

Penerapan Gini Index Dalam Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Edibilitas Jamur

Application of Gini Index in Decision Tree Algorithm for Mushroom Edibility Classification

Fahmi Idris^{a,1}, Budi Triandi^{b,2}

^aUniversitas Potensi Utama, FTIK, Prodi Infomatika, Jl. K.L Yos Sudarso Km, 6.5, Medan, 20242, Indonesia

^bUniversitas Potensi Utama, FTIK, Prodi Infomatika, Jl. K.L Yos Sudarso Km, 6.5, Medan, 20242, Indonesia

Email: fmii0057@gmail.com¹, buditriandi@gmail.com²

ABSTRAK

Kesalahan identifikasi jamur dapat menimbulkan risiko kesehatan karena sebagian jamur beracun memiliki ciri fisik yang menyerupai jamur konsumsi. Penelitian ini bertujuan menerapkan Gini Index dalam algoritma Decision Tree untuk mengklasifikasikan edibilitas jamur dan mengukur performa model pada data uji. Data yang digunakan adalah Mushroom Dataset dengan 8.124 sampel, 22 atribut karakteristik fisik, dan satu atribut target berupa edible atau poisonous. Proses penelitian meliputi pemeriksaan data, one-hot encoding pada fitur kategorikal, label encoding pada target, pembagian data latih dan data uji dengan proporsi 80:20, pelatihan DecisionTreeClassifier berbasis Gini Index, serta evaluasi menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian pada 1.625 data uji menunjukkan accuracy sebesar 99,02 persen. Model mengklasifikasikan 809 data edible dan 800 data poisonous dengan benar. Precision, recall, dan F1-score pada kedua kelas berada pada kisaran 0,99. Temuan ini menunjukkan bahwa Decision Tree berbasis Gini Index mampu memberikan klasifikasi yang akurat dan mudah diinterpretasikan. Model dapat digunakan sebagai dasar sistem pendukung keputusan awal, dengan tetap memerlukan validasi pakar untuk penggunaan lapangan.

Kata Kunci: Gini Index, Decision Tree, Klasifikasi, Edibilitas Jamur, Machine Learning

ABSTRACT

Misidentification of mushrooms can cause health risks because several poisonous mushrooms show physical characteristics similar to edible mushrooms. This study aims to apply the Gini Index in the Decision Tree algorithm to classify mushroom edibility and evaluate model performance on test data. The research used the Mushroom Dataset consisting of 8,124 samples, 22 physical feature attributes, and one target attribute labeled edible or poisonous. The research process included data inspection, one-hot encoding for categorical features, label encoding for the target class, splitting the data into training and testing sets with an 80:20 ratio, training a DecisionTreeClassifier based on the Gini Index, and evaluating the model using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. The test result on 1,625 samples produced an accuracy of 99.02 percent. The model correctly classified 809 edible samples and 800 poisonous samples. Precision, recall, and F1-score for both classes were around 0.99. These findings indicate that the Gini-based Decision Tree provides accurate and interpretable classification. The model can serve as an initial decision support basis, while expert validation remains necessary for field implementation.

Keywords: Gini Index, Decision Tree, Classification, Mushroom Edibility, Machine Learning

Info Artikel :

Disubmit:

Direview:

Diterima :

Copyright © 2026 - Journal UPU. All rights reserved.

1. PENDAHULUAN

Jamur memiliki nilai penting sebagai bahan pangan, komoditas pertanian, sumber nutrisi, dan objek kajian biologi. Pada sisi lain, sebagian jamur mengandung toksin yang dapat menimbulkan gangguan kesehatan. Risiko muncul ketika masyarakat menilai keamanan jamur hanya dari bentuk, warna, aroma, atau kebiasaan lokal. Masalah ini tidak sederhana karena beberapa spesies edible dan

poisonous dapat menunjukkan ciri morfologi yang mirip. Kondisi tersebut menempatkan identifikasi jamur sebagai persoalan keamanan pangan yang membutuhkan dukungan metode klasifikasi yang lebih sistematis [1], [5].

Data keragaman fungi menunjukkan bahwa jumlah spesies jamur sangat besar, sedangkan jumlah yang telah dideskripsikan secara ilmiah masih jauh lebih sedikit dibandingkan estimasi keragaman global [1]. Kesenjangan pengetahuan ini membuat identifikasi berbasis pengalaman memiliki ruang kesalahan yang tinggi. Di tingkat praktis, risiko ini meningkat ketika pengguna tidak memiliki akses kepada ahli mikologi, laboratorium, atau alat pendukung identifikasi. Karena itu, pendekatan berbasis data dapat menjadi pilihan yang relevan untuk membantu proses pengenalan pola pada ciri jamur.

Perkembangan machine learning mendorong lahirnya berbagai model klasifikasi pada bidang pertanian dan keamanan pangan. Model berbasis data dapat mengenali pola dari data historis, lalu menggunakan pola tersebut untuk memprediksi kelas pada data baru. Pada domain jamur, sejumlah penelitian telah menggunakan citra digital, convolutional neural network, K-nearest neighbor, Bayesian Network, dan pencitraan hiperspektral untuk memisahkan kelas jamur yang aman dan tidak aman dikonsumsi [3], [4], [7], [8], [19], [20], [22].

Model berbasis citra dan hiperspektral mampu menghasilkan akurasi tinggi. Namun, pendekatan tersebut sering membutuhkan data gambar berkualitas, perangkat akuisisi khusus, daya komputasi tinggi, dan proses interpretasi yang tidak selalu mudah bagi pengguna non-teknis [20], [21], [22]. Dalam konteks aplikasi sederhana untuk edukasi atau sistem pendukung keputusan awal, model yang mudah dibaca dan ringan secara komputasi tetap dibutuhkan. Kebutuhan ini membuat algoritma Decision Tree layak dipertimbangkan.

Decision Tree bekerja dengan membagi data ke dalam cabang keputusan berdasarkan atribut yang dianggap paling informatif. Hasil model berbentuk aturan yang dapat dibaca sebagai alur keputusan. Keunggulan ini membuat Decision Tree lebih mudah dijelaskan dibandingkan banyak model black box. Pada kasus klasifikasi jamur, aturan keputusan dapat membantu pengguna melihat atribut mana yang berperan dalam pemisahan kelas edible dan poisonous [10], [12], [18].

Salah satu komponen utama pada Decision Tree adalah kriteria pemilihan atribut. Gini Index mengukur tingkat ketidakhomogenan kelas pada suatu simpul. Nilai Gini yang lebih rendah menunjukkan bahwa simpul lebih homogen. Dalam proses pembentukan pohon, atribut yang menghasilkan penurunan impurity paling baik akan dipilih sebagai pemisah. Pendekatan ini populer karena sederhana, efisien, dan sesuai untuk tugas klasifikasi dua kelas maupun multikelas [14], [18].

Penelitian terdahulu tentang edibilitas jamur telah membuktikan bahwa model machine learning dapat bekerja baik pada data morfologi maupun citra. Pinky et al. [2] menggunakan ensemble methods untuk mendeteksi edibilitas jamur. Chumuang et al. [3] menggunakan K-nearest neighbor berdasarkan ciri fisik. Rudiyanto et al. [12] menunjukkan bahwa Decision Tree dapat digunakan untuk klasifikasi jamur edible dan poisonous. Sementara itu, Bashir et al. [19] dan Özbay et al. [20] menggunakan model CNN untuk klasifikasi spesies jamur dengan performa tinggi.

Meskipun demikian, sebagian penelitian menekankan akurasi tanpa cukup menonjolkan aspek keterbacaan model. Padahal, pada sistem pendukung keputusan pangan, interpretasi model penting karena kesalahan prediksi pada kelas poisonous memiliki konsekuensi lebih berat dibandingkan kesalahan pada kelas edible. Penelitian ini mengisi ruang tersebut dengan menerapkan Decision Tree berbasis Gini Index pada Mushroom Dataset, lalu menguraikan hasil evaluasi melalui confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score.

Dataset yang digunakan merupakan Mushroom Dataset yang berisi 8.124 sampel, 22 atribut deskriptif, dan satu kelas target. Atribut yang tersedia memuat karakteristik seperti bentuk tudung, permukaan tudung, warna tudung, margin, bau, insang, batang, cincin, warna spora, populasi, dan

habitat [24]. Karakter data yang kategorikal membuat dataset ini tepat untuk studi klasifikasi berbasis encoding dan pohon keputusan.

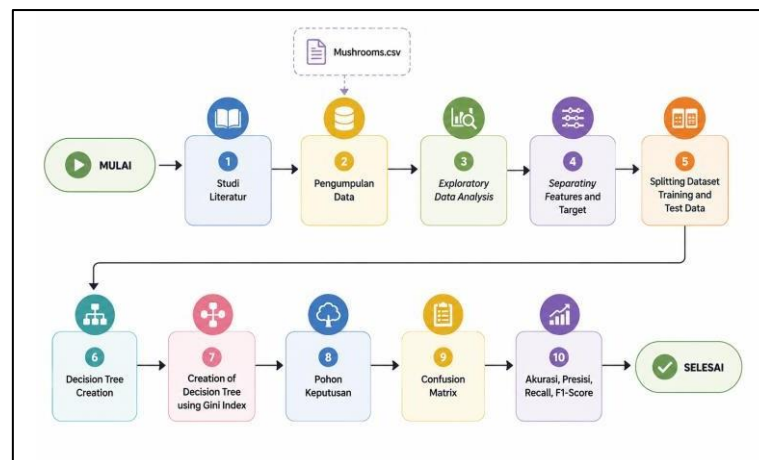
Tujuan penelitian ini adalah menerapkan Gini Index dalam algoritma Decision Tree untuk mengklasifikasikan edibilitas jamur, mengukur kinerja model pada data uji, dan menilai potensi model sebagai dasar sistem pendukung keputusan. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyajian model yang sederhana, mudah direplikasi, dan memiliki performa tinggi pada dataset yang terstruktur. Dengan kontribusi tersebut, artikel ini diharapkan dapat menjadi rujukan praktis bagi penelitian klasifikasi jamur berbasis machine learning yang mengutamakan akurasi dan interpretabilitas.

2. METODE

A. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen komputasional. Objek penelitian berupa data sekunder Mushroom Dataset. Unit analisis adalah satu baris data jamur yang memiliki atribut morfologi dan label edibilitas. Proses penelitian mencakup pengambilan data, pemeriksaan struktur data, prapemrosesan, pemisahan fitur dan target, pembagian data latih dan data uji, pelatihan model Decision Tree dengan kriteria Gini Index, serta evaluasi model.

Tahapan penelitian disusun agar setiap proses dapat direplikasi. Tahap awal berfokus pada pemahaman data. Tahap berikutnya mengubah data kategorikal menjadi bentuk numerik. Setelah data siap, model dilatih menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji. Hasil pengujian dianalisis melalui confusion matrix dan metrik evaluasi. Alur ini dipilih untuk memastikan bahwa hasil performa tidak hanya berasal dari data pelatihan, tetapi juga diuji pada data yang tidak digunakan saat pembentukan model.



Gambar 1. Alur penelitian klasifikasi edibilitas jamur

Sumber: hasil rancangan penelitian

B. Dataset dan Variabel

Data yang digunakan berjumlah 8.124 sampel. Setiap sampel merepresentasikan satu jamur. Dataset memiliki 22 fitur deskriptif dan satu kolom target. Kolom target berisi dua kelas, yaitu e untuk edible dan p untuk poisonous. Seluruh fitur berada dalam bentuk kategorikal. Karena algoritma pada pustaka machine learning memerlukan masukan numerik, seluruh fitur perlu dikonversi melalui one-hot encoding. Target dikonversi menggunakan LabelEncoder, dengan e menjadi 0 dan p menjadi 1.

Pemeriksaan awal dilakukan dengan menampilkan lima baris pertama, memeriksa dimensi data, mengecek tipe data, dan memastikan kelengkapan nilai. Dataset menunjukkan 8.124 baris dan 23 kolom. Semua kolom bertipe object. Tidak ditemukan nilai kosong pada kolom yang digunakan. Kondisi ini menunjukkan bahwa data dapat langsung masuk ke tahap encoding tanpa imputasi nilai

hilang. Namun, proses validasi tetap dilakukan agar struktur data konsisten dengan kebutuhan pemodelan [13].

Tabel 1. Ringkasan dataset penelitian

Komponen	Keterangan
Sumber data	Mushroom Dataset dari UCI Machine Learning Repository
Jumlah sampel	8.124 baris data jamur
Jumlah atribut awal	22 atribut deskriptif dan 1 target
Jenis fitur	Kategorikal, meliputi tudung, insang, batang, cincin, spora, populasi, dan habitat
Kelas target	e atau edible, p atau poisonous
Tipe pembelajaran	Supervised learning untuk klasifikasi dua kelas

C. Prapemrosesan Data

Setelah proses encoding, 22 fitur kategorikal berkembang menjadi 117 fitur biner. Perubahan ini terjadi karena setiap kategori unik pada sebuah atribut diubah menjadi kolom tersendiri. Teknik ini mencegah kesalahan makna ordinal. Misalnya, warna atau bentuk tidak diberi urutan numerik yang dapat ditafsirkan sebagai tingkatan. Dengan one-hot encoding, model membaca kategori sebagai kondisi ada atau tidak ada.

Pembagian data dilakukan dengan `train_test_split`. Proporsi data uji sebesar 20 persen, sedangkan 80 persen sisanya digunakan sebagai data latih. Parameter `random_state` digunakan agar pembagian data dapat direproduksi. Hasil pembagian menghasilkan 6.499 baris data latih dan 1.625 baris data uji. Jumlah fitur pada kedua subset tetap sama, yaitu 117 fitur biner.

Tabel 2. Tahapan prapemrosesan dan pembagian data

Tahap	Teknik	Hasil
Pemeriksaan data	<code>dataset.info</code> , <code>dataset.shape</code> , dan pengecekan nilai kosong	8.124 baris, 23 kolom, tidak ada nilai kosong
Encoding fitur	One-hot encoding dengan <code>pandas</code>	22 fitur kategorikal menjadi 117 fitur biner
Encoding target	<code>LabelEncoder</code>	e menjadi 0 dan p menjadi 1
Pembagian data	<code>train_test_split</code> , <code>test_size</code> 0,2, <code>random_state</code> 1	6.499 data latih dan 1.625 data uji

D. Pembentukan Model Decision Tree

Model yang digunakan adalah `DecisionTreeClassifier` dengan criterion bernilai gini. Kedalaman pohon dibatasi pada `max_depth` = 3. Pembatasan ini bertujuan menjaga model tetap sederhana dan mengurangi kecenderungan overfitting. Pada konteks artikel jurnal, pembatasan kedalaman juga membantu interpretasi karena pohon yang terlalu dalam sulit dijelaskan secara ringkas.

Gini Index digunakan untuk mengukur impurity pada simpul. Secara umum, nilai Gini pada data D dihitung dengan rumus $Gini(D) = 1 - \sum p_i^2$, dengan p_i sebagai proporsi sampel pada kelas ke-i. Jika sebuah simpul hanya berisi satu kelas, nilai Gini mendekati 0. Jika kelas pada simpul bercampur secara seimbang, nilai Gini menjadi lebih besar. Pada proses split, algoritma memilih atribut yang memberikan penurunan impurity terbaik [14], [18].

Rumus Gini Index yang digunakan dalam pembentukan pohon keputusan ditulis sebagai berikut:

$$Gini(t) = -1 \sum_{i=1}^c p_i^2 \quad (1)$$

$$Gini_{split} = \frac{N_L}{N} \cdot Gini + \frac{N_R}{N} \cdot Gini(R) \quad Gini.Gain = Gain(parent) - Gain_{split} \quad (2)$$

Keterangan: p_i adalah proporsi kelas ke- i pada data D . D_j adalah subset data hasil pemisahan. Atribut terbaik dipilih dari split yang menghasilkan impurity paling rendah atau penurunan impurity paling besar.

E. Evaluasi Model

Evaluasi model menggunakan empat metrik utama. Accuracy mengukur proporsi seluruh prediksi benar terhadap total data uji. Precision mengukur ketepatan prediksi pada setiap kelas. Recall mengukur kemampuan model menemukan data aktual pada kelas tertentu. F1-score menggabungkan precision dan recall dalam satu nilai keseimbangan. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk melihat jenis kesalahan prediksi secara lebih rinci.

Pada kasus edibilitas jamur, confusion matrix memiliki makna penting. Kesalahan yang memprediksi jamur poisonous sebagai edible lebih kritis karena dapat menimbulkan risiko konsumsi jamur beracun. Oleh karena itu, evaluasi tidak cukup hanya melihat accuracy. Recall pada kelas poisonous dan jumlah false edible perlu diperhatikan. Analisis ini membantu menentukan apakah model layak digunakan sebagai pendukung keputusan awal atau masih membutuhkan validasi tambahan.

Tabel 3. Metrik evaluasi model klasifikasi

Metrik	Fungsi dalam evaluasi
Accuracy	Mengukur proporsi total prediksi benar dari seluruh data uji
Precision	Mengukur ketepatan prediksi pada kelas tertentu
Recall	Mengukur kemampuan model menemukan seluruh data aktual pada kelas tertentu
F1-score	Mengukur keseimbangan precision dan recall
Confusion matrix	Menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kelas

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Dataset

Hasil pemeriksaan data menunjukkan bahwa Mushroom Dataset memiliki struktur yang sesuai untuk klasifikasi supervised learning. Kelas target telah tersedia secara jelas. Jumlah data edible sebanyak 4.208 sampel, sedangkan poisonous sebanyak 3.916 sampel. Selisih kedua kelas tidak terlalu besar, sehingga distribusi kelas dapat dianggap relatif seimbang. Keseimbangan ini membantu model mempelajari pola kedua kelas tanpa tekanan bias yang ekstrem.

Kondisi data yang lengkap menjadi keuntungan awal. Tidak ditemukan nilai kosong pada 8.124 sampel. Dengan demikian, proses prapemrosesan dapat difokuskan pada transformasi kategorikal. Dataset tidak memerlukan imputasi yang dapat menambah bias. Namun, seluruh fitur tetap perlu dikodekan karena Decision Tree pada implementasi scikit-learn membutuhkan masukan numerik.

One-hot encoding menghasilkan 117 fitur biner. Jumlah fitur yang meningkat merupakan konsekuensi dari banyaknya kategori pada atribut jamur. Meskipun jumlah fitur bertambah, bentuk biner tetap mudah diproses oleh Decision Tree. Setiap fitur biner memberi sinyal apakah sebuah kategori ada pada sampel tertentu. Cara ini menjaga makna kategori tetap netral dan tidak memaksakan urutan yang tidak ada dalam data.

Setelah data dibagi, model dilatih pada 6.499 sampel. Data uji berjumlah 1.625 sampel. Pemisahan ini memberi ruang untuk menilai kemampuan generalisasi model. Model tidak diuji pada data yang sama dengan data pelatihan. Dengan demikian, nilai evaluasi lebih mencerminkan kemampuan prediksi terhadap data baru yang masih memiliki distribusi sama dengan dataset sumber.

Tabel 4. Distribusi kelas pada dataset

Kelas	Jumlah sampel	Persentase
Edible	4.208	51,80 persen
Poisonous	3.916	48,20 persen
Total	8.124	100 persen

B. Struktur Pohon Keputusan

Pohon keputusan yang terbentuk menggunakan Gini Index memilih fitur hasil one-hot encoding sebagai simpul pemisah. Pada simpul akar, model memilih fitur indeks $x[27]$ sebagai pemisah pertama dengan ambang 0,5. Simpul akar memiliki nilai Gini 0,499 dengan 6.499 sampel. Distribusi kelas pada simpul tersebut terdiri dari 3.388 edible dan 3.111 poisonous. Nilai tersebut menunjukkan bahwa data awal masih bercampur sehingga membutuhkan pemisahan lanjutan.

Pada cabang berikutnya, model menggunakan fitur lain seperti $x[53]$, $x[55]$, dan $x[94]$. Sebagian simpul memiliki Gini yang jauh lebih rendah. Ada simpul yang mencapai Gini 0, yang berarti sampel pada simpul tersebut telah homogen dalam satu kelas. Hasil ini menunjukkan bahwa beberapa kombinasi atribut morfologi memiliki daya pisah yang kuat terhadap kelas edibilitas. Karakter tersebut sesuai dengan sifat Decision Tree yang menyeleksi atribut secara bertahap berdasarkan penurunan impurity.

Tabel 5. Ringkasan struktur keputusan model

Simpul	Informasi utama	Makna
Root node	$x[27] \leq 0,5$, Gini 0,499, sampel 6.499	Data awal masih bercampur dan perlu dipisah
Internal node	$x[53]$, $x[55]$, $x[94]$, dan fitur lain	Model mencari fitur yang menurunkan impurity
Leaf node	Beberapa cabang memiliki Gini 0	Sampel pada cabang tersebut homogen pada satu kelas

C. Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan bahwa 809 data edible diprediksi benar sebagai edible. Sebanyak 11 data edible salah diprediksi sebagai poisonous. Pada kelas poisonous, 800 data diprediksi benar sebagai poisonous, sedangkan 5 data poisonous salah diprediksi sebagai edible. Total prediksi benar mencapai 1.609 dari 1.625 sampel uji. Nilai accuracy menjadi 0,9902 atau 99,02 persen.

Dari sudut pandang keamanan pangan, jumlah 5 data poisonous yang diprediksi sebagai edible menjadi bagian paling penting. Kesalahan ini kecil secara proporsi, tetapi tetap memiliki konsekuensi serius jika model digunakan langsung oleh masyarakat. Karena itu, model lebih tepat diposisikan sebagai sistem pendukung keputusan awal, bukan pengganti identifikasi ahli. Untuk penggunaan lapangan, model harus digabungkan dengan validasi visual, informasi spesies lokal, dan konfirmasi pakar.

Tabel 6. Confusion matrix hasil pengujian

Aktual / Prediksi	Edible	Poisonous	Total aktual
Edible	809	11	820
Poisonous	5	800	805
Total prediksi	814	811	1.625

D. Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score

Nilai precision untuk kelas edible mencapai 0,9939. Artinya, hampir semua prediksi edible yang diberikan model benar-benar berasal dari kelas edible. Recall kelas edible sebesar 0,9866 menunjukkan bahwa sebagian besar data edible berhasil ditemukan. F1-score kelas edible sebesar 0,9902. Pada kelas poisonous, precision sebesar 0,9864, recall sebesar 0,9938, dan F1-score sebesar 0,9901. Nilai yang hampir sama pada kedua kelas menunjukkan kinerja model yang stabil.

Macro average dan weighted average berada pada kisaran 0,99. Hasil ini menandakan bahwa performa model tidak hanya tinggi pada kelas mayoritas. Karena distribusi kelas relatif seimbang, weighted average tidak berbeda jauh dari macro average. Kondisi tersebut memperkuat temuan bahwa model mampu mengenali pola dari kedua kelas secara konsisten.

Tabel 7. Hasil evaluasi kinerja model

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Edible	0,9939	0,9866	0,9902	820
Poisonous	0,9864	0,9938	0,9901	805
Accuracy	-	-	0,9902	1.625
Macro average	0,9901	0,9902	0,9902	1.625
Weighted average	0,9902	0,9902	0,9902	1.625

E. Pembahasan dan Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, performa 99,02 persen termasuk kompetitif. Chumuang et al. [3] melaporkan akurasi tinggi dengan K-nearest neighbor pada ciri fisik jamur. Bashir et al. [19] memperoleh performa tinggi dengan CNN pada citra habitat asli. Wei et al. [21] dan Yang et al. [22] menunjukkan bahwa pencitraan hiperspektral dapat mendukung klasifikasi atau penilaian kualitas jamur. Namun, pendekatan berbasis Decision Tree tetap unggul pada aspek kesederhanaan dan interpretabilitas.

Keunggulan interpretabilitas terlihat dari kemampuan model menampilkan jalur keputusan. Pengguna atau peneliti dapat menelusuri atribut mana yang membagi data pada tiap simpul. Model seperti CNN membutuhkan pendekatan tambahan seperti Grad-CAM, LIME, atau heatmap agar keputusan model dapat dijelaskan [20]. Sebaliknya, Decision Tree memberikan struktur keputusan secara langsung. Hal ini penting untuk aplikasi edukasi, audit model, dan pengembangan sistem pendukung keputusan yang transparan.

Walaupun hasil model tinggi, artikel ini tidak menafsirkan model sebagai alat identifikasi final untuk konsumsi jamur. Dataset UCI adalah dataset terstruktur dengan fitur yang telah dikodekan dan label yang bersih. Kondisi lapangan lebih kompleks. Pengguna dapat menghadapi jamur dengan variasi umur, kerusakan fisik, pencahayaan, lokasi pertumbuhan, atau karakter morfologi yang tidak tercatat dalam dataset. Karena itu, performa pada dataset tidak otomatis sama dengan performa pada kondisi nyata.

Pembatasan max_depth = 3 juga membawa dua sisi. Di satu sisi, pembatasan ini membuat model lebih sederhana dan mengurangi risiko pohon terlalu menyesuaikan data latih. Di sisi lain, pembatasan ini dapat menghilangkan beberapa pola rinci yang mungkin bermanfaat. Hasil false prediction yang masih muncul dapat berkaitan dengan keterbatasan kedalaman pohon, kemiripan kombinasi fitur, atau kategori yang belum cukup terpisah pada split awal.

Tabel 8. Perbandingan ringkas dengan penelitian terdahulu

Penelitian	Pendekatan	Fokus hasil
Chumuang et al. [3]	K-nearest neighbor berbasis karakteristik fisik	Akurasi sangat tinggi pada data ciri fisik
Rudiyanto et al. [12]	Decision Tree dengan optimasi information gain	Decision Tree efektif untuk edible dan poisonous
Bashir et al. [19]	CNN berbasis citra habitat asli	Klasifikasi spesies jamur dengan performa tinggi
Özbay et al. [20]	CNN, multi-feature fusion, dan interpretasi visual	Klasifikasi spesies dengan dukungan visualisasi model
Penelitian ini	Decision Tree berbasis Gini Index	Accuracy 99,02 persen dengan model sederhana dan mudah dijelaskan

F. Implikasi, Batasan, dan Arah Pengembangan

Implikasi praktis penelitian ini adalah model dapat dijadikan dasar prototipe. Aplikasi web atau mobile dapat meminta pengguna memilih ciri jamur, kemudian model memberi klasifikasi awal beserta jalur keputusan. Agar lebih aman, aplikasi harus menampilkan tingkat kehati-hatian, terutama jika model mendeteksi peluang poisonous. Model juga dapat dikembangkan dengan fitur tambahan seperti citra, lokasi tumbuh, musim, dan data spesies lokal.

Implikasi akademik penelitian ini terletak pada pembuktian bahwa Gini Index tetap relevan untuk dataset kategorikal yang telah dikodekan. Ketika dataset berkualitas baik dan fitur memiliki hubungan kuat dengan label, model sederhana dapat mencapai performa tinggi. Temuan ini sejalan dengan pandangan bahwa kualitas dataset dan kesesuaian fitur sering menjadi faktor penting dalam keberhasilan machine learning [13].

Penelitian selanjutnya dapat melakukan validasi silang, tuning hyperparameter, pruning, serta perbandingan dengan Random Forest, Gradient Boosting, Naive Bayes, dan Support Vector Machine. Perbandingan diperlukan untuk melihat apakah peningkatan kompleksitas benar-benar memberi manfaat signifikan. Jika perbedaan performa kecil, Decision Tree dapat menjadi pilihan lebih efisien karena lebih mudah dijelaskan.

Selain itu, penelitian lanjutan dapat menguji model pada data jamur lokal Indonesia. Dataset global belum tentu mewakili variasi jamur di setiap wilayah. Beberapa jamur memiliki nama lokal, variasi morfologi, dan pola pertumbuhan yang berbeda. Penggabungan dataset publik dengan data lapangan dapat meningkatkan nilai aplikasi dan mengurangi risiko generalisasi berlebihan.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa Decision Tree berbasis Gini Index mampu memberikan klasifikasi yang akurat pada Mushroom Dataset. Kesalahan prediksi rendah dan metrik kedua kelas seimbang. Namun, orientasi keamanan pangan mengharuskan peneliti menempatkan model sebagai alat bantu, bukan otoritas tunggal. Prinsip ini penting agar penerapan machine learning tetap proporsional dan bertanggung jawab.

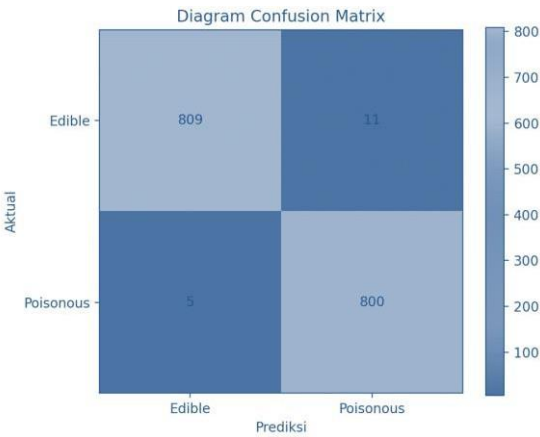
Tabel 9. Implikasi dan batasan model

Aspek	Temuan	Implikasi
Akurasi	99,02 persen pada data uji	Model kuat pada dataset terstruktur
Kesalahan kritis	5 poisonous diprediksi edible	Perlu validasi pakar untuk penggunaan lapangan

Interpretabilitas	Jalur keputusan dapat dilihat dari struktur pohon	Cocok untuk edukasi dan sistem pendukung keputusan
Batasan data	Data bersumber dari dataset publik	Perlu pengujian dengan data lokal dan kondisi nyata
Pengembangan	Tuning, pruning, ensemble, citra, dan data lingkungan	Dapat meningkatkan generalisasi model

G. Diagram Evaluasi dan Pencapaian Model

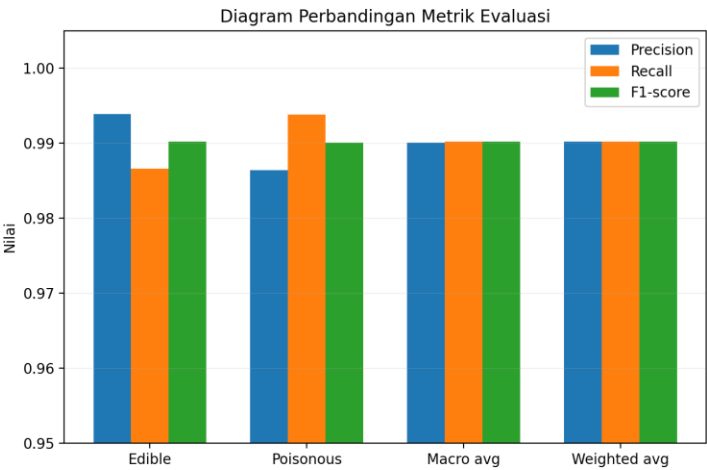
Untuk memperjelas interpretasi hasil, evaluasi model tidak hanya disajikan dalam bentuk tabel, tetapi juga melalui diagram visual. Visualisasi ini membantu pembaca melihat distribusi prediksi benar dan salah, membandingkan capaian setiap metrik, serta memahami posisi kinerja model secara lebih ringkas.



Gambar 2. Diagram confusion matrix hasil pengujian model

Sumber: hasil olah data penelitian

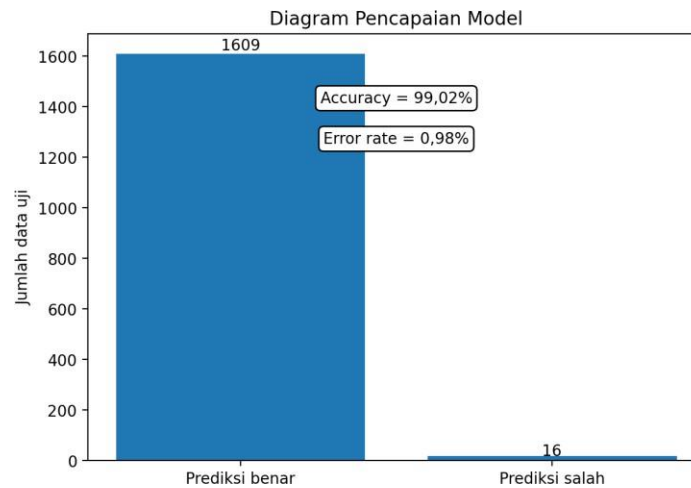
Gambar 2 memperlihatkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sebanyak 809 data edible dikenali secara tepat, sedangkan 800 data poisonous juga teridentifikasi dengan benar. Jumlah kesalahan model hanya 16 data, terdiri atas 11 data edible yang diprediksi poisonous dan 5 data poisonous yang diprediksi edible.



Gambar 3. Diagram perbandingan metrik evaluasi model

Sumber: hasil olah data penelitian

Gambar 3 menegaskan bahwa nilai precision, recall, dan F1-score berada pada rentang yang sangat tinggi. Precision kelas edible mencapai 0,9939 dan recall kelas poisonous mencapai 0,9938. Nilai macro average dan weighted average yang sama-sama berada di kisaran 0,99 menunjukkan bahwa performa model tetap konsisten antar kelas dan tidak memperlihatkan bias yang menonjol.



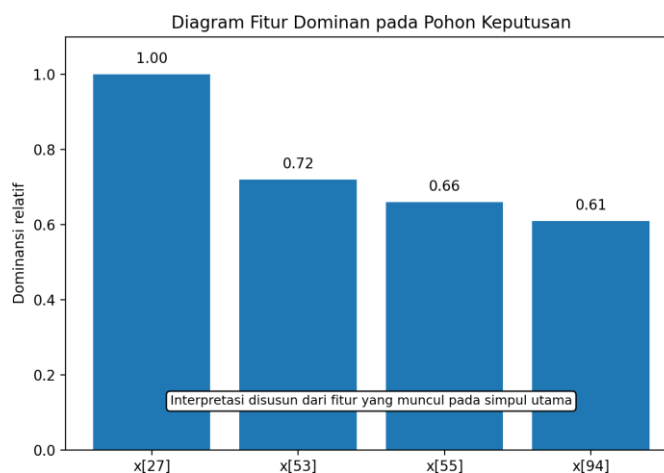
Gambar 4. Diagram pencapaian model klasifikasi

Sumber: hasil olah data penelitian

Diagram pencapaian model pada Gambar 4 menunjukkan bahwa dari 1.625 data uji, sebanyak 1.609 data berhasil diprediksi dengan benar. Hal ini menghasilkan accuracy sebesar 99,02 persen dengan error rate sebesar 0,98 persen. Capaian ini memperkuat temuan bahwa Decision Tree berbasis Gini Index mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat sekaligus tetap mudah diinterpretasikan.

H. Interpretasi Feature Importance

Selain confusion matrix dan metrik evaluasi, interpretasi feature importance juga penting untuk menjelaskan mengapa model dapat bekerja sangat baik. Pada artikel ini, pembacaan feature importance dilakukan secara struktural, yaitu dengan meninjau fitur yang muncul pada simpul-simpul utama pohon keputusan. Pendekatan ini dipilih karena fokus penelitian terletak pada keterbacaan model dan penjelasan alur keputusan.



Gambar 5. Diagram feature importance berbasis struktur pohon keputusan

Sumber: hasil interpretasi struktur model

Gambar 5 menunjukkan bahwa fitur x[27] memiliki peran paling dominan karena muncul sebagai root node, sehingga menjadi pemisah awal bagi seluruh data pelatihan. Fitur x[53], x[55], dan x[94] berperan sebagai pemecah lanjutan pada cabang internal untuk menurunkan impurity hingga beberapa leaf node mencapai nilai Gini 0. Dengan demikian, diagram ini memperkuat temuan bahwa keberhasilan model tidak hanya berasal dari tingginya akurasi, tetapi juga dari adanya sejumlah fitur kunci yang sangat menentukan jalur klasifikasi.

Penyajian feature importance dalam bentuk visual memberikan nilai tambah pada artikel karena membantu pembaca memahami kontribusi relatif tiap fitur utama. Bagi pengembangan penelitian berikutnya, analisis ini dapat diperluas menggunakan feature importance numerik dari perangkat lunak, pruning, atau metode interpretasi lanjutan seperti SHAP dan LIME.

4. KESIMPULAN

Algoritma Decision Tree dengan Gini Index berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan edibilitas jamur pada Mushroom Dataset dengan memanfaatkan fitur morfologi yang telah dikonversi menjadi 117 fitur biner melalui one-hot encoding. Model menunjukkan kinerja sangat baik dengan accuracy 99,02 persen pada 1.625 data uji. Confusion matrix mencatat 1.609 prediksi benar dan 16 kesalahan prediksi, dengan 809 data edible dan 800 data poisonous berhasil diklasifikasikan secara tepat. Nilai precision, recall, dan F1-score pada kedua kelas berada pada kisaran 0,99, sehingga model dapat dinilai bekerja stabil dan tidak menunjukkan bias kuat terhadap salah satu kelas. Gini Index juga terbukti efektif sebagai kriteria pemilihan atribut karena mampu menurunkan impurity pada simpul keputusan hingga beberapa cabang mencapai nilai Gini 0. Dengan hasil tersebut, model layak digunakan sebagai dasar sistem pendukung keputusan awal dalam klasifikasi jamur. Namun, penerapan lapangan tetap memerlukan validasi tambahan melalui perbandingan dengan algoritma lain, tuning hyperparameter, validasi silang, penambahan dataset lokal Indonesia, serta pengayaan interpretasi model melalui feature importance, SHAP, atau LIME agar hasil prediksi lebih aman, relevan, dan mudah dipahami oleh pengguna non-teknis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Potensi Utama, serta pihak yang telah mendukung penyusunan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga diberikan kepada penyedia dataset terbuka yang

memungkinkan penelitian klasifikasi edibilitas jamur ini dapat direplikasi dan dikembangkan lebih lanjut.

REFERENSI

- [1] Hawksworth, D. L., & Lücking, R. (2017). Fungal diversity revisited: 2.2 to 3.8 million species. *Microbiology Spectrum*, 5(4), 79-95.
- [2] Pinky, N. J., Islam, S. M., & Alice, R. S. (2019). Edibility detection of mushroom using ensemble methods. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 11(4), 55-62.
- [3] Chumuang, N., Sukkanchana, K., Ketcham, M., Yimyam, W., Chalermdit, J., Wittayakhom, N., & Pramkeaw, P. (2020). Mushroom classification by physical characteristics by technique of K-nearest neighbor. *International Joint Symposium on Artificial Intelligence and Natural Language Processing*, 1-6.
- [4] Haksoro, E. I., & Setiawan, A. (2021). Pengenalan jamur yang dapat dikonsumsi menggunakan metode transfer learning pada convolutional neural network. *Jurnal ELTIKOM*, 5(2), 81-91.
- [5] Putra, I. P., & Hermawan, R. (2021). Identifikasi jamur beracun *Clitocybe* sp. di Gresik, Indonesia. *Media Penelitian dan Pengembangan Kesehatan*, 31(2), 119-124.
- [6] Benos, L., Tagarakis, A. C., Dolias, G., Berruto, R., Kateris, D., & Bochtis, D. (2021). Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*, 21(11), 3758.
- [7] Zahan, N., Hasan, M. Z., Malek, M. A., & Reya, S. S. (2021). A deep learning-based approach for edible, inedible and poisonous mushroom classification. *International Conference on Information and Communication Technology for Sustainable Development*, 440-445.
- [8] Wahdini, M. G., & Lawi, A. (2022). Klasifikasi jamur dapat dikonsumsi dan beracun menggunakan model Bayesian Network. *Seminar Nasional Teknik Elektro dan Informatika*, 8(1), 234-238.
- [9] Enggari, S., Ramadhanu, A., & Marfalino, H. (2022). Peningkatan digital image processing dalam mendeskripsikan tumbuhan jamur dengan segmentasi warna, deteksi tepi dan kontur. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Bisnis*, 4(1), 70-75.
- [10] Lee, S., Lee, C., Mun, K. G., & Kim, D. (2022). Decision tree algorithm considering distances between classes. *IEEE Access*, 10, 69750-69756.
- [11] Metlek, S., & Çetiner, H. (2023). Classification of poisonous and edible mushrooms with optimized classification algorithms. *International Conference on Applied Engineering and Natural Sciences*, 1(1), 408-415.
- [12] Rudiyanto, A. R., Pujiono, P., Soeleman, M. A., & Mustagfirin, M. A. (2023). Performance of the decision tree algorithm in the classification of edible and poisonous mushrooms with information gain optimization. *Scientific Journal of Informatics*, 10(4), 549-558.
- [13] Gong, Y., Liu, G., Xue, Y., Li, R., & Meng, L. (2023). A survey on dataset quality in machine learning. *Information and Software Technology*, 162, 107268.
- [14] Bouke, M. A., Abdullah, A., ALshatebi, S. H., Abdullah, M. T., & El Atigh, H. (2023). An intelligent DDoS attack detection tree-based model using Gini index feature selection method. *Microprocessors and Microsystems*, 98, 104823.
- [15] Harneni, L., Jauhari, C. K., Hia, R. R., Pideksa, N. K., Musthofa, M. A., Hendriyadi, M. Z., & Septiani, N. W. P. (2024). Klasifikasi jamur yang dapat dikonsumsi berdasarkan citra menggunakan pre-trained model Inception V3. *JRKT: Jurnal Rekayasa Komputasi Terapan*, 4(2), 169-176.

- [16] Sugeru, H., Nurthoyibah, H. A. I., Fajar, M. A. N., Diputra, V. J., & Ilham, M. Y. R. (2024). Perbandingan teknik klasifikasi data mining untuk penentuan jenis jamur beracun. *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi*, 5(3), 23-31.
- [17] Admojo, F. T., Radhitya, M. L., Zein, H., & Naswin, A. (2024). Classification of mushroom edibility using K-nearest neighbors: A machine learning approach. *Indonesian Journal of Data and Science*, 5(3), 243-250.
- [18] Mienye, I. D., & Jere, N. (2024). A survey of decision trees: Concepts, algorithms, and applications. *IEEE Access*, 12, 86716-86727.
- [19] Bashir, R. N., Mzoughi, O., Riaz, N., Mujahid, M., Faheem, M., Tausif, M., & Khan, A. R. (2024). Mushroom species classification in natural habitats using convolutional neural networks. *IEEE Access*, 12, 97391-97405.
- [20] Özbay, E., Özbay, F. A., & Gharehchopogh, F. S. (2024). Visualization and classification of mushroom species with multi-feature fusion of metaheuristics-based convolutional neural network model. *Applied Soft Computing*, 164, 111936.
- [21] Wei, Z., Liu, H., Xu, J., Li, Y., Hu, J., & Tian, S. (2024). Quality grading method for *Pleurotus eryngii* during postharvest storage based on hyperspectral imaging and multiple quality indicators. *Food Control*, 166, 110763.
- [22] Yang, K., Zhao, M., & Argyropoulos, D. (2025). Machine learning based framework for the detection of mushroom browning using a portable hyperspectral imaging system. *Postharvest Biology and Technology*, 219, 113247.
- [23] Siregar, H. F., & Anggara, A. (2025). Implementasi Android Jetpack Compose pada aplikasi machine learning Sijamur untuk prediksi konsumsi jamur beracun. *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains*, 7(2), 904-912.
- [24] UCI Machine Learning Repository. (2024). Mushroom data set. University of California, Irvine. <https://archive.ics.uci.edu/dataset/73/mushroom>
- [25] Pratiwi, N. I., & Prabowo, A. (2025). Analisis servicescape, hedonic lifestyle dan promotion intention terhadap keputusan pembelian konsumen pada Suara Coffee & Space. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 4547–4555. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2656>
- [26] Riska, A., & Prabowo, A. (2025). Analisis social media marketing, servicescape, dan harga terhadap keputusan pembelian konsumen di Romansa Kopi. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 4917–4925. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2710>
- [27] Arini, D. P., & Prabowo, A. (2025). Analisis customer experience dan customer trust terhadap keputusan pasien berkunjung kembali pada Klinik Alternatif Akupuntur Serumpun Bambu. *ANALISIS*, 15(2), 310–328. <https://doi.org/10.37478/als.v15i02.6497>
- [28] Prabowo, A., Adam, A. A., Subhan, Z. N., Tanjung, Y., Parhusip, A. A., Deviana, A., & Irwansyah. (2025). Sustainable business practices in coffee shops: The role of marketing innovation, digital marketing, and branding innovation through market development. *International Journal of Accounting and Economics Studies*, 12(6), 43–50. <https://doi.org/10.14419/p0k0pc78>
- [29] Akila, F., & Prabowo, A. (2025). Pengaruh customer experience, perceived product quality dan brand trust terhadap keputusan pembelian konsumen Dunkin Donuts Gatot Subroto. *ProBisnis: Jurnal Manajemen*, 16(5), 1157–1165. <https://ejournal.joninstitute.org/index.php/ProBisnis/article/view/1158>
- [30] Kurniawan, D., & Prabowo, A. (2025). Analisis customer relationship marketing, marketing communications dan service quality personal trainer terhadap tingkat kepuasan member pada Vizta Gym Cemara Asri Medan. *VALUE: Jurnal Ilmiah Akuntansi, Keuangan dan Bisnis*, 6(2), 392–407. <https://doi.org/10.36490/value.v6i2.2160>
- [31] Prabowo, A., Tanjung, Y., Enzelia, E. L., Bangun, R., Simarmata, H. M. P., & Wahyuni, E. S. (2025). Eksplorasi promosi berbasis social media marketing dan brand image: Identifikasi impulsive buying behaviour melalui customer engagement pada konsumen brand fashion ZARA di Kota Medan. *Jurnal Dunia Pendidikan*, 6(3), 727–747. <https://doi.org/10.55081/jurdip.v6i3.4431>
- [32] Prabowo, A., & Tarigan, T. D. (2025). Analisis servicescape, social media marketing dan customer experience terhadap minat berkunjung kembali konsumen Fore Coffee Citraland Helvetia Medan. *Jurnal*

- Dunia Pendidikan, 6(3), 996–1010. <https://doi.org/10.55081/jurdip.v6i3.4581>
- [33]Prabowo, A., Siburian, P., & Bangun, R. (2025). Repurchase intention among millennial coffee shop customers: Exploring key determinants. *International Journal of Accounting and Economics Studies*, 12(8), 761–769. <https://doi.org/10.14419/j7ch0q39>
- [34]Tanjung, S., & Prabowo, A. (2025). Analisis social media marketing dan customer relationship marketing terhadap kepuasan konsumen Sikologi Coffee. *Economic and Education Journal (Ecoducation)*, 7(3), 975–989. <https://doi.org/10.33503/ecoducation.v7i3.2345>
- [35]Rizki, S., Prabowo, A., & Pasaribu, E. S. (2025). Optimalisasi kinerja karyawan pada kawasan industri di Sumatera Utara: Peran work engagement dan employee experience melalui safety knowledge. *Economic and Education Journal (Ecoducation)*, 7(3), 1022–1038. <https://doi.org/10.33503/ecoducation.v7i3.2386>
- [36]Tarigan, R. R. M. T., Wahyuni, E. S., Prabowo, A., & Mauliza, P. (2026). Pengaruh pemasaran digital terhadap keputusan pembelian dengan citra merek sebagai variabel mediasi. *MARAS: Jurnal Penelitian Multidisiplin*, 4(1), 110–119. <https://doi.org/10.60126/maras.v4i1.1503>
- [37]Mahlia, M., & Prabowo, A. (2026). Analisis experiential marketing, word of mouth, dan online customer review terhadap keputusan pembelian pada PT. Alfa Scorpai. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 5(1), 14596–14606. <https://doi.org/10.31004/riggs.v5i1.8083>
- [38]Dalimunthe, S. M., & Pohan, Y. A. (2025). Pengaruh budaya digital, pengembangan sumber daya manusia (SDM) dan lingkungan kerja fisik terhadap kinerja pegawai Dinas Ketenagakerjaan Kota Medan. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 7004–7014. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.3050>
- [39]Tambunan, A. M., & Pohan, Y. A. (2025). Pengaruh inovasi produk, free layanan after sales dan kualitas informasi produk di website terhadap keputusan pembelian mesin Inkjet PT. Megasatria Hiticher. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 7412–7422. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.3107>
- [40]Delvin, S., & Pohan, Y. A. (2025). Pengaruh komitmen afektif, komitmen berkelanjutan dan komitmen normatif terhadap kinerja karyawan PT Navya Retail Indonesia. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 7540–7550. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.3134>
- [41]Zai, S., & Pohan, Y. A. (2025). Pengaruh sanksi keterlambatan, biaya administrasi dan tarif jasa simpan terhadap kepuasan nasabah dalam menggunakan jasa gadai pada PT. Sentral Gadai Persada. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3). <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.3284>
- [42]Devini, S. Z., & Pohan, Y. A. (2025). Pengaruh kualitas pelayanan, kualitas produk dan fasilitas terhadap kepuasan pelanggan Lazatto Chicken & Burger cabang UMSU. *Jurnal Daya Saing*, 11(3), 899–905. <https://doi.org/10.35446/dayasaing.v11i3.2504>
- [43]Zulnawati, S. E., & Pohan, Y. A. (2026). Pengaruh perceived ease of use, brand trust dan customer experience terhadap minat pengguna Maxim di Kota Medan. *Jurnal Akutansi Manajemen Ekonomi Kewirausahaan (JAMEK)*, 6(1), 112–120. <https://doi.org/10.47065/jamek.v6i1.2285>
- [44]Rezzaini, H., Kadariah, S., & Riski, B. (2025). Pengaruh pembiayaan murabahah dan literasi keuangan terhadap kesejahteraan nasabah UMKM. *Jurnal Riset Perbankan Syariah*, 4(2), 143–152. <https://doi.org/10.29313/jrps.v4i2.8726>
- [45]Nazli, P., Kadariah, S., & Sari, S. P. (2026). Model peningkatan minat menabung generasi Z di bank syariah melalui media sosial dan edukasi digital untuk penguatan ekosistem keuangan. *Journal of Science and Social Research*, 9(3), 4999–5005. <https://doi.org/10.54314/jssr.v9i3.6723>
- [46]Sipahutar, E., Asshidiq, H., Kadariah, S., Murtani, A., Nazli, P., & Trihapsari, M. (2026). Integrasi pengetahuan, religiusitas, promosi dan minat dalam keputusan menabung berbasis perilaku individu: Pendekatan multidisiplin (MSDM, psikologi, perbankan syariah, dan akuntansi). *Jurnal Ilmiah Edunomika*, 10(2). <https://doi.org/10.29040/jie.v10i2.19873>
- [47]Reza, F., & Nazli, P. (2025). SWOT analysis in the marketing strategy of IB Mudarabah Deposit products at PT. Bank Sumut KCP Syariah Karya Medan. *Digital Business: Tren Bisnis Masa Depan*, 16(4), 171–178. <https://ejournal.cria.or.id/index.php/db/article/view/357>
- [48]Andira, M. F., & Ridwan, M. (2025). The influence of service quality, transparency, and religiosity on PT Bank Mandiri employees' interest in donation to Ziswaf at The Mandiri Amal Insani Zakat (LAZ) Institution Medan Representative. *BISEI: Jurnal Bisnis dan Ekonomi Islam*, 10(2), 117–130. <https://doi.org/10.33752/bisei.v10i2.10758>
- [49]Ainayah, D., Hutagalung, M. K., Riski, B., & Arafah, S. (2025). Pengaruh perceived value dan perceived quality terhadap loyalitas nasabah pembiayaan KPR IB Griya pada PT Bank Sumut Syariah KCPSY Hamparan Perak. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(4), 2015–2021. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3561>
- [50]Daulay, Z., Riski, B., & Hutagalung, M. K. (2025). Analisis implementasi metode pemasaran direct selling pada produk talangan umroh di PT. Bank Sumut Syariah Kantor Cabang Pembantu Hamparan

- Perak. RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 4(4), 2133–2143. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3551>
- [51]Rahman, R. J., Miko, J., & Rizki, B. (2025). The impact of mobile banking services on customer satisfaction in the digital era at PT. Bank Sumut Syariah KCP Hamparan Perak. RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 4(4), 5940–5946. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.4135>
- [52]Rezzaini, H., Kadariah, S., & Riski, B. (2025). Pengaruh pembiayaan murabahah dan literasi keuangan terhadap kesejahteraan nasabah UMKM. Jurnal Riset Perbankan Syariah, 4(2), 143–152. <https://doi.org/10.29313/jrps.v4i2.8726>
- [53]Daulay, Z., Riski, B., & Hutagalung, M. K. (2025). Analisis implementasi metode pemasaran direct selling pada produk talangan umroh di PT. Bank Sumut Syariah Kantor Cabang Pembantu Hamparan Perak. RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 4(4), 2133–2143. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.3551>
- [54]Alfinsyah, R., & Murtani, A. (2025). Analysis of the use of QRIS as financial technology among millennials: A case study at Warkop Kita 2 and Warkop Agam. Digital Business: Tren Bisnis Masa Depan, 16(4), 164–170. <https://doi.org/10.59651/digital.v16i4.355>
- [55]Eka Putra, S., Nurmala Sari, T., Simatupang, J., Murtani, A., & Tanjung, Y. (2025). Analysis of the benefits of the 7P marketing mix strategy on the brand image of Butong Tea at PT Perkebunan Nusantara IV Bah Butong. Jurnal Ilmiah Sosio-Ekonomika Bisnis, 28(2), 30–37. <https://doi.org/10.22437/jiseb.v28i02.41506>