

Klasifikasi Kelayakan Mitra Dapur Makan Bergizi Gratis menggunakan C4.5 untuk Keamanan Pangan

Feasibility Classification of Free Nutritious Meal Kitchen Partners Using C4.5 for Food Safety

¹Abdul Kholiq, ²Rizaldi*, ³Dewi Anggraeni

¹Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Satya Negara Indonesia, Indonesia

^{2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Royal, Indonesia

¹Jl. Arteri Pondok Indah No. 11, Kebayoran Lama, Kota Administrasi Jakarta Selatan, Jakarta 12240, Indonesia

^{2,3}Jl. Prof. H.M. Yamin No.173, Kisaran Naga, Kisaran Timur, Kabupaten Asahan, Sumatera Utara 21222, Indonesia

*e-mail: rizaldipiliang.rp@gmail.com

(received: 19 June 2026, revised: 22 June 2026, accepted: 25 June 2026)

Abstrak

Program Makan Bergizi Gratis membutuhkan seleksi mitra dapur karena kualitas dapur, sanitasi, air bersih, sumber daya manusia, kapasitas produksi, dan distribusi makanan berhubungan langsung dengan jaminan keamanan pangan. Penelitian ini bertujuan membangun model klasifikasi berbasis algoritma C4.5 untuk mereplikasi aturan penilaian operasional kelayakan mitra dapur Makan Bergizi Gratis berdasarkan data survei lapangan. Data terdiri atas 200 mitra dapur/UMKM/katering di wilayah Kabupaten Asahan, Sumatera Utara, yang dikumpulkan melalui instrumen observasi lapangan. Setiap mitra dinilai berdasarkan sepuluh aspek, yaitu legalitas, lokasi, sarana-prasarana, sanitasi, air bersih, sumber daya manusia, kapasitas, keamanan pangan, distribusi, dan riwayat risiko. Skor aspek dikonversi menjadi skor total tertimbang, kemudian label kelayakan dibentuk secara operasional berdasarkan ambang skor 80 dan kriteria kritis gagal, yaitu indikator utama yang bersifat menggugurkan kelayakan meskipun skor total mitra telah memenuhi ambang minimum. Dengan demikian, label kelas dalam penelitian ini bukan berasal dari audit pakar independen atau keputusan resmi instansi, melainkan merupakan label berbasis aturan kebijakan yang digunakan sebagai dasar pembelajaran model. Data dibagi menggunakan skema 80:20 menjadi 160 data latih dan 40 data uji. Hasil menunjukkan 48 mitra tergolong Layak dan 152 mitra Tidak Layak. Model C4.5 memperoleh akurasi 95,00%, precision 90,00%, recall 90,00%, dan F1-score 90,00%. Fitur paling berpengaruh adalah jumlah kriteria kritis gagal sebesar 92,97%, diikuti skor air bersih sebesar 7,03%. Hasil ini menunjukkan bahwa model C4.5 dapat digunakan sebagai alat bantu untuk mengekstraksi dan mereplikasi aturan penilaian kelayakan mitra dapur secara transparan, konsisten, dan mudah diinterpretasikan.

Kata kunci: algoritma C4.5, data mining, keamanan pangan, klasifikasi, makan bergizi gratis

Abstract

The Free Nutritious Meal Program requires a rigorous selection process for kitchen partners because kitchen quality, sanitation, clean water availability, human resources, production capacity, and food distribution are directly associated with food safety assurance. This study aims to develop a C4.5-based classification model to replicate the operational feasibility assessment rules used for evaluating kitchen partners in the Free Nutritious Meal Program based on field survey data. The dataset comprised 200 kitchen partners, including micro, small, and medium enterprises (MSMEs) and catering providers, located in Asahan Regency, North Sumatra, Indonesia, and was collected through structured field observations. Each partner was evaluated using ten assessment criteria: legal compliance, location, facilities and infrastructure, sanitation, clean water availability, human resources, production capacity, food safety, distribution, and risk history. Individual criterion scores were converted into a weighted composite score, after which feasibility labels were assigned

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

according to an operational decision rule based on a minimum threshold score of 80 and the presence of critical failure criteria, defined as mandatory indicators that automatically disqualify a partner regardless of whether the minimum score threshold is achieved. Consequently, the class labels were not derived from independent expert audits or official institutional decisions but were generated from policy-based operational rules and used as the ground truth for model training. The dataset was divided into training and testing sets using an 80:20 ratio, resulting in 160 training instances and 40 testing instances. The results showed that 48 partners were classified as Feasible, while 152 were classified as Not Feasible. The C4.5 model achieved an accuracy of 95.00%, with 90.00% precision, 90.00% recall, and a 90.00% F1-score. The most influential predictor was the number of critical failure criteria (92.97%), followed by the clean water score (7.03%). These findings demonstrate that the C4.5 algorithm can effectively extract and replicate operational feasibility assessment rules, providing a transparent, consistent, and interpretable decision-support tool for selecting kitchen partners while supporting food safety assurance.

Keywords: C4.5 algorithm, classification, data mining, food safety, free nutritious meal

1. Pendahuluan

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan program strategis nasional yang menuntut kesiapan tata kelola pangan dalam skala besar. Dalam implementasinya, dapur penyedia makanan, satuan pelayanan, UMKM makanan, dan katering berperan sebagai simpul operasional yang menentukan mutu makanan sebelum diterima oleh penerima manfaat. Karena itu, proses pemilihan dan penilaian mitra dapur tidak cukup hanya berdasarkan kesiapan administratif, tetapi juga perlu mempertimbangkan indikator sanitasi, air bersih, sarana-prasarana, SDM, kapasitas produksi, keamanan pangan, dan distribusi. Dokumen tata kelola MBG menekankan pentingnya penyelenggaraan program yang sesuai pedoman, termasuk aspek pengawasan dan keamanan pangan [1]. Selain itu, keamanan pangan dalam MBG menjadi perhatian penting karena potensi gangguan pencernaan atau kejadian luar biasa dapat muncul ketika proses produksi dan distribusi makanan tidak dikendalikan secara memadai [2].

Permasalahan yang muncul di tingkat operasional adalah belum tersedianya model klasifikasi yang dapat membantu menilai kelayakan mitra dapur secara objektif, konsisten, dan mudah dijelaskan. Penilaian manual melalui observasi lapangan memang penting, tetapi proses tersebut rentan terhadap variasi interpretasi petugas, terutama ketika jumlah calon mitra yang harus dinilai semakin besar. Model berbasis *data mining* dapat membantu mengolah data observasi menjadi keputusan awal yang lebih terstruktur. Dalam konteks ini, algoritma C4.5 dipilih karena mampu membentuk pohon keputusan dan menghasilkan aturan *IF-THEN* yang mudah dipahami oleh pengambil keputusan. Pemilihan C4.5 juga didasarkan pada kemampuannya menangani atribut kategorik maupun numerik melalui proses pemilihan atribut berbasis information gain dan gain ratio, sehingga sesuai dengan karakteristik data observasi mitra yang terdiri atas skor, kategori operasional, dan indikator kelayakan [3]. Dibandingkan ID3, C4.5 lebih sesuai karena tidak hanya menggunakan information gain, tetapi juga memperhitungkan gain ratio untuk mengurangi bias terhadap atribut dengan banyak nilai [3]. Dibandingkan model ensemble seperti Random Forest, C4.5 lebih mudah diinterpretasikan karena menghasilkan pohon keputusan dan aturan IF-THEN, sehingga alasan klasifikasi mitra Layak atau Tidak Layak dapat dijelaskan kepada pengelola program secara transparan [4], [5]. Selain itu, C4.5 dinilai lebih fleksibel dalam konteks data observasi karena dapat membentuk struktur keputusan yang mudah dijelaskan tanpa menghilangkan keterlacakan aturan klasifikasi.

Penelitian ini berfokus pada pembuatan model klasifikasi kelayakan mitra dapur MBG berbasis data riil hasil survei lapangan. Tujuan penelitian adalah mengonversi data observasi menjadi *dataset* klasifikasi, membangun model C4.5 untuk membedakan mitra Layak dan Tidak Layak, serta mengidentifikasi faktor dominan yang memengaruhi keputusan model. Kontribusi penelitian ini terletak pada integrasi instrumen survei lapangan, skoring kelayakan, kriteria kritis keamanan pangan, dan model klasifikasi yang interpretatif untuk mendukung jaminan keamanan pangan pada proses seleksi mitra dapur MBG. Secara praktis, model ini diharapkan dapat membantu pengelola program dalam menyusun daftar prioritas verifikasi mitra, mengurangi subjektivitas penilaian awal, dan mempercepat proses penyaringan calon mitra dapur berdasarkan indikator keamanan pangan.

Novelty penelitian ini terletak pada penyusunan framework penilaian kelayakan mitra dapur MBG yang mengintegrasikan indikator tata kelola MBG, aspek keamanan pangan, skor total tertimbang, kriteria kritis gagal, dan model klasifikasi C4.5 sebagai alat bantu keputusan. Berbeda dari penelitian C4.5 sebelumnya yang umumnya berfokus pada klasifikasi pendidikan, bantuan sosial, kesehatan, seleksi administratif, atau penjualan [6]-[14], penelitian ini menempatkan indikator lapangan terkait keamanan pangan sebagai dasar pembentukan aturan penilaian mitra dapur. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini bukan hanya pada penerapan algoritma C4.5, tetapi juga pada perancangan kerangka decision support system yang transparan dan mudah diinterpretasikan untuk membantu proses penyaringan awal mitra dapur MBG.

2. Tinjauan Literatur

Pemanfaatan *machine learning* dalam keamanan pangan semakin berkembang karena data operasional, inspeksi, dan pengawasan dapat digunakan untuk memprediksi risiko serta memprioritaskan intervensi. Studi terbaru menunjukkan bahwa *machine learning* mampu mendukung pemantauan keamanan pangan, mendeteksi pola risiko, dan mengoptimalkan proses pengawasan berbasis data [15], [16]. Pendekatan berbasis risiko juga direkomendasikan dalam pengawasan keamanan pangan karena sumber daya inspeksi perlu diarahkan pada unit usaha atau proses yang memiliki potensi risiko lebih tinggi [17]. Dalam konteks MBG, pendekatan ini relevan karena dapur penyedia makanan memiliki variasi kapasitas, sumber air, prosedur sanitasi, dan distribusi yang dapat memengaruhi risiko keamanan pangan.

Algoritma Decision Tree, termasuk C4.5, banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi karena menghasilkan struktur keputusan yang dapat ditelusuri. Keunggulan model pohon keputusan terletak pada interpretabilitas, kemudahan implementasi, dan kemampuan mengubah data numerik maupun kategorik menjadi aturan keputusan. Beberapa penelitian terbaru menerapkan C4.5 untuk klasifikasi kelayakan, prediksi keputusan, dan analisis risiko dalam berbagai domain. Mandasari dkk. menggunakan C4.5 untuk mengklasifikasikan kelayakan penerima bantuan sosial dan menunjukkan bahwa pohon keputusan dapat membantu proses seleksi berbasis atribut [6]. Wati dkk. memodelkan klasifikasi kelulusan dengan C4.5 dan menekankan pentingnya pemilihan atribut yang informatif [7], [8]. Anggraeni dkk. juga menerapkan data mining dengan algoritma C4.5 untuk memprediksi kelulusan mahasiswa, sehingga menunjukkan bahwa C4.5 banyak digunakan pada domain pendidikan karena mampu menghasilkan aturan klasifikasi yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan [14]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa C4.5 dapat diterapkan pada seleksi karyawan, prediksi drop out, dan klasifikasi berbasis data administrasi [9], [10], [11].

Dalam bidang pangan, penerapan *data mining* dan *machine learning* sudah mulai digunakan untuk pengambilan keputusan berbasis pola data. Penelitian tentang klasifikasi menu makanan untuk pencegahan stunting menggunakan C4.5 menunjukkan bahwa algoritma klasifikasi dapat dimanfaatkan untuk mendukung rekomendasi berbasis gizi [12]. Studi lain pada sektor kuliner menggunakan Decision Tree C4.5 untuk mengklasifikasikan performa penjualan makanan sehingga proses pengambilan keputusan dapat menjadi lebih berbasis data [13]. Pada domain pangan, pemanfaatan *machine learning* lebih banyak digunakan untuk pemantauan keamanan pangan, HACCP, prediksi risiko, dan rekomendasi gizi, sedangkan penerapan C4.5 secara spesifik untuk menilai kelayakan operasional dapur/UMKM penyedia makanan masih terbatas. Hal ini menunjukkan adanya celah penelitian pada integrasi indikator lapangan, kriteria keamanan pangan, dan model klasifikasi interpretatif untuk mendukung seleksi mitra dapur MBG. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada domain penjualan, pendidikan, kesehatan, atau bantuan sosial, bukan pada kelayakan operasional mitra dapur dalam program pangan berskala nasional.

Kajian mengenai MBG menunjukkan bahwa keberhasilan program tidak hanya ditentukan oleh ketersediaan makanan, tetapi juga oleh mutu, tata kelola, dan keamanan pangan. Dokumen kebijakan dan pedoman operasional menempatkan standar dapur, higiene sanitasi, distribusi, dan respons terhadap insiden keamanan pangan sebagai aspek penting dalam penyelenggaraan program [1], [2]. Dalam perspektif sistem informasi, kebutuhan utama bukan hanya mencatat data mitra, tetapi juga mengubah data tersebut menjadi pengetahuan yang dapat mendukung keputusan seleksi. Dengan demikian, novelty penelitian ini terletak pada penggunaan data riil survei lapangan untuk membangun

model klasifikasi C4.5 yang menggabungkan sepuluh aspek kelayakan, skor total tertimbang, dan kriteria kritis gagal sebagai dasar penilaian mitra dapur MBG. Berbeda dari penelitian terdahulu yang umumnya berfokus pada klasifikasi pendidikan, bantuan sosial, kesehatan, atau penjualan, penelitian ini secara spesifik mengaitkan model klasifikasi dengan kebutuhan seleksi mitra dapur dan jaminan keamanan pangan pada program pangan berskala nasional.

3. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif-komputasional berbasis *data mining*. Alur penelitian terdiri atas penyusunan instrumen observasi lapangan, pengumpulan data mitra, pembersihan data, konversi skor, pembentukan label kelayakan, pembagian data latih dan data uji, pembentukan model C4.5, serta evaluasi model menggunakan *confusion matrix*. Objek penelitian adalah mitra dapur, UMKM makanan, dapur umum, kantin, atau catering yang berpotensi menjadi penyedia makanan dalam program MBG. Satu responden atau satu lokasi mitra diperlakukan sebagai satu *record dataset*.

Data yang digunakan merupakan data riil hasil survei lapangan terhadap 200 mitra di wilayah Kabupaten Asahan, Sumatera Utara. Instrumen observasi memuat indikator legalitas, lokasi, sarana-prasarana, sanitasi, air bersih, sumber daya manusia, kapasitas produksi, keamanan pangan, distribusi makanan, dan riwayat risiko. Beberapa variabel numerik seperti jarak distribusi, waktu tempuh, luas bangunan, kapasitas produksi, jumlah tenaga kerja, dan waktu konsumsi dikonversi menjadi kategori operasional. Variabel kategorik dinormalisasi agar jawaban yang berbeda secara penulisan tetapi memiliki makna sama dapat diproses secara konsisten.

Skor setiap aspek dihitung dari jumlah skor indikator pada aspek tersebut dibandingkan skor maksimum aspek. Rumus skor aspek dinyatakan pada Persamaan (1).

$$\text{Skor Aspek}_i = (\text{Jumlah Skor Indikator Aspek}_i / \text{Skor Maksimum Aspek}_i) \times 100 \quad (1)$$

Keterangan: Skor Aspek_i merupakan nilai aspek ke-i, Jumlah Skor Indikator Aspek_i merupakan jumlah skor seluruh indikator pada aspek ke-i, dan Skor Maksimum Aspek_i merupakan skor maksimum yang dapat diperoleh pada aspek tersebut.

Skor total dihitung menggunakan bobot tertimbang. Bobot lebih besar diberikan pada aspek yang paling berkaitan dengan keamanan pangan, yaitu sanitasi, air bersih, SDM, dan keamanan pangan. Rumus skor total ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$\text{SkorTotal} = 0,08L + 0,08Lo + 0,08S + 0,18Sa + 0,14A + 0,14SDM + 0,08K + 0,14KP + 0,05D + 0,03R \quad (2)$$

Keterangan pada Persamaan (2) adalah L untuk legalitas, Lo untuk lokasi, S untuk sarana-prasarana, Sa untuk sanitasi, A untuk air bersih, SDM untuk sumber daya manusia, K untuk kapasitas, KP untuk keamanan pangan, D untuk distribusi, dan R untuk riwayat risiko. Penetapan bobot, ambang skor 80, dan kriteria kritis dalam penelitian ini disusun secara operasional oleh peneliti dengan mengadaptasi indikator tata kelola MBG, prinsip higiene sanitasi pangan, serta prinsip pengawasan keamanan pangan berbasis risiko. Aspek sanitasi, air bersih, sumber daya manusia, dan keamanan pangan diberi bobot lebih besar karena berhubungan langsung dengan pengendalian kontaminasi, kelayakan proses produksi, dan keamanan makanan siap konsumsi. Ambang skor 80 digunakan sebagai batas minimum kelayakan administratif-operasional, sedangkan kriteria kritis digunakan sebagai indikator penggugur karena beberapa kondisi tertentu, seperti air bersih tidak layak, sanitasi kritis, distribusi tidak aman, atau tidak adanya pengecekan mutu, dapat meningkatkan risiko keamanan pangan meskipun skor aspek lain relatif baik [1], [2], [17], [18].

Dasar pembobotan dalam penelitian ini tidak diperoleh melalui proses pembelajaran statistik, tetapi ditetapkan sebagai bobot normatif-operasional berbasis risiko. Penetapan bobot dilakukan dengan mempertimbangkan tingkat kedekatan setiap aspek terhadap risiko keamanan pangan, khususnya potensi kontaminasi, kelayakan proses produksi, keamanan makanan siap konsumsi, dan risiko distribusi. Dengan demikian, bobot dalam penelitian ini diposisikan sebagai rancangan skoring

operasional yang mengadaptasi indikator tata kelola MBG, prinsip higiene sanitasi pangan, dan pendekatan inspeksi berbasis risiko [1], [2], [17], [18]. Label akhir ditentukan dengan aturan: mitra dinyatakan Layak apabila skor total minimal 80 dan tidak memiliki kriteria kritis gagal; selain itu mitra dinyatakan Tidak Layak. Kriteria kritis meliputi air bersih tidak memenuhi, sanitasi dapur kritis, lokasi berisiko cemaran, SDM tidak memahami higiene pangan dasar, peralatan pangan tidak layak, waktu konsumsi melebihi empat jam, tidak ada mekanisme pengecekan mutu, kapasitas produksi rendah, distribusi tidak aman, dan riwayat keluhan serius.

Rincian aspek penilaian, bobot, dan keterangan setiap variabel yang digunakan dalam skoring kelayakan mitra dapur MBG disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Variabel penelitian dan bobot skoring

Aspek	Bobot	Keterangan
Legalitas	0,08	Dokumen legal, NPWP, status tempat, administrasi produksi
Lokasi	0,08	Jarak, waktu tempuh, akses jalan, listrik, lingkungan
Sarana-prasarana	0,08	Luas, zonasi, pencucian, penyimpanan, cold storage
Sanitasi	0,18	Kebersihan dapur, alat masak, food grade, limbah, APD
Air bersih	0,14	Ketersediaan, kualitas fisik, filter, uji air
SDM	0,14	PJ produksi, juru masak, surat sehat, higiene
Kapasitas	0,08	Kapasitas porsi, catatan produksi, gramasi, bahan baku
Keamanan pangan	0,14	SLHS, halal, uji organoleptik, <i>food sample</i> , waktu konsumsi
Distribusi	0,05	Kendaraan, jadwal, serah terima, perlindungan makanan
Riwayat risiko	0,03	Keluhan, gangguan pencernaan, pengembalian, teguran

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma C4.5, yaitu algoritma pohon keputusan yang diperkenalkan oleh Quinlan dan masih banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi karena menghasilkan aturan keputusan yang mudah diinterpretasikan [3], [4]. Secara konseptual, C4.5 memilih atribut pemisah berdasarkan ukuran ketidakmurnian dan perolehan informasi. Entropy dan *information gain* digunakan untuk mengukur kontribusi atribut dalam memisahkan kelas, sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$\text{Entropy}(S) = - \sum_i p_i \times \log_2(p_i) \quad (3a)$$

$$\text{Gain}(S,A) = \text{Entropy}(S) - \sum_v (|S_v| / |S|) \times \text{Entropy}(S_v) \quad (3b)$$

$$\text{SplitInfo}(S,A) = - \sum_v (|S_v| / |S|) \times \log_2(|S_v| / |S|) \quad (3c)$$

$$\text{GainRatio}(S,A) = \text{Gain}(S,A) / \text{SplitInfo}(S,A) \quad (3d)$$

Keterangan: S merupakan himpunan data, A merupakan atribut yang diuji, p_i merupakan proporsi data pada kelas ke- i , S_v merupakan subset data untuk nilai v pada atribut A, Entropy digunakan untuk mengukur ketidakmurnian data, Gain digunakan untuk mengukur penurunan ketidakmurnian setelah pemisahan atribut, SplitInfo digunakan untuk mengukur sebaran data pada atribut, sedangkan GainRatio digunakan pada C4.5 untuk memilih atribut pemisah dengan mengurangi bias terhadap atribut yang memiliki banyak nilai.

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan rasio 80:20. Dari 200 *record*, sebanyak 160 *record* digunakan untuk pelatihan dan 40 *record* digunakan untuk pengujian. Evaluasi model dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* seperti pada Persamaan (4).

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (4a)$$

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (4b)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (4c)$$

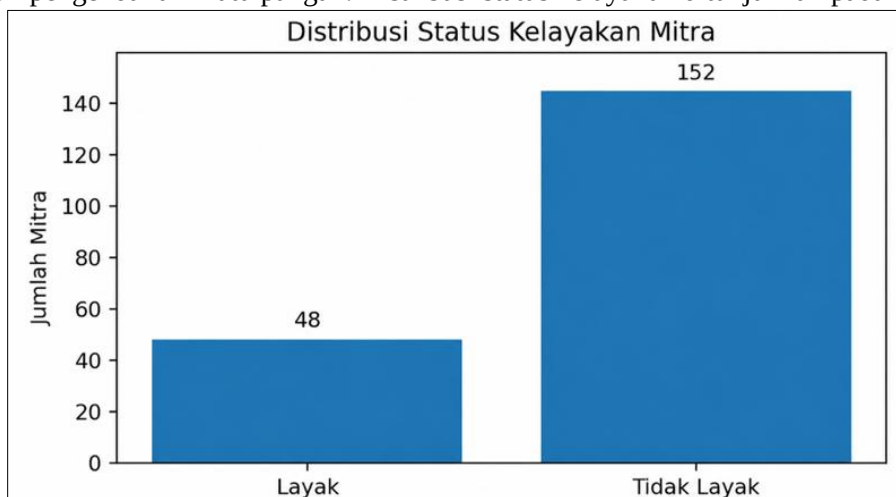
$$F1\text{-score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (4d)$$

Keterangan: TP adalah True Positive, TN adalah True Negative, FP adalah False Positive, dan FN adalah False Negative. Accuracy menunjukkan proporsi prediksi benar terhadap seluruh data uji, Precision menunjukkan ketepatan prediksi pada kelas tertentu, Recall menunjukkan kemampuan

model menemukan data pada kelas tertentu, dan F₁-score merupakan rata-rata harmonis antara Precision dan Recall.

4. Hasil dan Pembahasan

Dataset hasil survei lapangan terdiri atas 200 mitra. Berdasarkan hasil scoring dan kriteria kritis, 48 mitra diklasifikasikan sebagai Layak dan 152 mitra diklasifikasikan sebagai Tidak Layak. Komposisi ini menunjukkan bahwa sebagian besar mitra yang disurvei masih memiliki aspek yang belum memenuhi persyaratan kelayakan, terutama pada indikator kapasitas produksi, mekanisme distribusi, dan pengendalian mutu pangan. Distribusi status kelayakan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Distribusi status kelayakan mitra

Rincian distribusi status kelayakan mitra serta pembagian data latih dan data uji disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2 Distribusi status kelayakan dan pembagian data

Komponen	Jumlah	Persentase
Total data	200	100,00%
Layak	48	24,00%
Tidak Layak	152	76,00%
Data latih	160	80,00%
Data uji	40	20,00%

Rata-rata skor total mitra adalah 83,53 dengan skor minimum 61,01 dan skor maksimum 98,76. Meskipun rata-rata skor total berada di atas ambang 80, tidak semua mitra dapat dikategorikan Layak karena aturan label juga mempertimbangkan kriteria kritis gagal. Hal ini penting karena keamanan pangan tidak hanya ditentukan oleh akumulasi skor, tetapi juga oleh keberadaan indikator kritis yang dapat langsung memengaruhi risiko pangan. Misalnya, mitra dengan skor total tinggi tetap dapat diklasifikasikan Tidak Layak apabila kapasitas produksi jauh di bawah kebutuhan atau distribusi makanan tidak aman.

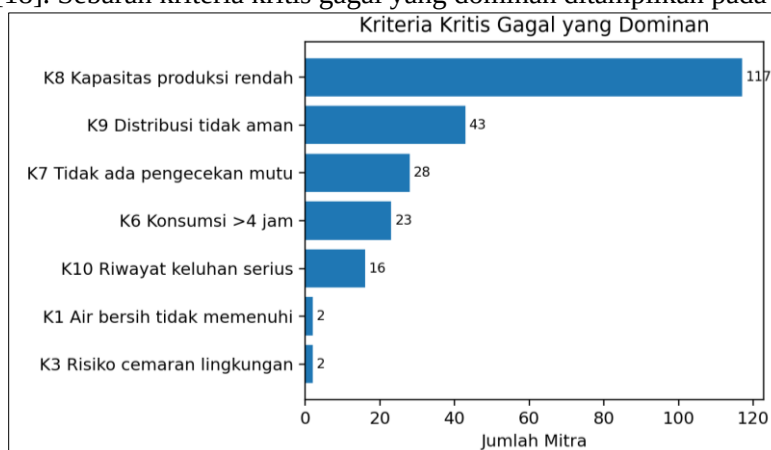
Rincian nilai minimum, rata-rata, dan maksimum pada setiap aspek penilaian kelayakan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Statistik Skor aspek kelayakan

Aspek	Minimum	Rata-rata	Maksimum
skor_legalitas	8,33	62,04	91,67
skor_lokasi	81,82	97,82	100
skor_sarpras	42,11	77,95	100
skor_sanitasi	66,67	87,42	100

Aspek	Minimum	Rata-rata	Maksimum
skor_air	44,44	91,83	100
skor_sdm	61,54	87,77	100
skor_kapasitas	0,00	67,43	100
skor_keamanan_pangan	33,33	79,80	100
skor_distribusi	14,29	83,64	100
skor_riwayat_risiko	40,00	96,00	100
skor_total	61,01	83,53	98,76

Dari sisi kriteria kritis, indikator yang paling sering muncul adalah kapasitas produksi rendah sebanyak 117 mitra. Temuan ini menunjukkan bahwa banyak calon mitra memiliki kemampuan operasional yang belum sebanding dengan kebutuhan distribusi makanan dalam skala program. Kriteria kritis lain yang menonjol adalah distribusi makanan tidak aman sebanyak 43 mitra, tidak adanya pengecekan mutu makanan sebanyak 28 mitra, dan waktu konsumsi melebihi empat jam sebanyak 23 mitra. Kondisi tersebut sejalan dengan prinsip higiene pangan bahwa makanan siap saji harus diproduksi, disimpan, dan didistribusikan dalam kondisi yang dapat mencegah kontaminasi dan penurunan mutu [18]. Sebaran kriteria kritis gagal yang dominan ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Kriteria kritis gagal yang dominan

Model C4.5 kemudian dilatih menggunakan data latih sebanyak 160 *record* dan diuji menggunakan 40 *record*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi 95,00%. Untuk kelas Layak, *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing mencapai 90,00%. Untuk kelas Tidak Layak, *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing mencapai 96,67%. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola label operasional Layak dan Tidak Layak dengan performa yang tinggi pada data uji.

Rincian hasil evaluasi model C4.5 berdasarkan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, *accuracy*, dan *macro average* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil evaluasi model C4.5

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>
Layak	90,00%	90,00%	90,00%	10
Tidak Layak	96,67%	96,67%	96,67%	30
<i>Accuracy</i>	-	-	95,00%	40
<i>Macro Avg</i>	93,33%	93,33%	93,33%	40

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model C4.5 mampu mereplikasi pola label operasional yang dibentuk dari skor tertimbang dan kriteria kritis dengan akurasi 95,00%. Dengan demikian, metrik evaluasi dalam penelitian ini perlu dipahami sebagai ukuran konsistensi model dalam mempelajari aturan penilaian yang telah ditetapkan, bukan sebagai bukti bahwa model telah memvalidasi kelayakan mitra berdasarkan audit pakar independen. Interpretasi ini penting karena label kelas pada penelitian ini bersumber dari aturan skoring operasional, sehingga model lebih tepat diposisikan

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

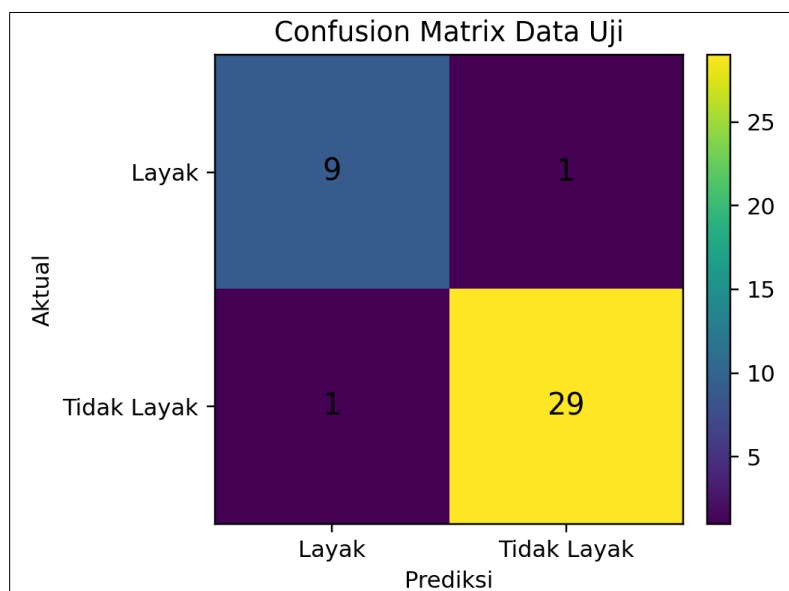
sebagai alat bantu keputusan untuk mengekstraksi aturan dan mendukung penyaringan awal mitra dapur MBG.

Rincian hasil klasifikasi pada data uji berdasarkan perbandingan kelas aktual dan kelas prediksi disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Confusion matrix data uji

Aktual \ Prediksi	Layak	Tidak Layak
Layak	9	1
Tidak Layak	1	29

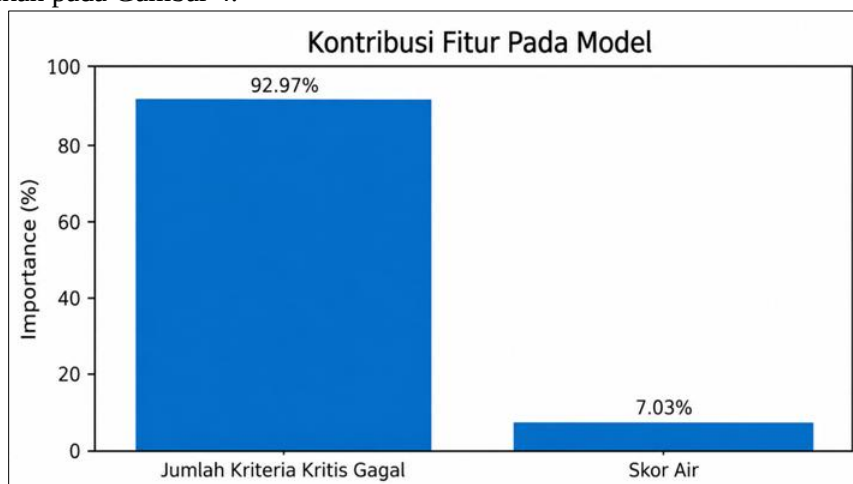
Visualisasi confusion matrix hasil pengujian model C4.5 ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Confusion matrix hasil pengujian model

Berdasarkan *confusion matrix*, terdapat 9 mitra Layak yang berhasil diprediksi Layak, 29 mitra Tidak Layak yang berhasil diprediksi Tidak Layak, 1 mitra Tidak Layak yang diprediksi Layak, dan 1 mitra Layak yang diprediksi Tidak Layak. Nilai *false positive* yang rendah penting dalam konteks keamanan pangan karena kesalahan meloloskan mitra Tidak Layak berpotensi meningkatkan risiko pangan. Walaupun demikian, satu kasus *false positive* tetap perlu diperhatikan karena dalam implementasi lapangan model sebaiknya digunakan sebagai alat bantu awal, bukan sebagai satu-satunya dasar keputusan akhir.

Visualisasi kontribusi fitur yang digunakan model C4.5 dalam menentukan status kelayakan mitra ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4 Kontribusi fitur pada model

Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa jumlah kriteria kritis gagal menjadi fitur paling dominan dengan kontribusi 92,97%, sedangkan skor air bersih berkontribusi 7,03%. Fitur skor aspek lainnya memiliki kontribusi sangat kecil pada model akhir. Secara interpretatif, hasil ini tidak menunjukkan bahwa aspek legalitas, lokasi, sanitasi, SDM, atau kapasitas tidak penting. Sebaliknya, hal ini menunjukkan bahwa aturan kelayakan dalam *dataset* sangat dipengaruhi oleh keberadaan indikator kritis yang bersifat menggugurkan. Dengan kata lain, model berhasil mempelajari logika kebijakan skoring bahwa mitra dengan kriteria kritis gagal harus diprioritaskan sebagai Tidak Layak, meskipun beberapa skor aspek lainnya cukup baik.

Rincian aturan keputusan IF-THEN yang dihasilkan model C4.5 disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6 Aturan keputusan IF-THEN

No	Aturan IF-THEN	Kelas
1	IF jumlah_kriteria_kritis_gagal ≥ 1 THEN status kelayakan = Tidak Layak	Tidak Layak
2	IF jumlah_kriteria_kritis_gagal = 0 AND skor_total ≥ 80 THEN status kelayakan = Layak	Layak
3	IF jumlah_kriteria_kritis_gagal = 0 AND skor_total < 80 THEN status kelayakan = Tidak Layak	Tidak Layak

Selain tiga aturan utama tersebut, skor air bersih tetap perlu diperhatikan sebagai indikator prioritas verifikasi lapangan karena menjadi fitur kedua yang berkontribusi dalam model. Tabel 6 memperlihatkan bahwa model C4.5 menghasilkan aturan keputusan yang dapat dibaca secara langsung. Aturan paling dominan menunjukkan bahwa keberadaan satu atau lebih kriteria kritis gagal cenderung mengarahkan mitra pada kelas Tidak Layak. Hal ini memperkuat klaim interpretabilitas C4.5 karena alasan klasifikasi dapat dijelaskan dalam bentuk aturan sederhana yang relevan dengan kebutuhan seleksi mitra dapur MBG.

Temuan ini memiliki implikasi praktis bagi pengelolaan calon mitra dapur MBG. Pertama, instrumen survei lapangan perlu menempatkan aspek kapasitas produksi, distribusi makanan, pengecekan mutu, dan waktu konsumsi sebagai indikator prioritas. Kedua, hasil model dapat digunakan untuk menyusun daftar mitra yang perlu diverifikasi ulang sebelum diberikan rekomendasi. Ketiga, karena model C4.5 menghasilkan aturan keputusan yang mudah dibaca, pengelola dapat menjelaskan alasan suatu mitra diklasifikasikan Tidak Layak. Kemampuan interpretasi ini menjadi kelebihan dibandingkan model yang bersifat kotak hitam, terutama ketika keputusan menyangkut keamanan pangan dan kepatuhan operasional.

Dibandingkan penelitian terdahulu yang banyak menerapkan C4.5 pada bidang pendidikan, bantuan sosial, atau seleksi administratif, penelitian ini memiliki kekhasan pada objek dan indikatornya. Model tidak hanya memproses atribut administratif, tetapi juga indikator lapangan yang berkaitan langsung dengan keamanan pangan, seperti kualitas air, praktik higiene, *food sample*, batas waktu konsumsi, kendaraan distribusi, dan riwayat gangguan pencernaan. Kelebihan lain adalah penggunaan data riil hasil survei lapangan sebanyak 200 mitra sehingga hasil yang diperoleh lebih representatif terhadap kondisi operasional calon mitra dibandingkan data simulatif.

Keterbatasan penelitian ini adalah jumlah data yang masih terbatas pada 200 mitra dan belum mencakup seluruh variasi wilayah operasional MBG. Label kelayakan juga masih dibentuk dari aturan skoring dan kriteria kritis, sehingga penelitian berikutnya perlu menambahkan validasi pakar atau hasil audit resmi untuk memperkuat label. Selain itu, penelitian lanjutan dapat membandingkan C4.5 dengan algoritma lain seperti *Random Forest*, *Naive Bayes*, *Support Vector Machine*, atau *Gradient Boosting* agar diperoleh gambaran performa yang lebih komprehensif, sebagaimana beberapa studi klasifikasi menunjukkan bahwa perbandingan Decision Tree dan *Random Forest* dapat memberikan perspektif tambahan terhadap performa model [5].

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi kelayakan mitra dapur Makan Bergizi Gratis menggunakan algoritma C4.5 berbasis data riil hasil survei lapangan. Dari 200 mitra yang dianalisis, 48 mitra diklasifikasikan Layak dan 152 mitra Tidak Layak. Data dibagi menjadi 160 data latih dan 40 data uji. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 95,00%, *precision* kelas Layak 90,00%, *recall* 90,00%, dan *F1-score* 90,00%. Untuk kelas Tidak Layak, model memperoleh *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 96,67%. Performa ini penting dalam konteks keamanan pangan karena kemampuan mendeteksi mitra Tidak Layak dapat menekan risiko false positive, yaitu kesalahan meloloskan mitra yang seharusnya tidak memenuhi kriteria keamanan pangan. Perlu ditegaskan bahwa label kelayakan dalam penelitian ini dibentuk berdasarkan aturan skoring operasional, bukan berdasarkan audit pakar independen atau keputusan resmi instansi. Oleh karena itu, performa model menunjukkan kemampuan C4.5 dalam mereplikasi aturan penilaian yang telah ditetapkan, bukan validasi akhir terhadap kelayakan faktual mitra. Untuk implementasi praktis, model tetap perlu dikombinasikan dengan verifikasi lapangan, audit pakar, dan keputusan instansi yang berwenang. Fitur yang paling berpengaruh adalah jumlah kriteria kritis gagal, diikuti skor air bersih. Temuan ini menunjukkan bahwa aspek kritis keamanan pangan, terutama kapasitas produksi, distribusi makanan, pengecekan mutu, dan waktu konsumsi, menjadi faktor penting dalam penentuan kelayakan mitra. Model C4.5 dapat digunakan sebagai alat bantu awal yang transparan dan interpretatif untuk mendukung proses seleksi mitra dapur MBG, tetapi keputusan final tetap perlu dikombinasikan dengan verifikasi lapangan dan pertimbangan pakar. Kontribusi ilmiah penelitian ini terletak pada penerapan C4.5 untuk klasifikasi kelayakan mitra dapur MBG berbasis data riil lapangan dengan menggabungkan skor tertimbang dan kriteria kritis keamanan pangan. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pengelola program MBG sebagai alat bantu penyaringan awal, penyusunan prioritas verifikasi lapangan, dan dasar pengambilan keputusan yang lebih transparan. Penelitian lanjutan disarankan untuk memperluas cakupan wilayah survei, menambah jumlah data, melibatkan validasi pakar atau audit resmi dalam pembentukan label, serta membandingkan C4.5 dengan algoritma lain seperti Random Forest, Naive Bayes, Support Vector Machine, dan Gradient Boosting.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Satya Negara Indonesia dan Universitas Royal atas dukungan pada pelaksanaan penelitian Penelitian Dosen Pemula 2026, serta kepada petugas lapangan yang telah membantu proses pengumpulan data mitra dapur Makan Bergizi Gratis.

Referensi

- [1] Badan Gizi Nasional, “Keputusan Kepala Badan Gizi Nasional Republik Indonesia Nomor 401.1 Tahun 2025 tentang Petunjuk Teknis Tata Kelola Penyelenggaraan Program Makan Bergizi Gratis Tahun Anggaran 2026,” Jakarta, 2025. Accessed: May 01, 2026. [Online]. Available: <https://www.bgn.go.id/juknis/IB1PKg-petunjuk-teknis-tata-kelola-penyelenggaraan-program-makan-bergizi-gratis>
- [2] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, “Kemenkes Tegaskan Keamanan Pangan sebagai Kunci Keberhasilan Program Makan Bergizi Gratis,” Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. Accessed: May 01, 2026. [Online]. Available: <https://kemkes.go.id/id/kemenkes-tegaskan-keamanan-pangan-sebagai-kunci-keberhasilan-program-makan-bergizi-gratis>
- [3] J. Ross Quinlan, *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 1993. [Online]. Available: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/583200>
- [4] S. Redjeki, A. Damayanti, E. Hudianti, and A. H. Nasyuha, “Implementation of Classification Decision Tree and C4.5 Algorithm in Selecting Insurance Products,” *Sinkron*, Vol. 9, No. 1, pp. 600–608, Jan. 2024, DOI: 10.33395/sinkron.v9i1.13444.
- [5] N. Utami, K. A. Baihaqi, E. E. Awal, and D. Waiddin, “Analisis Kinerja Algoritma *Decision Tree* dan *Random Forest* dalam Klasifikasi Penyakit Kardiovaskular,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, Vol. 6, No. 2, pp. 970–980, Sep. 2024, DOI: 10.47065/bits.v6i2.5722.

- [6] R. D. Mandasari and H. Hartana, "Implementation of Decision Tree Algorithm for Classification of Eligibility in Social Assistance Fund Distribution," *TIERS Information Technology Journal*, Vol. 5, No. 1, pp. 34–40, Jun. 2024, DOI: 10.38043/tiers.v5i1.5378.
- [7] E. F. Wati, B. Sudrajat, and R. Nasution, "Modelling of C4.5 Algorithm for Graduation Classification," *IJISTECH: International Journal of Information System & Technology*, Vol. 8, No. 1, pp. 40–46, 2024, DOI: 10.30645/ijistech.v8i1.345.
- [8] L. Lianah, S. Z. Harahap, and I. Irmayati, "Implementation of the C4.5 and Naive Bayes Algorithms to Predict Student Graduation," *sinkron*, Vol. 8, No. 3, pp. 1741–1757, Jul. 2024, DOI: 10.33395/sinkron.v8i3.13860.
- [9] I. Khoeri and D. Iskandar Mulyana, "Implementasi Machine Learning dengan Decision Tree Algoritma C4.5 dalam Penerimaan Karyawan Baru pada PT. Gitareksa Dinamika Jakarta," *Jurnal Sosial Teknologi*, Vol. 1, No. 7, pp. 615–623, Jul. 2021, DOI: 10.59188/jurnalsostech.v1i7.126.
- [10] D. Sinaga, E. J. Solaiman, and F. J. Kaunang, "Penerapan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk Klasifikasi Mahasiswa Berpotensi Drop Out di Universitas Advent Indonesia," *TeIka*, Vol. 11, No. 2, pp. 167–173, Oct. 2021, DOI: 10.36342/teika.v11i2.2613.
- [11] I. Iddrus and D. W. Sari, "Penerapan Data Mining menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk memprediksi Mahasiswa Drop Out di Universitas Wiraraja," *Jurnal Advanced Research Informatika*, Vol. 1, No. 02, pp. 1–7, Jul. 2023, DOI: 10.24929/jars.v1i02.2684.
- [12] M. Yunus, M. K. Biddinika, and A. Fadlil, "Classification of Stunting in Children using the C4.5 Algorithm," *Jurnal Online Informatika*, Vol. 8, No. 1, pp. 99–106, Jun. 2023, DOI: 10.15575/join.v8i1.1062.
- [13] F. G. Falentina, G. Y. Y. Wabdaron, D. Andiyani, M. S. Wondiwoi, and H. Sutejo, "Analisis Penerapan Data Mining untuk Klasifikasi Penjualan Makanan Terlaris menggunakan Algoritma Decision Tree (C4.5)," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, Vol. 4, No. 2, pp. 382–395, Jan. 2026, DOI: 10.51903/f2jegk76.
- [14] D. Anggraeni, Rizaldi, A. Nasution, and A. Kholiq, "Implementation of Data Mining to Predict Student Graduation using C4.5 Algorithm Method," 2024, p. 040020. DOI: 10.1063/5.0204488.
- [15] X. Wang, Y. Bouzembrak, A. O. Lansink, and H. J. van der Fels-Klerx, "Application of Machine Learning to the Monitoring and Prediction of Food Safety: A Review," *Compr. Rev. Food SCI. Food Saf.*, Vol. 21, No. 1, pp. 416–434, Jan. 2022, DOI: 10.1111/1541-4337.12868.
- [16] P.-K. Revelou, E. Tsakali, A. Batrinou, and I. F. Strati, "Applications of Machine Learning in Food Safety and HACCP Monitoring of Animal-Source Foods," *Foods*, Vol. 14, No. 6, p. 922, Mar. 2025, DOI: 10.3390/foods14060922.
- [17] World Health Organization, "Breaking New Ground: Piloting Risk-based Food Inspection in Five Districts for Better Food Safety," World Health Organization. Accessed: May 01, 2026. [Online]. Available: <https://www.who.int/indonesia/news/detail/02-11-2023-breaking-new-ground--piloting-risk-based-food-inspection-in-five-districts-for-better-food-safety>
- [18] Codex Alimentarius Commission, "General Principles of Food Hygiene CXC 1-1969," Rome, 2022. Accessed: May 01, 2026. [Online]. Available: <https://www.fao.org/fao-who-codexalimentarius/publications/en/>