

PERBANDINGAN AKURASI METODE FORECASTING PROPHET VS SARIMA PADA SISTEM INFORMASI PENGGUNAAN PRODUK BENGKEL BUBUT DAN LAS AJAIB

Ramadhany Syahrul Mubarak, Achmad Muchayan

Teknik Informatika, Universitas Narotama

Jl. Arief Rachman Hakim 51, Sukolilo Surabaya, Indonesia

ramadhanyshrulm@gmail.com

ABSTRAK

Usaha jasa permesinan sangat bergantung pada ketersediaan material utama seperti pipa galvanis, plat besi, dan kotak galvanis untuk mendukung operasional. Namun, Bengkel Bubut & Las AJAIB saat ini masih mengandalkan metode estimasi stok secara manual berdasarkan insting (*rule-of-thumb*). Hal ini memicu permasalahan berupa risiko kelebihan persediaan (*overstock*) maupun kekurangan persediaan (*stockout*) yang dapat mengganggu efisiensi. Penelitian ini bertujuan membangun sistem informasi peramalan berbasis website untuk mengoptimalkan manajemen persediaan produk di bengkel tersebut. Pendekatan kuantitatif digunakan dengan membandingkan dua metode peramalan deret waktu, yaitu Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan Prophet. Data historis diolah melalui tahap praproses, uji stasioneritas (ADF), penentuan parameter (ACF/PACF), dan dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Hasil pengujian membuktikan bahwa akurasi model bergantung pada karakteristik data tiap produk. Model Prophet lebih akurat dalam memprediksi pipa galvanis dengan MAPE 12,04%. Sementara itu, model SARIMA lebih unggul untuk kotak galvanis dengan MAPE 17,46% dan plat besi dengan MAPE 15,91%. Integrasi kedua model terbaik ini ke dalam sistem informasi terbukti efektif sebagai alat bantu pengambilan keputusan manajerial guna meminimalkan kesalahan perencanaan stok.

Kata kunci : Peramalan, SARIMA, Prophet, Sistem Informasi, Produk

1. PENDAHULUAN

Usaha jasa permesinan dan pengelasan memiliki peran penting dalam mendukung sektor manufaktur. Keberhasilan operasional bengkel sangat bergantung pada ketersediaan produk seperti pipa galvanis, plat besi, dan kotak galvanis. Ketidakakuratan perencanaan stok dapat menimbulkan dua masalah utama: kelebihan persediaan (*overstock*) yang menimbulkan biaya penyimpanan dan risiko kerusakan, serta kekurangan persediaan (*stockout*) yang dapat menunda pengerjaan pesanan dan menurunkan kepercayaan pelanggan [1].

Bengkel Bubut & Las AJAIB selama ini masih mengandalkan pendekatan intuitif atau *rule-of-thumb* dalam menentukan kebutuhan produk. Metode ini kurang mampu menangkap pola deret waktu yang kompleks, seperti tren pertumbuhan dan variasi musiman. Tren pertumbuhan menunjukkan perubahan kebutuhan produk dari waktu ke waktu, sementara variasi musiman mencerminkan fluktuasi yang berulang pada periode tertentu, misalnya menjelang hari raya atau akhir tahun. Ketidakmampuan dalam mengenali pola ini membuat perencanaan stok kurang optimal dan berdampak pada efisiensi operasional [2].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan metode peramalan kuantitatif, yaitu SARIMA dan Prophet. SARIMA merupakan model statistik klasik yang efektif untuk data stasioner dengan pola musiman stabil, sedangkan Prophet menawarkan pendekatan adaptif non-linear yang fleksibel untuk menangani tren jangka panjang, outlier, dan pola musiman yang tidak teratur. Metode

ini diharapkan dapat menghasilkan prediksi kebutuhan produk yang lebih akurat dibandingkan pendekatan konvensional seperti moving average atau regresi linear [3].

Tujuan penelitian ini adalah membangun sistem peramalan kebutuhan produk berbasis data untuk mendukung pengambilan keputusan manajemen stok di Bengkel Bubut & Las AJAIB. Dengan penerapan model yang tepat, diharapkan risiko *overstock* dan *stockout* dapat diminimalkan, efisiensi operasional meningkat, dan keberlanjutan bisnis bengkel terjaga. Sistem ini direncanakan diimplementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis web yang mengintegrasikan hasil prediksi secara real-time untuk mendukung perencanaan persediaan secara lebih efektif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka ini menyajikan perbandingan teori dan performa model SARIMA yang unggul pada data musiman stabil dengan model Prophet yang adaptif terhadap fluktuasi non-stasioner, serta mengkaji studi terdahulu untuk mengisi celah penelitian pada industri bengkel bubut menggunakan metrik evaluasi MAPE.

2.1. Kajian Ilmiah dari Penelitian Lampau

Tinjauan pustaka terhadap tiga penelitian terdahulu menunjukkan bahwa efektivitas Prophet dan SARIMA bergantung pada karakteristik data, di mana Prophet unggul dalam menangani data fluktuatif sedangkan SARIMA stabil pada pola musiman teratur. Penelitian ini mengisi celah literatur dengan

membandingkan kedua metode tersebut pada industri bengkel bubut dan las menggunakan metrik MAPE untuk menentukan model terbaik bagi produk

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji penggunaan berbagai metode peramalan untuk meningkatkan akurasi prediksi pada berbagai domain. Penelitian, membandingkan model SARIMA, Prophet, dan beberapa metode time series lainnya dalam memprediksi kebutuhan sumber daya kesehatan yang memiliki pola musiman dan tren jangka panjang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Prophet lebih akurat pada data non-stasioner serta mampu menangani outlier dengan baik, sedangkan SARIMA lebih stabil ketika digunakan pada data dengan pola musiman yang jelas. Temuan ini menegaskan bahwa efektivitas model sangat bergantung pada karakteristik data yang dianalisis [3].

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan pada data jumlah penumpang kapal di Pelabuhan Balikpapan menunjukkan bahwa model SARIMA memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Prophet, dengan nilai MAPE sebesar 24% untuk SARIMA dan 34% untuk Prophet. Hal ini membuktikan bahwa SARIMA lebih unggul dalam menangani data dengan pola musiman yang kuat dan konsisten, sementara Prophet kurang optimal dalam kondisi tersebut [4].

Selain itu, penelitian membandingkan metode Holt dan Brown's Double Exponential Smoothing dalam memprediksi harga reksadana. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Holt menghasilkan nilai MAPE yang lebih rendah dibandingkan metode Brown, sehingga dinilai lebih akurat dalam menangkap perubahan tren. Sementara itu, metode Brown cenderung kurang responsif terhadap perubahan tren yang terjadi secara bertahap [5].

Penelitian lain yang dilakukan pada bidang penjualan voucher game menunjukkan bahwa metode time series seperti SARIMA dan Prophet sama-sama mampu memberikan hasil prediksi yang baik, namun performanya sangat dipengaruhi oleh pola data historis yang digunakan. Dalam penelitian tersebut, Prophet lebih unggul dalam menangani data dengan pola tren yang fluktuatif, sedangkan SARIMA memberikan hasil yang lebih stabil pada data yang memiliki pola musiman yang konsisten [6].

Berdasarkan beberapa penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa tidak ada satu metode peramalan yang selalu unggul untuk jenis data. Pemilihan metode sangat dipengaruhi oleh pola data yang digunakan, baik dari segi tren maupun musiman. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode SARIMA dan Prophet untuk dibandingkan kinerjanya dalam memprediksi kebutuhan stok pada Bengkel Bubut & Las Ajaib, guna menentukan model yang paling sesuai dan akurat.

2.2. Model SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)

SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) adalah pengembangan model ARIMA yang dirancang khusus untuk menangani data runtun waktu dengan pola musiman yang berulang secara periodik (bulanan atau tahunan) [7].

2.3. Karakteristik & Parameter

Model ini dinotasikan sebagai SARIMA(p, d, q) (P, D, Q) [8], dengan rincian parameter sebagai berikut:

- Komponen Non-Musiman (p, d, q): Mengatur *autoregressive* (AR), *differencing* untuk stasioneritas, dan *moving average* (MA).
- Komponen Musiman (P, D, Q) Mengatur pola musiman dengan s sebagai panjang periode (misal $s=12$ untuk data bulanan).

2.4. Kelebihan dan Kekurangan

Tabel 1. Kelebihan dan Kekurangan Sarima

Aspek	SARIMA	Prophet
Kekuatan	Sangat akurat pada data musiman yang terstruktur dan stabil.	Adaptif terhadap data "kotor", <i>outlier</i> , dan data hilang.
Fleksibilitas	Kaku butuh pra-pemrosesan ketat (Uji ADF, Box-Cox).	Sangat fleksibel otomatis menangani musiman ganda.
Kompleksitas	Penentuan parameter (p, d, q) (P, D, Q) relatif rumit.	Lebih mudah digunakan untuk skenario bisnis umum.

2.5. Alur Kerja & Evaluasi

Model ini bekerja dengan asumsi data harus stasioner (rata-rata dan varians konstan) [9]. Tahapannya meliputi:

- Identifikasi analisis grafik ACF/PACF dan uji stasioneritas (ADF Test).
- Estimasi penentuan parameter berdasarkan perilaku lag.
- Diagnostik memastikan sisaan (residual) bersifat *white noise*.
- Pemilihan model dilakukan menggunakan kriteria *Akaike Information Criterion* (AIC) yang dikembangkan oleh.

2.6. Model PROPHET (Facebook Prophet Model)

Prophet adalah algoritma peramalan modern berbasis *Generalized Additive Model* (GAM) yang dikembangkan oleh tim riset Meta (Facebook). Berbeda dengan metode klasik, Prophet memodelkan data runtun waktu sebagai kombinasi dari tren, musiman, dan pengaruh hari libur [10].

2.7. Perbandingan Metode Peramalan SARIMA dan Prophet

Pemilihan metode peramalan yang tepat untuk Bengkel Bubut & Las Ajaib sangat bergantung pada karakteristik data historis yang memiliki tren, fluktuasi, dan pola musiman akibat pesanan proyek. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi apakah pendekatan sistematis SARIMA atau fleksibilitas Prophet yang lebih efektif untuk mendukung pengambilan keputusan pengelolaan persediaan produk di bengkel tersebut.

3. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini memuat metode yang digunakan pada pembuatan skripsi.

3.1. Jenis dan Metode Penelitian yang Digunakan

Jenis penelitian ini adalah kuantitatif komparatif yang berfokus pada analisis numerik untuk membandingkan akurasi serta stabilitas dua model peramalan, yaitu SARIMA dan Prophet. SARIMA digunakan sebagai representasi metode statistik klasik yang unggul dalam menangkap pola musiman berkala, sedangkan Prophet digunakan sebagai pendekatan modern yang fleksibel terhadap data non-linear, data hilang (*missing values*), dan perubahan tren mendadak. Perbandingan kedua metode ini diukur menggunakan metrik evaluasi MAPE, MSE, dan RMSE guna menentukan model peramalan yang paling efektif untuk diimplementasikan pada operasional Bengkel Bubut & Las Ajaib.

3.2. Jenis dan Metode Penelitian yang Digunakan

Penelitian ini menggunakan data kuantitatif deret waktu (*time series*) berupa catatan historis penggunaan produk pada periode Januari 2023 hingga desember 2025, yang mencakup variabel tanggal pemakaian, jumlah produk sumber data terdiri dari data primer hasil wawancara mengenai operasional bengkel serta data sekunder dari dokumen transaksi internal Bengkel Bubut & Las Ajaib. Seluruh data ini kemudian dibagi menjadi *training* data untuk membangun model peramalan dan testing data untuk menguji akurasi model, sesuai dengan prinsip integrasi data lapangan dan historis dalam pengembangan sistem informasi peramalan.

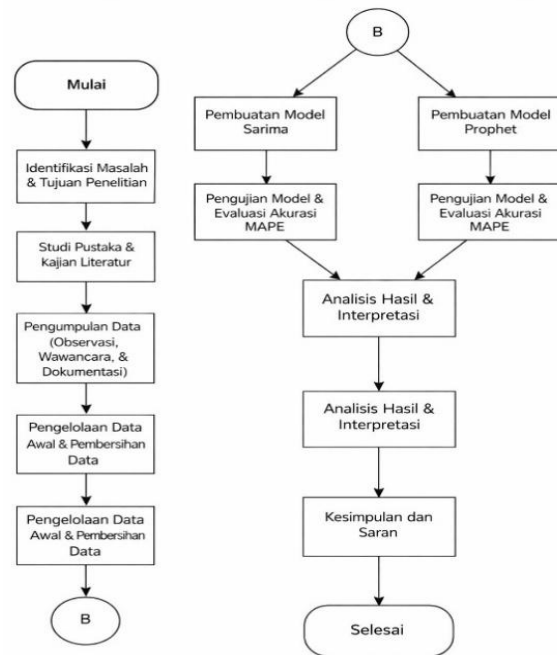
3.3. Teknik Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui observasi langsung di Bengkel Bubut & Las Ajaib untuk memahami alur produksi dan memvalidasi data administrasi secara *real-time*, serta wawancara terstruktur selama 30–60 menit dengan pemilik bengkel. Proses ini bertujuan untuk menggali informasi mengenai riwayat penggunaan produk dan faktor penyebab fluktuasi permintaan guna mendukung akurasi analisis peramalan.

3.4. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Bengkel Bubut & Las Ajaib, Bangkalan, Jawa Timur, yang dipilih secara *purposive* karena ketersediaan data historis yang konsisten serta kebutuhan mendesak akan sistem pengendalian stok. Penelitian berlangsung selama enam bulan, mulai dari Mei 2025 hingga Januari 2026, mencakup tahapan pengumpulan data, pemodelan SARIMA dan Prophet, evaluasi akurasi, hingga validasi akhir laporan.

3.5. Rancangan Penelitian



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Rancangan penelitian pada gambar 1 diawali dengan identifikasi masalah, studi pustaka, dan pengumpulan data melalui observasi serta dokumentasi. Data yang terkumpul kemudian melalui tahap praproses dan pembersihan untuk menjamin kualitas input. Selanjutnya, dilakukan pengembangan model peramalan menggunakan metode SARIMA dan Prophet secara paralel, yang hasilnya dievaluasi berdasarkan nilai MAPE untuk menentukan model terbaik. Tahap akhir meliputi analisis hasil, interpretasi data, serta penarikan kesimpulan dan saran untuk pengembangan sistem ke depan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan ini menjelaskan seluruh proses pembangunan sistem prediksi kebutuhan produk di Bengkel Bubut & Las Ajaib, mulai dari pengumpulan data historis hingga implementasi akhir ke dalam sistem berbasis *Web*. berikut langkah langkahnya:

- Pengumpulan dan pengambilan Data untuk memperoleh data historis penggunaan produk (pipa, plat, besi).
- Preprocessing* data untuk mengolah data awal dengan mengubahnya ke format *time series*.

- c. Uji stasioneritas untuk melakukan uji ADF dan *differencing* khusus untuk memenuhi syarat pemodelan SARIMA.
- d. Pemodelan (Prophet & SARIMA) untuk membangun model Prophet secara otomatis serta menentukan parameter SARIMA melalui analisis ACF dan PACF.
- e. Perbandingan Akurasi mengevaluasi hasil prediksi kedua model menggunakan metrik MAPE, MAE, dan RMSE.
- f. Implementasi *web* mengintegrasikan model prediksi ke dalam aplikasi berbasis Flask.

4.1. Analisis Data

Bagian ini menyajikan sampel data *time series* penggunaan bulanan untuk tiga jenis produk utama. Data yang bersumber dari catatan penjualan Bengkel Bubut & Las Ajaib periode 2023–2025 ini digunakan sebagai basis utama dalam proses pemodelan dan analisis prediksi.

4.2. Data Time Series Produk

Dataset terdiri dari sampel data *time series* penjualan bulanan pipa galvanis, kotak galvanis, plat besi dari periode 2023–2025.

4.3. Pengumpulan Data

Data yang telah dibersihkan dan diformat menjadi input model Prophet dan SARIMA, yang kemudian dievaluasi menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE. Hasil prediksi dalam bentuk tabel dan grafik ini mentransformasi sistem menjadi alat pendukung keputusan manajemen stok yang optimal.

4.4. Preprocessing Data

Data dari database diproses menggunakan Pandas dengan konversi *datetime*, pengurutan, serta standarisasi nama kolom ('ds' dan 'y'). Tahap ini juga mencakup penanganan data kosong, duplikat, dan agregasi bulanan untuk menjamin kualitas pola *time series* sebelum pemodelan Prophet dan SARIMA.

4.5. Uji Stasioner dan Differencing

Sebelum masuk ke tahap pemodelan SARIMA, data penjualan yang telah melewati *preprocessing* wajib diuji tingkat kestasionerannya menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) gambar 2 adalah kode untuk uji ADF :

```
result = adfuller(df_produk['produk'])

print("ADF Statistic:", result[0])
print("p-value:", result[1])
print("Critical Values:")
for key, value in result[4].items():
    print(f"    {key}: {value}")
```

Gambar 2 Kode Cek ADF

Uji ini dilakukan untuk memastikan bahwa data tidak memiliki tren atau varians yang berubah terhadap waktu, karena model SARIMA hanya bekerja optimal

pada data yang bersifat stasioner. Jika hasil uji menunjukkan data belum stasioner ($p\text{-value} > 0,05$), maka dilakukan proses *differencing* atau pengurangan nilai data antar periode hingga kriteria stasioner terpenuhi agar prediksi yang dihasilkan lebih akurat gambar 3 adalah potongan kode yang digunakan untuk melakukan *differencing*:

```
df['jml diff'] = df['jml'].diff()
```

Gambar 3. Kode Differencing

Berikut adalah ringkasan hasil uji stasioneritas (ADF) untuk ketiga produk

4.6. Uji Stasioner Produk Pipa Galvanis

```
ADF Statistic: -3.470896790376061
p-value: 0.008766751124149867
Critical Values:
1%: -3.639224104416853
5%: -2.9512301791166293
10%: -2.614446989619377
```

Gambar 4. Uji Stasioner Pipa Galvanis

Pada gambar 4 produk pipa galvanis data dinyatakan stasioner secara langsung tanpa perlu transformasi. Hal ini dibuktikan dengan nilai $p\text{-value}$ sebesar 0,0088 ($< 0,05$) dan ADF Statistic (-3,4708) yang lebih negatif dari nilai kritis 5%. Karakteristik statistik data yang stabil memungkinkan data ini langsung masuk ke tahap pemodelan.

4.7. Uji Stasioner Produk Kotak Galvanis

```
ADF Statistic: -1.760466498284581
p-value: 0.4002579784844788
Critical Values:
1%: -3.661428725118324
5%: -2.960525341210433
10%: -2.6193188033298647
```

Gambar 5. Uji Stasioner Kotak Galvanis

Pada gambar 5 produk kotak galvanis data awal dinyatakan tidak stasioner karena $p\text{-value}$ (0,4002) melebihi ambang batas.

```
ADF Statistic: -5.037197133051145
p-value: 1.872322103709116e-05
Critical Values:
1%: -3.661428725118324
5%: -2.960525341210433
10%: -2.6193188033298647
```

Gambar 6. Uji Stasioner Kotak Galvanis Setelah di Differencing

Namun, setelah dilakukan proses *first difference* ($d=1$), data menjadi sangat stasioner dengan $p\text{-value}$ turun drastis menjadi 0,0000187 dan ADF Statistic mencapai -5,0372, sehingga siap digunakan untuk model

4.8. Uji Stasioner Produk Kotak Galvanis

ADF Statistic: -5.223107907770925
 p-value: 7.885603502491289e-06
 Critical Values:
 1%: -3.639224104416853
 5%: -2.9512301791166293
 10%: -2.614446989619377

Gambar 7. Uji Stasioner Plat Besi

Pada gambar 7 produk plat besi data menunjukkan tingkat stasioneritas yang sangat kuat sejak awal. Nilai *p-value* yang sangat kecil ($7,88\text{e-}06$) dan ADF Statistic sebesar -5,2231 jauh di bawah nilai kritis 1%, memberikan fondasi solid untuk analisis peramalan tanpa perlu transformasi tambahan.

4.9. Pemodelan SARIMA

Setelah data dinyatakan stasioner, langkah selanjutnya adalah identifikasi parameter model SARIMA menggunakan grafik ACF (Autocorrelation Function) dan PACF (Partial Autocorrelation Function). Grafik ACF digunakan untuk menentukan nilai *q* (moving average), sedangkan PACF digunakan untuk menentukan nilai *p* (autoregressive). Penentuan parameter dilakukan dengan mengamati pola pemotongan (cut-off) atau penurunan bertahap pada kedua grafik tersebut. Gambar 8 adalah kode cek ACF dan PACF.

```
lags_value = 12
fig, ax = plt.subplots(2, 1,
    figsize=(12, 8))
plot_acf(df_diff, lags=lags_value,
    ax=ax[0])
ax[0].set_title("ACF Setelah
    Differencing")
plot_pacf(df_diff, lags=lags_value,
    ax=ax[1])
ax[1].set_title("PACF Setelah
    Differencing")
```

Gambar 8. Kode Cek ACF Dan PACF

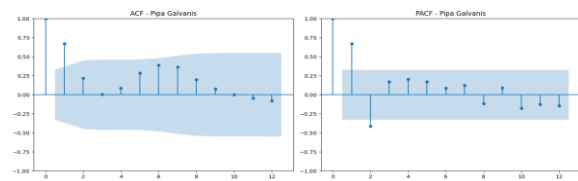
Selanjutnya, berbagai kombinasi parameter diuji menggunakan modul SARIMAX pada Python untuk menemukan model yang paling optimal. Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai AIC (Akaike Information Criterion), di mana konfigurasi dengan nilai AIC terendah dipilih karena dianggap paling mampu menjelaskan pola data dengan efisiensi parameter yang tinggi. Gambar 9 adalah kode cek nilai AIC.

```
model_train = SARIMAX(
    df_train['jml'],
    order=(x,x,x),
    seasonal_order=(x,x,x,12),
    enforce_stationarity=False,
    enforce_invertibility=False
)

results_train =
    model_train.fit(dispatch=False)
```

Gambar 9. Kode Cek Nilai AIC

4.10. Pemodelan SARIMA Produk Pipa Galvanis



Gambar 10. Grafik ACF Dan PACF Pipa Galvanis

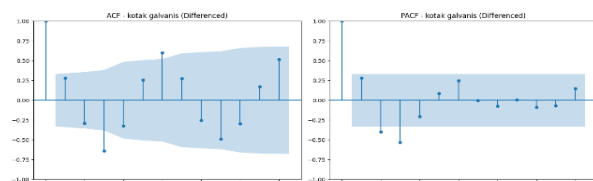
Analisis ACF dan PACF pada data pipa galvanis menetapkan parameter $p=2$ (AR) karena spike pada lag 1-2 PACF, dan $q=1$ (MA) karena spike pada lag 1 ACF. Tanpa adanya *spike* pada lag 12, data tidak memiliki pola musiman sehingga $P=0$ dan $Q=0$.

Tabel 1. Hasil Model AIC Terkecil Pipa Galvanis

Model SARIMA Pipa Galvanis	AIC
(2,0,1)(0,0,0)[12]	68.443
(2,0,0)(0,0,0)[12]	66.464
(2,0,0)(1,0,0)[12]	68.196

Model SARIMA yang diuji pada data Pipa Galvanis, model SARIMA (2,0,0)(0,0,0)[12] menghasilkan nilai Akaike Information Criterion (AIC) terendah

4.11. Pemodelan SARIMA Produk Kotak Galvanis



Gambar 11. Grafik ACF Dan PACF Kotak Galvanis

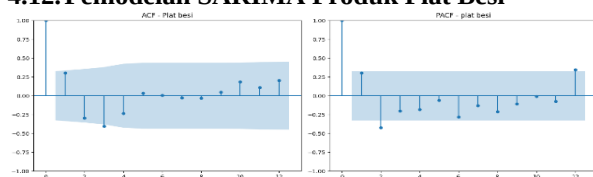
Analisis ACF/PACF kotak galvanis setelah differencing ($d=1$) menunjukkan $p=1$, $q=0$, serta $P=0$ dan $Q=0$ karena hanya terdapat *spike* signifikan pada lag 1 PACF. Model terbaik yang teridentifikasi adalah ARIMA(1,1,0) tanpa pola musiman.

Tabel 2. Hasil Model AIC Terkecil Kotak Galvanis

Model SARIMA Kotak Galvanis	AIC
(2,1,2)(1,0,0)[12]	45.707
(2,1,2)(1,0,1)[12]	47.274
(2,1,3)(1,0,0)[12]	47.413

Model SARIMA (2,1,2)(1,0,0)[12] memiliki nilai AIC paling rendah yaitu 45.707

4.12. Pemodelan SARIMA Produk Plat Besi



Gambar 12. Grafik ACF Dan PACF Plat Besi

Analisis ACF dan PACF plat besi menunjukkan $p=1$ (AR) karena spike dominan pada lag 1 PACF, serta $q=0$ (MA) karena spike rendah pada ACF. Meskipun terdapat fluktuasi kecil pada lag 12, pola musiman dianggap tidak konsisten sehingga $P=0$ dan $Q=0$, membentuk model ARIMA(1,d,0).

Tabel 3. Hasil Model AIC Terkecil Plat Besi

Model SARIMA Plat Besi	AIC
(0,0,1)(0,1,0)[12]	50.616
(0,0,1)(1,1,0)[12]	52.616
(0,0,1)(0,1,1)[12]	52.616

model SARIMA (0,0,1)(0,1,0)[12] menunjukkan nilai AIC yang paling rendah

4.13. Pemodelan PROPHET

Model Prophet digunakan untuk menangani tren linear dan pola musiman non-linear pada data penjualan. Dalam penelitian ini, model dikonfigurasi dengan mode musiman adiktif (*additive seasonality*) dan penambahan komponen musiman bulanan khusus (periode 12, *fourier order 5*) untuk menangkap pola tahunan secara lebih akurat. Sebelum pelatihan, data wajib diformat ke dalam standar Prophet, yaitu kolom 'ds' untuk penanda waktu dan 'y' untuk nilai prediksi.

```
model = Prophet()
model.add_seasonality(name='monthly',
period=12, fourier_order=5)
model.fit(df_prophet)
```

Gambar 13. Kode Pemodelan Prophet

4.14. Implementasi Sistem

Tahap ini menyajikan tampilan hasil akhir sistem informasi Bengkel Bubut & Las Ajaib berbasis Flask

4.15. Halaman Dashboard



Gambar 14. Tampilan Halaman Dashboard

4.16. Halaman Penjualan

Nomor	Tanggal	Nama Barang	Jumlah Terjual	Aksi
1	2026-07-01	Besi Galvanis	15	[icon]
2	2026-07-01	Pipa Galvanis	5	[icon]
3	2026-08-01	Plat Besi	4	[icon]
4	2026-08-01	Besi Galvanis	6	[icon]
5	2026-09-01	Pipa Galvanis	7	[icon]
6	2026-09-01	Plat Besi	5	[icon]
7	2026-09-01	Besi Galvanis	11	[icon]
8	2026-09-01	Pipa Galvanis	11	[icon]
9	2026-10-01	Plat Besi	0	[icon]
10	2026-10-01	Besi Galvanis	12	[icon]

Gambar 15. Tampilan Halaman Penjualan

4.17. Halaman Prediksi



Gambar 16. Tampilan Halaman Prediksi

4.18. Hasil Pengujian Evaluasi Dan Hasil

Setelah model di evaluasi menggunakan data *test* selama 12 bulan, lalu di prediksi hasilnya selama 12 bulan ke depan berikut hasil yang didapat

Tabel 4. Hasil Perbandingan SARIMA Dan PROPHET Pipa Galvanis

Metrik	SARIMA	PROPHET	Mana Yang Lebih Baik
MAPE	22.14%	12.04%	Gunakan Prophet karena MAPE-nya lebih rendah (12.04% < 22.14%).
MAE	2.34	1.01	
RMSE	2.09	1.34	

Evaluasi pipa galvanis pada tabel 5 menunjukkan Prophet lebih akurat dibandingkan SARIMA, dengan nilai kesalahan lebih rendah pada seluruh metrik MAPE 12,04%, MAE 1,01, dan RMSE 1,34.

Tabel 5. Hasil Prediksi 12 Bulan Kedepan Pipa Galvanis

Bulan	Prophet
2026-01-01	11.934290864849986
2026-02-01	10.83914091723652
2026-03-01	9.935427930752729
2026-04-01	10.558986159613193
2026-05-01	11.99063770338796
2026-06-01	11.971721459658124
2026-07-01	11.368146281463199
2026-08-01	11.329616981692777

Bulan	Prophet
2026-09-01	10.92672638122243
2026-10-01	11.002030279760307
2026-11-01	11.637699357301166
2026-12-01	12.42784232628113

Pada tabel 6 menunjukkan hasil prediksi 12 bulan produk pipa galvanis

Tabel 6 Hasil Perbandingan SARIMA Dan PROPHET Kotak Galvanis

Metrik	SARIMA	PROPHET	Mana Yang Lebih Baik
MAPE	17.46%	46.40%	Gunakan SARIMA karena MAPE-nya lebih rendah (15.91% < 46.40%).
MAE	0.88	2.44	
RMSE	1.03	2.62	

Evaluasi kotak galvanis pada tabel 7 menunjukkan SARIMA jauh lebih akurat dibandingkan Prophet, dengan nilai kesalahan lebih rendah pada seluruh metrik: MAPE 17,46%, MAE 0,88, dan RMSE 1,03.

Tabel 7. Hasil Prediksi 12 Bulan Kedepan Kotak Galvanis

Bulan	SARIMA
2026-01-01	6.686619674267935
2026-02-01	5.938614909419858
2026-03-01	5.222618756365769
2026-04-01	4.510385836540202
2026-05-01	3.782143054069441
2026-06-01	4.512690346283208
2026-07-01	5.238406595930918
2026-08-01	4.494564942331268
2026-09-01	3.7586308132099986
2026-10-01	3.0262704104862275
2026-11-01	3.767496568153323
2026-12-01	4.505133500044078

Pada tabel 8 menunjukkan hasil prediksi 12 bulan kedepan produk kotak galvanis.

Tabel 8. Hasil Perbandingan SARIMA Dan PROPHET Plat Besi

Metrik	SARIMA	PROPHET	Mana Yang Lebih Baik
MAPE	15.91%	20.49%	Gunakan SARIMA karena MAPE-nya lebih rendah (15.91% < 20.49 %).
MAE	1.01	1.47	
RMSE	1.58	1.94	

Evaluasi plat besi pada tabel 9 menunjukkan SARIMA lebih akurat dan stabil dibandingkan Prophet, dengan nilai kesalahan lebih rendah pada seluruh metrik: MAPE 15,91%, MAE 1,01, dan RMSE 1,58.

Tabel 9. Hasil Prediksi 12 Bulan Kedepan Plat Besi

Bulan	SARIMA
2026-01-01	9.142489336292215
2026-02-01	6
2026-03-01	4.999999999999999
2026-04-01	9
2026-05-01	12
2026-06-01	8
2026-07-01	7
2026-08-01	6
2026-09-01	5
2026-10-01	7
2026-11-01	6
2026-12-01	8

tabel 10 menunjukkan hasil prediksi 12 bulan kedepan produk plat besi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa metode Prophet dan SARIMA efektif untuk memprediksi stok produk, di mana pemilihan model terbaik sangat bergantung pada karakteristik data produk, seperti produk Pipa Galvanis yang lebih akurat menggunakan Prophet (MAPE 12,04%), sementara Kotak Galvanis dan Plat Besi lebih unggul menggunakan SARIMA (masing-masing MAPE 17,46% dan 15,91%). Sistem informasi berbasis web yang dibangun telah berhasil mengintegrasikan kedua metode tersebut untuk membantu Bengkel Bubut & Las Ajaib dalam pengambilan keputusan pengelolaan stok yang lebih efektif dan berbasis data. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan agar penelitian menggunakan periode data yang lebih panjang serta menambahkan variabel pendukung seperti jadwal produksi atau permintaan pelanggan guna meningkatkan akurasi hasil peramalan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. A. Kusumawati, A. Arizqi, and D. Permatasari, "Pengembangan Usaha Ekonomi Produktif dan Manajemen Usaha pada Kelompok Dasawisma Kelurahan Krobokan Semarang," *Yumary J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 3, no. 1, pp. 23–31, 2022, doi: 10.35912/yumary.v3i1.1384.
- [2] N. L. Rachmawati and M. Lentari, "Penerapan Metode Min-Max untuk Minimasi Stockout dan Overstock Persediaan Bahan Baku," *J. INTECH Tek. Ind. Univ. Serang Raya*, vol. 8, no. 2, pp. 143–148, 2022, doi: 10.30656/intech.v8i2.4735.
- [3] S. Kwarteng and P. Andreevich, "Comparative Analysis of ARIMA, SARIMA and Prophet Model in Forecasting," *Res. Dev.*, vol. 5, no. 4, pp. 110–120, 2024, doi: 10.11648/j.rd.20240504.13.
- [4] M. Cintani, Y. A. Nizar, Y. Angraini, K. A. Notodiputro, and L. N. A. Mualifah, "Evaluation of the SARIMA and Prophet Models in Forecasting Ship Passenger Numbers at Balikpapan Port," *Jambura J. Math.*, vol. 7, no.

- 2, pp. 120–128, 2025, doi: 10.37905/jjom.v7i2.31606.
- [5] E. Pazira, Zulhan Widya Baskara, and Q. Aini, “Perbandingan Peramalan Jumlah Produksi Air Bersih PT. Air Minum Giri Menang dengan Metode Double Exponential Smoothing dari Holt dan Brown menggunakan Optimasi Algoritma Kuadrat,” *Indones. J. Appl. Stat. Data Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 37–47, 2024, doi: 10.29303/ijasds.v1i1.5793.
- [6] M. Rizki, D. Priyanto, G. H. Martono, N. Sulistianingsih, and M. Syahrir, “Perbandingan Algoritma Sarima dan Prophet Untuk Peramalan Trend Penjualan Voucher Game Online,” *J. Minfo Polgan*, vol. 14, no. 2, pp. 1587–1598, 2025, doi: 10.33395/jmp.v14i2.15083.
- [7] M. I. Rizki and T. A. Taqiyyuddin, “Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia,” *J. Sains Mat. dan Stat.*, vol. 7, no. 2, pp. 62–72, 2021, doi: 10.24014/jsms.v7i2.13168.
- [8] M. Hisyam, S. R. Sumardi, T. L. J. Kainama, and K. Haryati, “Prediksi Suhu Permukaan Laut di Perairan Kota Jayapura Tahun 2021-2025 Menggunakan Model SARIMA,” *ACROPORA J. Ilmu Kelaut. dan Perikan. Papua*, vol. 8, no. 1, pp. 37–43, 2025, doi: 10.31957/acr.v8i1.4605.
- [9] M. M. Gazali and H. Setiawan, “Penerapan Model ARIMA untuk Meramalkan Harga Pembukaan Harian Saham PT. Bank Central Asia Tbk,” *Digit. Transform. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 278–289, 2025, doi: 10.47709/digitech.v5i1.6129.
- [10] S. Shapiro and B. Panvelwala, “Prophet as a Reproducible Forecasting Framework: A Methodological Guide for Business and Financial Analytics,” pp. 1–67, 2026, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2601.05929>