



Model Prediksi Harga Cabai Merah Besar di Tingkat Produsen Periode 2022-2024 Dengan Metode *Supervised Learning* Menggunakan *Orange Data Mining*

Donny Montreano

UPNVJ Lab Statistik Optimasi dan Perancangan Teknik Industri, Indonesia

*Korespondensi: donny.montreano@upnvj.ac.id

Abstract: From the perspective of Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs), fluctuations in raw material prices are highly concerning as they can significantly impact business stability. While MSMEs may tolerate price fluctuations to some extent, from an industrial engineering perspective, such a passive approach contradicts the principles of continuous improvement. This study seeks to predict the price of large red chili peppers using five regression models implemented through Orange Data Mining: Linear Regression, Support Vector Machine, Decision Tree, *k*-Nearest Neighbors (*k*NN), and Gradient Boosting. Due to the limited availability of daily data, particularly within a daily timeframe, the study utilized weekly data spanning three years. The results of the Test and Score evaluation shows Gradient Boosting as the best-performing model, achieving a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 0.7%. However, the MAPE for predictions in January 2025 increased to 15.8%. This error is expected to decrease as more weekly data becomes available to mitigate the inaccuracies inherent in this model.

Keywords: Prediction Model, Big Red Chili Price, Producer Level, 2022-2024 Period

Abstrak: Dalam perspektif UMKM, fluktuasi harga bahan baku adalah suatu hal yang paling ditakuti karena berakibat pada ketahanan usaha yang menjadi tidak menentu. Pada suatu kondisi, fluktuasi harga dapat diterima para UMKM, namun dalam perspektif teknik industri, sikap UMKM tersebut tidak sesuai prinsip *continuous improvement*. Penelitian ini mencoba untuk memprediksi harga cabai merah besar dengan menggunakan 5 model regresi dibantu *Orange Data Mining*. Yaitu *Linear Regression*, *Support Vector Machine*, *Tree*, *k*NN, *Gradient Boosting*. Data yang diperlukan sebagian besar tidak tersedia, khususnya dalam kerangka waktu harian sehingga penelitian ini menggunakan data mingguan selama 3 tahun. Hasil *Test and Score* menunjukkan model *Gradient Boost* terpilih menjadi model terbaik dengan tingkat MAPE 0.7% namun MAPE pada tahap *Prediction* di bulan Januari 2025 menjadi 15.8%. *Error* tersebut akan berkurang ketika data mingguan sudah cukup banyak untuk menambal kesalahan yang dihasilkan model ini.

Kata Kunci: Model Prediksi, Harga Cabai Merah Besar, Tingkat Produsen, Periode 2022-2024

1. PENDAHULUAN

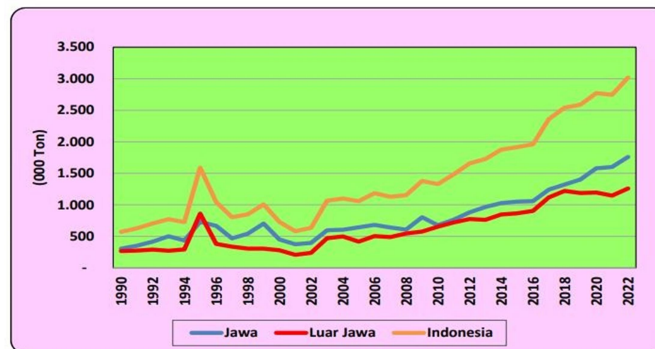
Cabai merah merupakan salah satu komoditas pangan yang memiliki peran penting dalam kehidupan masyarakat Indonesia. Sebagai bahan utama dalam berbagai hidangan tradisional, permintaan terhadap cabai merah cenderung tinggi sepanjang tahun (Tuter, 2024). Namun, harga cabai merah di Indonesia dikenal sering mengalami fluktuasi yang signifikan. Fenomena ini tidak hanya memengaruhi konsumen, tetapi juga petani dan pelaku usaha di sektor agribisnis.

Fluktuasi harga cabai merah dipengaruhi oleh berbagai faktor, mulai dari kondisi cuaca (Fajri et al., 2017), pola panen, distribusi, hingga kebijakan pemerintah. Saat pasokan melimpah, harga biasanya turun, sedangkan pada masa paceklik atau gangguan dis-tribusi, harga dapat melonjak tajam. Selain itu, faktor musiman seperti menjelang hari raya seringkali memicu kenaikan permintaan yang tidak diimbangi dengan pasokan yang

memadai.

Masalah fluktuasi harga cabai merah ini telah menjadi perhatian serius, baik di tingkat lokal maupun nasional. Solusi jangka panjang, seperti perbaikan rantai pasok (Janah and Hani, 2019), penyediaan fasilitas penyimpanan (Arifin, 2010)(Edowai et al., 2016), dan stabilisasi harga (Hidayati et al., 2022) serta pengembangan teknologi budi- daya (Lumbantoruan, 2024), terus diupayakan untuk mengatasi tantangan ini. Dengan memahami penyebab dan dampak fluktuasi harga cabai merah, diharapkan berbagai pihak dapat berkontribusi dalam menciptakan pasar yang lebih stabil dan menguntungkan bagi semua pihak yang terlibat.

Pada tahun 2022, provinsi Jawa barat menjadi penghasil cabai (keseluruhan jenis) terbesar di Indonesia dengan kontribusi mencapai 24,24%. Tahun 2021, Jawa timur menduduki puncak produksi cabai rawit terbanyak dengan kontribusi 36.17% (Sekretariat Jenderal, 2023). Dengan demikian Jawa Barat cukup signifikan mempengaruhi harga cabai di kota besar sekitarnya seperti Jakarta dan Bandung. Oleh karena itu penelitian ini hanya berfokus pada harga cabai di kota Jakarta yang secara konsekuensi logis menjadi konsumen terbesar mengingat banyaknya jumlah warga DKI Jakarta dibanding kota besar di Jawa Barat.



Gambar 1 Perkembangan Produksi Cabai di Jawa, Luar Jawa dan Indonesia, Tahun 1990-2022 (dan dan Sekretariat Jenderal, 2022)

2. KAJIAN TEORITIS

Gradient Boosting adalah teknik *machine learning* populer yang digunakan untuk tugas regresi dan klasifikasi. Model ini bekerja dengan menggabungkan beberapa *weak learner*, biasanya pohon keputusan, secara berulang untuk membuat model prediktif yang kuat (Airlangga and Liu, 2025).

Karakteristik Utama:

1. Menangani Non-Linearitas: *Gradient Boosting* secara efektif menangkap hubungan non-linier antara fitur, sehingga cocok untuk kumpulan data yang kompleks.
2. Interaksi Fitur: Model ini dapat mengidentifikasi interaksi antara fitur, yang khususnya berguna dalam tugas analitik perkotaan.
3. Menangani Data Terstruktur: *Gradient Boosting* unggul dalam memproses data tabular terstruktur.

Keunggulan:

1. Akurasi yang Lebih Baik: *Gradient Boosting* sering kali mengungguli model pembelajaran mesin tradisional, khususnya dalam tugas yang melibatkan hubungan non-linier.
2. Ketahanan: Model ini dapat menangani data yang tidak stabil dan outlier secara efektif.
3. Interpretabilitas: Skor kepentingan fitur memberikan wawasan tentang hubungan antara variabel.

(Hadiansyah, 2017) menggunakan metode setara ARIMA berkonfigurasi (1,0,1) untuk memprediksi harga cabai dengan kerapatan data per hari, memperoleh keakuratan *MAPE* 0.651%. Data yang digunakan sebanyak 236 hari namun hanya 1 variable yaitu harga cabai 1 jenis sesuai kapasitas ARIMA. Sedangkan penelitian ini bermaksud untuk menggali lebih dalam adakah faktor lain seperti harga cabai daerah sekitar Jakarta yang mempengaruhi harga cabainya. Metode yang dapat memproses lebih dari 1 variable adalah ARIMAX (Aswathi and Duraisamy, 2018). Namun mempertimbangkan batasan penulisan artikel ini maka ARIMAX akan dibahas dalam penelitian selanjutnya.

3. METODE

Seperti terlihat pada **Gambar 2**, kerangka pemikiran dimulai dari faktor penyebab yang diduga mempengaruhi harga cabai lokal yaitu iklim, inflasi, jadwal panen, luas area tanam, harga pupuk, jarak sumber cabai, ekspor cabai dan lain sebagainya. Semisal, ketika inflasi menunjukkan kenaikan maka akan berdampak pada biaya perjalanan bahan baku dari sumber cabai ke kota besar. Tenaga kerja juga turut menaikkan biaya jasanya karena semua harga barang pokok naik. Namun beberapa data tersebut tidak tersedia di badan pusat statistik sehingga penelitian ini dibatasi hanya pada data harga per daerah. Daerah yang dijadikan pengambilan data adalah Jakarta dan sekitarnya seperti Lampung, Bandung, Garut. Disebabkan Jawa Timur merupakan provinsi penyumbang cabai

terbanyak kedua se-Indonesia maka daerah produsen utama turut dijadikan pengambilan data yaitu Kabupaten Kediri. Harga cabai Jakarta diasumsikan terpengaruh oleh harga cabai daerah lain. Semisal suatu kondisi Jakarta mulai kehabisan persediaan cabai, maka para pedagang membeli cabai di daerah sekitar. Hal ini tentu menimbulkan ongkos perjalanan. Sebab itu, harga cabai cenderung naik signifikan terlebih para pedagang mendapatkan sumber cabai yang cukup jauh dikarenakan sumber terdekat justru tidak ekonomis karena persediaan cabai berjumlah sedikit.



Gambar 2 Kerangka Pemikiran

Perancangan model prediksi ini dibantu menggunakan *open source software* yaitu *Orange Data Mining*. Sebelum instalasi, perlu terlebih dahulu instalasi python versi terbaru agar modul yang dibutuhkan *Orange Data Mining* tersedia lengkap. Maka dari itu perlu *download* dan *install* Orange3 langsung dari python tersebut. Pada saat artikel ini ditulis, python yang digunakan adalah versi 3.12.

Berikut tahapan perancangan model klasifikasi:

- a. Menetapkan tujuan dari menganalisis data yaitu memprediksi harga cabai lokal.
- b. Mengambil data. Data-data ini harus didapatkan secara legal agar hasil penelitian dapat dipercaya kebenarannya. Data diambil dari bi.go.id, jabar.bps.go.id dan bmg.go.id secara bebas diakses karena bersifat publik.
- c. Menyiapkan data. Data-data tersebut tersebar di beberapa *website* pemerintah. Agar memudahkan proses analisis maka, data-data tersebut harus digabung dalam satu **Tabel 1**.

Table 1 Data Gabungan

	Tanggal Baru	Merah Jkt	Keriting Jkt	Merah Bdg	Keriting Bdg	Merah Lpg	Keriting Lpg	Merah Metro	Keriting Metro	Merah Kediri	Keriting Kediri	Inflasi%	
	03/01/2022	03-01-2022	79950	76200	68400	70950	75000	75000	65000	65200	69900	2.18	
	10/01/2022	10-01-2022	80200	77700	68900	69200	76550	57000	70000	55000	67450	69900	2.18

dan seterusnya.

- d. Memvalidasi data. Data perlu diperiksa jumlah dan kualitasnya. Penelitian ini menggunakan data bulanan selama 3 tahun mulai pasca pandemi tahun 2022 Januari sampai 2024 Desember. Di dalam data tersebut terdapat beberapa baris *missing value* secara penuh, Maka baris tersebut layak dihapus. Namun jika *missing value* secara parsial, maka disarankan untuk tidak dihapus tetapi berikan nilai rata-rata atau interpolasi atau baris tersebut disimpan dahulu agar kita isi menggunakan model prediksi penelitian ini yang sudah jadi. Penelitian ini mengisi baris tersebut dengan nilai yang diambil dari *website* berita lokal sewaktu.
- e. Menentukan objek data. Pada umumnya data yang sudah diambil, tentunya terdapat banyak data ikutan di banyak kolom. Data tersebut perlu dipilah mana yang berhubungan dengan tujuan analisis ini. Dalam penelitian ini tidak ada data ikutan seperti ditunjukkan dalam **Gambar 3**.
- f. Membersihkan data. Data yang didapat dari *website* pemerintah tidak ada yang ”kotor” seperti *typo*, format tidak konsisten, duplikasi ataupun pengejaan angka dengan huruf atau sebaliknya sehingga tidak perlu diperbaiki.
- g. Mengkonstruksi data. Dalam **Tabel 1**, tulisan tanggal sudah sesuai tetapi format di dalam *google sheet* masih dalam bentuk teks sehingga perlu diubah menjadi format tanggal dengan formula $=DATE(RIGHT(A3,4),MID(A3,5,2),LEFT(A3,2))$. Dataset inflasi yang diambil dari bi.go.id berupa data bulanan (Indonesia, 2025). Sedangkan tujuan penelitian ini adalah memprediksi harga mingguan. Maka kolom inflasi bulanan diubah ke dalam mingguan seperti **Gambar 4**.

Tabel Harga Berdasarkan Daerah

Komoditas

Bawang Putih

Bawang Putih Ukuran...

Cabai Merah

Cabai Merah Besar

Cabai Merah Kering

Cabai Rawit

Provinsi

Bengkulu

DI Yogyakarta

DKI Jakarta

Gorontalo

Jambi

Jawa Barat

Perkembangan Harga Pangan

Periode : 3 Jan 2022 - 30 Dec 2024

Provinsi : DKI Jakarta

Kabupaten/Kota : Semua Kabupaten/Kota

Pasar : Semua Pasar

Tipe Laporan : Laporan Mingguan

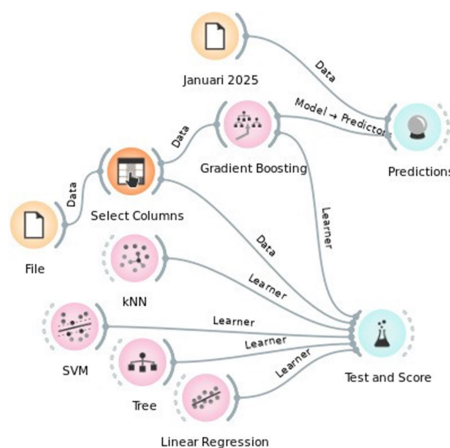
NO	KOMODITAS (RS)	03/01/2022		10/01/2022		18/01/2022		24/01/2022		31/01/2022		07/02/2022		14/02/2022	
		Q1	Q2	Q1	Q2	Q1	Q2	Q1	Q2	Q1	Q2	Q1	Q2	Q1	Q2
1	Cabai Merah	79,950	80,200	80,200	64,900	59,900	59,900	57,900							
1	Cabai Merah Besar	83,700	82,700	82,700	64,900	59,900	59,900	54,400							
2	Cabai Merah Kering	76,200	77,700	77,700	64,900	59,900	59,900	61,400							

Gambar 3 Harga cabai DKI Jakarta (Nasional, 2025)

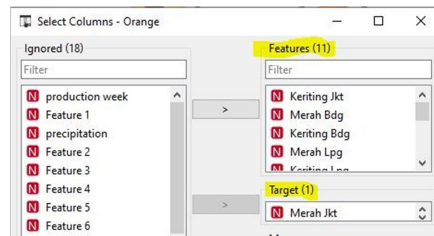
Inflasi%
2.18
2.18
2.18
2.18
2.18
2.06
2.06
2.06
2.06

Gambar 4 Inflasi mingguan disamaratakan

- h. Menentukan label data. Digunakan untuk mempermudah proses pohon klasifikasi khususnya data berjenis numerik yaitu dengan istilah *Discretization*. Dataset penelitian ini tidak perlu diberi label karena tidak menggunakan model klasifikasi yang membutuhkan nilai kategorikal seperti *logistic regression*. Model ini mengharuskan membuat satu kolom berisi label yang mewakili kolom numerik.
- i. Membangun Model. Ditunjukkan pada **Gambar 5**, penelitian ini menggunakan berbagai macam model klasifikasi untuk tujuan memprediksi. Semua model menggunakan *default parameter* dan semua *feature* dipilih kecuali cabai merah Jkt yang dijadikan target ditunjukkan pada Gambar 6. Komposisi data *train* sebesar 100% sehingga tidak perlu *data sampler widget*. Selain itu tipe data yang dijadikan target berupa numerik yaitu harga cabai merah. Sedangkan kelompok metode *Classification Tree* lebih efektif jika data yang ada bertipe non-numerik atau kategorikal.



Gambar 5 Tahapan pengolahan data

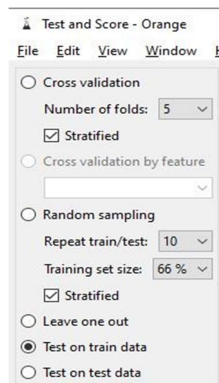


Gambar 6 Select Column: 11 feature and 1 target

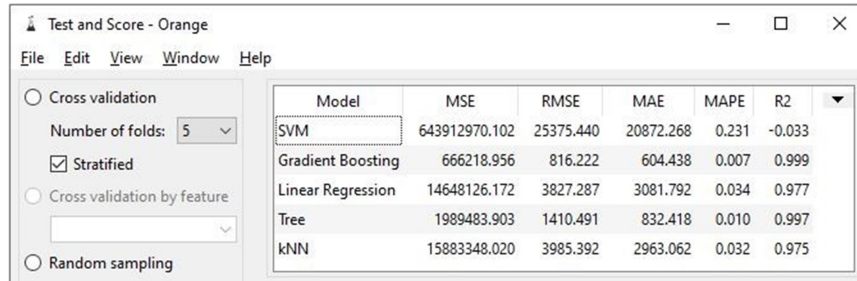
- j. Mengevaluasi hasil pemodelan. Evaluasi menggunakan *Test on train data* pada *Test and Score widget* karena *cross validation* membutuhkan *stratification* yang mana lebih cocok untuk data kategorikal atau data diskrit. Cara mengevaluasi ditunjukkan pada **Gambar 7**
- k. Menelaah data. Berisi tentang menyusun informasi berdasar statistik deskriptif, visualisasi grafik, menyusun hipotesis dan menganalisis hasilnya. Pembahasan tersebut dijelaskan pada bab hasil dan pembahasan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari *Test and Score* pada **Gambar 8** menunjukkan keunggulan model *Gradient Boost* mengacu pada nilai terkecil seluruh indikator kesalahan. Model yang tidak kalah penting yaitu *Tree* karena memiliki nilai *error* yang sangat dekat dengan *Gradient Boost*. Sementara model yang diharapkan bekerja baik yaitu *Linear Regression* justru tidak menghasilkan *error* yang kecil. Model tersebut bekerja baik pada penelitian (Muharrom, 2023) yang memiliki data fluktuatif namun patut diduga karakter fluktuasi data *cryptocurrency* tidak setara dengan fluktuasi harga cabai disebabkan kerangka waktu yang digunakan berbeda interval.



Gambar 7 Cara mengevaluasi model



Model	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R2
SVM	643912970.102	25375.440	20872.268	0.231	-0.033
Gradient Boosting	666218.956	816.222	604.438	0.007	0.999
Linear Regression	14648126.172	3827.287	3081.792	0.034	0.977
Tree	1989483.903	1410.491	832.418	0.010	0.997
kNN	15883348.020	3985.392	2963.062	0.032	0.975

Gambar 8 Hasil *test and score* dari 5 model *learner*

Support Vector Machine (SVM) memiliki *error* yang paling besar diseluruh indikator kecuali indikator R². Pada *SVM widget* meskipun parameter epsilon dinaikkan turunkan hasil akhir tidak berubah. Parameter tersebut khusus untuk *regression task* yang otomatis tersambung dengan model *Support Vector Regression* (SVR) yang artinya *SVM widget* bekerja sekaligus selain untuk pekerjaan klasifikasi juga untuk *regression task* (of Ljubljana, 2023). Sedangkan nilai parameter *Cost* digunakan untuk pekerjaan klasifikasi, untuk penelitian ini tidak diubah. Pada penelitian (Montreano et al., 2021) model SVR menjadi terunggul karena memiliki MAPE lebih kecil dibanding metode konvensional dan *neural network*. Kemungkinan besar kualitas data yang digunakan tidak setara.

R² atau R² adalah proporsi keragaman (*variance*) mulai dari 0 sampai 1 (Field, 2024) pada variabel target yaitu keragaman harga cabai merah Jkt. Nilai negatif menunjukkan model yang buruk, korelasi lemah, kemungkinan adanya variabel lain yang tidak dimasukkan dalam model mempengaruhi variansi data. Selain itu data tidak memenuhi asumsi normalitas, namun nilai R² pada empat model lain justru menunjukkan data memenuhi asumsi normalitas dengan nilai mendekati angka 1.

Setelah menelaah hasil *Test and Score*, langkah selanjutnya adalah menguji data bulan Januari 2025 terlihat pada Gambar 5 di bagian bawah. *Predictions Widget* membutuhkan data input dan model prediksi. Data input berasal dari *File Widget* yang dibuat sendiri dari *google sheet* dalam format *.xlsx* agar *Orange Data Mining* langsung mengenali data tipe tanggal. Saat artikel ini ditulis, data harga yang tersedia hanya sejumlah 1 baris. Hal ini disebabkan data yang digunakan saat *training* ber-interval 1 minggu sehingga bulan Januari belum genap 1 minggu. Cara memprediksi harga per minggu adalah dengan membuat *file google spreadsheet* yang bentuk tabel harus sama dengan tabel saat *training* seperti **Tabel 1**. Setiap kolom akan di isi dengan data dari (Nasional, 2025) yang ada hari ini seperti diperlihatkan pada **Tabel 2**. Data inflasi hari ini belum tersedia karena masih berproses dalam kementerian keuangan sehingga data tersebut diambil dari bulan Desember 2024 sebesar 1.57% (Indonesia, 2025). Berikut adalah hasil prediksi

harga cabai merah di Jakarta pada **Gambar 9**. Persentase kesalahan sebesar 15,8% menunjukkan perbedaan harga cukup signifikan antara prediksi dengan kenyataan. Beberapa percobaan seperti mengabaikan tanggal ataupun merubah format tanggal menjadi bulan, tanggal, tahun tidak merubah nilai *error*. Ketika menghapus *feature* inflasi justru menambah persentase kesalahan menjadi 0,008 atau 0,8%. Semua model dicoba untuk memprediksi harga hari ini, hasilnya adalah nilai *error* lebih bu- ruk dari model *Gradient Boost*.

Table 2 Data harga daerah hari ini yang akan memprediksi harga cabai merah Jkt

Tanggal Baru	Merah Jkt	Keriting Jkt	Merah Bdg	Keriting Bdg	Merah Lpg	Keriting Lpg	Merah Metro	Keriting Metro	Merah Kediri	Keriting Kediri	Inflasi%
07-01-2025	72700	53500	78800	73000	135500	84000	65000	75000	69950	75900	1.57

Ini menunjukkan kekonsistenan kualitas model sesuai tahapan *Test and Score*. Namun jika tanggal prediksi dibandingkan antara hari ini dan tahun lalu di bulan dan tanggal yang sama, terdapat perbedaan kesalahan yang sangat signifikan. Pada tanggal 7 Januari 2024 menunjukkan kesalahan sebesar minus Rp48. Sementara pada tanggal yang sama di tahun 2025 menunjukkan kesalahan sebesar minus Rp 11513. Dugaan sementara karena data nyata periode 2025 belum cukup atau data yang disediakan oleh (Nasional, 2025) adalah harga rata-rata. Sementara harga di (Jakarta, 2025) menunjukkan beberapa pasar yang menjual cabe merah besar, sesuai penelitian ini, dari harga Rp 45000 sampai Rp 90000.

Model	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R2
Gradient Boosting	66270912.792	8140.695	5780.413	0.079	-1.094

Gambar 9 Hasil prediksi harga cabai Merah Jkt

5. SIMPULAN

Model prediksi Gradient *Boost* dapat digunakan sebagai pertimbangan pembelian cabai merah besar ketika data bulanan sudah tersedia. Pedagang ataupun pengusaha dapat memperkirakan seberapa banyak persediaan yang akan diadakan di periode tertentu. Terlebih jika data yang didapat berupa harga per hari, diharapkan akan memudahkan pengaturan sesuai kebutuhan semisal interval waktu yang lebih panjang. Model ini tentu masih jauh dari ideal karena beberapa faktor penting tidak tersedia seperti iklim, jadwal panen, produksi per bulan dan sebagainya yang memiliki karakter fluktuatif.

REFERENCES

- Airlangga, G., & Liu, A. (2025). A hybrid gradient boosting and neural network model for predicting urban happiness: Integrating ensemble learning with deep representation for enhanced accuracy. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 7(1), pages.
- Arifin, I. (2010). Pengaruh cara dan lama penyimpanan terhadap mutu cabai rawit (*Capsicum frutescens* L var. Cengek) (PhD thesis, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim). pages.
- Aswathi, V., & Duraisamy, M. (2018). Comparison of prediction accuracy of multiple linear regression, ARIMA, and ARIMAX model for pest incidence of cotton with weather factors. pages.
- Dan, & Sekretariat Jenderal, K. P. (2022). *OUTLOOK Komoditas Pertanian Subsektor Hortikultura Cabai*. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Sekretariat Jenderal Kementerian Pertanian. pages.
- Edowai, D. N., Kairupan, S., & Rawung, H. (2016). Mutu cabai rawit (*Capsicum frutescens* L) pada tingkat kematangan dan suhu yang berbeda selama penyimpanan. *Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian*, 10(1), 12–20. pages.
- Fajri, R., Fauzi, T., & Indra, I. (2017). Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi harga cabai merah di kota Banda Aceh. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 2(3), 131–141. pages.
- Field, A. (2024). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. Sage Publications Limited. pages.
- Hadiansyah, F. N. (2017). Prediksi harga cabai dengan menggunakan pemodelan time series ARIMA. *Indonesia Journal on Computing (Indo-JC)*, 2(1), 71–78. pages.
- Hidayati, N., Anwar, S., & Rahmah, R. (2022). Peramalan harga cabai merah sebagai upaya menjaga stabilitas inflasi kota Banda Aceh. *Agriekonomika*, 11(1), 31–42. pages.
- Indonesia, B. (2025). *Data inflasi*. pages.
- Jakarta, P. D. (2025). *Statistik harga*. pages.
- Jannah, M., & Hani, E. S. (2019). Analisis rantai pasokan cabai merah di Kabupaten

Banyuwangi. UNEJ e-Proceeding. pages.

Lumbantoruan, J. E. (2024). Monitoring dan kontrol tanaman cabai berbasis Internet of Things dengan menggunakan aplikasi MIT App Inventor. *Venus: Jurnal Publikasi Rumpun Ilmu Teknik*, 2(6), 179–187. pages.

Montreano, D., Dewi, A. C., et al. (2021). Comparison between conventional methods, neural network, and support vector regression in forecasting foreign tourists in Indonesia. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 1125, p. 012056). IOP Publishing. pages.

Muharrom, M. (2023). Analisis penggunaan Orange Data Mining untuk prediksi harga USDT/BIDR Binance. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 4(2), 178–184. pages.

Nasional, P. I. H. P. S. (2025). Tabel harga berdasarkan daerah. pages.

Of Ljubljana, U. (2023). Support Vector Machine. pages.

Sekretariat Jenderal. (2023). Analisis Kinerja Perdagangan Cabai Merah. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Sekretariat Jenderal, Kementerian Pertanian, 13, 1–74. pages.

Tuter, A. (2024). BPS catat kenaikan harga cabai di 132 daerah. pages.