

MODEL PREDIKSI HARGA CABAI MERAH BESAR DI TINGKAT PASAR TRADISIONAL TAHUN 2017 - 2024: PENDEKATAN SUPERVISED LEARNING BERBASIS ORANGE DATA MINING

Hamizan Gholib^{1*}, Muhinda Yasa Arindra Barana Dya², Sarah Anami Girsang³,
Sartika Almira Sobri⁴

¹⁻⁴Politeknik Keuangan Negara STAN

*Corresponding email: hamizangholib@gmail.com

Abstrak: Penelitian ini bertujuan memprediksi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional DKI Jakarta periode 2017-2024 menggunakan pendekatan *Supervised Learning* berbasis *Orange Data Mining*. Variabel yang digunakan meliputi harga cabai merah besar dan keriting di Jakarta serta daerah pemasok utama (Bandung, Lampung, metro, Kediri) dan tingkat inflasi nasional. Terdapat sembilan model regresi yang dibandingkan, meliputi Linear Regression, SVM, Decision Tree, kNN, Gradient Boosting, Random Forest, AdaBoost, Neural Network, dan Stochastic Gradient Descent. Hasil evaluasi menggunakan metrik MSE, RMSE, MAE, MAPE dan R² menunjukkan bahwa AdaBoost memiliki kinerja terbaik dengan akurasi tinggi dan kesalahan prediksi rendah. Model ini berpotensi digunakan sebagai sistem peringatan dini harga pangan, mendukung kebijakan stabilisasi, perencanaan distribusi, dan strategi produksi. Penelitian ini memberikan kontribusi akademis pada analisis harga komoditas hortikultura serta manfaat praktis bagi pengendalian harga pangan.

Kata kunci: cabai merah besar, *supervised learning*, prediksi harga, *orange data mining*.

Abstract: This study aims to predict the price of large red chili peppers in traditional markets in DKI Jakarta for the period 2017-2024 using a *Supervised Learning* approach based on *Orange Data Mining*. The variables used include the prices of large red chili peppers and curly chili peppers in Jakarta and the central supplier regions (Bandung, Lampung, Metro, Kediri), as well as the national inflation rate. Nine regression models were compared, including linear regression, SVM, Decision Tree, k-NN, Gradient Boosting, Random Forest, AdaBoost, Neural Network, and Stochastic Gradient Descent. Evaluation results using metrics such as MSE, RMSE, MAE, MAPE, and R² indicate that AdaBoost performs best with high accuracy and low prediction error. This model has the potential to serve as an early warning system for food prices, supporting stabilization policies, distribution planning, and informed production strategies. This research makes an academic contribution to the analysis of horticultural commodity prices and offers practical benefits for food price control.

Keywords: large red chili peppers, supervised learning, price prediction, orange data mining

PENDAHULUAN

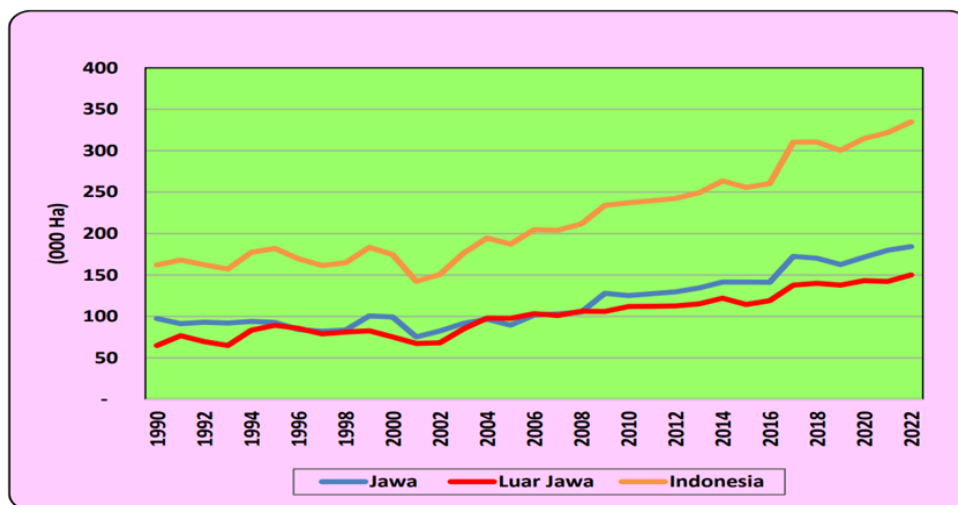
Cabai merah besar merupakan salah satu komoditas hortikultura strategis di Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan peran penting dalam memenuhi kebutuhan pangan masyarakat. Menurut Tuter (2024), permintaan terhadap cabai merah besar cenderung tinggi sepanjang tahun mengingat perannya sebagai bahan utama dalam berbagai hidangan, (Montreano et al., 2025). Namun, harga komoditas ini kerap mengalami fluktuasi signifikan yang tidak hanya memengaruhi daya beli konsumen, tetapi juga menurunkan pendapatan petani dan mengganggu stabilitas usaha pelaku agribisnis.

Fluktuasi harga cabai merah besar disebabkan oleh berbagai faktor, antara lain kondisi iklim dan cuaca ekstrem (Fajri et al., 2017) pola musim tanam dan panen, ketersediaan pasokan, gangguan distribusi, serta kebijakan pemerintah terkait perdagangan dan impor. Faktor musiman, seperti meningkatnya permintaan menjelang hari raya, juga dapat memicu lonjakan harga apabila tidak diimbangi ketersediaan pasokan yang memadai. Selain itu, variabel makro ekonomi seperti inflasi turut berpengaruh terhadap pembentukan harga, mengingat kenaikan inflasi akan meningkatkan biaya distribusi dan produksi, yang pada akhirnya mendorong kenaikan harga cabai pada tingkat konsumen (Bank Indonesia, 2025).

Masalah fluktuasi harga cabai merah besar telah menjadi perhatian serius, baik di tingkat lokal maupun nasional. Berbagai upaya telah dilakukan untuk mengatasi tantangan ini, antara lain perbaikan rantai pasok dari sentra produksi ke pasar konsumen (Jannah, 2019), penyediaan fasilitas penyimpanan untuk mengurangi kerusakan pascapanen (Arifin, 2010;

Edowai et al., 2017), program stabilisasi harga (Hidayati et al., 2022), serta penerapan teknologi budidaya modern yang dapat meningkatkan produktivitas dan ketahanan tanaman terhadap perubahan iklim (Suryaningrat et al., 2022). Dengan memahami penyebab dan dampak fluktuasi harga, diharapkan dapat tercipta sistem pasar yang lebih stabil dan menguntungkan bagi seluruh pelaku rantai nilai cabai merah besar.

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik dan Kementerian Pertanian, pada tahun 2022 Provinsi Jawa Barat menjadi penghasil terbesar seluruh jenis cabai di Indonesia dengan kontribusi 24,24% terhadap total produksi nasional. Sementara itu, pada tahun 2021 Provinsi Jawa Timur memproduksi cabai rawit terbanyak dengan kontribusi 36,17% (Sekretariat Jenderal, 2023). Tingginya produksi cabai di Jawa Barat membuat wilayah ini berpengaruh signifikan terhadap harga di kota-kota besar sekitarnya seperti Jakarta dan Bandung. Jakarta, sebagai pusat konsumsi terbesar di Indonesia, bukanlah daerah sentra produksi cabai. Oleh karena itu, pasokan cabai merah besar di Jakarta sangat bergantung pada daerah pemasok seperti Bandung (Jawa Barat), Lampung, Metro, dan Kediri (Jawa Timur). Fluktuasi harga di daerah pemasok tersebut, termasuk pada komoditas cabai merah keriting yang sering menjadi substitusi, dapat memengaruhi harga cabai merah besar di Jakarta (Volantina et al., 2021). Selain faktor harga antarwilayah, tingkat inflasi nasional juga dipertimbangkan sebagai variabel penting mengingat adanya hubungan timbal balik antara inflasi pangan dan harga komoditas hortikultura. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini secara khusus memfokuskan pada prediksi harga cabai merah besar di Jakarta periode 2017–2024 dengan mempertimbangkan harga cabai di daerah pemasok utama dan tingkat inflasi nasional.



Gambar 1: Perkembangan Produksi Cabai di Jawa, Luar Jawa dan Indonesia, Tahun 1990-2022
Sumber: Sekretariat Jenderal 2024

Tabel 1. Tingkat Inflasi Indonesia tahun 2017-2024

No	Periode	Inflasi	No	Periode	Inflasi
1	Januari 2017	3.49%	49	Januari 2021	1.55%
2	Februari 2017	3.83%	50	Februari 2021	1.38%
3	Maret 2017	3.61%	51	Maret 2021	1.37%
4	April 2017	4.17%	52	April 2021	1.42%
5	Mei 2017	4.33%	53	Mei 2021	1.68%
6	Juni 2017	4.37%	54	Juni 2021	1.33%
7	Juli 2017	3.88%	55	Juli 2021	1.52%
8	Agustus 2017	3.82%	56	Agustus 2021	1.59%
9	September 2017	3.72%	57	September 2021	1.60%
10	Oktober 2017	3.58%	58	Oktober 2021	1.66%
11	November 2017	3.30%	59	November 2021	1.75%
12	Desember 2017	3.61%	60	Desember 2021	1.87%
13	Januari 2018	3.25%	61	Januari 2022	2.18%
14	Februari 2018	3.18%	62	Februari 2022	2.06%
15	Maret 2018	3.40%	63	Maret 2022	2.64%
16	April 2018	3.41%	64	April 2022	3.47%
17	Mei 2018	3.23%	65	Mei 2022	3.55%
18	Juni 2018	3.12%	66	Juni 2022	4.35%
19	Juli 2018	3.18%	67	Juli 2022	4.94%
20	Agustus 2018	3.20%	68	Agustus 2022	4.69%
21	September 2018	2.88%	69	September 2022	5.95%
22	Oktober 2018	3.16%	70	Oktober 2022	5.71%
23	November 2018	3.23%	71	November 2022	5.42%

No	Periode	Inflasi
24	Desember 2018	3.13%
25	Januari 2019	2.82%
26	Februari 2019	2.57%
27	Maret 2019	2.48%
28	April 2019	2.83%
29	Mei 2019	3.32%
30	Juni 2019	3.28%
31	Juli 2019	3.32%
32	Agustus 2019	3.49%
33	September 2019	3.39%
34	Oktober 2019	3.13%
35	November 2019	3.00%
36	Desember 2019	2.72%
37	Januari 2020	2.68%
38	Februari 2020	2.98%
39	Maret 2020	2.96%
40	April 2020	2.67%
41	Mei 2020	2.19%
42	Juni 2020	1.96%
43	Juli 2020	1.54%
44	Agustus 2020	1.32%
45	September 2020	1.42%
46	Oktober 2020	1.44%
47	November 2020	1.59%
48	Desember 2020	1.68%

No	Periode	Inflasi
72	Desember 2022	5.51%
73	Januari 2023	5.28%
74	Februari 2023	5.47%
75	Maret 2023	4.97%
76	April 2023	4.33%
77	Mei 2023	4.00%
78	Juni 2023	3.52%
79	Juli 2023	3.08%
80	Agustus 2023	3.27%
81	September 2023	2.28%
82	Oktober 2023	2.56%
83	November 2023	2.86%
84	Desember 2023	2.61%
85	Januari 2024	2.57%
86	Februari 2024	2.75%
87	Maret 2024	3.05%
88	April 2024	3.00%
89	Mei 2024	2.84%
90	Juni 2024	2.51%
91	Juli 2024	2.13%
92	Agustus 2024	2.12%
93	September 2024	1.84%
94	Oktober 2024	1.71%
95	November 2024	1.55%
96	Desember 2024	1.57%

Sumber: Bank Indonesia (2025)

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun dan menguji model prediksi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional Jakarta periode 2017-2024 dengan memanfaatkan pendekatan *Supervised Learning* berbasis *Orange Data Mining*. Model ini akan menggunakan variabel harga cabai merah besar dan cabai merah keriting di Jakarta dan beberapa daerah pemasok utama (Bandung, Lampung, Metro, dan Kediri) (PIHPS Nasional, 2025), serta tingkat inflasi nasional guna menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Hasil model diharapkan dapat membantu pemerintah, pelaku agribisnis, dan konsumen dalam mengantisipasi perubahan harga dan merencanakan strategi pengadaan maupun distribusi.

Pemilihan topik ini didasari oleh pentingnya stabilitas harga cabai merah besar dalam menjaga kesejahteraan petani dan keterjangkauan harga bagi konsumen. Selain itu, penelitian dengan fokus pada prediksi harga cabai merah besar berbasis *Supervised Learning* di *Orange Data Mining* dengan cakupan data historis yang cukup panjang (tahun 2017-2024) dengan melibatkan variabel harga dari beberapa daerah pemasok utama masih jarang ditemukan dalam literatur akademik. Minimnya penelitian serupa memberikan peluang untuk menghasilkan kontribusi signifikan baik dari sisi ilmiah melalui pengembangan metode analisis harga komoditas hortikultura, maupun dari sisi praktis melalui penyediaan informasi prediktif yang relevan bagi pengambilan keputusan.

LANDASAN TEORI

Data Mining

Data mining merupakan proses sistematis untuk mengekstraksi pengetahuan dalam bentuk pola, tren, atau hubungan yang bermakna dari kumpulan data yang besar dan kompleks (Rahmadini et al., 2023). Proses ini memadukan teknik statistik, matematika, pembelajaran mesin (*machine learning*), serta kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) guna mengidentifikasi informasi yang tidak dapat diamati melalui metode analisis konvensional (Rahmadini et al., 2023). Dalam konteks prediksi harga komoditas, seperti cabai merah besar, *data mining* berperan penting dalam mengungkap keterkaitan historis dan pola musiman yang relevan sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan strategis berbasis data yang lebih akurat.

Tahapan *data mining* pada umumnya mengikuti kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang meliputi seleksi data, pembersihan (*data cleaning*), transformasi, penerapan algoritma, dan interpretasi hasil (Shah et al., 2023). Proses ini bertujuan untuk mengubah data mentah menjadi pengetahuan yang dapat ditindaklanjuti. Pada pasar tradisional yang memiliki volatilitas harga tinggi, seperti cabai merah besar, penerapan *data mining* menyediakan pendekatan analitis yang adaptif dan responsif terhadap perubahan pasar. Dengan demikian, *data mining* tidak hanya meningkatkan akurasi prediksi harga, tetapi turut memberikan dasar empiris yang kuat bagi perumusan kebijakan dan strategi intervensi harga.

Supervised Learning

Supervised learning merupakan salah satu pendekatan dalam pembelajaran mesin ketika sistem dilatih menggunakan dataset yang telah berlabel sehingga setiap input memiliki output yang diharapkan. Proses ini memungkinkan model untuk mempelajari pola dari data yang tersedia dan menggunakannya untuk memprediksi output pada data baru yang belum pernah diterima sebelumnya. *Supervised learning* bersifat prediktif, yaitu suatu sistem model berdasarkan pola yang ditemukan dalam data latih (*training data*), kemudian mengaplikasikan model tersebut untuk memprediksi hasil pada data uji (*testing data*) (Abijono et al., 2021). Proses ini umumnya melibatkan tahap pembagian dataset menjadi dua subset, yaitu data untuk

pelatihan dan data untuk pengujian sehingga dapat mengukur tingkat akurasi prediksi yang dihasilkan.

Secara umum, algoritma *supervised learning* dapat digunakan untuk dua jenis permasalahan utama, yaitu klasifikasi dan regresi. Klasifikasi bertujuan untuk memetakan data ke dalam kategori tertentu, sedangkan regresi digunakan untuk memprediksi nilai kontinu berdasarkan variabel prediktor. Penelitian oleh Nurhalizah et al., 2024, menegaskan bahwa efektivitas *supervised learning* sangat bergantung pada kualitas data pelatihan, pemilihan fitur yang relevan, serta pemilihan algoritma yang sesuai dengan karakteristik data. Keunggulan utama dari pendekatan ini adalah kemampuannya untuk memberikan hasil prediksi yang akurat ketika pola dalam data latih representatif terhadap data nyata sehingga menjadikannya metode yang luas digunakan dalam berbagai bidang, termasuk prediksi harga komoditas, analisis pasar, dan deteksi anomali.

Algoritma AdaBoost

Algoritma Adaptive Boosting (AdaBoost) merupakan salah satu metode *ensemble learning* yang bertujuan meningkatkan kinerja model prediksi melalui penggabungan beberapa model lemah (*weak learners*) menjadi satu model kuat (*strong learner*). Prinsip kerja AdaBoost adalah memberikan bobot lebih besar pada data latih yang sulit diprediksi dengan benar sehingga model pada iterasi selanjutnya lebih fokus mempelajari pola dari data yang sebelumnya salah diprediksi (Novianti et al., 2022). Pendekatan ini tidak hanya relevan untuk klasifikasi, tetapi juga efektif pada regresi, khususnya ketika pola data bersifat kompleks dan tidak linier.

Proses kerja AdaBoost dimulai dengan memberikan bobot awal yang sama pada seluruh data latih, kemudian melatih *weak learner* pertama. Sampel yang salah diprediksi akan memperoleh bobot lebih tinggi, sedangkan sampel yang benar akan memperoleh bobot lebih rendah. Iterasi dilanjutkan hingga jumlah putaran yang ditentukan tercapai atau tingkat kesalahan minimum diperoleh. Hasil prediksi setiap *weak learner* kemudian digabungkan dengan pembobotan berdasarkan tingkat akurasinya untuk menghasilkan prediksi akhir. Penerapan AdaBoost pada *Decision Tree Regression* berhasil menurunkan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) secara signifikan sehingga membuktikan efektivitasnya dalam meningkatkan akurasi prediksi (Purnama & Utami, 2023).

Evaluasi Model Prediksi

Evaluasi model prediksi merupakan suatu proses untuk menilai sejauh mana model yang dibangun mampu menghasilkan output yang akurat dan sesuai dengan data aktual. Dalam penelitian berbasis regresi, evaluasi model menjadi tahap penting untuk memastikan kualitas dan reliabilitas hasil prediksi. Beberapa metrik umum yang digunakan pada model regresi antara lain *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Coefficient of Determination* (R^2). MAE mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual, sehingga memberikan interpretasi langsung mengenai besarnya deviasi tanpa memperhitungkan arah kesalahan (Suryanto & Muqtadir, 2019). Sementara itu, MSE menghitung rata-rata kuadrat selisih prediksi dan nilai aktual, memberikan penalti lebih besar terhadap kesalahan yang ekstrem, dan RMSE merupakan akar kuadrat dari MSE yang mempertahankan satuan asli data (Hamdanah & Fitrihanah, 2021).

Selain itu, R^2 digunakan untuk mengukur proporsi variasi variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variabel independen dalam model. Nilai R^2 yang semakin besar menunjukkan bahwa kemampuan model menjelaskan variabilitas data yang tinggi, sedangkan nilai yang rendah mendekati 0 menunjukkan sebaliknya (Gao, 2024). Pemilihan metrik evaluasi harus

disesuaikan dengan tujuan penelitian dan karakteristik data. Hal ini dikarenakan setiap metrik memiliki kelebihan dan keterbatasan.

METODE

Jenis dan Sumber Data Penelitian

1. Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan jenis metodologi kuantitatif yang bertujuan untuk menguji dan membandingkan kinerja beberapa model regresi dalam memprediksi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional, yaitu Linear Regression, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, k-Nearest Neighbors (kNN), Gradient Boosting, Random Forest, AdaBoost, Neural Network, dan Stochastic Gradient Descent. Seluruh variabel dianalisis dalam bentuk numerik sehingga memungkinkan penerapan metode *supervised learning* pada *Orange Data Mining*.

Pendekatan *data mining* dipilih karena fenomena harga cabai merah besar memiliki sifat fluktuatif yang kompleks dan dipengaruhi oleh berbagai faktor sehingga memerlukan teknik analisis yang mampu menangkap hubungan non-linier dan interaksi antar variabel secara lebih akurat dibandingkan metode statistik konvensional. Dengan memanfaatkan algoritma pembelajaran mesin, penelitian ini berupaya menghasilkan model prediksi yang tidak hanya unggul secara statistik, tetapi juga relevan secara praktis dalam mendukung pengambilan keputusan.

Untuk memastikan proses analisis berjalan secara terstruktur, penelitian ini mengacu pada kerangka kerja CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*). Kerangka ini meliputi *business understanding*, *data understanding*, persiapan dan transformasi data (*data preparation*), pembangunan model prediksi (*modeling*), evaluasi kinerja model (*evaluation*), hingga interpretasi hasil (*deployment*). Penerapan kerangka kerja ini diharapkan mampu menghasilkan prediksi harga yang memiliki tingkat akurasi tinggi dan memberikan kontribusi strategis bagi stabilisasi harga komoditas di pasar.

2. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berbentuk *multivariate time series* dengan frekuensi mingguan, mencakup periode Agustus 2017 hingga Desember 2024. Data diperoleh dari publikasi resmi instansi pemerintah yang dapat diakses secara publik, yaitu Bank Indonesia (bi.go.id), Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat (jabar.bps.go.id), dan Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (bmkg.go.id). Variabel yang digunakan meliputi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional pada lima wilayah penghasil utama yang terdiri atas Jakarta, Lampung, Bandung, Metro, dan Kediri (Jawa Timur), serta tingkat inflasi. Data inflasi awalnya dilaporkan dalam format bulanan, kemudian dikonversi menjadi data mingguan untuk menyesuaikan kebutuhan analisis prediksi.

Pemilihan wilayah pengamatan dilakukan secara *purposive* dengan mempertimbangkan kontribusinya terhadap pasokan cabai merah besar di Jakarta, kedekatan geografis, serta ketersediaan data yang konsisten sepanjang periode penelitian. Seluruh data bersumber dari lembaga resmi yang memiliki kredibilitas dan reliabilitas tinggi sehingga memenuhi standar validitas untuk analisis berbasis *machine learning*.

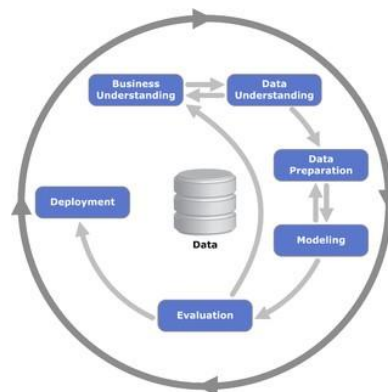
Model Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis prediktif berbasis *supervised learning* untuk memodelkan dan membandingkan kinerja beberapa algoritma regresi, yaitu Linear Regression, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, k-Nearest Neighbors (kNN),

Gradient Boosting, Random Forest, AdaBoost, Neural Network, dan Stochastic Gradient Descent. Pemilihan sembilan model ini bertujuan untuk mengevaluasi variasi kemampuan algoritma dalam memprediksi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional, mengingat karakteristik data yang bersifat fluktuatif, non-linier, dan dipengaruhi oleh berbagai variabel.

Fokus analisis diarahkan pada penentuan model dengan tingkat kesalahan prediksi terendah berdasarkan indikator evaluasi yang dihasilkan dari *Test and Score* pada *Orange Data Mining*. Dengan membandingkan performa masing-masing algoritma, penelitian ini diharapkan dapat mengidentifikasi metode yang paling tepat dan andal dalam menghasilkan estimasi harga pada periode mendatang.

Proses analisis dalam penelitian ini mengikuti kerangka kerja *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang mengatur tahapan penelitian secara sistematis mulai dari pemahaman permasalahan (*business understanding*), identifikasi dan pemeriksaan karakteristik data (*data understanding*), serta pembersihan, transformasi, dan penyesuaian data (*data preparation*). Selanjutnya dilakukan pembangunan model prediksi (*modeling*), diikuti tahap pengukuran dan perbandingan kinerja model (*evaluation*). Tahap akhir berupa pemanfaatan model terbaik untuk melakukan estimasi harga pada periode mendatang (*deployment*), yang dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan dan perumusan strategi pengendalian harga komoditas.



Gambar 2. Metode CRISP - DM
Sumber: (Sukesa, 2022)

1. *Business Understanding*

Tahap ini bertujuan memahami permasalahan fluktuasi harga cabai merah besar di tingkat produsen, khususnya di Jakarta sebagai pasar konsumen utama. Harga komoditas ini dipengaruhi oleh harga dari wilayah produsen lain seperti Lampung, Bandung, Metro, dan Kabupaten Kediri, serta indikator makro seperti inflasi. Fluktuasi harga yang signifikan berdampak pada rantai pasok dan stabilitas usaha sehingga diperlukan model prediksi yang akurat. Sejalan dengan tujuan penelitian ini, yaitu membangun dan membandingkan sembilan model untuk menentukan model terbaik. Tahap ini menjadi acuan strategi pemodelan *data mining* agar hasil yang diperoleh relevan dan aplikatif.

2. *Data Understanding*

Tahap *data understanding* dilakukan untuk memperoleh gambaran awal mengenai data yang akan dianalisis. Kegiatan pada tahap ini mencakup penggabungan dataset dari berbagai sumber resmi, pemeriksaan kelengkapan dan konsistensi data, serta evaluasi kualitas data secara keseluruhan. Selain itu, dilakukan eksplorasi awal terhadap variabel harga cabai merah besar dari lima wilayah penghasil utama beserta data inflasi, untuk

mengidentifikasi tren, pola, maupun potensi permasalahan seperti nilai hilang atau anomali. Hasil dari tahap ini menjadi dasar bagi proses data preparation sehingga data yang digunakan telah memenuhi kriteria kelayakan untuk pemodelan.

3. *Data Preparation*

Tahap *data preparation* merupakan proses pengolahan awal yang bertujuan memastikan data berada dalam kondisi optimal untuk dilakukan pemodelan. Pada tahap ini dilakukan pembersihan, penyesuaian, dan transformasi data sesuai kebutuhan analisis, sehingga data yang digunakan memiliki konsistensi, kelengkapan, dan format yang seragam. Proses ini juga mencakup pengintegrasian variabel-variabel relevan ke dalam struktur data yang siap dianalisis. Hasil akhir dari tahap ini adalah dataset yang telah memenuhi standar kualitas untuk digunakan pada tahap *modelling* dalam kerangka CRISP-DM.

4. *Modelling*

Tahap *modeling* pada kerangka CRISP-DM merupakan fase penerapan teknik analisis untuk membangun model prediktif sesuai dengan tujuan penelitian. Pada tahap ini, algoritma yang digunakan ditetapkan berdasarkan pertimbangan teoretis dan relevansi metodologis dengan karakteristik permasalahan yang dianalisis. Penelitian ini mengimplementasikan beberapa model untuk memungkinkan evaluasi kinerja pada berbagai pendekatan pemodelan, baik yang bersifat linier maupun non-linier sehingga dapat diperoleh gambaran komparatif yang komprehensif. Output dari fase ini adalah seperangkat model prediktif yang selanjutnya dievaluasi untuk menentukan model dengan kinerja optimal berdasarkan indikator yang telah ditetapkan. Dengan demikian, tahap *modeling* berperan strategis dalam menjembatani proses persiapan data dan tahap evaluasi, serta memastikan hasil yang diperoleh memiliki validitas dan reliabilitas yang memadai untuk mendukung pengambilan keputusan.

5. *Evaluation*

Tahap *evaluation* bertujuan untuk menilai kinerja model yang telah dibangun pada tahap *modeling* dalam memprediksi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional. Evaluasi difokuskan pada kemampuan model untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Proses ini memanfaatkan widget *Test and Score* pada *Orange Data Mining*, dengan indikator utama berupa *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) serta metrik evaluasi regresi lainnya. Hasil evaluasi memberikan gambaran komparatif terhadap performa kelima algoritma regresi yang digunakan, sehingga dapat diidentifikasi model dengan reliabilitas prediksi tertinggi. Model dengan kinerja terbaik selanjutnya direkomendasikan untuk digunakan pada tahap *deployment*, sebagai langkah akhir dalam proses analisis guna mendukung pengambilan keputusan yang berbasis data.

6. *Deployment*

Tahap *deployment* merupakan fase akhir dalam kerangka CRISP-DM yang berfokus pada penerapan model prediksi dengan kinerja terbaik untuk menghasilkan estimasi harga cabai merah besar di periode mendatang. Hasil prediksi disajikan dalam bentuk laporan akhir dan visualisasi yang informatif sehingga dapat dimanfaatkan oleh pelaku usaha maupun pemangku kebijakan sebagai dasar perencanaan dan pengambilan keputusan. Model pada tahap ini dirancang untuk dapat diperbarui secara berkala seiring ketersediaan data terbaru, sehingga tetap relevan dan akurat dalam merespons dinamika harga di pasar.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. *Business Understanding*

Fluktuasi harga cabai di Indonesia telah lama menjadi perhatian pemerintah, pelaku pasar, dan masyarakat. Cabai termasuk komoditas strategis karena kontribusinya terhadap

inflasi pangan sangat signifikan, di mana lonjakan harga sering memicu gejolak pasar dan keresahan publik. Faktor-faktor penyebabnya beragam, mulai dari perubahan musim, gangguan distribusi, serangan hama, hingga kebijakan perdagangan dan impor.

Dalam konteks ini, kebutuhan akan sistem prediksi harga yang akurat dan mudah digunakan menjadi sangat mendesak. Tujuan penelitian ini adalah membangun model prediksi harga cabai berbasis *machine learning* yang mampu memperkirakan harga di masa depan dengan tingkat akurasi tinggi. Dengan prediksi yang andal, petani dapat merencanakan waktu tanam dan panen secara lebih strategis, pedagang dapat mengelola stok dan harga jual dengan tepat, dan pemerintah dapat menyiapkan langkah mitigasi ketika potensi lonjakan harga terdeteksi lebih dini.

2. Data Understanding

Tabel 2: Jenis Data yang Digunakan

Nama	Keterangan	Tipe
Tanggal	Tanggal kalender	<i>Datetime</i>
Merah Besar JKT	Harga cabai merah besar pada Kota Jakarta 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Keriting JKT	Harga cabai merah Keriting pada Kota Jakarta 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Besar BDG	Harga cabai merah besar pada Kota Bandung 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Keriting BDG	Harga cabai merah Keriting pada Kota Bandung 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Besar LPG	Harga cabai merah besar pada Kota Lampung 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Keriting LPG	Harga cabai merah Keriting pada Kota Lampung 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Besar Metro	Harga cabai merah besar pada Kota Metro 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Keriting Metro	Harga cabai merah Keriting pada Kota Metro 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Besar Kediri	Harga cabai merah besar pada Kota Kediri 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Merah Keriting Kediri	Harga cabai merah Keriting pada Kota Kediri 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>
Inflasi	Data inflasi per bulan dari tahun 8 tahun terakhir (2017-2024)	<i>Numeric</i>

Sumber: Penulis (2025)

3. Data preparation

Pada tahap ini dilakukan impor dataset ke aplikasi orange data mining menggunakan *widgit file* sebagai berikut.

Columns (Double click to edit)			
	Name	Type	Role
1	Tanggal	T datetime	meta
2	Merah Besar JKT	N numeric	target
3	Merah Keriting JKT	N numeric	feature
4	Merah Besar BDG	N numeric	feature
5	Merah Keriting BDG	N numeric	feature
6	Merah Besar LPG	N numeric	feature
7	Merah Keriting LPG	N numeric	feature
8	Merah Besar Metro	N numeric	feature
9	Merah Keriting Metro	N numeric	feature
10	Merah Besar Kediri	N numeric	feature
11	Merah Keriting Kediri	N numeric	feature
12	Inflasi	N numeric	feature

Gambar 3: Role Data
Sumber: Penulis (2025)

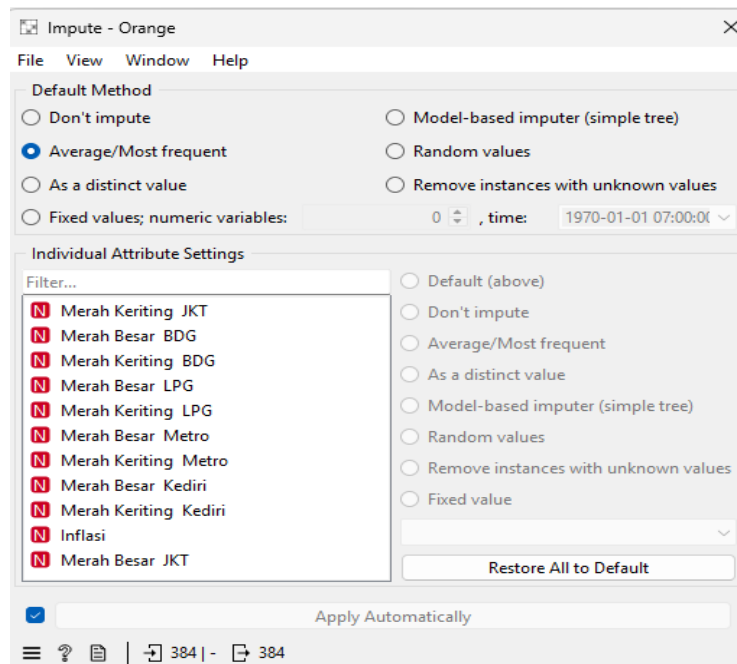
Keterangan:

- Merah Besar JKT dijadikan sebagai target karena akan dilakukan prediksi terhadap nilai tersebut. Selain itu, hal ini dilakukan karena data tersebut akan digunakan sebagai data dependen.
- Merah Keriting JKT, Merah Besar BDG, Merah Keriting BDG, Merah Besar LPG, Merah Keriting LPG, Merah Besar Metro, Merah Keriting Metro, Merah Besar Kediri, Merah Keriting Kediri, dan inflasi dijadikan sebagai feature yang nantinya digunakan untuk basis dari prediksi harga.
- Sedangkan Tanggal dijadikan sebagai meta karena hanya sebagai data tambahan.

Info	
384 instances	
10 features (2.4 % missing data)	
Numeric outcome (3.4 % missing data)	
1 meta attribute	

Gambar 4: Informasi Data
Sumber: Penulis (2025)

Berdasarkan gambar 4, didapatkan sebanyak 384 kolom dengan 10 baris dan masih terdapat *missing data*, sehingga penulis melakukan *data cleaning* seperti pada gambar 5.

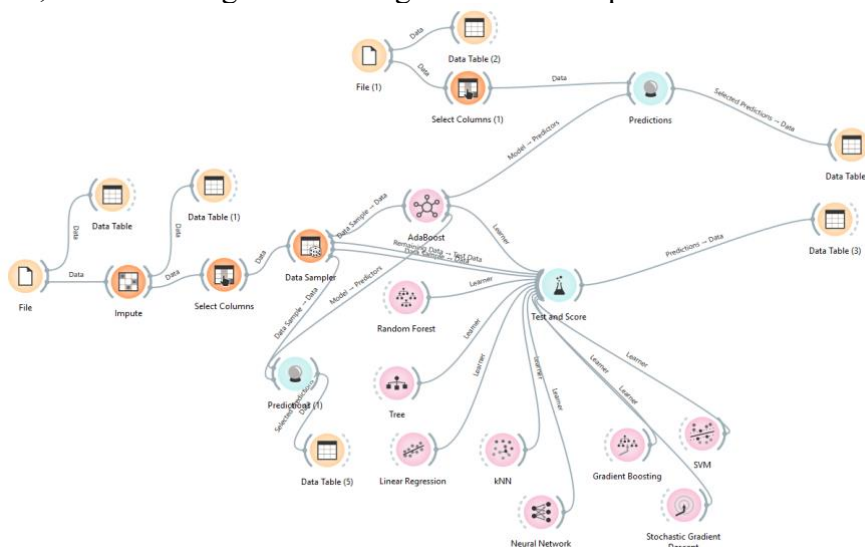


Gambar 5: Data Cleaning
Sumber: Penulis (2025)

Widget impute ini digunakan dengan menggunakan *average* agar data yang *missing* dapat digantikan dengan rata-rata dari harga cabai yang ada seperti gambar 5. Dengan demikian, data menjadi lengkap dan tidak ada yang *missing*.

4. Modelling

Model klasifikasi yang digunakan adalah menggunakan *Random Forest*, *Tree*, *Liniear Regression*, *AdaBoost*, *kNN*, *Neural Network*, *Gradient Boosting*, *SVM*, dan *Stochastic Gradient Descent*. Pada penelitian ini, Merah Besar JKT digunakan sebagai variabel dependen, sedangkan Merah Keriting JKT, Merah Besar BDG, Merah Keriting BDG, Merah Besar LPG, Merah Keriting LPG, Merah Besar Metro, Merah Keriting Metro, Merah Besar Kediri, Merah Keriting Kediri, dan inflasi digunakan sebagai variabel independen.



Gambar 6: Model yang Digunakan
Sumber: Penulis (2025)

5. Evaluation

Hasil widget Test and Score dari beberapa model adalah sebagai berikut:

Model	Train	Test	MSE	RMSE	MAE	MAPE	R2
AdaBoost	0.135	0.009	37749172.583	6144.036	4522.924	0.082	0.883
kNN	0.014	0.007	40836531.134	6390.347	4652.426	0.085	0.873
Random Forest	0.037	0.004	41260154.158	6423.407	4725.861	0.087	0.872
Stochastic Gradient Descent	0.015	0.004	39230059.967	6263.390	4792.448	0.088	0.878
Linear Regression	0.004	0.002	39241384.590	6264.294	4892.019	0.091	0.878
Gradient Boosting	0.161	0.005	40896420.386	6395.031	4940.315	0.091	0.873
Tree	0.266	0.004	66789278.835	8172.471	5844.480	0.105	0.792
SVM	0.033	0.005	389964586.000	19747.521	14828.639	0.248	-0.213
Neural Network	0.436	0.003	3399520674.118	58305.409	55502.604	0.998	-9.570

Gambar 7: Hasil Evaluasi Model dengan Test and Score
 Sumber: Penulis (2025)

Berdasarkan widget tersebut, Model AdaBoost dipilih yang nantinya digunakan sebagai prediksi harga cabai merah besar jakarta. Adapun, alasannya sebagai berikut:

- Memiliki MSE, RMSE, MAE, MAPE yang paling rendah. Hal ini dikarenakan semakin rendah nilai keempat komponen tersebut, hasil prediksinya menjadi semakin mendekati nilai aktual, yang artinya model tersebut lebih akurat dibandingkan dengan model lain
- Nilai R2 yang paling tinggi. Koefisien determinasi menunjukkan seberapa besar variasi data aktual dapat dijelaskan oleh model. Model AdaBoost memiliki nilai 0,883 atau 88,3% yang artinya 83,3% harga cabai dapat dijelaskan oleh variabel independen di dalam model, dan sisanya dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak dimasukkan di dalam model.

Uji Keakuratan Model AdaBoost

	AdaBoost	error	Merah Besar JKT
1	70850	0	70850
2	50850	-800	51650
3	80000	0	80000
4	76650	0	76650
5	40000	0	40000
6	50850	850	50000
7	55000	0	55000
8	49150	0	49150
9	45850	0	45850
10	36650	0	36650
11	58350	0	58350
12	55000	0	55000
13	61650	0	61650
14	126650	0	126650
15	78350	0	78350

Gambar 8: Hasil Uji Keakuratan dengan Model AdaBoost
 Sumber: Penulis (2025)

Hasil uji keakuratan menggunakan model AdaBoost menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Berdasarkan hasil prediksi seperti gambar di atas, sebagian besar observasi antara yang diprediksi model dengan data aktual menunjukkan perbedaan atau error sebesar 0. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu menangkap pola hubungan antara variabel independen dengan variabel dependen secara tepat pada mayoritas data.

Dari 15 sampel yang diambil, hanya ditemukan dua observasi dengan error bukan nol. Pada sampel pertama, model memprediksi harga sebesar Rp50.850, sedangkan harga aktual adalah Rp51.650, sehingga menghasilkan error negatif sebesar Rp800. Pada sampel lainnya, model memprediksi harga sebesar Rp50.850 dengan harga aktual Rp50.000, sehingga error yang dihasilkan sebesar Rp850.

Kinerja model AdaBoost pada variabel Merah Besar-JKT ini menunjukkan bahwa pola fluktuasi harga cabai dapat dipelajari dengan sangat baik. Apabila kinerja serupa dapat dipertahankan, maka model AdaBoost dapat dipakai sebagai salah satu instrumen harga mingguan cabai merah besar di Jakarta yang berpotensi dimanfaatkan dalam sistem peringatan dini harga pangan untuk mendukung pengambilan keputusan di sektor pertanian dan perdagangan.

Prediksi Harga Cabai Merah Besar di Jakarta

	AdaBoost	Tanggal
1	51650	01/ 01/ 2025
2	51650	08/ 01/ 2025
3	51650	15/ 01/ 2025
4	51650	22/ 01/ 2025
5	51650	29/ 01/ 2025

Gambar 9: Hasil Prediksi Harga Cabai Merah Besar Jakarta
Sumber: Penulis (2025)

Berdasarkan model AdaBoost, diperoleh estimasi harga untuk komoditas cabai merah besar di wilayah Jakarta pada periode Januari 2025 dengan menggunakan variabel independen Merah Besar JKT digunakan sebagai variabel dependen, sedangkan Merah Keriting JKT, Merah Besar BDG, Merah Keriting BDG, Merah Besar LPG, Merah Keriting LPG, Merah Besar Metro, Merah Keriting Metro, Merah Besar Kediri, Merah Keriting Kediri, dan inflasi, yang mencakup tanggal 1, 8, 15, 22, dan 29 Januari 2025. Hasil prediksi menunjukkan harga konstan yaitu Rp51.650 pada seluruh tanggal yang dianalisis seperti gambar 9.

Konsistensi nilai prediksi mengindikasikan bahwa model AdaBoost tidak memproyeksikan adanya fluktuasi harga signifikan selama periode tersebut. Fenomena ini dapat disebabkan oleh faktor karakteristik model AdaBoost yang pada kondisi data input dengan variabilitas rendah cenderung menghasilkan prediksi mendekati rata-rata dari pola historis yang telah dipelajari.

Meskipun hasil ini menunjukkan indikasi kestabilan harga pada awal tahun, perlu diperhatikan bahwa model ini hanya merefleksikan pola yang terdapat pada data yang dijadikan sebagai training. Oleh karena itu, validasi dengan data realisasi harga pada periode prediksi menjadi penting untuk mengukur akurasi dan keandalan model. Apabila prediksi konstan ini sesuai dengan realisasi yang ada, maka model AdaBoost dapat dipertimbangkan sebagai instrumen prediksi jangka pendek yang efektif untuk memantau kestabilan harga cabai merah besar di Jakarta. Sebaliknya, jika terdapat perbedaan yang signifikan, maka hal tersebut

menjadi indikasi perlunya penyesuaian variabel independen yang lebih cocok untuk model atau pemilihan algoritma alternatif untuk menangkap perubahan harga yang lebih kompleks.

6. Deployment

Berdasarkan hasil penelitian, model AdaBoost dipilih sebagai model prediksi harga cabai merah besar di wilayah DKI Jakarta karena menunjukkan kinerja yang konsisten dan akurat pada periode pengamatan. Model ini menghasilkan estimasi harga yang stabil pada rentang waktu mingguan, sehingga sangat sesuai untuk digunakan sebagai instrumen sistem peringatan dini (*early warning system*) dalam pengendalian harga pangan strategis.

Deployment pada penelitian ini diusulkan dalam bentuk sistem prediksi harga mingguan yang terintegrasi dengan harga aktual. Sistem ini memanfaatkan AdaBoost untuk memproyeksikan harga cabai merah besar untuk 1-4 minggu ke depan, menggunakan variabel independen berupa harga historis dari berbagai lintas wilayah, data inflasi, serta data pendukung seperti pasokan pasar induk, curah hujan, dan kalender untuk tanaman cabai. Proyeksi yang dihasilkan akan disajikan dalam bentuk dashboard interaktif yang dapat diakses Dinas Ketahanan Pangan, Pertanian, dan Perikanan DKI Jakarta.

Dashboard ini menampilkan informasi prediksi harga, perbandingan dengan harga aktual, dan indikator potensi risiko kenaikan harga. Jika model memprediksi harga di atas ambang batas yang ditentukan, misalnya $>10\%$ dalam periode satu minggu, sistem secara otomatis memberikan notifikasi kepada pihak terkait. Dengan demikian pemerintah dapat segera merumuskan langkah intervensi seperti pengadaan operasi pasar murah, subsidi biaya distribusi, dan memanfaatkan skema kerja sama antar daerah untuk mendatangkan pasokan dari wilayah surplus sebelum lonjakan harga terjadi.

Implementasi dari sistem ini diharapkan mampu meningkatkan ketepatan waktu dan efisiensi kebijakan stabilisasi harga cabai merah besar di DKI Jakarta. Selain itu, ketersediaan informasi prediksi ini dapat dimanfaatkan petani, pedagang, dan pelaku distribusi untuk mengatur strategi produksi dan pemasaran yang akan dilakukan, sehingga akan tercipta ekosistem pasar yang lebih stabil dan menguntungkan seluruh pihak.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian model prediksi harga cabai merah besar di tingkat pasar tradisional Jakarta periode 2017-2025, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Supervised Learning* berbasis aplikasi Orange Data Mining dengan model AdaBoost mampu memberikan kinerja prediksi yang optimal. Model ini dibangun menggunakan variabel harga cabai merah besar dan cabai merah keriting dari Jakarta serta daerah pemasok utama yaitu Bandung, Lampung, Metro, dan Kediri, ditambah dengan variabel inflasi tingkat nasional bulanan sehingga mampu menangkap keterkaitan spasial dan temporal yang mempengaruhi perubahan harga cabai tersebut.

Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dengan kesalahan prediksi relatif rendah, menunjukkan bahwa model AdaBoost ini layak dijadikan instrumen pendukung pengambilan keputusan. Secara praktis, informasi prediksi yang dihasilkan dapat digunakan Pemerintah Provinsi DKI Jakarta dalam menyusun kebijakan stabilisasi harga, mengoptimalkan distribusi pasokan, sertaantisipasi potensi adanya lonjakan harga di kemudian hari yang dapat berdampak pada konsumen dan pelaku usaha. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademis melalui pengembangan metode analisis harga komoditas hortikultura, tetapi juga kontribusi strategis bagi upaya stabilisasi harga pangan di tingkat daerah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menghaturkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, yang telah memberikan kekuatan dan kemampuan kepada penulis sehingga penulis bisa menyelesaikan penelitian ini dengan lancar dan tanpa melalui hambatan yang berarti. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada seluruh pihak yang telah mendukung penulis dalam menyelesaikan penelitian ini, teristimewa orang tua penulis yang selalu memberikan dukungan moral dan material sepanjang perjalanan penyelesaian penelitian ini. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada dosen pengampu mata kuliah Analitika Data Keuangan Sektor Publik, yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan dukungan selama proses penelitian ini berlangsung.

DAFTAR PUSTAKA

- Abijono, H., Santoso, P., & Anggreini, N. L. (2021). ALGORITMA SUPERVISED LEARNING DAN UNSUPERVISED LEARNING DALAM PENGOLAHAN DATA. *Jurnal Teknologi Terapan: G-Tech*, 4(2), 315–318. <https://doi.org/10.33379/GTECH.V4I2.635>
- Arifin, I. (2010). *Pengaruh cara dan lama penyimpanan terhadap mutu cabai rawit (Capsicum frutescens L var. cengek)*.
- Bank Indonesia. (2025). *Data Inflasi*. <https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/data-inflasi.aspx>
- Edowai, D. N., Kairupan, S., & Rawung, H. (2017). MUTU CABAI RAWIT (CAPSICUM FRUTESCENS L) PADA TINGKAT KEMATANGAN DAN SUHU YANG BERBEDA SELAMA PENYIMPANAN. *AGROINTEK*, 10(1), 12. <https://doi.org/10.21107/AGROINTEK.V10I1.2021>
- 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. <https://doi.org/10.17969/JIMFP.V2I3.3754>
- Gao, J. (2024). R-Squared (R²) – How much variation is explained? *Research Methods in Medicine & Health Sciences*, 5(4), 104–109. <https://doi.org/10.1177/26320843231186398>
- Hamdanah, F. H., & Fitriana, D. (2021). Analisis Performansi Algoritma Linear Regression dengan Generalized Linear Model untuk Prediksi Penjualan pada Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika: JANAPATI*, 10(1), 23–32. <https://doi.org/10.23887/JANAPATI.V10I1.31035>
- Hidayati, Anwar, & Rahmah. (2022). *Peramalan Harga Cabai Merah sebagai upaya menjaga Stabilitas Inflasi Kota Banda Aceh*.
- Jannah, M. (2019). *Analisis Rantai Pasokan Cabai Merah di Kabupaten Banyuwangi*. <https://repository.unej.ac.id/xmlui/handle/123456789/92578>
- KEMENTERIAN PERTANIAN. (2024). *Outlook Cabai 2023*. <https://satudata.pertanian.go.id/details/publikasi/558>
- Montreano, D., Elanda, R. W., & Putra, H. (2025). Model Prediksi Harga Cabai Merah Besar Di Tingkat Produsen Periode 2022-2024 Dengan Metode Supervised Learning Menggunakan Orange Data Mining. *Venus: Jurnal Publikasi Rumpun Ilmu Teknik*, 3(1), 19–29. <https://doi.org/10.61132/VENUS.V3I1.697>

- Novianti, N., Zarlis, M., & Sihombing, P. (2022). Penerapan Algoritma Adaboost Untuk Peningkatan Kinerja Klasifikasi Data Mining Pada Imbalance Dataset Diabetes. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(2), 1200–1206. <https://doi.org/10.30865/MIB.V6I2.4017>
- Nurhalizah, R. S., Ardianto, R., & Purwono, P. (2024). Analisis Supervised dan Unsupervised Learning pada Machine Learning: Systematic Literature Review. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 4(1), 61–72. <https://doi.org/10.54082/JIKI.168>
- PIHPS Nasional. (2025). *Tabel Harga Berdasarkan Daerah*. <https://www.bi.go.id/hargapangan/TabelHarga/PasarTradisionalDaerah>
- Purnama, N., & Utami, N. W. (2023). PENERAPAN ALGORITMA ADABOOST UNTUK OPTIMASI PREDIKSI KUNJUNGAN WISATAWAN KE BALI DENGAN METODE DECISION TREE. *JUSIM (Jurnal Sistem Informasi Musirawas)*, 8(2), 119–126. <https://doi.org/10.32767/JUSIM.V8I2.2197>
- Rahmadini, R., LorencisLubis, E. E., Priansyah, A., R.W.N, Y., & Meutia, T. (2023). PENERAPAN DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI HARGA BAHAN PANGAN DI INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR. *Jurnal Mahasiswa Akuntansi Samudra*, 4(4), 223–235. <https://doi.org/10.33059/JMAS.V4I4.7074>
- SEKRETARIAT JENDERAL. (2023). *Detail Analisis Kinerja Perdagangan Cabai Merah Tahun 2023*. <https://satudata.pertanian.go.id/details/publikasi/513>
- Shah, K., Shah, N., Sawant, V., & Parolia, N. (2023). Practical Data Mining Techniques and Applications. *Practical Data Mining Techniques and Applications*, 1–200. <https://doi.org/10.1201/9781003390220/PRACTICAL-DATA-MINING-TECHNIQUES-APPLICATIONS-KETAN-SHAH-NEEPA-SHAH-VINAYA-SAWANT-NEERAJ-PAROLIA/RIGHTS-AND-PERMISSIONS>
- Sukesa, I. K. (2022). *CRISP DM Sebagai Salah Satu Standard untuk Menghasilkan Data Driven Decision Making yang Berkualitas*. <https://www.djkn.kemenkeu.go.id/artikel/baca/15134/CRISP-DM-Sebagai-Salah-Satu-Standard-untuk-Menghasilkan-Data-Driven-Decision-Making-yang-Berkualitas.html>
- SURYANINGRAT, A., SURYANINGRAT, A., KURNIANTO, D., & ROCHMANTO, R. A. (2022). Sistem Monitoring Kelembaban Tanaman Cabai Rawit menggunakan Irigasi Tetes Gravitasi berbasis Internet Of Things (IoT). *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(3), 568. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i3.568>
- Suryanto, A. A., & Muqtadir, A. (2019). PENERAPAN METODE MEAN ABSOLUTE ERROR (MEA) DALAM ALGORITMA REGRESI LINEAR UNTUK PREDIKSI PRODUKSI PADI. *SAINTEKBU*, 11(1), 78–83. <https://doi.org/10.32764/SAINTEKBU.V11I1.298>
- Volantina, N., Wahyu Fitriadi, B., & Hidayati, R. (2021). Tingkat Risiko Harga Cabai Merah Besar Di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Hexagro*, 5(2), 102–114. <https://doi.org/10.36423/HEXAGRO.V5I2.855>