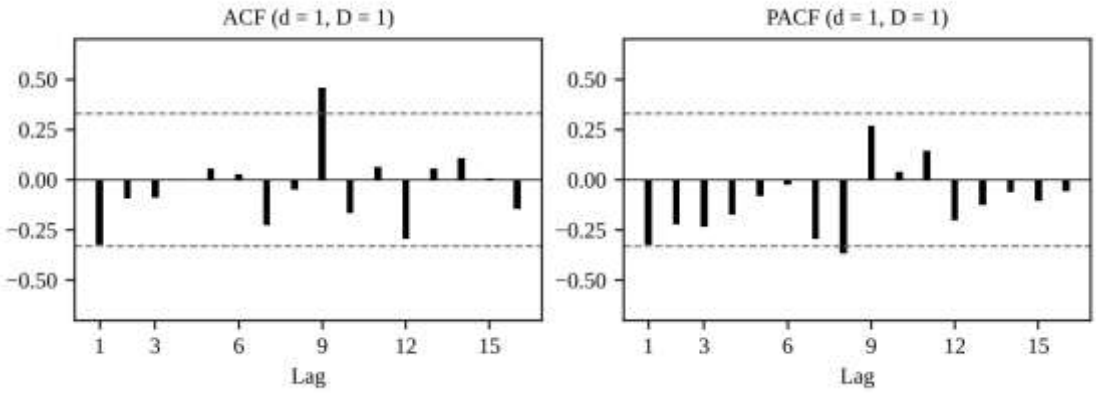
Tabel 2 menunjukkan hasil uji ADF pada 48 observasi. Data asli tidak stasioner ($p = 0{,}860$) sehingga diperlukan *differencing*. *Differencing* biasa ($d = 1$) dan musiman ($D = 1$, *lag* 12) masing-masing menghasilkan data stasioner, dan kombinasi keduanya tetap stasioner. Karena pola musiman jelas terlihat (Gambar 2), digunakan $d = 1$ dan $D = 1$.

Tabel 2. Hasil Uji ADF pada Berbagai Tingkat *Differencing*

Data	Statistik ADF	Nilai *p*	Kesimpulan
Data asli	−0,648	0,860	Tidak stasioner
$d = 1$	−3,549	0,007	Stasioner
$D = 1$ (*lag* 12)	−4,937	< 0,001	Stasioner
$d = 1$ dan $D = 1$	−4,874	< 0,001	Stasioner

D. Hasil Identifikasi Orde Model

Gambar 3 menyajikan ACF dan PACF data setelah $d = 1$ dan $D = 1$ (35 observasi, batas signifikansi ±0,33). ACF bernilai −0,32 pada *lag* 1 dan −0,29 pada *lag* 12, sedangkan PACF bernilai −0,32 pada *lag* 1. Nilai-nilai tersebut berada pada batas signifikansi sehingga mengindikasikan komponen *moving average* ($q = 1$, $Q = 1$) dan *autoregressive* ($p = 1$) pada *lag* 1. Karena batas yang tipis, tidak satu orde pun dapat dipastikan dan beberapa kandidat perlu dibandingkan. Lonjakan pada *lag* 9 tidak dapat dijelaskan oleh komponen musiman 12 bulan dan dicatat sebagai keterbatasan.



Gambar 3. *Polt* ACF dan PACF Setelah *Differencing*

E. Hasil Estimasi dan Pemilihan Model

Delapan model kandidat diestimasi pada seluruh 48 observasi, dan hasilnya dibandingkan pada Tabel 3. Model yang hanya memuat komponen AR (tanpa MA) memiliki AIC jauh lebih tinggi (lebih dari 15 poin) dan residual yang lebih lemah, sehingga komponen MA diperlukan. Seluruh model yang memuat MA lolos uji Ljung-Box ($p > 0{,}05$), yang berarti residual tidak berautokorelasi.

Tabel 3. Perbandingan Model Kadidat SARIMA

Model	AIC	BIC	MAPE Dalam Sampel (%)	Ljung-Box (*p*)	Total 2026 (KL)
$(1,1,1)(1,1,1)_{12}$	265,76	270,98	5,01	0,334	20.399,1
$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$	262,07	265,21	5,12	0,364	20.413,5
$(1,1,1)(0,1,1)_{12}$	263,76	267,94	5,01	0,336	20.390,3
$(0,1,1)(1,1,1)_{12}$	264,07	268,25	5,12	0,363	20.422,5
$(2,1,1)(1,1,1)_{12}$	267,52	273,79	4,97	0,457	20.428,9
$(1,1,1)(1,1,0)_{12}$	278,82	283,18	5,91	0,132	20.527,1
$(1,1,0)(0,1,1)_{12}$	283,14	286,41	6,26	0,088	20.032,0
$(1,1,0)(1,1,0)_{12}$	283,71	286,98	6,21	0,102	19.639,8

Model $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ memiliki AIC terendah, tetapi selisihnya terhadap model $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ hanya 3,69 poin, dan total peramalan 2026 keduanya hanya berbeda 14 KL (0,07%). Model $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ dipertahankan karena sesuai dengan identifikasi ACF–PACF pada *lag* 1 dan 12 serta konsisten dengan perhitungan peramalan yang digunakan pada tahap DRP. Koefisien AR model ini tidak signifikan secara statistik, sehingga model $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ menjadi alternatif yang lebih ringkas.

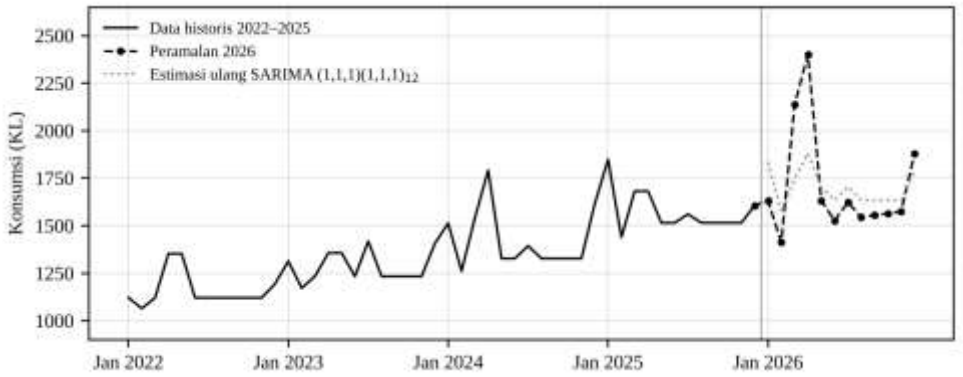
F. Hasil Peramalan dan Evaluasi Akurasi

Hasil peramalan kebutuhan Pertamax 36 SPBU tahun 2026 disajikan pada Tabel 4 beserta galat terhadap pola aktual 2025 yang diskalakan ke total 2026. Total kebutuhan 2026 adalah 20.486,40 KL atau naik 8,33% dari 2025. Rata-rata galat mutlak persentase (MAPE) sebesar 9,71% dan MAD sebesar 172,43 KL per bulan, sehingga akurasi berada pada kategori sangat baik (< 10%). Galat terbesar terjadi pada April (31,77%), Januari (18,45%), dan Maret (17,30%), yaitu bulan-bulan yang dipengaruhi hari besar keagamaan.

Tabel 4. Hasil Peramalan Kebutuhan Pertamax Tahun 2026

Bulan	Hari	Aktual 2025 Terskala (KL)	Peramalan 2026 (KL)	Galat (%)
Januari	31	2.002,68	1.633,14	18,45
Februari	28	1.559,46	1.412,20	9,44
Maret	31	1.822,11	2.137,32	17,30
April	30	1.822,11	2.401,06	31,77
Mei	31	1.641,54	1.633,29	0,50
Juni	30	1.641,54	1.525,66	7,06
Juli	31	1.690,78	1.623,66	3,97
Agustus	31	1.641,54	1.545,23	5,87
September	30	1.641,54	1.555,01	5,27
Oktober	31	1.641,54	1.564,80	4,68
November	30	1.641,54	1.574,58	4,08
Desember	31	1.740,03	1.880,45	8,07
Total 2026	**365**	**20.486,40**	**20.486,40**	**9,71 (MAPE)**

Gambar 4 membandingkan data historis, peramalan 2026, dan estimasi ulang model SARIMA$(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ pada 48 observasi. Estimasi ulang menghasilkan total 20.399,1 KL, hanya 0,43% di bawah 20.486,40 KL. Puncak April (2.401,06 KL) dan Maret (2.137,32 KL) pada peramalan lebih tinggi daripada estimasi ulang (1.881,2 dan 1.746,6 KL) karena faktor kejadian Ramadan–Idulfitri diperhitungkan secara eksplisit.



Gambar 4. Data Historis dan Peramalan Kebutuhan Pertamax Tahun 2026

G. Hasil Perhitungan DRP

Langkah 1, *lot size* awal. Pada moda tongkang, kebutuhan bulanan dikelompokkan menjadi tujuh pengiriman: Januari–Februari 3.045,34 KL, Maret 2.137,32 KL, April 2.401,06 KL, Mei–Juni 3.158,95 KL, Juli–Agustus 3.168,88 KL, September–Oktober 3.119,81 KL, dan November–Desember 3.455,03 KL (total 20.486,40 KL). Maret dan April dikirim terpisah karena kebutuhannya tertinggi. Kebutuhan rata-rata harian adalah 56,13 KL/hari.

Langkah 2, *lead time*. Sebagai contoh, untuk *lot size* Januari–Februari, waktu pengisian tongkang 10,15 jam, pelayaran 37,26 jam, dan pembongkaran 21,75 jam menghasilkan 69,16 jam atau 2,88 hari. *Lead time* tongkang berkisar 2,49–3,06 hari dengan rata-rata 2,83 hari. Moda pipa memerlukan 0,84–1,43 hari dengan rata-rata 1,02 hari.

Langkah 3, *safety stock*. Simpangan kebutuhan terhadap rata-rata menghasilkan $\sigma = 334{,}48$ KL pada moda tongkang. Dengan $Z = 1{,}65$ pada Pers. (8) diperoleh $SS = 551{,}89$ KL (≈ 552 KL), setara 9,8 hari kebutuhan rata-rata. Pada moda pipa $\sigma = 277{,}13$ KL sehingga $SS = 457{,}27$ KL.

Langkah 4 dan 5, *reorder point* dan ketahanan stok. *ROP* dihitung dengan Pers. (9) dan ketahanan stok dengan Pers. (10), dengan hasil moda tongkang pada Tabel 5. *ROP* berada pada kisaran 691,38–723,67 KL dengan rata-rata 710,72 KL, dan ketahanan stok 38,08–61,56 hari dengan rata-rata 52,14 hari. Ketahanan stok terpendek terjadi pada Maret (38,08 hari) dan April (42,78 hari).

Tabel 5. Parameter DRP Moda Kapal Tongkang

Periode Penerimaan	*Lot Size* (KL)	*Lead Time* (Hari)	ROP (KL)	Ketahanan Stok (Hari)
Januari–Februari	3.045,34	2,88	713,63	54,26
Maret	2.137,32	2,49	691,38	38,08
April	2.401,06	2,60	697,84	42,78
Mei–Juni	3.158,95	2,93	716,41	56,28
Juli–Agustus	3.168,88	2,94	716,66	56,46
September–Oktober	3.119,81	2,91	715,45	55,58
November–Desember	3.455,03	3,06	723,67	61,56
Rata-rata / Total	**20.486,40**	**2,83**	**710,72**	**52,14 (365)**

Tabel 6. membandingkan kedua moda. Moda pipa menghasilkan *safety stock* yang lebih kecil karena penerimaan bulanan dan *lead time* yang lebih pendek, tetapi ketahanan stoknya lebih singkat sehingga stok lebih cepat habis bila penerimaan terlambat.

Tabel 6. Perbandingan Parameter DRP Moda Tongkang dan Pipa

Parameter	Kapal Tongkang	Pipa
Frekuensi penerimaan	7 kali per tahun	12 kali per tahun
Rata-rata *lead time* (hari)	2,83	1,02
Standar deviasi, σ (KL)	334,48	277,13
Safety stock (KL), $Z = 1{,}65$	551,89	457,27
Rata-rata *ROP* (KL)	710,72	514,31
Rata-rata ketahanan stok (hari)	52,14	30,42

II. Pembahasan

Pola musiman dan akurasi. Lonjakan Maret–April dan Desember konsisten dengan temuan studi bahan bakar lain bahwa komponen musiman perlu dimodelkan secara eksplisit [5], [6]. Tahapan yang lengkap, mulai dari uji ADF, ACF–PACF, hingga perbandingan kandidat model, juga mengikuti praktik penelitian SARIMA sebelumnya [6], [7]. MAPE 9,71% lebih tinggi daripada MAPE SARIMA-GARCH pada penjualan bensin Kanada [5], tetapi studi tersebut memakai data aktual jangka panjang, sedangkan penelitian ini memakai data hasil *backcasting*. MAPE dalam sampel model sebesar 5,01% menunjukkan bahwa model mengikuti data historis dengan baik. Perlu dicatat bahwa MAPE 9,71% dihitung terhadap pola aktual 2025 yang diskalakan dan bukan terhadap data uji terpisah, sehingga bersifat indikatif.

Pemilihan model. Perbedaan kecil antara model $(1,1,1)(1,1,1)_{12}$ dan $(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ menunjukkan bahwa komponen MA, bukan AR, yang menangkap struktur data. Dengan hanya 48 observasi, model yang lebih ringkas lebih stabil. Total peramalan yang hampir sama (selisih 0,07%) berarti keputusan persediaan tidak sensitif terhadap pilihan di antara keduanya.

Implikasi terhadap persediaan. *Safety stock* 552 KL setara sekitar 9,8 hari kebutuhan rata-rata. Stok maksimum satu siklus, yaitu *lot size* terbesar (3.455,03 KL) ditambah *safety stock*, sebesar 4.006,92 KL atau 16% kapasitas tangki 25.000 KL, sehingga risiko *overstock* terhadap kapasitas fisik kecil. Ketahanan stok terpendek pada Maret dan April menunjukkan bahwa periode Idulfitri adalah masa paling rawan *stockout* sehingga jadwal penerimaan pada bulan

tersebut tidak boleh digabung dengan bulan lain dan jadwal kapal harus dijaga ketat. Moda pipa dapat berfungsi sebagai penyangga pasokan pada periode puncak karena *lead time*-nya pendek.

Kebaruan dan keterbatasan. Berbeda dengan studi SARIMA bahan bakar [5]–[7] yang berhenti pada peramalan, penelitian ini menurunkan hasil peramalan menjadi *lot size*, *safety stock*, *reorder point*, dan ketahanan stok untuk dua moda, serta membangun data historis untuk terminal yang belum beroperasi. Keterbatasannya adalah: (1) data 2022–2024 merupakan hasil *backcasting* dengan asumsi konsumsi sebanding dengan jumlah kendaraan, dan nilai CAGR sensitif terhadap periode pengamatan; (2) 48 observasi membuat estimasi koefisien SARIMA kurang stabil; (3) σ pada moda tongkang dihitung dari tujuh periode penerimaan; dan (4) MAPE belum diuji pada data aktual terminal. Data penyaluran aktual setelah terminal beroperasi perlu digunakan untuk memperbarui model.

4. SIMPULAN

Pertama, data historis konsumsi Pertamax 2022–2025 berhasil dibentuk dengan CAGR 10,73% per tahun dan *backcasting*, menghasilkan 13.929,31 KL (2022) hingga 18.911,57 KL (2025). Kedua, SARIMA$(1,1,1)(1,1,1)_{12}$, yang dipilih melalui uji ADF ($d = 1$, $D = 1$), ACF–PACF, dan perbandingan delapan kandidat model, menghasilkan MAPE 9,71% (kategori sangat baik) dan kebutuhan Pertamax 2026 sebesar 20.486,40 KL, dengan puncak pada April (2.401,06 KL) dan Desember (1.880,45 KL). Ketiga, hasil peramalan tersebut digunakan sebagai *lot size* DRP sehingga diperoleh, untuk moda tongkang, *safety stock* 552 KL, *reorder point* rata-rata 710,72 KL, dan ketahanan stok rata-rata 52,14 hari, serta untuk moda pipa *safety stock* 457 KL dan ketahanan stok rata-rata 30,42 hari.

Secara umum, integrasi peramalan musiman dan DRP dapat menjadi dasar perencanaan persediaan dan distribusi BBM pada terminal baru yang belum memiliki riwayat penyaluran, dengan catatan data historisnya hasil estimasi. Penelitian selanjutnya disarankan memvalidasi model dengan data aktual penyaluran terminal dan mengintegrasikan hasilnya dengan simulasi dinamis (*system dynamics*) untuk mengakomodasi ketidakpastian pasokan hulu.

5. DAFTAR PUSTAKA

[1] P. P. Nduru and G. Kholijah, "Peramalan permintaan dan optimasi persediaan BBM menggunakan metode moving average dan goal programming," *JISTech (J. Islamic Sci. Technol.)*, vol. 10, no. 1, pp. 96–106, 2025, doi: 10.30829/jistech.v10i1.23346.

[2] A. A. Syntetos, M. Z. Babai, J. E. Boylan, S. Kolassa, and K. Nikolopoulos, "Supply chain forecasting: Theory, practice, their gap and the future," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 252, no. 1, pp. 1–26, 2016, doi: 10.1016/j.ejor.2015.11.010.

[3] A. Aksoz, S. Oyucu, E. Bicer, and R. Bayindir, "Analysis of SARIMA models for forecasting electricity demand," in *Proc. 12th Int. Conf. Smart Grid (icSmartGrid)*, Setúbal, Portugal, 2024, pp. 767–771, doi: 10.1109/icSmartGrid61824.2024.10578181.

[4] Suseno and S. Wibowo, "Penerapan metode ARIMA dan SARIMA pada peramalan penjualan telur ayam pada PT Agromix Lestari Group," *J. Teknol. Manaj. Ind. Terap. (JTMIT)*, vol. 2, no. 1, pp. 33–40, 2023.

[5] R. S. Chadha, Jugesh, S. Parveen, and J. Singh, "Fuel sales forecasting with SARIMA-GARCH and rolling window," *J. Soft Comput. Paradigm*, vol. 5, no. 3, pp. 310–326, Sep. 2023, doi: 10.36548/jscp.2023.3.007.

[6] H. Samambgwa, S. Chinyere, and T. Musora, "Time series modeling and forecasting of petrol sales at a fuel station in Zimbabwe," *Afr. J. Math. Stat. Stud.*, vol. 9, no. 1, pp. 13–26, Jan. 2026, doi: 10.52589/AJMSS-HSZ2HI0H.

[7] W. Ardana and I. Andrianti, "Forecasting fuel consumption Kapal X menggunakan metode SARIMA di Penajam Supply Base (PSB) Pertamina Hulu Kalimantan Timur," *J. Tek. Ind. Terintegrasi (JUTIN)*, vol. 8, no. 4, pp. 4651–4661, Oct. 2025, doi: 10.31004/jutin.v8i4.38468.

[8] L. Junaedi, N. Damastuti, Latipah, and A. Widodo, "Penerapan metode seasonal ARIMA (SARIMA) untuk peramalan penjualan barang dengan pola musiman tahunan," *J. Inform. Sist. Inf. Elektro Modern (JISEM)*, vol. 1, no. 1, pp. 38–48, 2025.

[9] B. G. Prianda and E. Widodo, "Perbandingan metode seasonal ARIMA dan extreme learning machine pada peramalan jumlah wisatawan mancanegara ke Bali," *BAREKENG: J. Ilmu Mat. Terap.*, vol. 15, no. 4, pp. 639–650, Dec. 2021, doi: 10.30598/barekengvol15iss4pp639-650.

[10] M. F. Rifqi, "Peramalan jumlah penumpang pesawat di Bandara Internasional Soekarno-Hatta menggunakan metode hybrid seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA)–support vector regressive (SVR)," Skripsi, Universitas Pendidikan Indonesia, Bandung, 2021.

[11] A. Afandi, Verawati, S. Rahmatullah, D. Santi, and R. Sari, "Forecasting Pertalite stock expenditures using exponential smoothing and linear regression," *Indones. J. Comput. Cybern. Syst. (IJCCS)*, vol. 18, no. 4, pp. 405–416, Oct. 2024, doi: 10.22146/ijccs.98849.

[12] J. Lusianty and L. Setiawati, "Perencanaan penjadwalan distribusi gas LPG 3 kg menggunakan metode distribution requirement planning (DRP) di PT Ajees Emhade Jaya," *J. Fak. Teknol. Ind. Univ. Bung Hatta (JFTI)*, vol. 17, no. 3, 2021.

[13] Kulsum, Y. Muharni, and M. R. Mulyawan, "Penjadwalan distribusi produk dengan metode distribution requirement planning (studi kasus produk air minum dalam kemasan)," *Teknika: J. Sains Teknol.*, vol. 16, no. 1, pp. 45–52, 2020, doi: 10.36055/tjst.v16i1.7799.

[14] R. Sanusi and A. Gunawan, "Penerapan metode distribution requirement planning (DRP) untuk distribusi produksi barang," *Indones. J. Netw. Secur.*, vol. 11, no. 1, pp. 6–12, 2022.

[15] R. A. Brahmantyo, J. Wibowo, and V. Nurcahyawati, "Manajemen persediaan menggunakan metode safety stock dan reorder point," *J. Sains Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 89–99, 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i1.431.

[16] M. Basuki, "Supply chain management: A review," *J. Ind. Eng. Halal Ind.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–12, 2021, doi: 10.14421/jiehis.2651.

Daftar Simbol

V_{akhir}, V_{awal}	= Jumlah kendaraan tahun akhir dan awal, unit	Q	= *Lot size*, KL
n	= Banyaknya tahun atau observasi	LT	= *Lead time*, hari
g	= Laju pertumbuhan (CAGR), % per tahun	σ	= Standar deviasi permintaan, KL
D_t	= Permintaan tahun t, KL	Z	= Nilai standar normal tingkat layanan
p, d, q	= Orde AR, *differencing*, MA non-musiman	SS	= *Safety stock*, KL
P, D, Q	= Orde AR, *differencing*, MA musiman	ROP	= *Reorder point*, KL
s	= Panjang periode musiman (12 bulan)	KS	= Ketahanan stok, hari
B	= Operator *backshift*	d (DRP)	= Kebutuhan rata-rata harian, KL/hari
A_t, F_t	= Nilai pembanding dan nilai peramalan, KL		