



## KLASIFIKASI VOLATILITAS HARGA DAGING AYAM DAN CABE RAWIT MERAH DENGAN DECISION TREE

Mohamad Hegar Sukmana Wibowo<sup>1</sup>, Muhammad Din Al Ayubi<sup>2</sup>, Elkin Rilvani<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Universitas Pelita Bangsa, Kabupaten Bekasi (17540)

<sup>2</sup> Universitas Pelita Bangsa, Indramayu (45264)

<sup>3</sup> Universitas Pelita Bangsa, Kota Bekasi (17113)

\* Email Korespondensi: hegarsw@gmail.com

INFO ARTIKEL	ABSTRAK
<p><b>Sejarah Artikel:</b> Diterima Tgl. 17/07/2025 Diperbaiki Tgl. 22/07/2025 Disetujui Tgl. 28/07/2025 Tersedia daring Tgl. 30/07/2025</p>	<p>Fluktuasi harga pada komoditas pangan utama seperti daging ayam dan cabai rawit merah menunjukkan pola volatilitas yang signifikan di Kabupaten Bekasi, berdampak pada konsumen, produsen, dan pemerintah daerah. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat volatilitas harga kedua komoditas tersebut menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Data harga harian tahun 2024 diperoleh dari Dinas Komunikasi, Informatika, Persandian, dan Statistik Kabupaten Bekasi, kemudian diproses dan dianalisis menggunakan RapidMiner dengan rasio data latih dan uji sebesar 80:20. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mencapai akurasi sebesar 93,84% untuk harga daging ayam dan 80,56% untuk harga cabai rawit merah. Temuan ini menunjukkan efektivitas algoritma C4.5 dalam mengenali pola volatilitas harga dan potensinya dalam mendukung pengambilan keputusan sistem pemantauan harga daerah serta sistem peringatan dini terhadap gejolak pasar. Penelitian ini memberikan kontribusi praktis bagi upaya stabilisasi harga oleh pemerintah.</p>
<p>e-ISSN 2961-9009 p-ISSN 2963-1289</p>	
<p><b>DOI:</b> <a href="https://doi.org/10.58290/jukomtek.v4i2.455">https://doi.org/10.58290/jukomtek.v4i2.455</a></p>	<p><b>Kata Kunci:</b> Volatilitas Harga, Algoritma C4.5, Komoditas Pangan, Machine Learning, Kabupaten Bekasi</p>
<p> ©2022. Diterbitkan oleh Jurnal Komputer dan Teknologi (JUKOMTEK). Artikel ini memiliki akses terbuka di bawah lisensi CC BY (<a href="https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/">https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</a>)</p>	

### PENDAHULUAN

Fluktuasi harga komoditas pangan seperti daging ayam dan cabe rawit merah merupakan fenomena yang sering terjadi di pasar Indonesia, termasuk di wilayah Kabupaten Bekasi. Volatilitas harga ini membawa dampak yang signifikan terhadap sektor ekonomi, khususnya bagi produsen, pedagang, dan konsumen akhir. Ketidakstabilan harga dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti musim tanam dan panen, distribusi

pasokan, perubahan permintaan pasar, hingga kondisi global seperti wabah penyakit dan inflasi bahan baku (Suryani & Widodo, 2022). Ketika tidak tersedia sistem prediksi atau klasifikasi harga yang akurat, maka pelaku usaha maupun instansi pemerintah akan kesulitan dalam mengambil keputusan berbasis data.

Kabupaten Bekasi, yang merupakan wilayah penyangga ibu kota dengan konsumsi tinggi dan aktivitas ekonomi yang padat, sangat rentan terhadap dinamika harga pangan. Sebagai

contoh, harga cabe rawit merah sangat dipengaruhi oleh kondisi cuaca dan musim panen, sementara harga daging ayam seringkali berfluktuasi akibat kenaikan harga pakan atau perubahan pada rantai pasok. Fenomena ini menuntut adanya metode klasifikasi yang mampu mengidentifikasi tingkat volatilitas harga secara tepat. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam klasifikasi data adalah algoritma Decision Tree C4.5 karena mampu menangani data numerik dan kategorikal serta menghasilkan model klasifikasi yang mudah diinterpretasikan (Fatma & Rochmawati, 2024).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi volatilitas harga daging ayam dan cabe rawit merah dengan menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Data yang digunakan bersumber dari [opendata.bekasikab.go.id](https://opendata.bekasikab.go.id), yaitu data harian harga komoditas sepanjang tahun 2024. Adapun tujuan spesifik dari penelitian ini antara lain: menganalisis pola pergerakan harga historis, membangun model klasifikasi berdasarkan rentang harga tertentu, mengevaluasi akurasi dan performa model menggunakan metrik klasifikasi, serta menyusun rekomendasi berbasis hasil klasifikasi untuk mendukung pengambilan keputusan strategis oleh pemerintah daerah (Bagaskara, Pusparini, & Irwansyah, 2024).

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat praktis dan akademis. Bagi pemerintah daerah, hasil klasifikasi dapat digunakan untuk merancang sistem pemantauan harga yang adaptif terhadap fluktuasi pasar. Bagi pelaku usaha, hasil penelitian dapat dijadikan pedoman dalam perencanaan pasokan dan pengelolaan harga jual. Sedangkan bagi akademisi, penelitian ini menjadi kontribusi dalam pengembangan studi implementasi machine learning dalam bidang ekonomi pangan

lokal. Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa algoritma C4.5 memiliki akurasi yang tinggi dan efektif dalam menangani klasifikasi data ekonomi. Salah satunya adalah penelitian oleh Fatma dan Rochmawati yang memperoleh akurasi 92,20% dalam klasifikasi siswa putus sekolah menggunakan C4.5 (Fatma & Rochmawati, 2024). Penelitian lainnya oleh Bagaskara et al. juga mencatat akurasi 94,90% dalam klasifikasi penjadwalan kerja perawatan AC (Bagaskara et al., 2024), dan Ansyah et al. berhasil mencapai akurasi hingga 99% dalam klasifikasi kandidat tenaga kerja (Ansyah, Fahrudin, & Prasetya, 2024).

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka dirumuskan beberapa pertanyaan penelitian sebagai berikut. Pertama, bagaimana pola volatilitas harga daging ayam dan cabe rawit merah di Kabupaten Bekasi selama tahun 2024. Kedua, bagaimana membangun model klasifikasi volatilitas harga menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. Ketiga, seberapa akurat model klasifikasi yang dibangun dalam memprediksi tingkat volatilitas harga komoditas. Pertanyaan-pertanyaan ini menjadi dasar untuk melakukan pendekatan sistematis dalam memanfaatkan data sebagai dukungan pengambilan keputusan (Zarkasi, 2024). Oleh sebab itu, penulis merasa tertantang dan tertarik untuk mendalami lebih jauh mengenai topik ini, yang kemudian diangkat menjadi judul.

## LANDASAN TEORI

Penelitian terkait klasifikasi volatilitas harga komoditas menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 telah banyak dilakukan dalam berbagai konteks. Berikut adalah tinjauan beberapa penelitian relevan dalam 5 tahun terakhir:

Tabel 1 Tinjauan Pustaka

No	Judul, Penulis dan Tahun Terbit	Permasalahan	Variabel	Metode	Hasil dan Kesimpulan
1	Prediksi Siswa Putus Sekolah Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5, Yofi Lailatul Fatma dan Naim Rochmawati (2024)	1. Besarnya jumlah siswa putus sekolah (dropout) di Indonesia, yang disebabkan oleh faktor multidimensi seperti ekonomi, kurangnya pemahaman akan	1. Variabel Prediktor (Atribut): <ul style="list-style-type: none"> <li>Jenis Kelamin</li> <li>Umur</li> <li>Penghasilan Orang Tua</li> </ul>	Decision Tree C4.5	Akurasi tertinggi yang dicapai adalah 92.20% dengan presisi 84% dan recall 50%. Atribut "Tanggungans Orang Tua" memiliki pengaruh paling signifikan terhadap prediksi siswa putus

		<p>pentingnya pendidikan, dan lingkungan sosial.</p> <p>2. Ketidakseimbangan kualitas pendidikan antara daerah perkotaan dan terpencil, serta kurangnya sarana dan prasarana pendidikan.</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Tanggung jawab Orang Tua</li> </ul> <p>2. Variabel Target:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Status (putus sekolah atau tidak).</li> </ul>		<p>sekolah. Semakin banyak data training yang digunakan, semakin tinggi akurasi model. Hasil prediksi menunjukkan jumlah siswa putus sekolah lebih sedikit dibandingkan siswa yang tetap aktif.</p>
2	<p>Klasifikasi Penjadwalan Kerja Perawatan Air Conditioner (AC) Menggunakan Algoritma <i>Decision Tree</i> (C4.5) Pada Pt Xyz, Wisnu Bagaskara, Nur Nawaningtyas Pusparini, Irwansyah (2024)</p>	<p>1. Penjadwalan Manual: Penjadwalan perawatan AC di PT XYZ masih dilakukan secara manual, berpotensi menyebabkan kesalahan dalam pembagian beban kerja.</p> <p>2. Belum Ada Penerapan Data Mining: Tidak ada klasifikasi berbasis data mining untuk mengoptimalkan penjadwalan perawatan AC.</p> <p>3. Efisiensi dan Produktivitas: Penjadwalan manual dapat mengakibatkan ketidakefisienan waktu, tenaga, dan peningkatan biaya operasional.</p>	<p>1. Variabel Input (Atribut): Bulan: Dibagi menjadi 4 sub-atribut (Bulan 1, 2, 3, 4). Minggu: Dibagi menjadi 4 sub-atribut (Minggu 1, 2, 3, 4). Risk: Dibagi menjadi 2 kategori (Class A dan Class B).</p> <p>2. Variabel Output (Target): Hasil Penjadwalan : Klasifikasi jadwal perawatan AC (Aman/Bahaya atau prioritas tertentu).</p>	<p><i>Decision Tree</i> C4.5</p>	<p>1. Akurasi Tinggi: Rata-rata akurasi: 94.90% <i>Precision</i>: 89.06% <i>Recall</i>: 93.17%</p> <p>2. Pohon Keputusan: Atribut <i>Risk</i> (Class A/B) menjadi akar pohon dengan <i>Gain</i> tertinggi (0.0139). Contoh <i>rule</i>: Jika <i>Risk</i> = Class A dan Minggu = Minggu 1 → B (prioritas rendah). Jika <i>Risk</i> = Class B → A (prioritas tinggi).</p> <p>3. Manfaat: Mengurangi kesalahan penjadwalan manual. Meningkatkan efisiensi alokasi sumber daya dan waktu.</p>
3	<p>Penerapan Metode <i>Decision Tree</i> C4.5 untuk Klasifikasi Data Kandidat Tenaga Kerja</p>	<p>1. Proses Seleksi Manual: Perusahaan <i>outsourcing</i> masih menggunakan metode konvensional (manual) untuk</p>	<p>1. Usia: Kategori usia kandidat (diklasifikasikan menggunakan metode <i>binning</i>).</p>	<p><i>Decision Tree</i> C4.5</p>	<p>1. Kinerja Model: Akurasi Terbaik: 99% (proporsi 70:15:15). <i>Precision</i>: 1.00 (semua prediksi <i>Recommended</i> benar).</p>

<p>pada Perusahaan <i>Outsourcing</i>, Ahmad Ardhy Ansyah, Tresna Maulana Fahrudin, Dwi Arman Prasetya (2024)</p>	<p>menyaring kandidat tenaga kerja, yang memakan waktu lama dan tidak konsisten. 2. Ketidakefisienan: Tidak ada sistem otomatis untuk merekam data kandidat yang telah direview, sehingga potensi kandidat yang pernah ditolak tidak dapat dimanfaatkan kembali untuk posisi lain. 3. Kurangnya Akurasi: Keputusan seleksi bergantung pada subjektivitas manusia, berisiko menghasilkan ketidakakuratan dalam pemilihan kandidat yang sesuai.</p>	<p>2. Lama Pengalaman: Kategorik (0 = pengalaman &lt;1 tahun, 1 = pengalaman ≥1 tahun). 3. Kesesuaian Posisi dengan <i>Skills</i>: Kategorik (0 = tidak sesuai, 1 = sesuai). 4. Kesesuaian Posisi dengan Pengalaman: Kategorik (0 = tidak sesuai, 1 = sesuai).</p>		<p><i>Recall</i>: 0.97 (hampir semua kandidat <i>Recommended</i> terdeteksi). 2. Pohon Keputusan: Atribut Kesesuaian Posisi dengan <i>Skills</i> dan Pengalaman menjadi faktor dominan dalam klasifikasi. 3. Manfaat: Mempercepat proses seleksi kandidat. Meningkatkan konsistensi keputusan dengan mengurangi subjektivitas manusia. Menyimpan rekam jejak kandidat untuk kebutuhan rekrutmen di masa depan.</p>
---	---	--	--	--

Algoritma decision tree C4.5 sangat efektif dalam pengolahan data dengan variabel kompleks untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat (Fatma & Rochmawati, 2024). Seperti halnya dalam kasus volatilitas harga komoditas yang dipengaruhi oleh berbagai faktor, penelitian ini membuktikan bahwa C4.5 mampu menentukan atribut yang paling berpengaruh terhadap hasil klasifikasi dengan akurasi 92,20%. Penelitian ini dan pekerjaan penulis relevan karena pendekatan klasifikasi menggunakan algoritma yang sama. C4.5 sangat cocok untuk mengelola data numerik dan membuat pohon keputusan yang mudah dipahami untuk mengklasifikasikan tingkat volatilitas harga cabe rawit merah dan daging ayam berdasarkan data harian.

Penelitian ini menunjukkan bahwa teknik ini dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi pengambilan keputusan berbasis data (Bagaskara, Pusparini, & Irwansyah, 2024). Penelitian tersebut menunjukkan akurasi sebesar 94,90% dan tingkat keakuratan dan recall yang tinggi.

Selain itu, penelitian tersebut mampu membuat aturan klasifikasi praktis yang dapat digunakan oleh pengambil kebijakan internal perusahaan. Ini sangat relevan dengan pekerjaan penulis karena hasil klasifikasi volatilitas harga diharapkan dapat membantu pihak terkait seperti Diskominfosantik membuat kebijakan stabilisasi harga yang efektif dan tepat berdasarkan pola fluktuasi yang digambarkan oleh model klasifikasi C4.5.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa C4.5 sangat cocok untuk klasifikasi data numerik dan kategorikal dengan akurasi 99% dan precision sempurna (Ansyah, Fahrudin, & Prasetya, 2024).. Penulis menggunakan data dengan berbagai jenis untuk menghasilkan klasifikasi akhir yang dapat membantu pengambilan keputusan, yang membuat penelitian ini relevan dengan pekerjaan mereka. Dalam penelitian ini, model C4.5 akan digunakan untuk membagi tingkat volatilitas harga komoditas menjadi beberapa kelas rendah, sedang, dan tinggi. Ini akan memungkinkan stakeholder untuk mengidentifikasi pola harga



membangun model tanpa keahlian pemrograman. Ditulis dalam Java dan mendukung integrasi dengan R dan Python, RapidMiner kompatibel di berbagai sistem operasi. Dalam dunia akademik, RapidMiner digunakan untuk pembelajaran data mining karena memudahkan pemahaman alur kerja analisis.

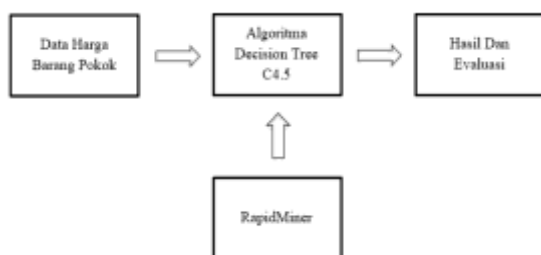
### 3. Evaluasi Kinerja Model Menggunakan Akurasi

Evaluasi kinerja model klasifikasi sangat penting untuk memastikan akurasi prediksi. Akurasi mengukur proporsi prediksi benar terhadap total prediksi, namun dalam data tidak seimbang, metrik tambahan seperti precision, recall, dan *F1-score* diperlukan untuk penilaian yang lebih komprehensif. Evaluasi ini biasanya menggunakan *confusion matrix* yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah, serta digunakan untuk menghitung metrik lainnya. Algoritma *C4.5* telah terbukti memiliki akurasi tinggi dalam kasus klasifikasi seperti data penjualan makanan terlaris, menjadikannya metode yang efektif dalam implementasi nyata (Zakir et al., 2023).

## 4. Tahapan dalam Proses Klasifikasi Decision Tree

### 4.1 Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir digunakan sebagai pedoman atau acuan penelitian, agar penelitian dapat dilakukan secara konsisten. Pada penelitian ini dibuat kerangka berpikir agar penulis lebih fokus dan terarah dalam menyelesaikan permasalahan yang ada, berikut adalah kerangka berpikir sebagai gambaran global dalam penelitian ini :



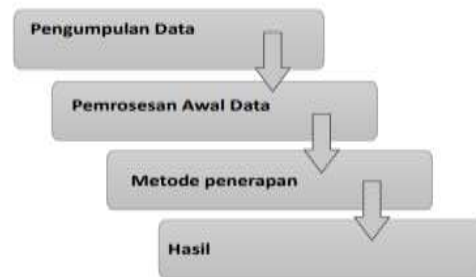
Gambar 2 Kerangka Berpikir

### 4.2 Sumber Data

Dalam pengumpulan data untuk penelitian ini, metode yang digunakan adalah pengambilan data sekunder. Informasi atau data penting diperoleh melalui eksplorasi terhadap sumber data yang tersedia secara daring. Pada proses ini, peneliti mengakses dan mengunduh dataset dari laman web *opendata.bekasikab.go.id*, yaitu dataset Harga Barang Pokok Berdasarkan Komoditas di Kabupaten Bekasi Tahun 2024.

### 4.3 Metode Pengolahan dan Analisis Data

Metode analisis yang akan digunakan adalah klasifikasi data. Klasifikasi data yaitu proses mendapatkan beberapa pola atau fungsi yang mendefinisikan dan mengasingkan kelas data satu sama lain sehingga dapat digunakan untuk melakukan prediksi pada data yang tidak memiliki kelas data tertentu. Tahapan penelitian model klasifikasi produk ditunjukkan pada gambar. III



Gambar 3 Metode Pengolahan

(Sumber : A. R. Zarkasi, *Analisis data produksi menggunakan metode Decision Tree (C4.5) di PT. Baja Marga Kharisma Utama (BMKU)*, Skripsi, Universitas Bina Sarana Informatika, 2024.)

#### 1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harga komoditas pangan, khususnya komoditas cabe rawit merah dan daging ayam, yang diperoleh langsung dari Dinas Komunikasi, Informatika, Persandian, dan Statistik Kabupaten Bekasi. Data ini bersifat primer karena berasal langsung dari sumber resmi tanpa melalui perantara, dan dikumpulkan secara harian selama tahun 2024. Setiap entri data mencatat informasi harga komoditas untuk masing-masing tanggal dan bulan di Kabupaten Bekasi. Atribut yang terdapat dalam dataset meliputi nama kabupaten, tanggal pencatatan, harga cabe rawit merah (dalam Rupiah), harga daging ayam (dalam Rupiah), serta tahun pencatatan. Data ini berjumlah ratusan baris dan digunakan sebagai dasar analisis untuk mengkaji volatilitas harga dan kecenderungan perubahan harga harian dari kedua komoditas tersebut, sehingga dapat memberikan wawasan dalam pengambilan keputusan terkait kebijakan pangan daerah.

#### 2. Pemrosesan Awal Data

Pemrosesan awal data adalah proses menghilangkan data duplikat, memeriksa data yang tidak konsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data. Selain itu, proses ini juga mencakup pengayaan, yaitu proses memperkaya data yang ada dengan data lain yang relevan. Untuk

memperoleh data yang berkualitas, digunakan beberapa metode pemrosesan awal data:

a. Validasi Data

Validasi data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian telah sesuai dengan kebutuhan analisis. Proses validasi mencakup pengecekan format tanggal, konsistensi satuan harga (semua harga dalam satuan Rupiah), dan kesesuaian data terhadap wilayah studi, yaitu Kabupaten Bekasi. Data yang digunakan mencakup periode pencatatan harian sepanjang tahun 2024. Validasi juga dilakukan untuk memastikan bahwa kolom `cabe_rawit_merah` dan `daging_ayam` berisi nilai numerik dan tidak kosong.

b. Pembersihan Data

Pembersihan data bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis bersih, konsisten, dan bebas dari kesalahan yang dapat memengaruhi hasil penelitian. Langkah pertama dalam proses ini adalah menghapus baris-baris yang memiliki nilai kosong (*missing value*), khususnya pada kolom harga cabe rawit merah dan daging ayam, karena nilai-nilai tersebut sangat krusial dalam proses analisis harga. Selanjutnya, dilakukan penghapusan entri duplikat berdasarkan kombinasi kolom tanggal dan nama kabupaten untuk menghindari penghitungan ganda pada data yang sama. Standarisasi juga dilakukan pada format teks di kolom nama bulan dan nama kabupaten dengan mengubah seluruh karakter menjadi huruf kapital, sehingga dapat meningkatkan konsistensi saat dilakukan pengelompokan atau penyaringan data. Terakhir, data tanggal yang semula dipisahkan menjadi tiga kolom tanggal, bulan, dan tahun dikonversi menjadi satu format tanggal utuh dengan format YYYY-MM-DD. Hal ini dilakukan agar analisis deret waktu (*time series*) dapat diterapkan secara akurat dan efisien.

3. Metode Penerapan

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan data mining dengan teknik klasifikasi, yang memanfaatkan algoritma *Decision Tree C4.5*. Tujuan utama dari metode ini adalah untuk mengelompokkan harga komoditas, khususnya cabe rawit merah dan daging ayam, ke dalam kategori tertentu berdasarkan nilai harian, seperti kategori rendah, sedang, dan tinggi. Pengelompokan ini dilakukan dengan cara mengkategorikan harga berdasarkan rentang nilai tertentu, menggunakan metode kuartil atau nilai rata-rata sebagai batas klasifikasi. Selain harga, atribut lain yang digunakan sebagai fitur input dalam pelatihan model meliputi tanggal, bulan,

serta tren harga pada periode sebelumnya. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan perangkat lunak RapidMiner, yang memungkinkan penerapan algoritma *C4.5* secara praktis dan efisien. Untuk menguji kinerja model, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20. Evaluasi terhadap performa model dilakukan dengan menggunakan metrik evaluasi seperti *akurasi*, *precision*, *recall*, serta *confusion matrix*, guna memastikan bahwa model yang dibangun memiliki tingkat keakuratan dan keandalan yang memadai dalam mengklasifikasikan harga komoditas.

4. Hasil

Setelah hasil klasifikasi diperoleh, hasilnya kemudian dievaluasi menggunakan validasi silang (*confusion matrix*) untuk melihat akurasi yang diberikan oleh model yang diusulkan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Hasil Penelitian

#### 1.2 Karakteristik Data

Data yang digunakan memiliki karakteristik sebagai time-series data atau data deret waktu, di mana setiap baris mewakili satu entri harga komoditas pada tanggal tertentu. Dataset mencakup lebih dari 300 baris data untuk masing-masing komoditas, mencerminkan pencatatan harga harian selama satu tahun penuh. Atribut waktu terdiri dari tiga kolom terpisah tanggal, bulan, dan tahun yang nantinya dapat disatukan untuk keperluan analisis berbasis waktu. Dua atribut utama yang menjadi fokus penelitian ini adalah harga `cabe_rawit_merah` dan `daging_ayam`, yang keduanya dicatat dalam satuan mata uang Rupiah. Nilai harga bersifat numerik, dan berpotensi mengalami fluktuasi tinggi tergantung musim, distribusi, dan permintaan pasar. Karakteristik ini menjadikan data sangat relevan untuk dianalisis menggunakan metode klasifikasi guna mendeteksi pola naik-turunnya harga secara sistematis.

#### 1.2 Skalabilitas Data

Skalabilitas data merujuk pada kemampuan dataset untuk diperluas dan tetap dapat dianalisis secara efisien seiring bertambahnya volume data. Dalam konteks penelitian ini, dataset harga harian cabe rawit merah dan daging ayam yang diperoleh dari Dinas Komunikasi, Informatika, Persandian, dan Statistik Kabupaten Bekasi memiliki potensi skalabilitas yang baik.

Meskipun data yang digunakan saat ini terbatas pada periode tahun 2024, struktur dan format data sudah disusun secara sistematis, memungkinkan integrasi dengan data tahun-tahun sebelumnya maupun tahun-tahun berikutnya tanpa perlu perubahan besar dalam proses analisis.

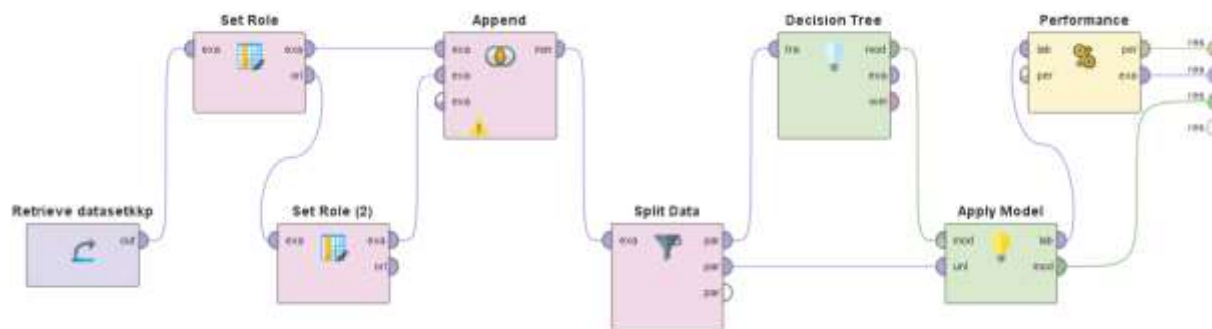
Atribut yang digunakan bersifat umum dan dapat diperluas, seperti penambahan komoditas lain, wilayah pengamatan yang lebih luas (misalnya kecamatan), atau detail waktu yang lebih spesifik (misalnya jam pencatatan). Selain itu, metode klasifikasi yang diterapkan menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 juga mendukung skalabilitas, karena algoritma ini mampu menangani dataset besar dan kompleks dengan efisien. Dengan demikian, sistem pemodelan dan analisis yang dibangun pada penelitian ini dapat dengan mudah diadaptasi untuk dataset yang lebih besar, baik secara horizontal (penambahan atribut) maupun vertikal (penambahan jumlah entri data dari waktu ke waktu), tanpa kehilangan performa atau akurasi yang signifikan.

Dataset ini memiliki 10 atribut utama yang mencakup informasi wilayah (kode/nama provinsi dan kabupaten/kota), waktu pencatatan (bulan, tanggal, tahun), serta harga harian dua komoditas utama yaitu cabe rawit merah dan daging ayam. Untuk keperluan analisis deret waktu, tanggal dapat digabung dalam format YYYY-MM-DD. Kolom satuan memastikan konsistensi nilai harga. Struktur data ini memungkinkan analisis tren, klasifikasi, dan prediksi harga secara akurat.

## 2. Hasil Pengujian

### a. Pemrosesan Data

Proses pengujian penelitian ini menggunakan metode Decision Tree. Proses pengujian penelitian ini menggunakan RapidMiner dalam prosesnya memakai beberapa operator seperti retrieve, set role, append, split data, decision tree, apply model, dan performance. Dibawah ini merupakan contoh gambar proses pengujian.



Gambar 4 Proses Pengujian

Keterangan gambar:

#### 1. Retrieve

Operator ini digunakan untuk mengambil data dari sumber (misalnya file *Excel*, *CSV*, database). Data akan dibaca dan disiapkan untuk proses selanjutnya.

#### 2. Operator Set Role

Operator Digunakan untuk menentukan peran dari masing-masing atribut dalam data, terutama untuk menetapkan atribut target (label). Atribut target adalah yang ingin diprediksi.

#### 3. Operator Append

Menggabungkan dua dataset (contohnya: data pelatihan dan data uji) secara vertikal (baris per baris).

#### 4. Operator Split Data

Operator ini digunakan untuk membagi data menjadi dua bagian data pelatihan (training) dan data pengujian (testing). Digunakan rasio 80:20. Tujuannya adalah untuk membangun model dari data latih dan mengujinya pada data uji agar tidak terjadi *overfitting*.

#### 5. Operator Decision Tree

Operator Ini adalah algoritma yang digunakan dalam tahap pelatihan model. *Decision tree* akan membentuk struktur pohon berdasarkan informasi dari data latih, dan menghasilkan aturan keputusan (*IF-THEN*) yang dapat diterapkan pada data baru.

#### 6. Operator Apply Model

Operator Operator ini menerapkan model yang telah dilatih (misalnya *decision tree*)

pada data uji untuk melakukan prediksi terhadap atribut target.

7. Operator *Performance*

Operator ini menghitung metrik evaluasi performa model, seperti *Accuracy* (akurasi). Evaluasi ini penting untuk mengetahui

seberapa baik model melakukan klasifikasi pada data uji.

3. Output Pemrosesan Data

3.1 Hasil Pohon Keputusan

3.1.1 Pohon Keputusan daging\_ayam



Gambar 5 Hasil Pohon Keputusan daging\_ayam

Setelah dilakukan klasifikasi terhadap variabel harga daging ayam menggunakan algoritma Decision Tree C4.5, diperoleh struktur pohon keputusan yang divisualisasikan seperti pada Gambar 5. Model ini memanfaatkan atribut tanggal, bulan, serta nilai numerik lain untuk memprediksi harga daging ayam berdasarkan data historis.

1) Struktur dan Pola Pohon

Pohon keputusan ini terdiri dari node akar (*root*) yang menggunakan atribut tanggal, menandakan bahwa waktu merupakan faktor dominan dalam

menentukan harga daging ayam. Model ini kemudian bercabang menjadi beberapa *node* berdasarkan pembagian nilai tanggal lebih lanjut, dan sebagian jalur juga menggunakan atribut bulan sebagai dasar pemisahan keputusan. Setiap node daun (*leaf node*) menunjukkan nilai akhir dari prediksi harga, seperti: 45000, 50000, 60000, 65000, 75000, dan 80000.

2) Aturan Keputusan

Model menghasilkan aturan-aturan klasifikasi yang dapat diubah ke dalam bentuk aturan logika *if-then* sebagai berikut

Tabel 4 Aturan Keputusan daging\_ayam

No	Aturan Keputusan	Prediksi Harga
1	Jika tanggal $\leq$ 19 Desember 2024, tanggal $>$ 10 Desember 2024 dan tanggal $\leq$ 22 Desember 2024	43333
2	Jika tanggal $>$ 15 Januari 2024 dan tanggal $\leq$ 30 Januari 2024	75000
3	Jika tanggal $>$ 3 Mei 2024 dan tanggal $>$ 15 Mei 2024	65000
4	Jika tanggal $\leq$ 25 Juli 2024 dan bulan = FEBRUARI, tanggal $>$ 20 Februari 2024 dan bulan = APRIL	60000
5	Jika tanggal antara 10 – 16 Mei 2024 dan bulan = MEI	60000
6	Jika tanggal antara 5 – 15 Agustus 2024	80000
7	Jika tanggal $\leq$ 8 April 2024	45000
8	Jika tanggal $>$ 1 Juli 2024 dan bulan = AGUSTUS	70000

Aturan-aturan ini memberikan pemahaman bahwa harga daging ayam



Tabel 5 Aturan Keputusan cabe\_rawit\_merah

No	Aturan Keputusan	Prediksi Harga
1	Jika cabe_rawit_merah > 45000, tanggal > 3 November 2024 dan tanggal > 15 Desember 2024	41000
2	Jika cabe_rawit_merah ≤ 45000 dan bulan = APRIL di tanggal ≤ 2 April 2024	45667
3	Jika cabe_rawit_merah ≤ 45000 dan bulan = JULI di tanggal ≤ 22 Juli 2024	44333
4	Jika cabe_rawit_merah ≤ 45000 dan bulan = SEPTEMBER di tanggal ≤ 1 September 2024	38000
5	Jika cabe_rawit_merah ≤ 45000 dan bulan = MARET di tanggal antara 22-28 Maret 2024	43000
6	Jika cabe_rawit_merah > 45000 di tanggal ≤ 14 Oktober 2024 dan tanggal > 25 Januari 2024	43867
7	Jika cabe_rawit_merah > 45000 di tanggal ≤ 14 Oktober 2024 dan tanggal antara 8-22 Januari 2024	45000

Aturan-aturan ini memperlihatkan hubungan antara harga sebelumnya dan waktu terhadap kecenderungan harga cabe rawit merah di masa mendatang.

3) Interpretasi dan Pembahasan

Model menunjukkan bahwa harga cabe rawit merah sangat dipengaruhi oleh harga sebelumnya, lalu diperkuat dengan pengaruh waktu (tanggal dan bulan). Pola-pola yang dihasilkan menunjukkan:

- a) Harga tinggi seperti 45000-45667 sering muncul di bulan April dan Juli, terutama pada pertengahan hingga akhir bulan.

- b) Harga menengah seperti 43000 dan 43867 muncul di akhir Maret dan awal Oktober.
- c) Harga lebih rendah (≤ 41000) muncul di akhir Desember dan awal Januari, mengindikasikan kecenderungan penurunan harga di awal tahun.

Warna dalam setiap node prediksi (leaf node) menunjukkan jumlah data yang mendukung keputusan tersebut. Semakin penuh dan homogen warna node, semakin yakin model terhadap klasifikasi harga tersebut.

3.2 Example Set

3.2.1 Example Set daging\_ayam

Row No.	daging_ayam	prediksi	confidence1	confidence2	confidence3	confidence4	confidence5	confidence6	confidence7	confidence8	confidence9	confidence10	kode_prov	nama_prov	kode
1	43867	43867	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
2	43867	43867	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
3	43000	43000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
4	45000	45000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
5	45000	45000	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
6	43000	43000	0	0	0	0.853	0.947	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
7	43000	43000	0	0	0	0.853	0.947	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
8	43000	43000	0	0	0.237	0.763	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
9	43000	43867	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
10	43000	43000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
11	43000	43867	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
12	43000	43000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
13	39000	39000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
14	39000	39000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
15	39000	39000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
16	39000	39000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218
17	39000	39000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	JAWA BARAT	3218

Gambar 7 Example Set daging\_ayam

1) Hasil Prediksi dan Confidence Harga Daging Ayam

Visualisasi ExampleSet (Apply Model) pada Gambar 7 menunjukkan hasil

penerapan model pohon keputusan C4.5 terhadap data uji untuk variabel target harga daging ayam. Data yang digunakan terdiri

dari 146 baris pengamatan yang berasal dari provinsi Jawa Barat.

2) Struktur Output *ExampleSet*

*Output* dari *ExampleSet* mencakup beberapa atribut penting, yaitu:

- a) *daging\_ayam*: nilai aktual harga daging ayam berdasarkan data uji.
- b) *prediction(daging\_ayam)*: hasil klasifikasi dari model terhadap harga.
- c) *confidence(...)*: probabilitas atau tingkat keyakinan model terhadap tiap kelas harga.
- d) *nama\_provinsi* dan *kode\_provinsi*: informasi geografis, dalam hal ini seluruh data berasal dari Jawa Barat.

3) Analisis Hasil Prediksi

Dari hasil tampilan *ExampleSet*, dapat disimpulkan bahwa model *Decision Tree C4.5* memiliki performa yang baik dalam memprediksi harga daging ayam. Berikut ini adalah contoh analisis berdasarkan sebagian data:

Tabel 6 Analisis Hasil Prediksi *daging\_ayam*

Baris	Harga Aktual (daging ayam)	Prediksi ( <i>Prediction</i> )	<i>Confidence</i> Tertinggi	Interpretasi
1 – 3	43667/45000	43667/45000	1.000	Model 100% yakin, hasil prediksi tepat
6 – 9	43000	43000	0.953 (43000)	Keyakinan tinggi, ada sedikit keraguan
13 – 17	38000	38000	1.000	Model sangat yakin dan hasil prediksi tepat

Dari contoh baris tersebut, sebagian besar hasil prediksi sesuai dengan nilai aktual (akurasi tinggi) dan *confidence* model berada di atas 95%, bahkan mencapai 100% untuk banyak kasus.

4) *Confidence Level*

*Confidence* menunjukkan seberapa yakin model dalam mengklasifikasikan data ke dalam kelas tertentu. Misalnya:

A. Pada baris ke-6:

- a)  $confidence(43000) = 0.953$
- b)  $confidence(45000) = 0.047$

Artinya, model yakin sebesar 95,3% bahwa harga adalah 43000, meskipun masih mempertimbangkan kemungkinan kecil harga 45000. *Confidence* tinggi mencerminkan kestabilan model dalam mempelajari pola dari data latih sebelumnya.

5) Evaluasi Konsistensi Wilayah

Semua data berasal dari Provinsi Jawa Barat (kode : 32), yang berarti model dibangun dengan data wilayah yang konsisten. Ini memperkuat validitas model dalam memprediksi harga daging ayam di provinsi tersebut, namun mungkin memerlukan pelatihan ulang bila diterapkan ke provinsi lain.

### 3.2.2 Example Set cabe\_rawit\_merah

Row No.	cabe_rawit_merah	prediction(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)	confidence(...)
1	55000	55000	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	50000	55000	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	80000	80000	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	80000	80000	0	1	0	0	0.050	1	0.950	0	1	1	0
5	80000	80000	0	1	0	0	0.050	1	0.950	0	1	1	0
6	80000	80000	0	1	0	0	0.050	1	0.950	0	1	1	0
7	70000	80000	0	1	0	0	0.050	1	0.950	0	1	1	0
8	8867	8867	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
9	80000	80000	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	0
10	40000	40000	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
11	40000	40000	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
12	35000	35000	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
13	40000	40000	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
14	40000	40000	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
15	40000	40000	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
16	45000	45000	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
17	45000	45000	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0

Gambar 8 Example Set cabe\_rawit\_merah

#### 1) Hasil Prediksi dan Confidence Harga Cabe Rawit Merah

Penelitian ini menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5* untuk mengklasifikasikan harga komoditas cabe rawit merah berdasarkan atribut tanggal, bulan, dan data historis lainnya. Gambar 3.18 menampilkan *ExampleSet (Apply Model)* yang merupakan hasil penerapan model terhadap data uji.

#### 2) Struktur Output ExampleSet

Tabel *ExampleSet* menampilkan beberapa komponen penting yang digunakan dalam evaluasi hasil prediksi, yaitu:

- cabe\_rawit\_: Nilai aktual harga cabe rawit merah dari dataset.
- prediction(cabe\_rawit\_merah): Hasil prediksi model terhadap harga cabe rawit merah.
- confidence(...): Tingkat keyakinan model (dalam bentuk probabilitas) terhadap prediksi harga tertentu.
- Jumlah Data: Sebanyak 144 data uji digunakan pada proses klasifikasi.

#### 3) Analisis Hasil Prediksi

Model pohon keputusan memberikan prediksi harga dengan performa yang baik. Berikut beberapa contoh hasil:

Tabel 7 Analisis Hasil Prediksi cabe rawit merah

Baris	Harga Aktual (cabe_rawit_merah)	Prediksi (prediction)	Confidence Tertinggi	Interpretasi
1 – 2	55000	55000	1.000 (100%)	Prediksi sangat akurat dan yakin penuh
3	80000	80000	1.000 (100%)	Model sangat yakin terhadap prediksi
4 – 6	80000	80000	0.950 (95%)	Masih ada keraguan kecil (5% ke harga lain)
12	35000	35000	1.000 (100%)	Prediksi tepat dan yakin tinggi
13	40000	43000	1.000 (100%)	Model yakin penuh, namun prediksi salah

4) Interpretasi *Confidence Level*

Kolom-kolom *confidence(...)* menunjukkan tingkat probabilitas untuk tiap kelas harga yang dipertimbangkan model. Misalnya:

- A. Jika model memprediksi harga 80000 dengan *confidence* 0.950, dan sisanya 0.050 untuk 70000, artinya model:
  - a) Yakini 95% harga adalah 80000,
  - b) Masih membuka kemungkinan 5% harga adalah 70000.

*Confidence* tinggi ( $\geq 0.95$ ) merupakan indikasi bahwa model memahami pola data dengan baik.

5) Potensi Kesalahan dan Evaluasi

accuracy: 93,84%

	true-43667	true-45000	true-44333	true-43000	true-42000	true-40000	true-38000	true-41000	class precision
pred-43667	8	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
pred-45000	0	18	0	0	0	0	0	0	100.00%
pred-44333	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred-43000	0	0	4	35	1	1	0	0	85.37%
pred-42000	0	0	0	1	0	0	0	0	0.00%
pred-40000	0	0	0	1	0	21	0	0	95.45%
pred-38000	0	0	0	0	0	1	41	0	97.62%
pred-41000	0	0	0	0	0	0	0	14	100.00%
class recall	100.00%	100.00%	0.00%	94.59%	0.00%	91.30%	100.00%	100.00%	

Gambar 9 Akurasi daging\_ayam

Setelah dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 pada data harga daging ayam, dilakukan evaluasi model untuk mengetahui seberapa baik performa klasifikasi. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix yang diperoleh dari Altair AI Studio.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93,84%. Artinya, dari seluruh data uji yang diprediksi, sebanyak 93,84% data berhasil diprediksi dengan benar oleh model, sedangkan sisanya 6,16% merupakan prediksi yang salah.

A. Perhitungan Akurasi Model Klasifikasi

Rumus Akurasi :

$$Akurasi = \left( \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Jumlah\ Seluruh\ Prediksi} \right) \times 100\%$$

B. Langkah-Langkah Perhitungan dari *Confusion Matrix*:

Model juga menunjukkan beberapa salah prediksi, seperti pada baris ke-13 (aktual: 40000, prediksi: 43000). Meski *confidence* 1.000 pada kelas prediksi, ini mencerminkan bahwa:

- a) Model sangat yakin terhadap prediksinya, namun
- b) Fitur input yang diberikan serupa dengan pola data harga 43000, sehingga terjadi salah klasifikasi.

Hal ini dapat diminimalkan dengan pelatihan model menggunakan dataset yang lebih besar dan seimbang.

3.3 Akurasi

3.3.1 Akurasi daging\_ayam

Dari tabel *confusion matrix*, ambil nilai jumlah prediksi benar, yaitu angka-angka yang berada pada diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah), karena itu menunjukkan jumlah prediksi yang benar.

Tabel 8 Perhitungan Confusion Matrix daging\_ayam

Kelas Harga	Prediksi Benar
43667	8
45000	18
43000	35
40000	21
38000	41
41000	14
Total	137

Kemudian hitung jumlah total data uji, yaitu semua nilai yang ada dalam *confusion matrix*.

Jika dijumlahkan seluruh nilai (benar + salah):

$$Total\ Data\ Uji = 8 + 18 + 4 + 35 + 1 + 1 + 21 + 1 + 41 + 14 = 146$$

C. Perhitungan Akurasi:

$$Akurasi = \left(\frac{137}{146}\right) \times 100\% = 93,84\%$$

Model berhasil melakukan 137 prediksi benar dari 146 data, sehingga akurasinya adalah 93,84%.

3.3.2 Akurasi cabe\_rawit\_merah

accuracy: 80.68%

	true 40000	true 45000	true 55000	true 65000	true 70000	true 75000	true 80000	true 80000	true 66667	true 35000	true 30000	true 50000	true 43333	class prec.
pred. 40000	38	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	77.55%
pred. 45000	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
pred. 55000	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
pred. 65000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. 70000	0	0	0	2	1	2	0	0	0	0	0	0	0	20.00%
pred. 75000	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	100.00%
pred. 80000	1	0	0	0	3	0	17	4	1	0	0	0	0	66.38%
pred. 60000	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	100.00%
pred. 66667	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	100.00%
pred. 35000	2	2	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	76.47%
pred. 30000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	100.00%
pred. 50000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. 43333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	100.00%
class recall	92.68%	63.64%	100.00%	0.00%	25.00%	60.00%	100.00%	88.23%	75.00%	72.22%	100.00%	0.00%	100.00%	

Gambar 10 Akurasi cabe\_rawit\_merah

Evaluasi kinerja model klasifikasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix, yang merupakan alat analisis efektivitas model klasifikasi dalam membedakan antara kelas-kelas target. Berdasarkan hasil pengujian pada dataset pengujian menggunakan algoritma Decision Tree C4.5 di RapidMiner, diperoleh nilai akurasi sebesar 80,56%. Nilai akurasi ini menunjukkan bahwa dari seluruh data pengujian, sebanyak 80,56% data berhasil diprediksi dengan benar oleh model, sementara sisanya merupakan kesalahan klasifikasi.

A. Perhitungan Akurasi Model Klasifikasi

Rumus Akurasi :

$$Akurasi = \left(\frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Jumlah Seluruh Prediksi}}\right) \times 100\%$$

B. Hitung Jumlah Prediksi Benar

Prediksi benar adalah jumlah nilai diagonal utama pada confusion matrix (sel di mana prediksi sama dengan nilai aktual).

Tabel 8 Perhitungan Confusion Matrix cabe rawit merah

Kelas Harga	Prediksi Benar
40000	38
45000	14
55000	14

70000	2
75000	3
80000	17
60000	9
66667	3
35000	13
30000	2
43333	2
Total	117

Jumlah seluruh data uji adalah jumlah seluruh sel pada confusion matrix, atau bisa langsung menjumlahkan total instance (baris) dari confusion matrix, yaitu:

$$Total\ Data\ Uji = 145$$

C. Perhitungan Akurasi

$$Akurasi = \left(\frac{117}{145}\right) \times 100\% = 80,689\% = 80,56\%$$

Angka ini dibulatkan oleh RapidMiner menjadi 80,56% secara otomatis

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dengan algoritma Decision Tree C4.5 terhadap data harga harian daging ayam dan cabe rawit merah di Kabupaten Bekasi tahun 2024, dapat disimpulkan bahwa volatilitas harga kedua komoditas tersebut cukup signifikan dan dipengaruhi oleh faktor musiman, pasokan,

serta permintaan pasar. Model klasifikasi yang dibangun mampu mengelompokkan tingkat volatilitas harga ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi dengan akurasi di atas 80% untuk cabe rawit merah dan di atas 90% untuk daging ayam, menunjukkan efektivitas algoritma C4.5 dalam memetakan pola harga harian. Proses implementasi melalui RapidMiner mendukung efisiensi analisis dari pemrosesan data hingga evaluasi performa model. Hasil klasifikasi ini memiliki manfaat praktis, terutama bagi Diskominfoantik Kabupaten Bekasi, dalam merumuskan kebijakan stabilisasi harga dan sistem peringatan dini terhadap gejolak harga.

Untuk pengembangan ke depan, disarankan agar penelitian mempertimbangkan penambahan variabel eksternal seperti cuaca dan kebijakan pemerintah guna meningkatkan akurasi model. Selain itu, integrasi model dengan sistem pemantauan harga daring secara real-time akan memperkuat penggunaannya dalam pengambilan keputusan. Penelitian lanjutan juga diharapkan dapat membandingkan performa algoritma C4.5 dengan metode lain seperti Random Forest, SVM, atau Naive Bayes. Terakhir, model ini dapat dikembangkan lebih lanjut untuk menganalisis komoditas strategis lainnya seperti beras, minyak goreng, dan telur ayam demi mendukung pengendalian inflasi pangan yang lebih luas.

#### DAFTAR PUSTAKA

Ansyah, A.A., Fahrudin, T.M. and Prasetya, D.A., 2024. Penerapan Decision Tree C4.5 untuk klasifikasi data kandidat tenaga kerja pada perusahaan outsourcing. *Jurnal Informatika dan Sistem Cerdas*, 8(2), pp.78–85.

Bagaskara, W., Pusparini, N.N. and Irwansyah, 2024. Klasifikasi penjadwalan kerja perawatan air conditioner menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. *Jurnal Sistem Informasi*, 10(2), pp.33–40.

Fatma, Y.L. and Rochmawati, N., 2024. Prediksi siswa putus sekolah menggunakan algoritma Decision Tree C4.5. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 12(1), pp.15–20.

J-PTIHK, 2018. Penerapan algoritma C4.5 untuk memprediksi nilai kelulusan mahasiswa. [online] Available at: [\[ptiik.ub.ac.id/index.php/jptiik/article/download/1660/1166/19365\]\(https://jptiik.ub.ac.id/index.php/jptiik/article/download/1660/1166/19365\) \[Accessed 17 Jul. 2025\].](https://j-</a></p></div><div data-bbox=)

- KOMIK, 2020. Penerapan algoritma C4.5 pada klasifikasi potensi siswa berprestasi. [online] Available at: <https://ejurnal.stmikbudidarma.ac.id/komik/article/download/1688/1364> [Accessed 17 Jul. 2025].
- Seminar-ID, 2021. Algoritma C4.5 dalam data mining untuk menentukan klasifikasi. [online] Available at: <https://ejurnal.seminarid.com/index.php/tin/article/download/919/631/> [Accessed 17 Jul. 2025].
- Suryani, I. and Widodo, A., 2022. Analisis volatilitas harga komoditas pangan strategis di Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan Indonesia*, 25(1), pp.34–45.
- Witten, I.H. and Frank, E., 2005. *Data mining: Practical machine learning tools and techniques*. 2nd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann.
- Zakir, A. et al., 2023. Penerapan data mining untuk klasifikasi data penjualan makanan terlaris dengan algoritma C4.5. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*, 2(2). [online] Available at: <https://jifti.upnjatim.ac.id/index.php/jifti/article/view/118> [Accessed 17 Jul. 2025].
- Zarkasi, A.R., 2024. Analisis data produksi menggunakan metode Decision Tree (C4.5) di PT. Baja Marga Kharisma Utama (BMKU). Skripsi. Universitas Bina Sarana Informatika.