



## MODEL REGRESI LINEAR UNTUK EFISIENSI STOK DAN PREDIKSI KEBUTUHAN BAWANG PUTIH KUPAS UMKM

Weri Sirait<sup>1</sup>, Nur Azizah<sup>2</sup>, Rahmat Hidayat<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Manufaktur Negeri Bangka Belitung

<sup>2</sup>Bisnis Digital, Politeknik Negeri Padang

Sungailiat, Bangka Belitung, Indonesia 33211

werisirait@polman-babel.ac.id, nurazizah@pnp.ac.id, rahmathidayat@polman-babel.ac.id

### Abstract

*The demand for peeled garlic at the Gilingan Bakso Barokah business tends to fluctuate and be difficult to predict. Inaccurate daily stock determination often leads to problems, especially when peeled garlic stock is excessive while demand is low. Peeled garlic will yellow, rot, and degrade in quality, while customers expect it to be fresh. To overcome this problem, this study aims to predict daily peeled garlic requirements using a simple linear regression model. The data used are daily sales records for peeled garlic from January to December 2024 at Gilingan Bakso Barokah. The linear regression model was built using time as the predictor variable to estimate daily sales trends. The results show that the model is capable of providing reasonably accurate estimates, with a Mean Squared Error (MSE) of 8.93 and a validation score of 9.03. The prediction model projects the peeled garlic requirement over the next 30 days at around 16 kg per day. These findings can help business owners manage peeled garlic stock more efficiently, minimize waste, and maintain customer satisfaction. This research provides an initial, stable, and reliable predictive model for the Gilingan Bakso Barokah business, while simultaneously demonstrating the effectiveness of simple linear regression for the daily management of fresh raw material stocks, with an accuracy level of MSE  $\approx 9$ .*

**Keywords:** Data Mining, Linear Regression, MSMEs, Peeled Garlic, Prediction

### Abstrak

Permintaan bawang putih kupas pada usaha Gilingan Bakso Barokah cenderung fluktuatif dan sulit diprediksi. Ketidakakuratan menentukan stok harian sering menimbulkan masalah, terutama ketika stok bawang putih kupas berlebih namun permintaan rendah. Bawang putih yang dikupas akan menguning, membusuk, menurunkan kualitas, sementara pelanggan mengharapkan bawang putih dalam kondisi segar. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan memprediksi kebutuhan harian bawang putih kupas menggunakan algoritma regresi sederhana. Data yang digunakan ialah catatan penjualan harian bawang putih kupas selama periode Januari hingga Desember 2024 di Gilingan Bakso Barokah. Model regresi linear dibangun dengan variabel waktu sebagai prediktor untuk mengestimasi tren penjualan harian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu memberikan estimasi yang cukup akurat dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 8,93 dan validasi sebesar 9,03. Model prediksi memproyeksikan kebutuhan bawang putih kupas 30 hari ke depan berada pada kisaran 16 kg per hari. Hasil penelitian dapat membantu pemilik usaha mengelola stok bawang putih kupas secara lebih efisien, meminimalkan pemborosan, dan menjaga kepuasan pelanggan. Penelitian ini memberikan model prediktif awal yang stabil dan terandalkan bagi usaha Gilingan Bakso Barokah, sekaligus menunjukkan efektivitas regresi linear sederhana untuk manajemen stok bahan baku segar harian dengan tingkat akurasi  $MSE \approx 9$ .

**Kata kunci:** Bawang Putih Kupas, Data Mining, Prediksi, Regresi Linear, UMKM

### 1. PENDAHULUAN

Usaha mikro kecil dan menengah (UMKM) terus menunjukkan peran strategis dalam pertumbuhan ekonomi nasional, khususnya di sektor pengolahan makanan. UMKM jasa penggilingan daging dan penyediaan bumbu bakso umum ditemui di masyarakat [1]. Gilingan Bakso

Barokah sebagai pelaku usaha di bidang ini, tidak hanya menawarkan layanan penggilingan, tetapi juga menjual bawang putih kupas sebagai bahan utama bumbu bakso. Dalam operasionalnya, pengusaha sering menghadapi tantangan dalam mengelola stok harian bawang putih kupas secara tepat. Permintaan bawang putih dari

pelanggan bersifat fluktuatif dan sulit diprediksi. Jika stok disiapkan terlalu sedikit, maka akan terjadi kekurangan dan risiko kehilangan pelanggan. Sebaliknya, jika stok terlalu banyak, bawang putih yang telah dikupas akan cepat menguning, mengering, atau membusuk, menyebabkan pemborosan dan menurunkan kualitas layanan. Mengingat pelanggan cenderung menginginkan bawang putih dalam kondisi segar, diperlukan metode prediktif untuk menentukan jumlah stok optimal setiap harinya. Pendekatan yang relevan untuk mengatasi permasalahan ini adalah melalui *data mining* dengan algoritma regresi linear sederhana. Metode ini efektif memodelkan hubungan antara data historis penjualan dan kebutuhan harian bahan baku [2]. Selain itu, Salsavira dan Yuliawati menyatakan bahwa regresi linear sederhana mampu memberikan prediksi yang cukup akurat pada pengelolaan stok UMKM kuliner berbasis data harian [3]. Pendekatan ini mampu meningkatkan akurasi prediksi dalam pengelolaan persediaan guna meminimalkan pemborosan bahan dan meningkatkan operasional [4]. Musfiah dan Simanjuntak menerapkan regresi linear untuk meramalkan volume produksi UMKM perikanan berdasarkan data historis penjualan [5]. Pada sektor pangan, Pradhana dkk. menggunakan *RapidMiner* dengan regresi linear untuk memperkirakan penjualan dan stok keripik, memungkinkan pengambilan keputusan persediaan lebih tepat [6]. Selain itu, sebuah aplikasi *forecasting* produk UMKM menunjukkan bahwa regresi linear menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sekitar 19,1%, cukup akurat untuk membantu pengelolaan persediaan [7]. Bahkan, regresi linear berganda telah digunakan untuk memperkirakan omzet penjualan secara efektif di sektornya [8].

Tinjauan literatur internasional menunjukkan bahwa peramalan permintaan makanan dan pemodelan rantai pasok dengan analisis regresi merupakan aspek krusial, khususnya dalam meminimalkan pemborosan produk dengan masa simpan yang singkat [9]. Lebih lanjut, efektivitas regresi linear berganda telah teruji dalam menganalisis berbagai faktor ekonomi yang mempengaruhi pola konsumsi makanan [10]. Meskipun saat ini terdapat tren penggunaan model *machine learning* yang lebih kompleks untuk prediksi permintaan makanan [11], regresi linear tetap diakui sebagai dasar yang kuat, mudah diinterpretasikan, dan efisien untuk memenuhi kebutuhan operasional pada skala usaha mikro.

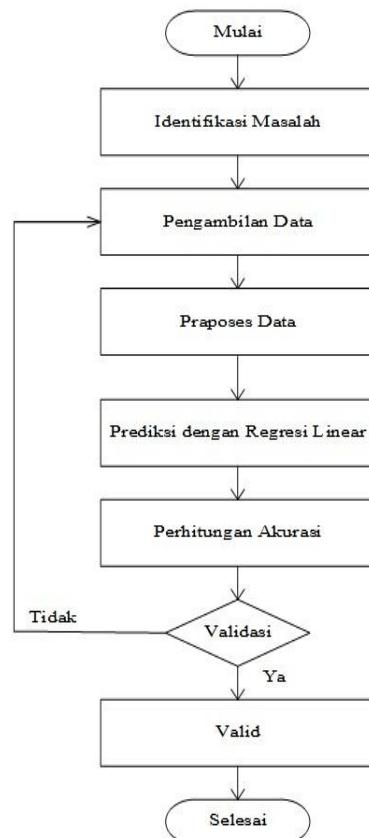
Meskipun regresi linear telah banyak diterapkan dalam bidang prediksi stok bahan baku, studi yang secara khusus membahas kebutuhan harian bawang putih kupas pada usaha penggilingan bakso skala mikro masih jarang. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan regresi linear sederhana dalam memprediksi kebutuhan harian bawang putih kupas di Gilingan Bakso Barokah. Dengan memanfaatkan data penjualan harian sebagai dasar perhitungan, model prediktif yang dibangun diharapkan membantu pemilik usaha mengelola stok secara efisien,

menghindari pemborosan bahan, dan menjaga kualitas pelayanan kepada pelanggan.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Analisis Data

Analisis dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan: pengumpulan data penjualan bawang putih kupas, penentuan variabel dependen dan independen, pra-pemrosesan data, pembangunan model regresi linear, serta analisis hasil prediksi untuk mengevaluasi kinerja model. Secara keseluruhan, tahapan penelitian disajikan dalam diagram alir (*flowchart*) pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Analisis Data

#### 2.1.1 Identifikasi Masalah

Masalah utama penelitian ini adalah belum optimalnya pemanfaatan teknologi untuk memprediksi penjualan bawang putih kupas, mengakibatkan ketidaksesuaian antara persediaan dengan permintaan pasar [12].

#### 2.1.2 Pengambilan Data

Tahap awal adalah pengumpulan data penjualan bawang putih kupas untuk periode Januari hingga Desember 2024. Data harus memiliki variabel independen (X) dan variabel dependen (Y) yang relevan. Kualitas dan kesesuaian data krusial karena berdampak langsung pada ketetapan dan performa model prediktif yang dibangun [13]. *Dataset* transaksi penjualan harian disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Data Transaksi Penjualan

No	Tanggal	Penjualan_kg
1.	01/01/2024	18
2.	02/01/2024	15
3.	03/01/2024	16
4.	04/01/2024	18
5.	05/01/2024	14
6.	06/01/2024	21
7.	07/01/2024	21
8.	08/01/2024	18
9.	09/01/2024	13
....	....	....
367.	31/12/2024	16

### 2.1.3 Pra-proses Data

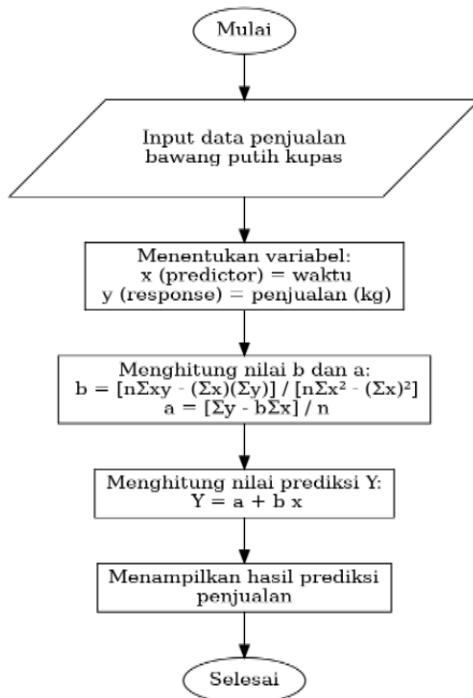
Setelah data dikumpulkan, dilakukan proses pembersihan dan pra-pemrosesan. Kegiatan ini meliputi pemeriksaan jumlah data dan fitur, penanganan data kosong (*missing value*), serta visualisasi awal untuk melihat pola hubungan antar variabel [14]. Tujuan pra-proses adalah mentransformasi data ke dalam format yang lebih sederhana dan efisien, sehingga mempermudah analisis, meningkatkan akurasi prediksi, serta mengurangi waktu komputasi [15]. Dalam penelitian ini, penanganan *missing value* dilakukan pada data penjualan bawang putih kupas di Gilingan Bakso Barokah. Misalnya, pada tahun 2024, terdapat 9 bulan dengan data lengkap dan 3 bulan yang memiliki data penjualan yang hilang. Data yang tidak lengkap ini diolah dengan metode imputasi, yaitu memperkirakan nilai yang hilang berdasarkan pola data yang ada, agar *dataset* menjadi lebih utuh dan siap digunakan untuk proses prediksi.

### 2.1.4 Prediksi dengan Regresi Linear

Regresi linear sederhana ialah metode statistik untuk mengukur dan menganalisis hubungan linear antara variabel bebas (X) dan variabel terikat (Y) [16]. Dalam penelitian ini variabel bebas (X) merepresentasikan urutan waktu/hari, sedangkan variabel terikat (Y) adalah jumlah penjualan harian bawang putih kupas. Metode ini optimal ketika data memiliki hubungan linear, memungkinkan model menggambarkan tren secara akurat.

Penerapan analisis diawali dengan pemisahan data menjadi variabel X dan Y, kemudian pembangunan model yang dilatih menggunakan data historis penjualan. Validasi mengukur kinerja awal model dan memastikan kemampuan prediksinya. Pemilihan sampel data yang representatif menjadi faktor krusial, karena jika data mampu mencerminkan kondisi sebenarnya, maka model yang dihasilkan akan lebih andal. Sebaliknya, perbedaan signifikan antara data dan kondisi riil dapat menurunkan keakuratan prediksi [17]. Oleh karena itu, pemisahan data dan pelatihan model penting dalam pengembangan

algoritma prediksi berbasis regresi [18]. Tahapan pemodelan dan perhitungan dalam prediksi regresi linear sederhana diuraikan secara detail dalam diagram alir pada Gambar 2.

**Gambar 2.** Prediksi dengan Regresi Linear

### 2.1.5 Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi dalam memperkirakan kebutuhan bawang putih kupas harian di Gilingan Bakso Barokah dilakukan menggunakan *Mean Square Error* (MSE). MSE merupakan metode perhitungan yang mengukur rata - rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Semakin kecil nilai MSE, semakin akurat hasil prediksi model [19].

### 2.1.6 Validasi

Untuk mengevaluasi kinerja model regresi dalam memprediksi kebutuhan harian bawang putih kupas, penelitian ini menggunakan metode *Leave One Out Cross Validation* (LOOCV). Teknik ini dilakukan dengan menyisihkan satu data sebagai data uji, sedangkan data lainnya digunakan sebagai data latih. Proses tersebut diulang sebanyak jumlah keseluruhan data (n), sehingga setiap observasi berperan sebagai data uji satu kali [20].

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membahas tahapan penerapan prediksi kebutuhan bawang putih kupas di Gilingan Bakso Barokah menggunakan metode regresi linear sederhana. Analisis data dilakukan dengan bahasa pemrograman *Python*. Data penjualan terlebih dahulu melalui tahap pra-proses, termasuk penanganan *missing value* serta pembagian data menggunakan metode LOOCV. Selanjutnya, dilakukan pemodelan prediksi menggunakan regresi linear

sederhana dan evaluasi akurasi model menggunakan perhitungan *Mean Squared Error* (MSE).

### 3.1 Pra-proses Data

*Dataset* yang digunakan adalah data penjualan bawang putih kupas gilingan dalam format .xlsx dengan nama file *penjualan\_bawang\_putih\_2024.xlsx*. *Dataset* ini terdiri dari dua kolom: Tanggal (1 Januari 2024 hingga 31 Desember 2024), dan Penjualan\_kg yang berisi jumlah penjualan per hari dalam satuan kilogram. Total data adalah 366 baris. Tampilan awal *dataset* yang menunjukkan struktur data, baris awal, dan baris akhir disajikan pada Gambar 3.

<code>df = pd.read_excel("penjualan_bawang_putih_2024.xlsx")</code>		
<code>df</code>		
✓ 0.1s		
<b>Tanggal</b> <b>Penjualan_kg</b>		
0	2024-01-01	18
1	2024-01-02	15
2	2024-01-03	16
3	2024-01-04	18
4	2024-01-05	14
...	...	...
361	2024-12-27	13
362	2024-12-28	18
363	2024-12-29	22
364	2024-12-30	14
365	2024-12-31	16
366 rows × 2 columns		

Gambar 3. *Dataset* Penjualan Bawang Putih Tahun 2024

Sebelum dilakukan proses analisis, tahap awal adalah pemeriksaan *missing value* pada setiap kolom data. Hasil pengecekan menunjukkan bahwa seluruh kolom (Tanggal, Penjualan\_kg, dan hari\_ke) tidak memiliki nilai kosong. Dengan demikian, proses pra-proses data dapat dilanjutkan tanpa perlu melakukan penanganan data hilang, sehingga data siap digunakan untuk tahap analisis selanjutnya. Hasil visualisasi dari proses pemeriksaan *missing value* tersebut disajikan pada Gambar 4.

```
print("\nJumlah Missing Value tiap kolom:")
print(df.isnull().sum())
✓ 0.0s

Jumlah Missing Value tiap kolom:
Tanggal      0
Penjualan_kg  0
hari_ke       0
dtype: int64
```

Gambar 4. Hasil Pemeriksaan *Missing Value* pada *Dataset* Penjualan Bawang Putih

Langkah selanjutnya dalam membangun model regresi linear adalah menentukan variabel prediktor (X) dan variabel respons (Y). Variabel X merepresentasikan urutan hari penjualan (hari ke-1 hingga hari ke-366), sedangkan variabel Y menunjukkan jumlah penjualan bawang putih kupas per hari (dalam kilogram). Penentuan variabel ini bertujuan memetakan hubungan linear antara

faktor waktu dan volume penjualan, sehingga tren kebutuhan harian dapat diestimasi secara kuantitatif. Proses penentuan variabel X dan Y disajikan pada Gambar 5.

```
df['hari_ke'] = np.arange(1, len(df) + 1)
X = df['hari_ke'].values
Y = df['Penjualan_kg'].values
✓ 0.0s
```

Gambar 5. Menentukan Variabel X dan Y

### 3.2 Prediksi dengan Regresi

Tahap prediksi dilakukan dengan membangun model regresi linear sederhana berdasarkan data penjualan bawang putih kupas yang telah diproses. Model ini digunakan untuk mengestimasi kebutuhan harian bawang putih dengan memanfaatkan hubungan linear antara variabel waktu dan volume penjualan. Proses inisialisasi dan *fitting* model regresi linear sederhana ditunjukkan pada Gambar 6.

```
model = LinearRegression()
model.fit(X, y)
✓ 0.0s

▼ LinearRegression ⓘ ?
```

#### ► Parameters

Gambar 6. Prediksi Penjualan Bawang Putih Kupas dengan Regresi Linear

Pada tahap ini, parameter persamaan regresi linear sederhana dihitung untuk memperoleh nilai *intercept* a dan *slope* b. Nilai *slope* b merepresentasikan arah serta besarnya perubahan variabel respons terhadap variabel prediktor, sedangkan *intercept* a menunjukkan titik potong garis regresi pada sumbu Y. Persamaan regresi yang terbentuk menjadi dasar estimasi penjualan bawang putih kupas pada periode berikutnya. Proses perhitungan koefisien regresi (a dan b) menghasilkan persamaan regresi pada Gambar 7.

```
n = len(X)
sum_x = np.sum(X)
sum_y = np.sum(Y)
sum_xy = np.sum(X * Y)
sum_x2 = np.sum(X * X)

b = (n * sum_xy - sum_x * sum_y) / (n * sum_x2 - sum_x**2)
a = (sum_y - b * sum_x) / n

print(f"Persamaan regresi: Y = {a:.2f} + {b:.2f}X")
✓ 0.0s

Persamaan regresi: Y = 16.72 + -0.00X
```

Gambar 7. Menghitung Nilai b dan a

Berdasarkan persamaan regresi linear sederhana yang telah diperoleh, dilakukan proses prediksi nilai variabel respons Y. Setiap nilai variabel prediktor X dimasukkan untuk menghasilkan nilai prediksi Y\_pred. Hasil perhitungan prediksi ini kemudian digunakan untuk membandingkan

kedekatan nilai estimasi dengan data aktual penjualan bawang putih kupas. Proses perhitungan nilai prediksi Y disajikan pada Gambar 8.

```
Y_pred = a + b * X

✓ 0.0s
```

Gambar 8. Menghitung Nilai Prediksi Y

Setelah nilai Y diprediksi menggunakan persamaan regresi linear, tahap berikutnya adalah memperluas hasil prediksi untuk periode ke depan. Dilakukan perhitungan estimasi penjualan bawang putih kupas selama 30 hari berikutnya. Proses ini dilakukan dengan membentuk data baru berdasarkan rentang tanggal setelah data terakhir, kemudian model regresi digunakan untuk menghasilkan nilai prediksi pada setiap tanggal tersebut. Hasil dari proses ini disajikan dalam bentuk *dataframe* yang memuat informasi tanggal prediksi serta estimasi jumlah penjualan harian (dalam kilogram). Dengan demikian, pelaku usaha dapat memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai tren penjualan di masa mendatang, sebagai dasar pengambilan keputusan terkait penyediaan stok maupun strategi distribusi. Visualisasi kode program dan *output* hasil prediksi 30 hari ke depan disajikan pada Gambar 9.

```
hari_prediksi = np.arange(len(df), len(df) + 30).reshape(-1, 1)
prediksi_kg = model.predict(hari_prediksi)

df_prediksi = pd.DataFrame({
    "Tanggal": pd.date_range(start=df['Tanggal'].iloc[-1] + pd.Timedelta(days=1), periods=30),
    "Prediksi_Penjualan_kg": prediksi_kg
})

print("==> Prediksi Penjualan 30 Hari ke Depan ==")
print(df_prediksi)
✓ 0.0s
```

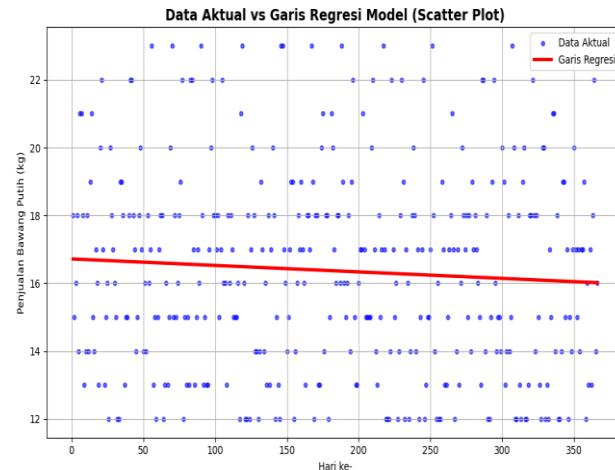
Gambar 9. Prediksi Penjualan Bawang Putih Kupas 30 Hari ke Depan dengan Regresi Linear

Berdasarkan model regresi linear sederhana yang telah dibangun, dilakukan proyeksi penjualan bawang putih kupas untuk 30 hari ke depan. Hasil prediksi menunjukkan bahwa volume penjualan harian berada di kisaran 15,98 hingga 16,02 kg per hari, konsisten dengan tren penjualan tahunan yang relatif stabil. Proyeksi ini ditampilkan pada Gambar 10.

==> Prediksi Penjualan 30 Hari ke Depan ==	
0	2025-01-01
1	2025-01-02
2	2025-01-03
3	2025-01-04
4	2025-01-05
5	2025-01-06
6	2025-01-07
7	2025-01-08
8	2025-01-09
9	2025-01-10
10	2025-01-11
11	2025-01-12
12	2025-01-13
13	2025-01-14
14	2025-01-15
	16.015264
	16.013351
	16.011439
	16.009527
	16.007615
	16.005702
	16.003790
	16.001878
	15.99965
	15.998053
	15.996141
	15.994229
	15.992316
	15.990484
	15.988492

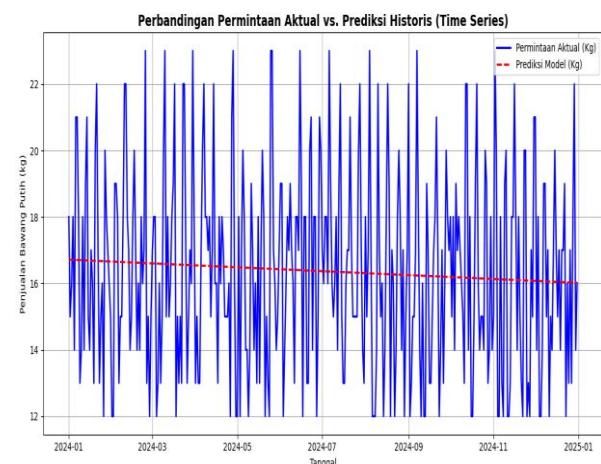
Gambar 10. Hasil Prediksi Penjualan Bawang Putih Kupas 30 Hari ke Depan dengan Regresi Linear

Untuk mempermudah interpretasi hasil pemodelan, divisualisasikan data aktual penjualan bawang putih kupas dibandingkan dengan garis regresi yang dihasilkan. Grafik ini menampilkan titik – titik data penjualan aktual per hari (biru) dan garis estimasi regresi linear sederhana (merah). Visualisasi ini disajikan pada Gambar 11.



Gambar 11. Visualisasi Data Aktual dengan Garis Regresi

Kinerja model dalam menjelaskan tren deret waktu divisualisasikan melalui perbandingan *time series* yang disajikan pada Gambar 12. Grafik ini menampilkan perbandingan antara data penjualan aktual dan prediksi historis model.



Gambar 12. Perbandingan Permintaan Aktual dan Prediksi Historis Model Selama Tahun 2024

### 3.3 Perhitungan Akurasi

Untuk mengevaluasi tingkat akurasi model regresi linear sederhana, dilakukan perhitungan *Mean Squared Error* (MSE) pada data pelatihan. MSE mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi, semakin kecil nilainya, semakin baik kemampuan model merepresentasikan data. Berdasarkan hasil perhitungan, nilai MSE pada data pelatihan adalah sebesar 8,93. Nilai ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi penjualan bawang putih kupas dengan tingkat kesalahan

yang relatif rendah. Perintah pemrosesan data dan *output* nilai akurasi MSE disajikan pada Gambar 13.

```
mse_train = mean_squared_error(Y, df['Prediksi_kg'])
print(f"Mean Squared Error (MSE) pada data pelatihan: {mse_train:.4f}")
0.0s
Mean Squared Error (MSE) pada data pelatihan: 8.9344
```

Gambar 13. Hasil Akurasi MSE

### 3.4 Validasi

Validasi model dilakukan menggunakan metode *Leave One Out Cross Validation* (LOOCV) untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi regresi linear sederhana. Setiap satu baris data secara bergantian dijadikan data uji, sedangkan baris lainnya digunakan untuk melatih model. Proses ini diulang hingga seluruh data diuji, dan selisih kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi dihitung pada setiap iterasi. Nilai *error* kuadrat rata-rata digunakan sebagai *Mean Squared Error* (MSE) validasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa MSE pada data pelatihan adalah 8,93 sedangkan MSE hasil validasi LOOCV sebesar 9,03. Perbedaan yang sangat kecil antara kedua nilai ini menunjukkan stabilitas model yang baik. Dengan demikian, model regresi linear sederhana dinilai andal untuk memprediksi kebutuhan harian bawang putih kupas pada periode berikutnya karena tingkat kesalahan prediksinya relatif konsisten baik pada data pelatihan maupun pada data yang belum pernah dilihat oleh model.

Meskipun data penjualan harian menunjukkan fluktuasi yang signifikan seperti pada Gambar 11, analisis regresi menghasilkan garis tren yang sangat stabil dan cenderung datar, dibuktikan dengan nilai *slope* (b) yang mendekati nol. Kecenderungan fundamental data yang horizontal ini, membuktikan model regresi linear sederhana memadai untuk memberikan estimasi prediksi yang konsisten, yakni sekitar 16 kilogram per hari. Kestabilan hasil dan kemudahan interpretasi dari regresi linear sederhana menjadikannya pilihan metodologi yang andal dan praktis untuk manajemen stok harian pada konteks usaha Gilingan Bakso Barokah.

Proses validasi LOOCV dan *output* nilai MSE disajikan pada Gambar 14.

```
loo = LeaveOneOut()
errors = []

for train_index, test_index in loo.split(X):
    X_train, X_test = X[train_index], X[test_index]
    y_train, y_test = Y[train_index], Y[test_index]

    model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = model.predict(X_test)
    errors.append((y_test[0] - y_pred[0])**2)

mse_loocv = np.mean(errors)
print(f"Mean Squared Error (LOOCV / validasi): {mse_loocv:.4f}")
0.0s
Mean Squared Error (LOOCV / validasi): 9.0313
```

Gambar 14. Hasil Validasi LOOCV

### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan data penjualan bawang putih kupas selama periode Januari hingga Desember 2024, volume penjualan harian berkisar antara 12 kg hingga 23 kg. Grafik data aktual menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan, namun secara umum tren penjualan mengalami sedikit penurunan. Analisis regresi linear menghasilkan garis tren yang menurun tipis, mendukung pemilihan model sederhana ini.

Evaluasi model menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang rendah: MSE pelatihan 8,93 dan MSE validasi LOOCV sebesar 9,03 yang menandakan kinerja model stabil dan andal. Kestabilan kinerja model ini didukung oleh kecenderungan tren data yang relatif horizontal (nilai *slope* sangat kecil), sehingga regresi linear sederhana menjadi pilihan metodologi yang efektif, mudah diinterpretasikan, dan praktis untuk kebutuhan manajemen stok harian usaha gilingan bakso ini.

Model prediksi memproyeksikan penjualan 30 hari ke depan sebesar 16 kg per hari, sedikit di bawah rata-rata penjualan tahunan, mengindikasikan konsistensi tren penurunan tersebut. Hasil ini memberikan implikasi strategis bagi pengelolaan persediaan. Pengelola usaha dapat menyesuaikan pembelian bahan baku agar tidak terjadi penumpukan stok, mengurangi potensi kerugian akibat pembusukan, serta mengantisipasi penurunan pendapatan melalui perencanaan produksi yang lebih efisien.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Napitupulu and N. A. Siagian, "Prediksi Data Produksi Menggunakan Regresi Linear Sederhana," *JDMIS: Journal of Data Mining and Information Systems.*, vol. 1, no. 2, 2023, doi: 10.54259/jdmis.v1i2.1956.
- [2] A. Sugiyarta, S. Sumiati, and H. Maulana, "Implementasi Data Mining Pola Penjualan Dengan Pendekatan Regresi Linear," *JSII (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 11, no. 1, pp. 54–61, 2024, doi: 10.30656/jsii.v11i1.8411.
- [3] N. Salsavira and E. Yuliawati, "Peramalan Supply Bahan Baku Menggunakan Metode Regresi Linier dan Exponential Smoothing," *Nusant. Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 183–189, 2023, doi: 10.29407/noe.v6i2.20371.
- [4] H. Husdi and H. Dalai, "Penerapan Metode Regresi Linear Untuk Prediksi Jumlah Bahan Baku Produksi Selai Bilfagi," *J. Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 129–135, 2023, doi: 10.31294/inf.v10i2.14129.
- [5] M. Musfiah and C. H. Simanjuntak, "Penerapan Metode Regresi Linier pada Sistem Prediksi Penjualan Produk Ikan," *Simtek J. Sist. Inf. dan Tek. Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 172–178, 2025, doi: 10.51876/simtek.v10i1.1545.

- [6] A. H. Pradhana, M. Irfa, A. Ali, A. Ristyawan, and E. Daniati, "Penerapan Regresi Linear Menggunakan Rapidminer untuk Memprediksi Penjualan dan Persediaan," *Pros. Semnas Inotek*, vol. 8, pp. 291–297, 2024, doi: 10.29407/inotek.v8i1.4939.
- [7] R. Jumardi and S. H. Widiastuti, "Aplikasi Forecasting Penjualan dan Persediaan Produk Usaha Mikro, Kecil dan Menengah," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 4, no. 3, pp. 383–390, 2021, doi: 10.36085/j sai.v4i3.2756.
- [8] M. Ferdinan, "Prediksi Jumlah Penjualan Tahun 2024 Menggunakan Metode Regresi Linier," *RESOLUSI (Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi)*, vol. 4, no. 3, pp. 202–208, 2024, doi: 10.30865/resolusi.v4i3.1630.
- [9] S. K. Panda and S. N. Mohanty, "Time Series Forecasting and Modeling of Food Demand Supply Chain Based on Regressors Analysis," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 42679–42700, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3266275.
- [10] Y. Batara and P. Siringoringo, "Analysis of Economic Factors on Food and Non-Food Expenditure Consumption in North Sumatra Using Multiple Linear Regression Test," *Formosa J. Appl. Sci.*, vol. 4, no. 7, pp. 2317–2326, 2025, doi: 10.55927/fjas.v4i7.282.
- [11] A. Kasar and M. M. Tripathi, "Data-Driven Decision Making for Perishable Food Supply Chains : Insights from Demand Forecasting Models Data-Driven Decision Making for Perishable Food Supply Chains : Insights from Demand Forecasting Models," *Advances in Consumer Research.*, vol. 2, no. 4, pp. 1461–1468, 2025, doi: 10.13140/RG.2.2.12142.93761.
- [12] R. Nurmalina, J. Z. Adil and A. K. Adhi, "Model Penawaran dan Permintaan Bawang Putih Indonesia: Pendekatan Sistem Dinamik," *Forum Agribisnis (Agri Bus. Forum)*, vol. 13, no. 2, pp. 218–228, 2023, doi: 10.29244/fagb.13.2.218-228.
- [13] K. R. Dewi, K. F. Mauladi, and M. Masruroh, "Analisa Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penjualan Obat Pertanian di Toko Dewi Sri," *Semin. Nas. Inov. Teknol.*, vol. 25, pp. 109–114, 2020, doi: 10.29407/inotek.v4i3.72.
- [14] C. Fan, M. Chen, X. Wang, J. Wang, and B. Huang, "A Review on Data Preprocessing Techniques Toward Efficient and Reliable Knowledge Discovery From Building Operational Data," *frontiers in Energy Research.*, vol. 9, no. March, pp. 1–17, 2021, doi: 10.3389/fenrg.2021.652801.
- [15] B. Tejaswi and G. R. Kumar, "Predictive Modelling for Food Demand in Supply Chains : A Regression Approach," *Libr. Prog. Int.*, vol. 44, no. 3, pp. 14965–14971, 2024, doi: doi.org/10.48165/bapas.2024.44.2.1.
- [16] D. Yustika, S. Sudarti, and R. D. Handayani, "Analisis Regresi Linier Sederhana untuk Mengestimasi Pengaruh Kemampuan Self Regulated Learning terhadap Hasil Belajar Siswa Menggunakan Model Pembelajaran Rasi," *J. Pendidik. Mipa*, vol. 12, no. 2, pp. 294–297, 2022, doi: 10.37630/jpm.v12i2.609.
- [17] H. Kang and H. Zhao, "Description and Application Research of Multiple Regression Model Optimization Algorithm Based on Data Set Denoising," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1631, no. 1, p. 012063, Sep. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1631/1/012063.
- [18] N. F. Fahrudin, K. R. Putra, S. Umaroh, and G. B. Lautan, "Influence Of Data Scaling And Train/Test Split Ratios on Lightgbm Efficacy for Obesity Rate Prediction," *MIND J.*, vol. 9, no. 2, pp. 220–234, 2024, doi: 10.26760/mindjournal.v9i2.220-234.
- [19] A. M. A. Rusdy, P. Purnawansyah, and H. Herman, "Penerapan Metode Regresi Linear Pada Prediksi Penawaran dan Permintaan Obat (Studi Kasus Aplikasi Point of Sales)," *BUSITI*, vol. 3, no. 2, pp. 121–126, 2022, doi: 10.33096/busitiv3i2.1130.
- [20] Y. Ilanda, D. Vionanda, Y. Kurniawati, and D. Fitria, "Perbandingan Metode Prediksi Laju Galat dalam Pemodelan Klasifikasi Algoritma C4.5 untuk Data Tidak Seimbang," *J. Stat. DATA Sci.*, vol. 1, no. 4, pp. 240–247, 2023, doi: 10.24036/ujsds/vol1-iss4/89.