

Madani: Jurnal Ilmiah Multidisiplin
Volume 4, Nomor 1, 2026, P. 433-446
E-ISSN: 2986-6340
Licensed by CC BY-SA 4.0
DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18358038>

Implementasi Algoritma Machine Learning untuk Forecasting Demand Pada Usaha Kerupuk Sehat Krusawi

Implementation of Machine Learning Algorithms for Demand Forecasting in the Krusawi Healthy Crackers Business

Neti Septi Wijaya¹, Syahrul Usman², Imran Iskandar³, Watty Rimalia⁴, Rahmat Fuady Syam⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Pancasakti Makassar

Email: netiseptiw@gmail.com, syahrul.usman@unpacti.ac.id, indankji98@gmail.com, rimalia78@gmail.com, rahmat@unpacti.ac.id

Abstrak

Perkembangan teknologi informasi mendorong pelaku usaha untuk memanfaatkan analisis data dalam meningkatkan efisiensi dan daya saing, salah satunya melalui peramalan permintaan (demand forecasting). Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma machine learning dalam meramalkan permintaan produk pada usaha Kerupuk Sehat Krusawi. Metode yang digunakan adalah Prophet, yang dipilih karena kemampuannya dalam menangani data deret waktu dengan pola tren nonlinier dan musiman. Data yang digunakan berupa data historis penjualan harian periode April hingga Juli 2024, yang kemudian diagregasi menjadi data mingguan. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan (agregasi data, penanganan nilai hilang, dan transformasi Box-Cox), perancangan model Prophet dengan pertumbuhan logistik serta musiman kustom bi-monthly, pelatihan model, dan evaluasi kinerja. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Prophet mampu memberikan performa peramalan yang sangat baik dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 6,57% atau tingkat akurasi sebesar 93,43%. Model ini berhasil menangkap pola tren dan musiman penjualan produk Krusawi secara efektif. Dengan demikian, penerapan algoritma machine learning menggunakan metode Prophet terbukti dapat menjadi solusi yang andal dalam mendukung perencanaan produksi dan pengelolaan persediaan pada usaha kerupuk sehat Krusawi, serta berpotensi meningkatkan efisiensi operasional dan pengambilan keputusan bisnis.

Kata kunci: Machine Learning, Demand Forecasting, Prophet, Time Series, Penjualan

Abstract

The rapid development of information technology has encouraged business actors to utilize data analysis to improve efficiency and competitiveness, one of which is through demand forecasting. This study aims to implement machine learning algorithms to forecast product demand in the Krusawi Healthy Crackers business. The method employed is Prophet, which was selected due to its capability to handle time series data with nonlinear trends and seasonal patterns. The data used consist of historical daily sales data from April to July 2024, which were subsequently aggregated into weekly data. The research stages include data collection, data preprocessing (data aggregation, handling missing values, and Box-Cox transformation), Prophet model design with logistic growth and custom bi-monthly seasonality, model training, and performance evaluation. The results indicate that the Prophet model provides excellent forecasting performance, achieving a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 6.57% or an accuracy level of 93.43%. The model successfully captures trend and seasonal patterns in Krusawi product sales. Therefore, the implementation of machine learning algorithms using the Prophet method proves to be a reliable solution for supporting production planning and inventory management in the Krusawi healthy crackers business, and has the potential to improve operational efficiency and business decision-making.

Keywords: Machine Learning, Demand Forecasting, Prophet, Time Series, Sales

Article Info

Received date: 10 Januari 2026

Revised date: 15 Januari 2026

Accepted date: 21 Januari 2026

PENDAHULUAN

Di tengah perkembangan teknologi informasi yang pesat, banyak sektor industri mulai mengadopsi metode analisis data untuk meningkatkan efisiensi dan daya saing. Salah satu pendekatan yang semakin populer adalah penggunaan algoritma machine learning untuk melakukan forecasting,

yang memungkinkan pelaku usaha untuk memprediksi permintaan produk dengan lebih akurat. Menurut studi oleh (Donneli, 2024), penggunaan algoritma machine learning dalam forecasting demand dapat meningkatkan akurasi prediksi hingga 30% dibandingkan metode tradisional. Dalam industri makanan, terutama pada produk yang berkaitan dengan kesehatan, pemahaman tentang pola permintaan menjadi sangat penting. Dengan meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap kesehatan, kebutuhan akan produk makanan sehat terus mengalami peningkatan. Oleh karena itu, penting bagi pelaku usaha untuk memanfaatkan data historis penjualan serta faktor-faktor eksternal yang mempengaruhi permintaan, seperti tren pasar, musiman, dan perilaku konsumen. Implementasi algoritma machine learning dalam forecasting dapat membantu dalam pengelolaan stok yang lebih baik, mengurangi risiko kekurangan atau kelebihan produk, serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat. Dengan demikian, penerapan teknologi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi positif terhadap keberlanjutan dan pertumbuhan usaha dalam menghadapi persaingan yang semakin ketat.

Implementasi algoritma machine learning untuk forecasting demand dalam usaha kerupuk sehat Krusawi menjadi semakin relevan di tengah pertumbuhan industri makanan sehat di Indonesia. Usaha ini menghadapi tantangan dalam menyeimbangkan produksi dengan permintaan pasar yang fluktuatif, terutama karena tren kesehatan dan kebugaran yang mendorong konsumen untuk mencari alternatif camilan yang lebih sehat. Dalam konteks ini, kemampuan untuk memprediksi permintaan dengan akurasi tinggi sangat penting guna memastikan ketersediaan produk yang tepat di pasaran, menghindari kelebihan produksi, dan meminimalkan pemborosan. Algoritma machine learning menawarkan solusi dengan mengolah data historis dan tren pasar untuk menghasilkan prediksi permintaan yang lebih tepat.

Penerapan machine learning dalam forecasting demand melibatkan penggunaan berbagai teknik analitik seperti regresi linier, pohon keputusan, dan jaringan saraf tiruan yang mampu mengenali pola kompleks dalam data. Dengan menganalisis faktor-faktor seperti pola pembelian musiman, perilaku konsumen, dan data penjualan sebelumnya, algoritma ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai kebutuhan pasar. Bagi Krusawi, kemampuan untuk mengantisipasi perubahan permintaan ini memungkinkan perencanaan produksi yang lebih efisien dan pengelolaan inventaris yang lebih baik, sehingga mengurangi risiko kelebihan atau kekurangan stok.

Namun, implementasi machine learning dalam usaha kecil menengah seperti Krusawi juga menghadapi tantangan, termasuk keterbatasan sumber daya dan infrastruktur teknologi. Pengumpulan data yang akurat dan konsisten menjadi krusial untuk keberhasilan penerapan algoritma ini. Selain itu, diperlukan investasi dalam pelatihan sumber daya manusia dan pengembangan sistem teknologi informasi yang memadai untuk mendukung analisis data yang canggih. Dengan mengatasi tantangan-tantangan ini, Krusawi dapat membuka peluang untuk meningkatkan efisiensi operasi dan memperkuat posisi kompetitifnya di pasar.

Secara keseluruhan, implementasi algoritma machine learning untuk forecasting demand pada usaha kerupuk sehat Krusawi merupakan langkah strategis menuju transformasi digital yang dapat menghasilkan keuntungan signifikan. Dengan memanfaatkan teknologi canggih ini, Krusawi tidak hanya dapat memenuhi permintaan konsumen dengan lebih baik, tetapi juga dapat mengidentifikasi peluang pasar baru dan merespons perubahan tren dengan lebih cepat. Hal ini tidak hanya meningkatkan kepuasan pelanggan, tetapi juga mendorong pertumbuhan bisnis yang berkelanjutan dan inovatif dalam industri makanan sehat yang terus berkembang.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian kuantitatif. Berikut adalah penjelasan lebih lanjut mengenai jenis penelitian ini:

1. Kuantitatif: Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif karena berfokus pada pengumpulan dan analisis data numerik untuk mengidentifikasi pola dan hubungan antara variabel. Dalam konteks ini, data historis penjualan kerupuk sehat akan dianalisis

menggunakan metode statistik dan algoritma machine learning untuk memprediksi permintaan.

2. Eksperimental: Penelitian ini juga bersifat eksperimental, di mana peneliti akan menguji berbagai algoritma machine learning untuk menentukan model yang paling efektif dalam memprediksi permintaan. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk melakukan perbandingan antara model yang berbeda dan memilih yang terbaik berdasarkan kinerja.
3. Deskriptif: Selain itu, penelitian ini memiliki elemen deskriptif, karena bertujuan untuk menggambarkan pola permintaan kerupuk sehat berdasarkan data yang dikumpulkan. Penelitian ini akan memberikan wawasan tentang faktor-faktor yang mempengaruhi permintaan dan bagaimana variabel-variabel tersebut berinteraksi.
4. Analisis Data: Dengan menggunakan teknik analisis data yang canggih, penelitian ini akan menghasilkan informasi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan strategis dalam perencanaan produksi dan pemasaran kerupuk sehat.

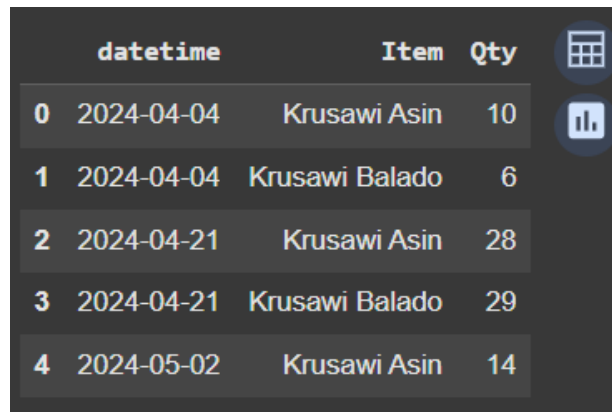
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan Langkah awal dan salah satu hal paling dasar dalam proses data peramalan. Dalam hal ini penjualan produk Krusawi dataset yang digunakan dari periode dari April 2024 hingga Juli 2024 dengan skala harian. Setiap entri data mencatat datetime (tanggal transaksi) dan Qty (kuantitas penjualan produk Krusawi). Total data yang terkumpul adalah 45 data, Kualitas data telah diverifikasi untuk memastikan kelengkapan dan konsistensi sebelum tahap pra-pemrosesan.

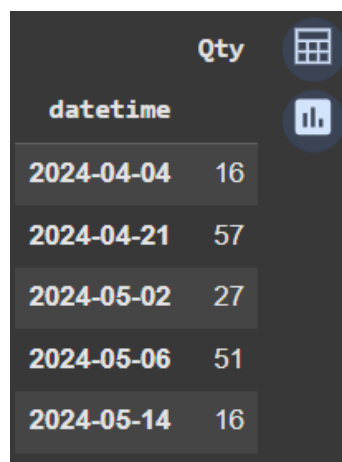
	datetime	Item	Qty	Invoice Number
0	2024-04-04	Krusawi Balado	6	INV/2024/0045
1	2024-04-04	Krusawi Asin	10	INV/2024/0045
2	2024-04-21	Krusawi Balado	3	INV/2024/0046
3	2024-04-21	Krusawi Asin	2	INV/2024/0046
4	2024-04-21	Krusawi Balado	3	INV/2024/0047
5	2024-04-21	Krusawi Asin	1	INV/2024/0048
6	2024-04-21	Krusawi Balado	3	INV/2024/0049
7	2024-04-21	Krusawi Balado	19	INV/2024/0050
8	2024-04-21	Krusawi Asin	21	INV/2024/0050
9	2024-04-21	Krusawi Balado	1	INV/2024/0051
10	2024-04-21	Krusawi Asin	4	INV/2024/0051
11	2024-05-02	Krusawi Balado	13	INV/2024/0052
12	2024-05-02	Krusawi Asin	14	INV/2024/0052
13	2024-05-06	Krusawi Balado	3	INV/2024/0053
14	2024-05-06	Krusawi Asin	3	INV/2024/0053
15	2024-05-06	Krusawi Balado	24	INV/2024/0054
16	2024-05-06	Krusawi Asin	21	INV/2024/0054
17	2024-05-14	Krusawi Balado	7	INV/2024/0055
18	2024-05-14	Krusawi Asin	9	INV/2024/0055
19	2024-05-20	Krusawi Asin	2	INV/2024/0056
20	2024-05-20	Krusawi Balado	3	INV/2024/0057
21	2024-05-20	Krusawi Asin	6	INV/2024/0057
22	2024-05-20	Krusawi Balado	16	INV/2024/0058
23	2024-05-20	Krusawi Asin	13	INV/2024/0058
24	2024-06-05	Krusawi Balado	5	INV/2024/0059
25	2024-06-05	Krusawi Asin	7	INV/2024/0059
26	2024-06-05	Krusawi Balado	4	INV/2024/0060
27	2024-06-05	Krusawi Balado	15	INV/2024/0061
28	2024-06-05	Krusawi Asin	23	INV/2024/0061
29	2024-06-05	Krusawi Balado	6	INV/2024/0062
30	2024-06-05	Krusawi Asin	6	INV/2024/0062
31	2024-06-12	Krusawi Balado	23	INV/2024/0063
32	2024-06-12	Krusawi Asin	20	INV/2024/0063
33	2024-06-19	Krusawi Balado	3	INV/2024/0064
34	2024-06-19	Krusawi Asin	5	INV/2024/0064
35	2024-06-19	Krusawi Balado	16	INV/2024/0065
36	2024-06-19	Krusawi Asin	14	INV/2024/0065
37	2024-06-19	Krusawi Balado	12	INV/2024/0066
38	2024-06-19	Krusawi Asin	15	INV/2024/0066
39	2024-07-03	Krusawi Balado	11	INV/2024/0067
40	2024-07-03	Krusawi Asin	16	INV/2024/0067
41	2024-07-17	Krusawi Balado	4	INV/2024/0068
42	2024-07-17	Krusawi Asin	16	INV/2024/0068
43	2024-07-17	Krusawi Asin	2	INV/2024/0069
44	2024-07-23	Krusawi Balado	20	INV/2024/0070
45	2024-07-23	Krusawi Asin	19	INV/2024/0070

Gambar 1 Total Data Yang Terkumpul



	datetime	Item	Qty
0	2024-04-04	Krusawi Asin	10
1	2024-04-04	Krusawi Balado	6
2	2024-04-21	Krusawi Asin	28
3	2024-04-21	Krusawi Balado	29
4	2024-05-02	Krusawi Asin	14

Gambar 2 menunjukkan penjualan per item produk Krusawi, memberikan gambaran distribusi penjualan di antara berbagai varian produk



datetime	Qty
2024-04-04	16
2024-04-21	57
2024-05-02	27
2024-05-06	51
2024-05-14	16

Gambar 3 menggabungkan penjualan mingguan produk Krusawi selama periode historis pengumpulan data.

Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data merupakan pondasi penting untuk memastikan data siap dan optimalkan untuk pemodelan dengan time series. Langkah-langkah yang dilakukan adalah sebagai berikut:

Pengelompokkan data Harian ke Mingguan: Data transaksi harian datetime dan Qty di kelompokkan menjadi total penjualan mingguan. Pemilihan frekuensi mingguan didasarkan pada kebutuhan bisnis untuk peramalan jangka menengah dan untuk menangkap pola musiman mingguan atau pola yang terjadi dalam skala beberapa minggu.

- Proses ini mengubah data dari skala harian menjadi time series mingguan, dengan tanggal akhir minggu sebagai indeks.

datetime	Qty
2024-04-07	16.0
2024-04-14	36.5
2024-04-21	57.0
2024-04-28	42.0
2024-05-05	27.0
2024-05-12	51.0
2024-05-19	16.0
2024-05-26	40.0
2024-06-02	53.0
2024-06-09	66.0
2024-06-16	43.0
2024-06-23	65.0
2024-06-30	46.0
2024-07-07	27.0
2024-07-14	24.5
2024-07-21	22.0
2024-07-28	39.0

Gambar 4 menampilkan data awal dari total penjualan mingguan produk Krusawi selama periode historis pengumpulan data.

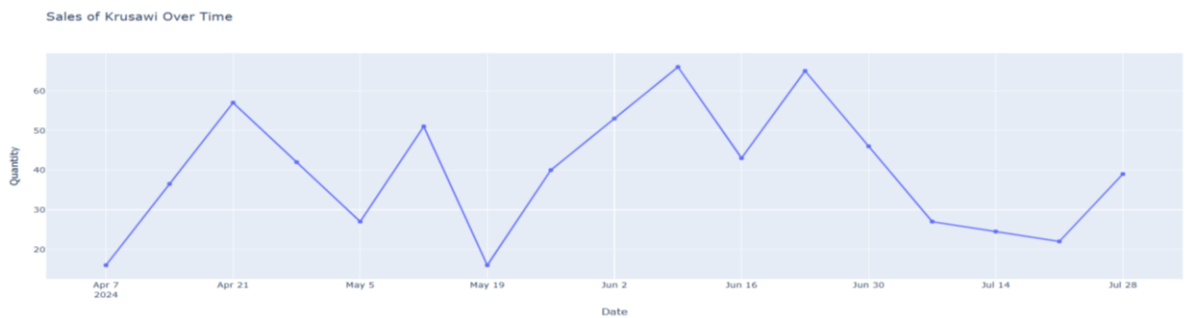
- b. Penanganan Nilai Hilang (Missing Values): Setelah pengelompokkan data mingguan, beberapa periode mungkin tidak memiliki catatan penjualan atau tercatat sebagai nol. Nilai-nilai ini dianggap sebagai nilai hilang yang perlu ditangani untuk menjaga konsistensi times serie. Metode interpolasi linear diterapkan untuk mengisi nilai-nilai yang hilang atau nol. Ini membantu memastikan time series yang mulus tanpa celah, yang krusial untuk algoritma peramalan time series.

datetime	Qty
2024-04-04	10
2024-04-21	28
2024-05-02	14
2024-05-06	24
2024-05-14	9

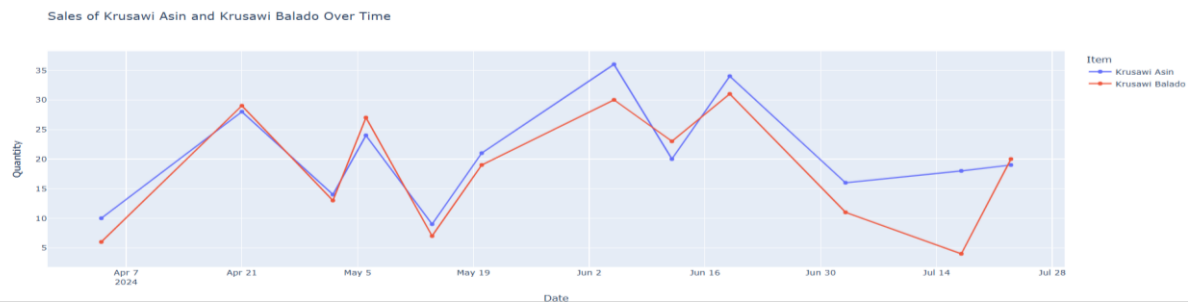
Gambar : Data penjualan Krusawi Asin

datetime	Qty
2024-04-04	6
2024-04-21	29
2024-05-02	13
2024-05-06	27
2024-05-14	7

Gambar : Data penjualan krusawi Balado



Gambar : Plot data penjualan mingguan untuk krusawi



Gambar : Plot data penjualan mingguan untuk krusawi Asin dan Balado

Gambar 5

- c. Transformasi Data Box-Cox: Untuk menstabilkan varian menyebabkan fluktuasi menjadi lebih seragam sepanjang time series dan membuat distribusi data penjualan lebih mendekati normal, Transformasi Box-Cox diterapkan pada kolom Qty (kuantitas penjualan).

Perancangan Metode

Pada tahap ini, metode yang digunakan adalah Prophet yang dirancang dan dikonfigurasi dengan parameter-parameter spesifik untuk mengoptimalkan kemampuannya dalam memprediksi pola penjualan Krusawi:

Pemilihan Model: Model Prophet dipilih karena kemampuannya dalam menangani data time series yang memiliki pola musiman kuat dan tren non-linear, serta kemudahan dalam mengintegrasikan perubahan kalender.

- a. Komponen Musiman Standar Dinonaktifkan:

1. `daily_seasonality = False` : Karena data sudah diagregasi mingguan, pola harian tidak relevan.

2. `weekly_seasonality = False` : Musiman mingguan standar dinonaktifkan untuk memberikan prioritas pada musiman kustom yang lebih spesifik.
3. `yearly_seasonality = False` : Musiman tahunan juga dinonaktifkan karena durasi data historis (sekitar 4 bulan) belum cukup panjang untuk mengidentifikasi pola tahunan yang signifikan.
- b. Mode Musiman Multiplikatif (`seasonality_mode = 'multiplicative'`) : Mode multiplikatif dipilih karena diasumsikan bahwa fluktuasi musiman dalam penjualan Krusawi akan meningkat seiring dengan peningkatan tren penjualan secara keseluruhan. Artinya, dampak musiman bukan merupakan nilai absolut yang konstan, melainkan proporsional terhadap nilai dasar penjualan.
- c. Model Pertumbuhan Logistik (`growth = 'logistic'`): Penjualan Krusawi diasumsikan memiliki batas atas (kapasitas pasar atau jenuh produk) dan batas bawah (penjualan minimum yang realistis). Oleh karena itu, model pertumbuhan logistik diterapkan.

```
[22] model_param = {
    "daily_seasonality": False,
    "weekly_seasonality": False,
    "yearly_seasonality": False,
    "seasonality_mode": "multiplicative",
    "growth": "logistic",
}
```

Gambar 6 Model parameter Prophet

1. Cap (kapasitas): Ditetapkan sebagai nilai maksimum dari data historis ditambah sedikit buffer (misalnya, `data["y"].max() + data["y"].std() * 0.05`). Ini merepresentasikan batas atas yang realistis untuk pertumbuhan penjualan.
2. Floor (minimum): Ditetapkan sebagai nilai minimum dari data historis dikurangi sedikit buffer (misalnya, `data["y"].min() - data["y"].std() * 0.05`), dengan memastikan nilai ini tidak kurang dari nol (`np.maximum(0, data['floor'])`) karena kuantitas penjualan tidak bisa negatif.
- d. Penambahan Musiman Kustom (`add_seasonality`): Untuk menangkap pola berulang yang mungkin tidak sesuai dengan musiman standar (harian, mingguan, tahunan), musiman kustom ditambahkan:
 1. `Ame = 'bi-monthly'`: Nama untuk identifikasi.
 2. `Period = 63`: Menunjukkan siklus berulang setiap 63 hari (sekitar 2 bulan). Ini dipilih berdasarkan observasi awal atau hipotesis tentang siklus penjualan produk Krusawi.
 3. `Fourier_order = 3`: Menentukan kompleksitas musiman kustom. Orde Fourier yang lebih tinggi memungkinkan model menangkap pola musiman yang lebih kompleks.
 4. `Mode = 'additive'`: Meskipun keseluruhan model menggunakan mode multiplikatif, musiman kustom ini dispesifikasikan sebagai aditif. Hal ini memungkinkan fleksibilitas dalam memodelkan komponen musiman yang mungkin tidak selalu proporsional dengan tren keseluruhan.

```

data= weekly_data_filled_interp[["datetime", "Qty"]]
data.columns=["ds", "y"]

model = Prophet(**model_param)
data['cap']= data["y"].max() + data["y"].std() * 0.05
data['floor']= data["y"].min() - data["y"].std() * 0.05

model.add_seasonality(name='bi-monthly', period=63, fourier_order=3, mode='additive')

model.fit(data)
future= model.make_future_dataframe(periods=30)
future['cap']= data['cap'].max()
future['floor']= data['floor'].min()
forecast= model.predict(future)

y_true = data['y']
y_pred = forecast['yhat']
mape = np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100
accuracy = 100 - mape
print(f"Model Accuracy: {accuracy}%")

```

Gambar 7 Model Training

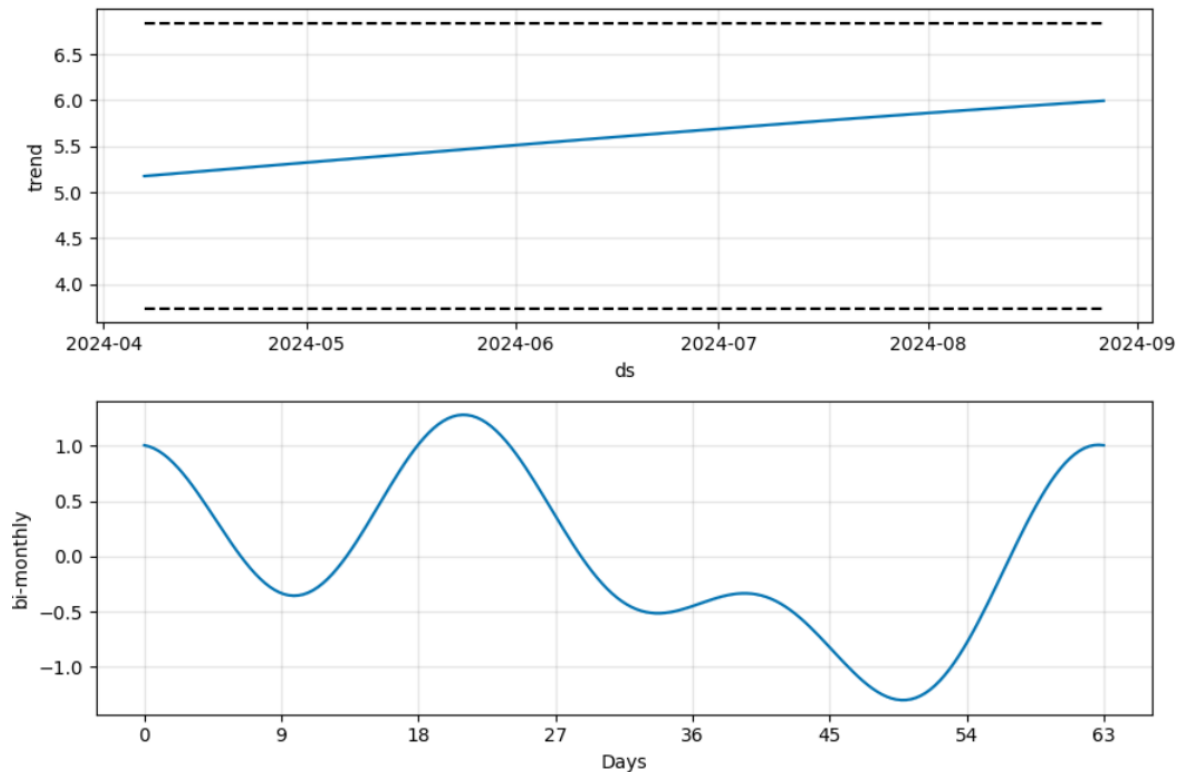
Pelatihan dan Pengujian Metode

Setelah data dipra-proses dan model dirancang, tahap selanjutnya adalah pelatihan model dan evaluasi kinerjanya.

- Pelatihan Model:** Model Prophet dilatih menggunakan data historis yang telah disiapkan (**data DataFrame yang berisi kolom ds, y yang sudah ditransformasi, cap, dan floor**). Proses `model.fit (data)` memungkinkan algoritma Prophet mempelajari pola tren, dan musiman.
- Pembuatan Future Data Frame:** Setelah model dilatih, sebuah Data Frame masa depan (**future**) dibuat menggunakan (**`model.make_future_dataframe(periods=30, freq='W')`**). Ini menghasilkan rentang tanggal untuk 30 minggu ke depan dari akhir data historis. Kolom **cap** dan **floor** dari data historis juga diterapkan ke **future DataFrame** untuk mempertahankan batasan pertumbuhan selama peramalan.
- Peramalan:** Fungsi **`model.predict(future)`** digunakan untuk menghasilkan peramalan penjualan untuk periode masa depan. Output dari fungsi ini **adalah DataFrame forecast yang berisi kolom ds (tanggal), yhat (prediksi), yhat_lower (batas bawah interval kepercayaan), dan yhat_upper (batas atas interval kepercayaan)**, semuanya dalam skala transformasi Box-Cox.
- Inverse Transformasi Hasil Peramalan:** Untuk membuat hasil peramalan mudah diinterpretasikan dalam konteks bisnis (unit penjualan asli), **kolom yhat, yhat_lower, dan yhat_upper dari DataFrame forecast diinvers-transformasi kembali menggunakan nilai λ yang diperoleh sebelumnya**. Selain itu, nilai-nilai tersebut dipastikan tidak negatif (**`np.maximum(0, ...)`**) karena kuantitas penjualan tidak dapat kurang dari nol.

- e. **Analisis Komponen Peramalan:** Model Prophet secara otomatis memisahkan deret waktu ke dalam komponen tren, musiman, dan. Analisis komponen ini memberikan wawasan tentang faktor-faktor yang mendorong perubahan penjualan.

Keterangan :

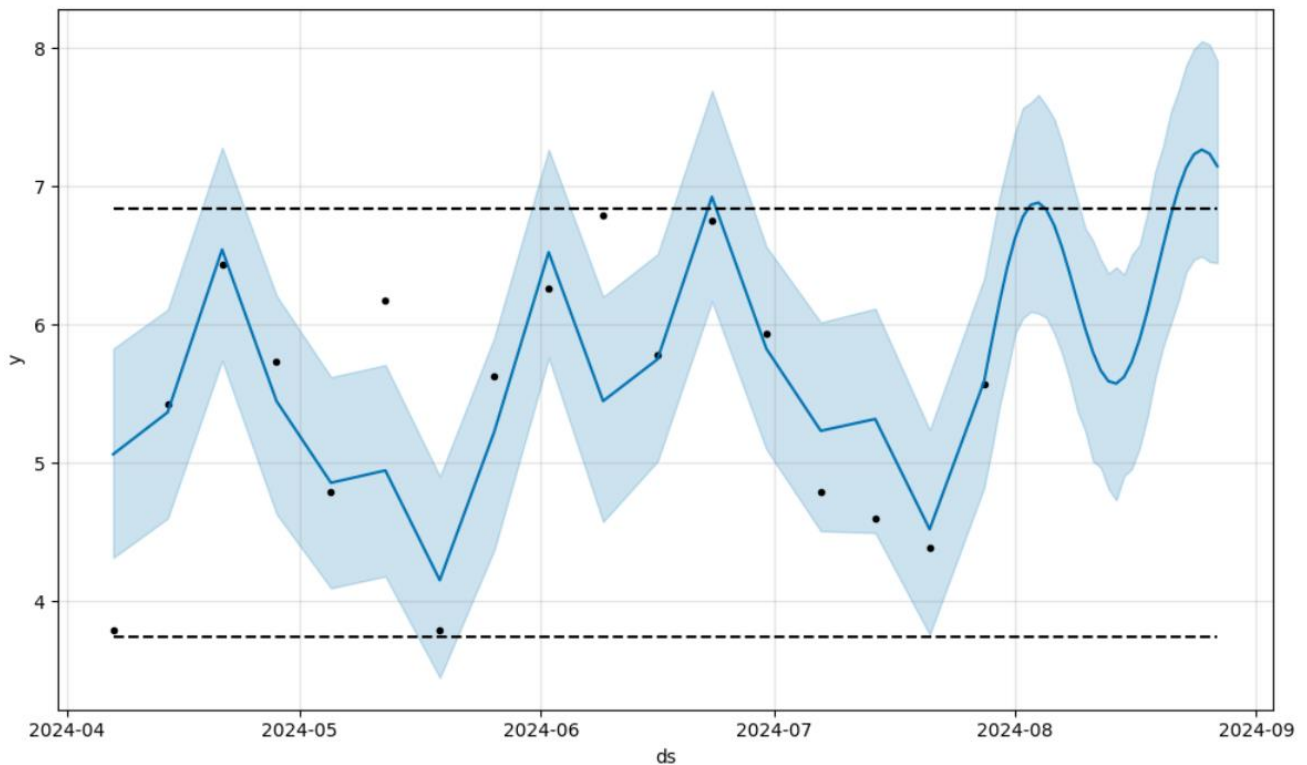


Gambar 8 Plot Komponen Peramalan

- Trend: Menunjukkan pergerakan umum penjualan Krusawi dari waktu ke waktu, mengabaikan fluktuasi musiman atau acak.
- Musiman (Bi-Monthly): Menggambarkan pola berulang dalam penjualan yang terjadi setiap 63 hari, menunjukkan bagaimana penjualan cenderung turun naik pada periode ini.
- Residu: Merepresentasikan variasi yang tidak dapat dijelaskan oleh model, idealnya menunjukkan pola acak.
- Pengujian Akurasi Model: Akurasi model dievaluasi menggunakan matrix Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE mengukur rata-rata absolut perbedaan antara nilai aktual dan peramalan sebagai persentase dari nilai aktual, sehingga memberikan ukuran kesalahan yang mudah dipahami.
- Perhitungan MAPE in-sample untuk model ini menghasilkan akurasi sebesar 93.43%, yang berarti tingkat kesalahan rata-rata hanya sekitar 6.57%. Akurasi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model Prophet yang telah dikonfigurasi dan dilatih memiliki kemampuan yang sangat baik dalam menangkap pola historis penjualan Krusawi dan memproyeksikan pergerakannya di masa depan dengan tingkat kepercayaan yang tinggi.

Hasil Peramalan dan Interpretasi Metode

Bagian ini menyajikan hasil peramalan akhir dalam skala asli dan interpretasi dari metode Prophet yang digunakan.



Gambar 9 menyajikan plot hasil peramalan penjualan Krusawi selama 30 minggu secara keseluruhan

Penjelasan : Dari Gambar diatas, terlihat pola spesifik penjualan mingguan di masa depan, termasuk di minggu ke 3 bulan April, minggu pertama dan minggu 3 bulan juni puncak penjualan mingguan. Informasi ini sangat berharga untuk perencanaan operasional jangka pendek, seperti penjadwalan produksi atau alokasi.

	Week	ds	yhat_inv	yhat_lower_inv	yhat_upper_inv
23	Week 18	2024-08-04 00:00:00	68.4918	48.9898	92.8631
30	Week 19	2024-08-11 00:00:00	43.2939	30.0607	61.2115
37	Week 20	2024-08-18 00:00:00	49.3081	34.9054	66.4135
44	Week 21	2024-08-25 00:00:00	79.7457	58.3972	107.344

Gambar 10 Menunjukkan tambahan data harian sebanyak 63 hari di rekap sebanyak 4 Bulan

Penjelasan :

bahwa model Prophet telah berhasil dilatih pada data penjualan Krusawi yang ditransformasi dan di tambahkan ke 4 bulan kedepan, hasil ini mampu memproyeksikan tren serta ketidakpastian di masa depan.



Gambar 11 Plot forecasting Distribusi total penjualan krusawi

	Week	ds	yhat_inv	yhat_lower_inv	yhat_upper_inv
0	Week 1	2024-04-07 00:00:00	30.7935	21.203	43.8096
1	Week 2	2024-04-14 00:00:00	35.5329	24.5286	49.5862
2	Week 3	2024-04-21 00:00:00	59.6072	42.1569	80.2307
3	Week 4	2024-04-28 00:00:00	36.8886	24.9057	51.7602
4	Week 5	2024-05-05 00:00:00	27.8609	18.8904	39.9341
5	Week 6	2024-05-12 00:00:00	29.0964	19.7601	41.5389
6	Week 7	2024-05-19 00:00:00	19.4664	13.1964	28.4937
7	Week 8	2024-05-26 00:00:00	33.2592	21.8353	45.3687
8	Week 9	2024-06-02 00:00:00	59.1284	42.4943	79.7648
9	Week 10	2024-06-09 00:00:00	36.8937	24.2228	51.5894
10	Week 11	2024-06-16 00:00:00	42.3182	30.0514	58.7732
11	Week 12	2024-06-23 00:00:00	69.6646	50.8594	93.9539
12	Week 13	2024-06-30 00:00:00	43.7863	31.3261	60.0954
13	Week 14	2024-07-07 00:00:00	33.3698	23.4033	47.6153
14	Week 15	2024-07-14 00:00:00	34.7345	23.2575	49.7286
15	Week 16	2024-07-21 00:00:00	23.556	15.7416	33.4694
16	Week 17	2024-07-28 00:00:00	39.3543	27.3794	54.5808
23	Week 18	2024-08-04 00:00:00	68.4918	48.9898	92.8631
30	Week 19	2024-08-11 00:00:00	43.2939	30.0607	61.2115
37	Week 20	2024-08-18 00:00:00	49.3081	34.9054	66.4135
44	Week 21	2024-08-25 00:00:00	79.7457	58.3972	107.344

Gambar 12 Tabel Tabulasi forecasting dai total secara keseluruhan

Penjelasan :

- Dominasi Penjualan:** Terdapat perbedaan signifikan dalam kontribusi penjualan antar produk tiap minggu. Beberapa penjualan dalam mingguan (minggu ke 3, Minggu ke 9, Minggu ke 12, Minggu Ke 18, Minggu Ke 21) menunjukkan volume penjualan yang jauh lebih tinggi dibandingkan produk lainnya.
- Penjualan Unggulan (Top Sales):** Minggu ke 12 dan Minggu Ke 21 terlihat sebagai unggulan atau top sales karena memiliki batang tertinggi, mengindikasikan bahwa mereka menyumbang porsi penjualan terbesar dari keseluruhan produk Krusawi.
- Produk dengan Penjualan Rendah:** Sebaliknya, Minggu ke 5, , Minggu ke 7, dan , Minggu ke 16 memiliki volume penjualan yang relatif lebih rendah. Ini menunjukkan bahwa produk-

produk ini mungkin kurang populer atau memiliki permintaan pasar yang lebih kecil dibandingkan dengan produk unggulan.

	Week	Forecasted Sales (yhat_inv)	Actual Sales (Qty)
0	Week 1	30.7935	16
1	Week 2	35.5329	36.5
2	Week 3	59.6072	57
3	Week 4	36.8886	42
4	Week 5	27.8609	27
5	Week 6	29.0964	51
6	Week 7	19.4664	16
7	Week 8	33.2592	40
8	Week 9	59.1284	53
9	Week 10	36.8937	66
10	Week 11	42.3182	43
11	Week 12	69.6646	65
12	Week 13	43.7863	46
13	Week 14	33.3698	27
14	Week 15	34.7345	24.5
15	Week 16	23.556	22
16	Week 17	39.3543	39
23	Week 18	68.4918	nan
30	Week 19	43.2939	nan
37	Week 20	49.3081	nan
44	Week 21	79.7457	nan

Gambar 13 tabel perbandingan antara penjualan

Penjelasan :

Gambar tersebut menunjukkan tabel perbandingan antara penjualan yang diprediksi (Forecasted Sales) dan penjualan aktual (Actual Sales) selama 21 minggu. Kolom pertama menunjukkan nomor minggu. Kolom kedua menampilkan penjualan yang diprediksi, dengan label "Forecasted Sales (yhat_inv)". Kolom ketiga menunjukkan penjualan aktual, dengan label "Actual Sales (Qty)". Terdapat perbedaan antara penjualan yang diprediksi dan penjualan aktual di setiap minggu, dengan beberapa minggu menunjukkan perbedaan yang signifikan. Perlu dicatat bahwa data penjualan aktual untuk empat minggu terakhir tidak tersedia (ditunjukkan sebagai "nan").

SIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan penjualan produk Krusawi menggunakan metode Prophet, yang melibatkan tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan, perancangan model, pelatihan, dan pengujian. Berdasarkan analisis komprehensif yang telah dilakukan, beberapa kesimpulan utama dapat ditarik:

- Karakteristik Data Penjualan:** Data penjualan produk Krusawi menunjukkan adanya tren dan pola musiman yang signifikan, terutama pada frekuensi mingguan. Penjualan juga bervariasi secara substansial antar jenis produk, dengan beberapa produk menjadi penyumbang utama volume penjualan.
- Efektivitas Pra-pemrosesan Data:** Tahap pra-pemrosesan, yang meliputi agregasi data harian ke mingguan, penanganan nilai hilang melalui interpolasi linear, dan transformasi Box-Cox untuk stabilisasi varians, terbukti efektif dalam mempersiapkan data untuk pemodelan deret waktu. Transformasi Box-Cox, khususnya, membantu model Prophet menangkap pola data dengan lebih baik.
- Model Prophet yang Optimal:** Model Prophet berhasil dikonfigurasi secara optimal dengan:

1. Penggunaan mode pertumbuhan logistik ($\text{growth}=\text{'logistic'}$) yang mengakomodasi batas kapasitas pasar dan penjualan minimum yang realistis.
2. Penambahan musiman kustom (bi-monthly dengan periode 63 hari) yang berhasil mengidentifikasi dan memodelkan pola berulang spesifik dalam penjualan Krusawi yang tidak tertangkap oleh musiman standar.
3. Mode musiman multiplikatif ($\text{seasonality_mode}=\text{'multiplicative'}$) yang sesuai dengan asumsi bahwa fluktuasi musiman meningkat seiring dengan tren penjualan.
- d. Akurasi Peramalan yang Tinggi: Model Prophet yang telah dilatih menunjukkan kinerja peramalan yang sangat baik dengan tingkat akurasi 93.43% (atau MAPE 6.57%). Akurasi ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang kuat untuk memprediksi kuantitas penjualan Krusawi dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah, sehingga hasil peramalan dapat diandalkan.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengimplementasikan model peramalan penjualan yang akurat menggunakan metode Prophet, memberikan wawasan berharga dan proyeksi yang dapat diandalkan untuk perencanaan strategis bisnis Krusawi.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan untuk pengembangan lebih lanjut, diberikan beberapa saran sebagai berikut:

- a. Implementasi Berkelanjutan dan Pembaruan Model:
 1. Disarankan agar model peramalan ini diimplementasikan secara rutin dalam operasional Krusawi. Model perlu dilatih ulang secara berkala (misalnya, setiap bulan atau setiap kuartal) dengan data penjualan terbaru untuk menjaga akurasi peramalan dan menangkap perubahan tren atau pola musiman yang mungkin terjadi seiring waktu.
 2. Pertimbangkan untuk mengotomatisasi proses pengumpulan data dan peramalan untuk efisiensi yang lebih tinggi.
- b. Integrasi dengan Sistem Perencanaan:

Hasil peramalan mingguan (terutama dalam skala asli dan interval kepercayaan) dapat diintegrasikan langsung ke dalam sistem manajemen inventaris, perencanaan produksi, dan sistem perencanaan keuangan Krusawi. Hal ini akan memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih tepat dan proaktif.
- c. Meskipun Prophet terbukti akurat, penelitian di masa depan dapat membandingkan kinerja Prophet dengan metode peramalan deret waktu lainnya (misalnya, ARIMA, SARIMA, Exponential Smoothing, atau model Machine Learning seperti LSTM) untuk mengidentifikasi model mana yang memberikan akurasi tertinggi atau paling sesuai untuk karakteristik data Krusawi.

REFERENSI

- Diana, H., & Raharjo, C. D. (2015). Sistem Pendukung Keputusan Untuk Forecasting Penjualan Di Toko Sumber Saudara. *Prosiding SNATIF*, 275–280.
- Donnelly, J., Daneshkhah, A., & Abolfathi, S. (2024). Forecasting global climate drivers using Gaussian processes and convolutional autoencoders. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 128(May 2023), 107536. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107536>
- Hasyddiqy, H., & Hasdiana, H. (2023). Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 2(2), 92–100. <https://doi.org/10.47709/dsi.v2i2.2022>
- Hibah, L., Safitri, I. M., Lestari, A., & Asytuti, R. (n.d.). *Marketing Research and Forecasting Demand: Strategies for Optimizing Sales*. 3(2), 418–425.

- Jannah, T. M., Latipah, L., & Muchayan, A. (2022). Decision Support System Forecasting Penjualan Menggunakan Metode Simple Moving Average (Studi Kasus : CV. Perkakas Indonesia). *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(2), 214–222. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i2.1434>
- Maysofa, L., Umam Syaliman, K., & Sapriadi. (2023). Implementasi Forecasting Pada Penjualan Inaura Hair Care Dengan Metode Single Exponential Smoothing. *Jurnal Testing Dan Implementasi Sistem Informasi*, 1(2), 82–91.
- Mulyani, S., Hayati, D., & Sari, A. N. (2021). Analisis Metode Peramalan (Forecasting) Penjualan Sepeda Motor Honda Dalam Menyusun Anggaran Penjualan Pada PT Trio Motor Martadinata Banjarmasin. *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis*, 14(1), 178–189.
- Puspita, N., Kanedi, I., & Beti, I. Y. (2023). Implementasi Forecasting Penjualan Obat Menggunakan Metode Straight Line Model Pada Apotek Ficus Bengkulu. *Jurnal Media Infotama*, 19(2), 384–390. <https://doi.org/10.37676/jmi.v19i2.4288>
- Rahmadhani, S. N., Logiandani, L., Ramadhan, R. Z., Sofia Amriza, R. N., & Fathoni, M. Y. (2022). Analisis Forecasting Penjualan Gula Merah di Jatilawang Menggunakan Metode Weighted Moving Average. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(3), 381–386. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i3.1433>.
- Syam, R. F. (2024). *Pengembangan Kompetensi Sdm Mitra Cv Sehat Kerupuk Melalui Pelatihan Machine Learning Dan Ilmu Komunikasi*. 4(2), 1–8.