

Prediksi Pendapatan Dari Penjualan Berdasarkan Data Historis Dengan Menggunakan Metode Elastic Net

¹Ahmad Wildan Muzaki, ²Yoga Reksa Pramudya, ³Jovan Putra Prayitna,
⁴Aidina Ristyawan

¹⁻⁴Sistem Informasi, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹wildan00muzaki@gmail.com ²yogapramudya734@gmail.com,

³jovanputra212003@gmail.com, ⁴aidinaristi@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Aidina Ristyawan

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi total pendapatan hasil panen bawang merah berdasarkan data historis jumlah panen dan harga per kilogram menggunakan metode Elastic Net. ElasticNet dipilih karena mampu menggabungkan keunggulan dari regularisasi L1 (Lasso) dan L2 (Ridge), yang efektif dalam mengatasi overfitting dan meningkatkan akurasi model. Dataset yang digunakan terdiri dari 36 data penjualan bawang merah dari tahun 2014 hingga 2022. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi dengan tingkat akurasi yang baik, dengan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 15.07% dan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0.8374. Dengan hasil tersebut, metode Elastic Net terbukti dapat digunakan secara efektif untuk memodelkan dan meramalkan pendapatan penjualan berbasis data historis di bidang pertanian.

Kata Kunci— elastic net, historis, regresi

Abstract— This study aims to predict the total income of the shallot harvest based on historical data on the number of harvests and prices per kilogram using the Elastic Net method. ElasticNet was chosen because it is able to combine the advantages of L1 (Lasso) and L2 (Ridge) regularization, which are effective in overcoming overfitting and increasing model accuracy. The dataset used consists of 36 shallot sales data from 2014 to 2022. The evaluation results show that the model is able to provide predictions with a good level of accuracy, with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of 15.07% and a coefficient of determination (R^2) value of 0.8374. With these results, the Elastic Net method has been proven to be effective in modeling and predicting sales income based on historical data in the agricultural sector.

Keywords— elastic net, historical, regression

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Pemanfaatan teknologi informasi dalam bidang pertanian telah menjadi kebutuhan utama seiring dengan meningkatnya akurasi dalam pengambilan keputusan, khususnya terkait prediksi pendapatan hasil panen. Peramalan pendapatan berbasis data historis sangat penting untuk

membantu petani dan pelaku usaha pertanian dalam merencanakan strategi pemasaran, pengelolaan stok, hingga penentuan harga jual yang optimal.[1] Di tengah tantangan perubahan iklim, fluktuasi harga, dan ketidakpastian pasar, metode analitik yang mampu memberikan prediksi akurat sangat dibutuhkan untuk meminimalisasi risiko kerugian dan meningkatkan efisiensi usaha tani. [2] metode analitik ini termasuk kedalam penggunaan teknik pembelajaran mesin (Machine Learning).[3]

Ada berbagai metode peramalan yang dapat diterapkan, salah satunya adalah menggunakan model Elastic Net. Elastic Net adalah sebuah modifikasi dari metode Regresi Linier Berganda yang dibuat untuk mengatasi masalah penggunaan fitur pada data dengan dimensi tinggi L1(LASSO) dan L2(Ridge)[4] Sedangkan LASSO dan Ridge sendiri merupakan teknik regularisasi yang digunakan dalam regresi untuk mencegah overfitting. [5] Penggunaan Elastic Net dalam prediksi pendapatan pertanian, khususnya bawang merah, memberikan keunggulan dalam seleksi fitur dan stabilitas model, sehingga hasil prediksi menjadi lebih tepat dan dapat dipercaya untuk pengambilan keputusan strategis

Penelitian-penelitian sebelumnya di bidang pertanian mampu meningkatkan akurasi peramalan hasil panen dan pendapatan, yang pada akhirnya mendukung ketahanan pangan dan kesejahteraan petani.[6]

Salah satu dampak apabila peramalan dilakukan dengan tidak akurat atau menghasilkan prediksi yang meleset dari kenyataan, konsekuensi yang timbul dapat signifikan. Salah satu konsekuensi utama adalah terjadinya ketidakseimbangan antara persediaan dan permintaan. [7] Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan terjadinya kelebihan stok (overstock) yang berujung pada pemborosan sumber daya, meningkatnya biaya penyimpanan, hingga potensi kerusakan produk, terutama pada komoditas pertanian yang bersifat mudah rusak. Sebaliknya, jika prediksi permintaan lebih rendah dari kenyataan, maka akan terjadi kekurangan stok (stockout) yang dapat menyebabkan petani kehilangan peluang pendapatan dan konsumen tidak dapat memenuhi kebutuhannya secara optimal.[8]

Berbeda dengan penelitian yang dilakukan sebelumnya dengan menggunakan model Regresi Linear Berganda [9], yang memiliki akurasi sebesar 60% dengan begitu model Regresi Linear Berganda masih belum bisa mendapatkan akurasi terbaik untuk melakukan peramalan, sedangkan dalam model Elastic Net dapat menghasilkan akurasi hingga 80% yang berarti lebih baik melakukan peramalan dari pada model Regresi Linear Berganda. Ini terjadi karena model Elastic Net bekerja dengan menggabungkan kelebihan L1(LASSO) dan L2(Ridge).[10]

Penerapan Elastic Net dalam prediksi pendapatan pertanian telah menunjukkan hasil yang lebih unggul dibandingkan metode regresi tradisional, baik dari sisi akurasi maupun interpretasi model.[11] Hal ini sangat penting, mengingat prediksi yang tidak akurat dapat menyebabkan ketidakseimbangan antara persediaan dan permintaan, fluktuasi harga pasar, serta kerugian ekonomi bagi petani dan pelaku usaha. Dengan demikian, integrasi Elastic Net dalam sistem pendukung keputusan berbasis data historis diharapkan dapat meningkatkan efisiensi rantai pasok, meminimalisasi risiko, dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat di sektor pertanian.[12]

Penelitian ini juga berkontribusi pada pengembangan pertanian presisi (precision agriculture) yang berbasis teknologi dan data, sejalan dengan tren global dalam optimalisasi produksi dan pendapatan petani. Dengan memanfaatkan keunggulan Elastic Net, diharapkan hasil penelitian dapat menjadi referensi dalam implementasi teknologi prediktif di berbagai komoditas pertanian lainnya.[13]

II. METODE

2.1 Elastic Net

Pada penelitian ini model yang di implementasi adalah Elastic Net. Model ini dipilih karena mampu mengatasi potensi multikolienaritas dan overfitting dalam data. Multikolinaritas merupakan suatu keadaan yang muncul ketika terdapat korelasi di antara variabel bebas atau di antara variabel bebas yang tidak berfungsi secara independen. Sementara itu, overfitting adalah kondisi ketika model menunjukkan performa yang baik selama pelatihan, tetapi menunjukkan performa yang buruk saat pengujian.[14]

Elastic Net pertama kali diperkenalkan oleh Zou & Hastie [4] sebagai metode yang mengkombinasikan regresi Ridge dan LASSO. Penelitian ini berfokus pada hasil pendapatan pada penjualan bawang merah pada tahun 2014 hingga 2022. Penggunaan metode ini diharapkan mampu mencapai akurasi tinggi dalam peramalan untuk menentukan pendapatan petani dari penjualan bawang merah.

2.2 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data historis dari penjualan bawang merah yang terdiri dari 36 data penjualan dari tahun 2014 sampai dengan 2022 yang diambil dari penelitian sebelumnya[9] Setiap data berisi informasi waktu panen, jumlah hasil panen (dalam kilogram), harga jual per kilogram (dalam rupiah), dan total pendapatan (hasil perkalian jumlah panen dan harga per kilogram).

Terdapat tiga atribut numerik utama yang digunakan dalam model, yaitu:

- Jumlah Panen (Kg) – menunjukkan volume hasil panen dalam satu periode.
- Harga Per Kg (Rp) – harga jual bawang merah per kilogram pada periode tersebut.
- Total Pendapatan (Rp) – hasil perkalian antara jumlah panen dan harga, digunakan sebagai target prediksi dalam penelitian.

Tabel 1: Dataset

Panen ke	Tanggal	Jumlah Panen	Harga Per Kg	Total Pendapatan
1	Februari 2014	1093	8000	8744000
2	April 2014	1430	15000	15750000
3	Juni 2014	1470	10000	14700000
4	Agustus 2014	1268	13000	16484000
5	Januari 2015	1447	14000	20258000
6	Maret 2015	1049	10000	10490000
7	Juli 2015	1024	15000	15360000
8	September 2015	1481	10000	14810000
9	Januari 2016	1527	7000	10367000
10	April 2016	1514	24000	36648000
11	Juli 2016	1588	32000	48448000

12	September 2016	1316	23000	36524000
13	Januari 2017	1000	25000	25000000
14	Maret 2017	1309	30000	39270000
15	Juni 2017	1064	20000	21280000
16	Agustus 2017	1216	20000	24320000
17	Januari 2018	1084	12500	19762500
18	Maret 2018	1511	15000	17745000
19	Juni 2018	1314	15000	19710000
20	Agustus 2018	1373	15000	20595000
21	Januari 2019	1400	20000	26000000
22	Maret 2019	1203	20000	24060000
23	Juli 2019	1564	17000	26588000
24	September 2019	1215	17000	20655000
25	Januari 2020	1096	30000	32880000
26	Maret 2020	1397	30000	41910000
27	Juni 2020	1296	20000	25920000
28	Agustus 2020	1316	20000	26320000
29	Februari 2021	1537	17000	26129000
30	April 2021	1122	10000	11220000
31	Juli 2021	1220	12000	8540000
32	September 2021	1533	12000	18396000
33	Januari 2022	1398	18000	25164000
34	Maret 2022	1590	18000	28620000
35	Juni 2022	1216	14000	17024000
36	September 2022	1183	14000	16562000

2.3 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk menilai seberapa efektif model Elastic Net dalam memprediksi total pendapatan berdasarkan hasil panen dan harga setiap kilogram (Kg). Dalam penelitian ini terdapat 2 metrik evaluasi :

- Mean Absolute Percentage Error (MAPE)
MAPE digunakan untuk mengukur seberapa besar rata rata kesalahan prediksi terhadap nilai aktual dalam bentuk persentase. Semakin rendah nilai MAPE, maka semakin akurat prediksi yang dilakukan oleh model
- Koefisien Determinasi (R^2 Score)
 R^2 Score mengukur seberapa besar proporsi variansi dalam variabel target (total pendapatan) yang dapat dijelaskan oleh variabel input (jumlah panen dan harga per kilogram). Semakin nilai R^2 mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sebagian besar variasi dalam data sedangkan jika nilai mendekati 0 maka akan menunjukkan hasil sebaliknya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pelatihan Model

Proses traning atau pelatihan model dimulai dengan membagi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20, Kemudian di normalisasi menggunakan StandardScaler.

```
[8] # Fitur dan target
X = data[['Jumlah Panen', 'Harga Per Kg']]
y = data['Total Pendapatan']
print("\n✅ Fitur dan target telah ditentukan.")

[9] scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
print("📄 Fitur telah dinormalisasi.")

# Split data latih dan uji
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X_scaled, y, test_size=0.2, random_state=42
)
print("📄 Data dibagi: 80% latih, 20% uji.")

[18] model_elastic = ElasticNet(alpha=0.1, l1_ratio=0.5, random_state=42)
model_elastic.fit(X_train, y_train)
y_pred_elastic = model_elastic.predict(X_test)
```

Gambar 1 Pelatihan Model

- Menentukan Fitur dan Target
Pada tahap ini, data dibagi menjadi dua bagian utama: fitur (input) dan target (output). Fitur yang digunakan adalah Jumlah Panen dan Harga Per Kg, karena keduanya dianggap sebagai faktor yang memengaruhi Total Pendapatan. Variabel target diisi dengan nilai Total Pendapatan yang akan diprediksi oleh model.
- Normalisasi Data
Dilakukan proses normalisasi menggunakan StandardScaler. Normalisasi penting terutama pada algoritma yang sensitif terhadap skala data seperti Elastic Net, sehingga proses pelatihan menjadi lebih stabil.
- Split Data
Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan fungsi `train_test_split`. Parameter `random_state=42` digunakan agar hasil pembagian data bersifat konsisten saat kode dijalankan ulang.
- Inisialisasi Model Elastic Net

Setelah data siap, dilakukan inisialisasi model ElasticNet dengan parameter $\alpha = 0.1$ dan $l1_ratio = 0.5$. Parameter α mengontrol kekuatan regularisasi, sedangkan $l1_ratio$ menentukan rasio antara penalti L1 (Lasso) dan L2 (Ridge).

- **Pelatihan Model**

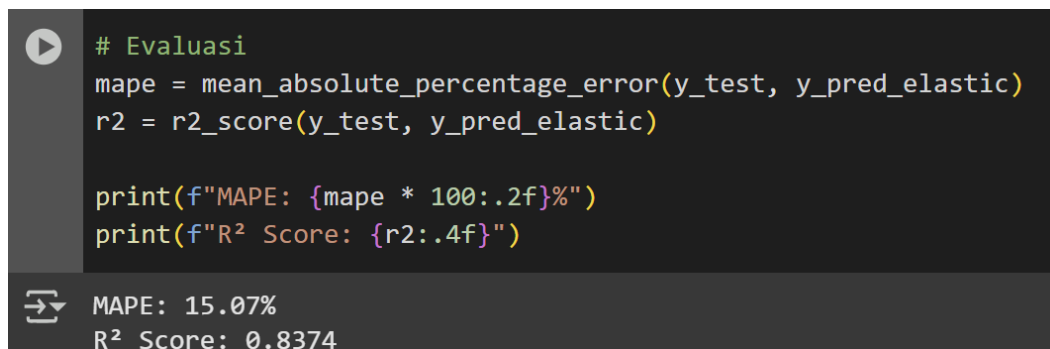
Model yang telah diinisialisasi kemudian dilatih menggunakan data latih (X_{train} dan y_{train}) dengan fungsi `.fit()`. Pada proses ini, Elastic Net mempelajari hubungan matematis antara variabel input (jumlah panen dan harga) dan target (total pendapatan).

- **Prediksi**

Setelah model selesai dilatih, langkah berikutnya adalah melakukan prediksi terhadap data uji (X_{test}). Proses ini dilakukan menggunakan fungsi `.predict()`, dan hasilnya disimpan dalam variabel `y_pred_elastic`

3.2 Evaluasi Model

Evaluasi Model dilakukan untuk menilai seberapa akurat model memprediksi data uji menggunakan metrik evaluasi MAPE dan R^2 Score.



```
# Evaluasi
mape = mean_absolute_percentage_error(y_test, y_pred_elastic)
r2 = r2_score(y_test, y_pred_elastic)

print(f"MAPE: {mape * 100:.2f}%")
print(f"R2 Score: {r2:.4f}")
```

MAPE: 15.07%
R² Score: 0.8374

Gambar 2 Evaluasi Model

- **MAPE (Mean Absolute Percentage Error)**

Ini adalah metrik yang menunjukkan rata rata presentase kesalahan prediksi terhadap nilai aktual. Nilai MAPE sebesar 15.07% menunjukkan bahwa model hanya memiliki rata-rata kesalahan sebesar 15%, yang berarti model memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi dan dapat digunakan dalam konteks peramalan pendapatan.

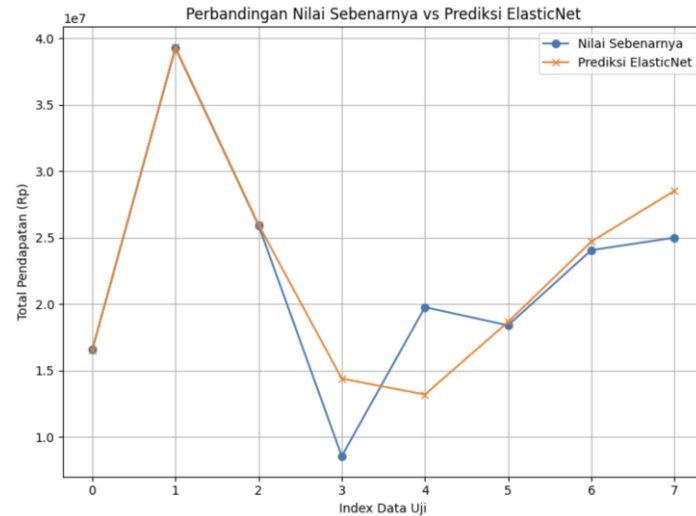
- **R^2 Score (Koefisien Determinasi)**

R^2 Score mengukur seberapa besar proporsi variasi dalam data target yang dapat dijelaskan oleh model. Dengan nilai R^2 sebesar 0.8374, model Elastic Net mampu menjelaskan sekitar 83.74% dari total variasi dalam data pendapatan.

3.3 Visualisasi Hasil Prediksi

Visualisasi hasil prediksi bertujuan untuk memberikan gambaran visual hasil prediksi dan nilai aktual. Visualisasi merupakan bagian penting dalam proses evaluasi model, karena mampu menunjukkan secara langsung pola kesesuaian antara nilai yang dihasilkan oleh model dengan nilai sebenarnya dari data uji.

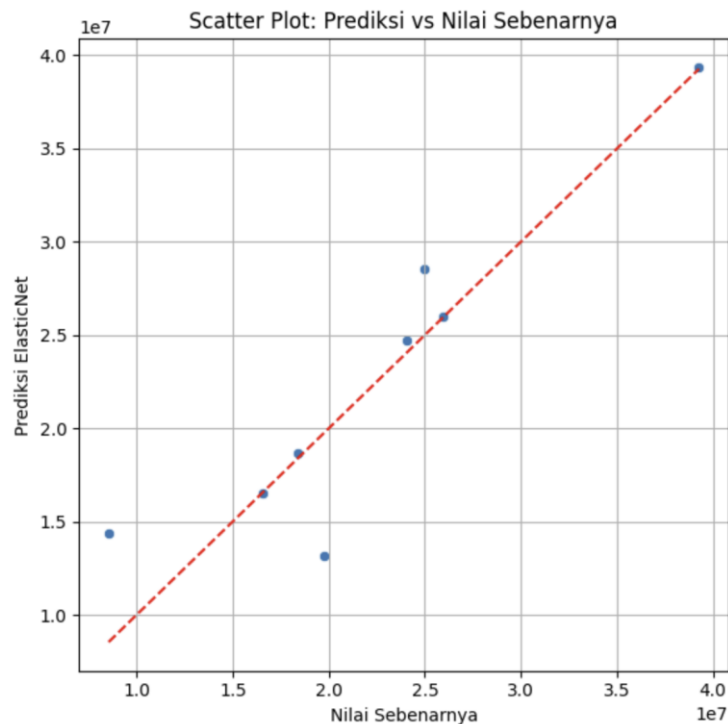
a) Grafik Garis



Gambar 3 Grafik Garis

Garis prediksi terlihat mengikuti pola garis nilai sebenarnya, dengan perbedaan yang tidak terlalu besar. Ini menunjukkan bahwa model dapat menangkap tren dari data dengan baik, meskipun ada beberapa perbedaan kecil di titik-titik tertentu.

b) Scatter Plot



Gambar 4 Scatter Plot

Titik-titik pada scatter plot sebagian besar tersebar dekat dengan garis diagonal merah putus-putus, yang merupakan garis ideal antara prediksi dan nilai aktual. Hal ini menunjukkan bahwa hasil prediksi model mendekati nilai sebenarnya. Namun, masih terdapat beberapa titik yang menyimpang dari garis diagonal, yang menandakan adanya deviasi kecil dalam prediksi.

3.4 Hasil Prediksi berdasarkan Dataset

```
# Membuat DataFrame hasil prediksi
hasil_prediksi = pd.DataFrame({
    'Nilai Sebenarnya': y_test.values,
    'Prediksi ElasticNet': y_pred_elastic
})

# Menghitung selisih dan persentase error
hasil_prediksi['Selisih'] = hasil_prediksi['Prediksi ElasticNet'] - hasil_prediksi['Nilai Sebenarnya']
hasil_prediksi['Persentase Error (%)'] = np.abs(hasil_prediksi['Selisih']) / hasil_prediksi['Nilai Sebenarnya'] * 100

hasil_prediksi = hasil_prediksi.reset_index(drop=True)

# Menampilkan hasil
print("Hasil Prediksi Pendapatan dengan ElasticNet:\n")
print(hasil_prediksi.round(2))
```

	Nilai Sebenarnya	Prediksi ElasticNet	Selisih	Persentase Error (%)
0	16562000	16514810.26	-47189.74	0.28
1	39270000	39340254.95	70254.95	0.18
2	25920000	25971511.11	51511.11	0.20
3	8540000	14381403.70	5841403.70	68.40
4	19762500	13185250.92	-6577249.08	33.28
5	18396000	18652290.35	256290.35	1.39
6	24060000	24702525.62	642525.62	2.67
7	25000000	28528268.94	3528268.94	14.11

Gambar 5 Hasil Prediksi

Hasil prediksi pendapatan menggunakan model ElasticNet menunjukkan bahwa secara umum model mampu memberikan estimasi yang cukup akurat, dengan sebagian besar nilai memiliki persentase error di bawah 5%.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, model Elastic Net terbukti mampu melakukan prediksi total pendapatan dengan tingkat akurasi yang baik, ditunjukkan oleh nilai MAPE sebesar 15,07% dan R^2 sebesar 0,8374. Sebagian besar hasil prediksi mendekati nilai aktual, baik secara numerik maupun visual. Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan model Regresi Linear Berganda, Elastic Net mampu mendapatkan nilai akurasi yang lebih tinggi.

Keunggulan metode Elastic Net terletak pada kemampuannya dalam melakukan seleksi fitur secara otomatis dan menangani multikolinearitas pada data input, sehingga menghasilkan model yang lebih stabil dan generalisasi yang lebih baik. Dengan demikian, Elastic Net dapat diandalkan sebagai metode prediksi pendapatan berbasis data historis hasil panen dan sangat potensial untuk diterapkan dalam mendukung pengambilan keputusan di bidang pertanian, khususnya dalam perencanaan produksi, pengelolaan stok, dan strategi pemasaran.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Hermawan, N. Suarna, I. Ali, and D. Rohman, "OPTIMASI PREDIKSI OMSET PENJUALAN PADA PABRIK OLAHAN TAHU MENGGUNAKAN ALGORITMA REGRESI LINEAR," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5888.
- [2] F. Rozi Lubis, M. Khoiruddin Harahap, and A. Mahmud Husein, "Analisis Prediktif untuk Keputusan Bisnis : Peramalan Penjualan," 2019, doi: 10.3390/xxxxx.
- [3] A. Ristyan, A. Nugroho, and T. K. Amarya, "Optimasi Preprocessing Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke," vol. 12, no. 1, pp. 29–44, 2025.

- [4] H. Zou and T. Hastie, "Regularization and Variable Selection via the Elastic Net," 2003.
- [5] H. E. Sinaga, D. Retno, and S. Saputro, "Performa Metode Elastic-Net dalam Kasus Multikolinearitas pada Analisis Linear Berganda," *Prosiding Pendidikan Matematika dan Matematika*, vol. 3, 2021.
- [6] A. R. Nur, A. K. Jaya, and S. Siswanto, "Comparative Analysis of Ridge, LASSO, and Elastic Net Regularization Approaches in Handling Multicollinearity for Infant Mortality Data in South Sulawesi," *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 20, no. 2, pp. 311–319, Dec. 2023, doi: 10.20956/j.v20i2.31632.
- [7] R. Josenda and C. Indah Asmarawati, "ANALISA PERAMALAN PRODUK PALET KAYU DI CV. BAROKAH UTAMA," 2021.
- [8] A. M. M. Fattah, A. Voutama, N. Heryana, and N. Sulistiyowati, "Pengembangan Model Machine Learning Regresi sebagai Web Service untuk Prediksi Harga Pembelian Mobil dengan Metode CRISP-DM," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1669, Oct. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.5021.
- [9] A. A. Saputra, M. Munir, dan Z. D. R. A. Prasetya, "Peramalan Pendapatan dari Penjualan Bawang Merah Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda," *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains*, vol. 2, Kediri: Universitas Nusantara PGRI Kediri, pp. 383–389, Jan. 2023.
- [10] R. Taufiqih, R. Ambarwati, and A. History, "Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika Enhancing Sales Prediction for MSMEs: A Comparative Analysis of Neural Network and Linear Regression Algorithms Article Info ABSTRACT," vol. 10, pp. 81–91, 2024, [Online]. Available: <http://http://jurnal.unmer.ac.id/index.php/jtmi>
- [11] D. Chung, C. G. Lee, and S. Yang, "International Journal of INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING A Hybrid Machine Learning Model for Demand Forecasting: Combination of K-Means, Elastic-Net, and Gaussian Process Regression." [Online]. Available: www.ijisae.org
- [12] M. M. Sidabutar and G. Firmansyah, "Comparison of Linear Regression, Neural Net, and Arima Methods For Sales Prediction of Instrumentation and Control Products In PT. Sarana Instrument," *Journal Research of Social Science, Economics, and Management*, vol. 2, no. 8, Mar. 2023, doi: 10.59141/jrssem.v2i08.397.
- [13] F. Karina and D. Arwin Dermawan, "Prediksi Peningkatan Omzet Penjualan dengan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda (Studi Kasus: UB Makmur Surabaya)," 2024.
- [14] W. Adi Kurniawan and A. Salam, "Penggunaan Feature Space SMOTE Untuk Mengurangi Overfitting Akibat Imbalance Dataset Utilization of Feature Space SMOTE to Reduce Overfitting Due to Imbalanced Dataset."