



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2025) pp: 4663-4669

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Klasifikasi Jenis Transaksi Terbanyak Pada Layanan Agen Brilink Di Numart Dengan Algoritma Decision Tree

Zaehol Fatah¹, Maidatul Maghfiro²

¹Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Ibrahimy

²Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Ibrahimy

zaeholfatah@gmail.com, maidatulmaghfiro03@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis transaksi terbanyak pada layanan agen BRILink di NUMart dengan memanfaatkan algoritma Decision Tree sebagai metode analisis utama. Layanan BRILink merupakan inovasi perbankan berbasis agen yang memungkinkan masyarakat melakukan berbagai transaksi keuangan tanpa harus datang ke kantor bank. Banyaknya variasi transaksi di NUMart seringkali menyulitkan pengelola untuk mengetahui jenis transaksi yang paling dominan setiap periode, terutama karena data yang bersifat acak dan tidak terstruktur. Melalui pendekatan data mining, penelitian ini mengolah data transaksi mingguan BRILink NUMart selama tiga bulan dengan delapan atribut transaksi dan satu atribut target. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pembagian dataset, pembangunan model klasifikasi, hingga evaluasi performa model secara menyeluruh. Algoritma Decision Tree dipilih karena mampu menghasilkan pola klasifikasi yang mudah dipahami, memiliki tingkat interpretabilitas tinggi, serta dapat menggambarkan struktur keputusan secara jelas. Hasil analisis menunjukkan bahwa atribut Tarik Tunai menjadi node akar (root) karena memiliki nilai gain ratio tertinggi dalam membedakan kategori transaksi. Model klasifikasi yang dibangun kemudian diuji menggunakan RapidMiner dengan nilai accuracy, precision, dan recall mencapai 100%. Temuan ini membuktikan bahwa algoritma Decision Tree mampu mengidentifikasi pola transaksi secara efektif dan dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan operasional, seperti perencanaan stok dana, strategi pelayanan, optimalisasi manajemen transaksi, serta peningkatan kualitas layanan keuangan berbasis agen di NUMart.

Kata kunci: BRILink, Klasifikasi Transaksi, Decision Tree, Data Mining, NUMart

1. Latar Belakang

Perkembangan pesat di dunia teknologi informasi telah mengubah peran manusia di era modern, khususnya dalam sektor keuangan. Inovasi yang mengalami perkembangan pesat di bidang ini adalah layanan keuangan berbasis agen, seperti BRILink yang dikembangkan oleh Bank Rakyat Indonesia (BRI). Program ini memberikan kesempatan bagi individu atau pelaku usaha kecil untuk menjadi agen perbankan yang dapat melayani berbagai transaksi keuangan di lingkungan sekitarnya [1]. Melalui kehadiran layanan BRILink, masyarakat dapat melakukan berbagai transaksi tanpa perlu datang langsung ke kantor bank, sehingga layanan keuangan menjadi lebih mudah, cepat, dan efisien untuk diakses oleh semua kalangan.

Salah satu contoh penerapan layanan tersebut terdapat pada agen BRILink di toko NuMart, yang menyediakan berbagai layanan transaksi keuangan bagi pelanggan di sekitarnya. Jenis transaksi yang dilakukan di agen ini terbagi menjadi sembilan kategori, yaitu setor tunai, tarik tunai, setor pinjaman, pembayaran cicilan motor, pembayaran tagihan PLN, pembelian pulsa semua operator, pembayaran listrik Prabayar, pengisian dompet digital, dan pelunasan berbagai tagihan lainnya [2].

Masalah utama yang melatarbelakangi penelitian ini adalah kesulitan yang dihadapi agen BRILink dalam menentukan jenis transaksi yang paling sering dilakukan. Hal ini terjadi karena data transaksi yang diperoleh bersifat acak dan tidak terstruktur, sehingga sulit diolah secara manual. Oleh karena itu, diperlukan proses klasifikasi yang sistematis dan berbasis data untuk mengidentifikasi jenis transaksi terbanyak dengan lebih akurat. Salah satu solusi yang dapat diterapkan dalam kerangka data mining adalah pemanfaatan metode Decision Tree, yang mampu memetakan pola transaksi berdasarkan variabel-variabel penting sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih terstruktur dan mudah dipahami [3].

Studi internasional yang dilakukan oleh Tarawneh et al. (2022) juga membuktikan efektivitas algoritma Decision Tree dalam proses klasifikasi, di mana metode tersebut digunakan untuk mendeteksi kanker payudara

dengan tingkat akurasi mencapai 97,9% [4]. Temuan ini memperkuat alasan pemilihan algoritma Decision Tree dalam penelitian ini karena memiliki kemampuan dalam menghasilkan klasifikasi yang akurat dan mudah diinterpretasikan.

Penelitian serupa sebelumnya telah dilakukan oleh Chella Aprianti, Muhammad Faishal, dan Yuyun Umaidah, yang menggunakan algoritma C4.5 (Decision Tree) untuk mengklasifikasikan status penjualan produk di Toko Garaya Collection menjadi tiga kategori: sangat laris, laris, dan tidak laris. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mampu mengelompokkan data penjualan dengan cukup baik. Namun, penelitian itu masih memiliki keterbatasan, seperti jumlah data yang sedikit, atribut penelitian yang terbatas, serta tidak adanya perbandingan dengan algoritma lain, sehingga akurasi dan efektivitas metode belum dapat dinilai secara menyeluruh [5].

Dengan mempertimbangkan pembahasan pada latar belakang, studi ini memanfaatkan pendekatan data mining untuk mengolah dan menganalisis data dengan pendekatan klasifikasi untuk membantu mengelompokkan data transaksi ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristiknya. Salah satu algoritma yang digunakan adalah Decision Tree, karena memiliki kemampuan untuk menyajikan hasil analisis dalam bentuk pohon keputusan yang mudah dipahami, sistematis, serta mampu menampilkan pola hubungan tersembunyi antara variabel input dan target [6]. Dalam konteks penelitian ini, algoritma Decision Tree diterapkan untuk mengidentifikasi jenis transaksi terbanyak pada agen BRILink di NuMart berdasarkan data transaksi bulanan. Melalui penerapan metode ini, diharapkan dapat ditemukan pola transaksi pelanggan, mengetahui jenis transaksi yang paling dominan, serta memberikan kontribusi dalam peningkatan efisiensi operasional dan kualitas layanan berdasarkan data transaksi aktual [7].

2. Metode Penelitian

Artikel ini menerapkan algoritma Decision Tree sebagai dasar metode penelitian yang digunakan. Algoritma ini termasuk ke dalam metode klasifikasi yang berfungsi untuk mengelompokkan data berdasarkan atribut atau karakteristik tertentu sehingga dapat menghasilkan pola keputusan yang sistematis. Algoritma ini memiliki sejumlah kelebihan, antara lain mudah dipahami, mampu memproses data secara efisien, serta menghasilkan visualisasi dalam bentuk struktur pohon keputusan yang memudahkan proses interpretasi dan penyajian data [8]. Dalam penerapannya, Tahapan algoritma Decision Tree terdiri dari pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pembagian dataset, penerapan algoritma decision tree, evaluasi model, dan interpretasi hasil. Beberapa tahapan dalam decision tree akan dijelaskan sebagai berikut [9]:

a. Pengumpulan data

Proses perolehan data merupakan tahapan yang digunakan untuk memperoleh informasi yang relevan dengan kebutuhan penelitian sehingga dapat mendukung tujuan kajian ilmiah yang dilakukan [10].

b. Pra-pemrosesan data

Tahap persiapan data dilakukan sebagai langkah awal untuk memastikan bahwa dataset memiliki kualitas yang baik dan sesuai format sebelum dianalisis menggunakan algoritma Decision Tree. Proses ini meliputi kegiatan pembersihan data, seperti menghapus data duplikat, memperbaiki data yang mengandung kesalahan, memperbaiki kesalahan penulisan atau ejaan, serta memastikan konsistensi data agar hasil analisis yang diperoleh lebih akurat dan reliabel [11].

c. Pembagian dataset

Pada bagian ini, data yang digunakan dipisahkan menjadi dua subset, di mana satu bagian berfungsi untuk proses pelatihan model (training data), sedangkan bagian lainnya digunakan untuk pengujian hasil model (testing data). Pembagian tersebut ditentukan sesuai pertimbangan peneliti, dengan porsi data pelatihan umumnya lebih besar daripada data pengujian. Biasanya, data pengujian dialokasikan sekitar 10% hingga 30% dari total keseluruhan data [12].

d. Penerapan algoritma decision tree

Metode Decision Tree dimanfaatkan untuk membentuk model yang direpresentasikan dalam struktur pohon keputusan yang diambil dari data pelatihan (training data), yang kemudian digunakan sebagai dasar dalam melakukan klasifikasi terhadap data pengujian (testing data).

e. Evaluasi model

Setelah model Decision Tree dibentuk, tahap selanjutnya adalah evaluasi model. model yang dihasilkan diuji tingkat akurasi untuk mengetahui sejauh mana algoritma decision tree dalam mengklasifikasikan jenis transaksi terbanyak pada layanan agen BRILink di Numart [13].

f. Interpretasi hasil

Interpretasi hasil dilakukan dengan menganalisis output model Decision Tree untuk mengetahui jenis transaksi yang paling sering dilakukan pada layanan agen BRILink di NUMart. Tahap ini membantu memahami pola transaksi serta faktor-faktor yang memengaruhi frekuensi penggunaan layanan, sehingga dapat menjadi dasar dalam perbaikan dan pengambilan keputusan strategis di NUMart.

3. Hasil Penelitian Dan Analisis

3.1. Kerangka Penelitian

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif terapan dengan tujuan membangun model klasifikasi jenis transaksi terbanyak pada layanan BRILink di NUMart. Pendekatan ini dipilih karena dapat mengukur pola transaksi berdasarkan data aktual secara objektif. Model dikembangkan menggunakan algoritma Decision Tree melalui perangkat lunak RapidMiner Studio, yang mampu memvisualisasikan hasil klasifikasi dalam bentuk pohon keputusan serta memudahkan interpretasi hasil.

3.2. Perolehan Data Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan data yang diperoleh dari laporan transaksi mingguan BRILink NUMart selama tiga bulan, yaitu Juli, Agustus, dan September 2025. Setiap periode minggu mencakup delapan variabel transaksi, yaitu : Setor Tunai, Tarik Tunai, Pembayaran Tagihan, Setor Pinjaman, Tagihan Lainnya, Pulsa, Token Listrik, dan E-Wallet. Secara keseluruhan, data yang dianalisis berjumlah 12 record, yang merepresentasikan empat minggu untuk masing-masing bulan pengamatan. Dataset ini juga memiliki satu atribut target, yaitu “Jenis Transaksi Terbanyak”, yang menunjukkan kategori transaksi dengan frekuensi tertinggi pada setiap minggu. Rincian lengkap data transaksi dapat dilihat pada tabel berikut ini.

Tabel 1 Data Transaksi Di Agen BriLink Nu Mart

BULAN TRANSAKSI	SETOR TUNAI	TARIK TUNAI	PEMBAYARAN TAGIHAN	SETOR PINJAMAN	TAGIHAN	PULSA	TOKEN	E-WALLET	JENIS TRANSAKSI TERBANYAK
JULY MINGGU 1	181	159	17	2	0	2	6	36	SETOR TUNAI
JULY MINGGU 2	149	164	17	1	3	3	3	29	TARIK TUNAI
JULY MINGGU 3	143	152	15	2	13	1	4	40	TARIK TUNAI
JULY MINGGU 4	212	222	12	6	2	2	4	27	TARIK TUNAI
AGUST MINGGU 1	125	167	10	0	0	5	3	41	TARIK TUNAI
AGUST MINGGU 2	160	166	63	1	0	0	4	33	TARIK TUNAI
AGUST MINGGU 3	168	142	50	2	10	0	4	28	SETOR TUNAI
AGUST MINGGU 4	239	238	126	8	3	2	5	46	SETOR TUNAI
SEPT MINGGU 1	207	305	23	0	0	2	1	25	TARIK TUNAI
SEPT MINGGU 2	169	137	15	0	2	1	2	37	SETOR TUNAI
SEPT MINGGU 3	145	137	12	3	3	1	2	27	SETOR TUNAI
SEPT MINGGU 4	174	200	6	6	3	2	1	29	TARIK TUNAI

Dataset tersebut kemudian diimpor ke RapidMiner dan ditampilkan dalam bentuk ExampleSet seperti pada Gambar 1 berikut.

Row No.	JENIS TRANSAKSI TERBANYAK	prediksi(JENIS TRANSAKSI TERBANYAK)	confidence_...	confidence_...	BULAN TRIA...	SETOR TUNAI	TARIK TUNAI	PEMBAYAR...	SETOR IN
1	SETOR TUNAI	SETOR TUNAI	1	0	JULY MNGG...	181	158	17	2
2	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	JULY MNGG...	140	104	17	1
3	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	JULY MNGG...	142	152	15	2
4	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	JULY MNGG...	212	222	12	0
5	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	AGUST MNGG...	125	167	10	0
6	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	AGUST MNGG...	160	108	83	1
7	SETOR TUNAI	SETOR TUNAI	1	0	AGUST MNGG...	188	142	50	2
8	SETOR TUNAI	SETOR TUNAI	1	0	AGUST MNGG...	239	238	126	8
9	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	SEPT MNGG...	207	305	23	0
10	SETOR TUNAI	SETOR TUNAI	1	0	SEPT MNGG...	189	137	15	0
11	SETOR TUNAI	SETOR TUNAI	1	0	SEPT MNGG...	145	137	12	3
12	TARIK TUNAI	TARIK TUNAI	0	1	SEPT MNGG...	174	200	8	0

Gambar 1 Tampilan ExampleSet Dataset Di RapidMiner

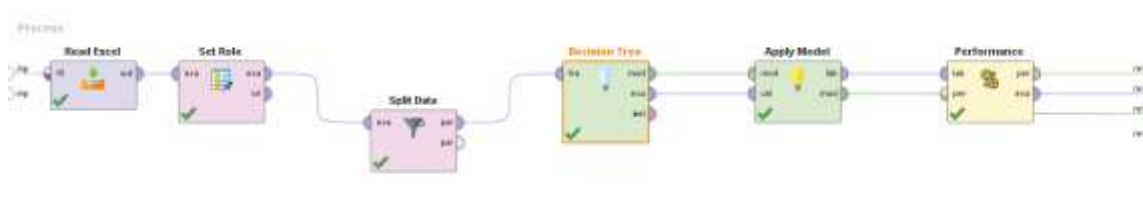
Dataset yang diatas ini menampilkan data yang telah berhasil diimpor ke RapidMiner. Setiap kolom mewakili atribut transaksi mingguan, sedangkan kolom “Jenis Transaksi Terbanyak” berfungsi sebagai label (atribut target) yang akan diklasifikasikan menggunakan algoritma Decision Tree.

3.3. Pembangunan Model Klasifikasi

Algoritma Decision Tree digunakan sebagai metode utama untuk mengklasifikasikan jenis transaksi terbanyak pada setiap minggu. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada kemampuannya dalam menguraikan pola data secara visual, mudah dipahami, dan efisien dalam memproses data berskala kecil maupun besar.

Langkah-langkah pembangunan model adalah sebagai berikut:

1. Mengimpor dataset dalam format. Excel menggunakan operator Read Excel.
2. Menentukan atribut label “Jenis Terbanyak” melalui operator Set Role.
3. Tahap pembagian data dilakukan melalui operator Split Data dengan proporsi 80 persen digunakan sebagai data latih dan 20 persen sisanya sebagai data uji.
4. Menerapkan metode pohon keputusan dengan konfigurasi :
 - Kriteria pemisahan: Gain Ratio
 - Kedalaman maksimum: 10
 - Ukuran daun minimum: 2
5. Tahapan selanjutnya adalah mengintegrasikan model dengan Apply Model dan Performance (Classification) guna menghasilkan tingkat akurasi.



Gambar 2 Skema Proses Klasifikasi Menggunakan RapidMiner

Memperlihatkan alur proses klasifikasi di RapidMiner Studio yang terdiri dari enam operator utama, dimulai dari pengimporan dataset hingga tahap evaluasi kinerja model. Setelah proses pengelompokan selesai, data dianalisis dengan metode Decision Tree guna menghasilkan model klasifikasi. Tahapan analisis dilakukan berdasarkan tabel data yang tersedia melalui beberapa proses perhitungan untuk mengubah representasi data menjadi struktur pohon keputusan (tree), sebagaimana juga diterapkan dalam penelitian Martini (2022) [14].

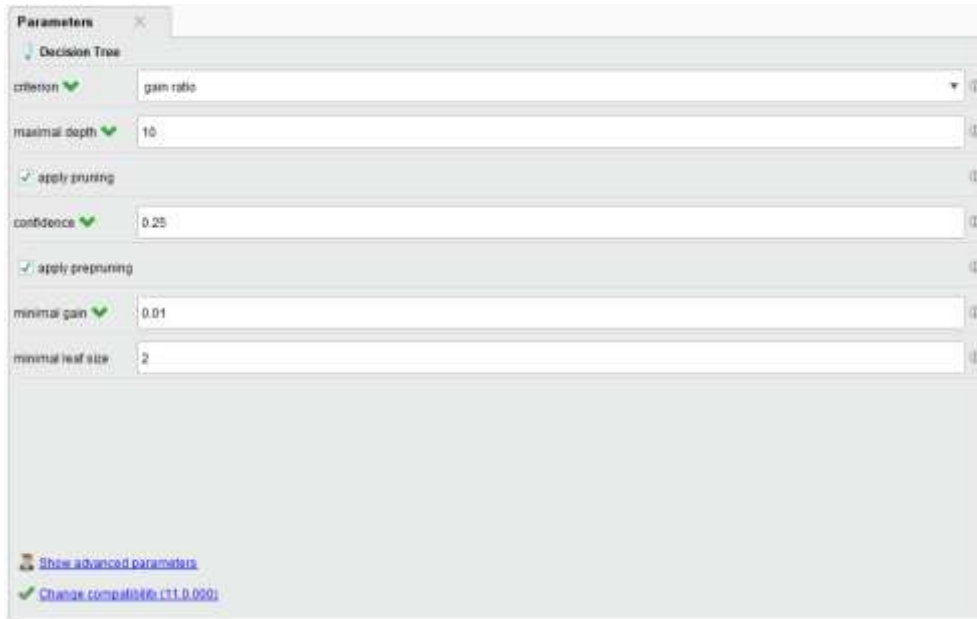
Dalam proses pembentukan model tersebut, diperlukan pula perhitungan entropy dan gain ratio dimanfaatkan untuk mengidentifikasi atribut yang akan dijadikan akar (root node) pada struktur pohon keputusan, sebagaimana juga dijelaskan oleh Gunawan et al. (2023) [15]. Perhitungan ini berfungsi untuk mengukur tingkat ketidakpastian setiap atribut terhadap variabel target “Jenis Transaksi Terbanyak”. Nilai information gain digunakan untuk menilai atribut yang paling informatif, sedangkan gain ratio dipilih sebagai kriteria utama agar proses pemilihan atribut tidak bias terhadap jumlah kategori yang dimiliki. Rumus perhitungannya disajikan sebagai berikut.

$$Entropy (S) = - \sum p_i \log_2 (p_i)$$

$$Gain (S, A) = Entropy (S) - \sum \frac{|S_u|}{S} Entropy (S_u) \tag{1}$$

$$Gain Ratio (A) = \frac{Gain (S, A)}{SplitInfo(A)}$$

Berdasarkan hasil perhitungan, atribut “Tarik Tunai” memiliki nilai gain ratio tertinggi sehingga dipilih sebagai node akar (root node).

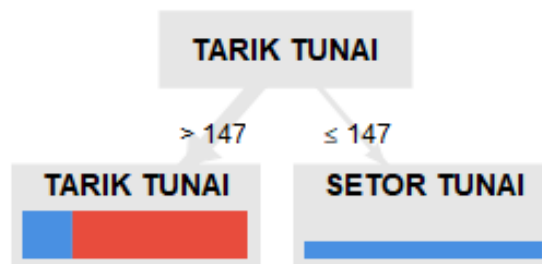


Gambar 3 Parameter Decision Tree

Menunjukkan pengaturan parameter algoritma Decision Tree. Pemilihan criterion “Gain Ratio” bertujuan menghindari bias terhadap atribut dengan banyak kategori. Parameter maximal depth sebesar 10 digunakan agar model dapat membentuk cabang yang cukup dalam, sedangkan minimal leaf size sebesar 2 memastikan setiap node memiliki jumlah contoh yang memadai.

3.4. Hasil Model Decision Tree

Melalui proses analisis pada RapidMiner, diperoleh model klasifikasi yang divisualisasikan dalam bentuk struktur pohon keputusan sebagaimana disajikan pada gambar berikut ini.



Gambar 4 Struktur Pohon Keputusan Hasil Klasifikasi

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.4407>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Berdasarkan hasil model, atribut “Tarik Tunai” muncul sebagai node akar (root node). Hal ini menunjukkan bahwa jenis transaksi tersebut memiliki pengaruh paling signifikan dalam membedakan kategori transaksi mingguan. Setiap cabang pada pohon keputusan menggambarkan aturan pengambilan keputusan berdasarkan atribut transaksi lainnya, hingga mencapai node daun (leaf node) yang menunjukkan hasil klasifikasi akhir.

3.5. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan operator Performance (Classification) untuk mengukur efektivitas model dalam memprediksi jenis transaksi terbanyak. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki nilai accuracy, precision, dan recall sebesar 100%, yang berarti semua data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar.

Tabel 2 Hasil Evaluasi Model Decision Tree

Metrix	Nilai %
Akurasi	100.00
Presisi	100.00
Recall	100.00



Gambar 5 Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Hasil pengujian menggunakan Confusion Matrix pada aplikasi RapidMiner menunjukkan bahwa tingkat akurasi model mencapai 100%. Berdasarkan hasil tersebut, lima data aktual pada kelas Setor Tunai dan tujuh data pada kelas Tarik Tunai berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa adanya kesalahan prediksi. Hasil ini menunjukkan bahwa model Decision Tree mampu memisahkan kelas dengan sempurna sesuai dengan pola data yang digunakan. Berdasarkan evaluasi secara keseluruhan, model Decision Tree berhasil melakukan klasifikasi jenis transaksi BRILink di NUMart secara sempurna dengan akurasi 100%. Temuan ini sejalan dengan penelitian Musyarofah et al. (2024) [16], yang juga menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree mampu menghasilkan tingkat akurasi tinggi, yaitu sebesar 98,24% pada kasus klasifikasi kompetensi siswa. Hal tersebut membuktikan bahwa algoritma Decision Tree bekerja secara efisien untuk mengidentifikasi pola data dan berpotensi diterapkan untuk mendukung pengambilan keputusan operasional di masa mendatang.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian klasifikasi jenis transaksi terbanyak pada layanan BRILink di NUMart menggunakan algoritma Decision Tree, dapat disimpulkan bahwa metode ini mampu mengelompokkan data transaksi dengan sangat baik dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%, yang menunjukkan bahwa seluruh data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa adanya kesalahan prediksi. Hasil perhitungan entropy dan gain ratio menunjukkan bahwa atribut Tarik Tunai memiliki nilai informasi tertinggi sehingga terpilih sebagai node akar (root node) dalam struktur pohon keputusan, yang menandakan bahwa jenis transaksi tersebut menjadi faktor paling berpengaruh dalam membedakan kategori transaksi mingguan. Temuan ini membuktikan bahwa algoritma Decision Tree efektif dalam mengidentifikasi pola transaksi serta menentukan jenis transaksi dominan berdasarkan data historis, sehingga dapat membantu pihak pengelola BRILink NUMart dalam menganalisis tren perilaku pelanggan dan mendukung pengambilan keputusan strategis untuk meningkatkan efisiensi serta kualitas layanan keuangan berbasis agen.

Referensi

- [1] P. A. Simbolon, P. Sinaga, K. Sarinauli, L. Siantar, and C. H. Turnip, "Peran Agen Brilink Ditengah Masyarakat dalam Mempermudah Transaksi," vol. 9, pp. 10397–10402, 2025.
- [2] A. A. Santika, T. H. Saragih, D. Kartini, and R. Ramadhani, "Penerapan Skala Likert Pada Klasifikasi Tingkat Kepuasan Pelanggan Agen BRILink Menggunakan Random Forest Application Of Likert Scale On Classification Of Customer Satisfaction Level Of BRILink Agents Using Random Forest," vol. 11, no. 3, pp. 405–411, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i3.
- [3] Asmaul Husnah Nasrullah, "IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE UNTUK," vol. 7, no. 2, pp. 45–51, 2021.
- [4] Y. U. Chella Aprianti, Muhammad Faishal, "Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Penjualan Baju Muslim Dimasa Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode Algoritma C4.5 (Studi Kasus: Garaya Collection)," vol. 8, no. 1, 2021, doi: 10.5281/zenodo.5816231.
- [5] R. N. Ramadhon, A. Ogi, and A. P. Agung, "Implementasi Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Pelanggan Aktif atau Tidak Aktif pada Data Bank," vol. 3, pp. 1860–1874, 2024.
- [6] B. V. Haekal, S. Kom, M. Si, N. Chamidah, S. Kom, and M. Kom, "Klasifikasi Kepuasan Pengguna Layanan Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Decision Tree C4 . 5," vol. 4221, pp. 188–196, 2021.
- [7] E. Priyanti, "(Indonesian Journal on Computer and Information Technology)," vol. 7, no. 1, pp. 7–12, 2022.
- [8] B. N. Sari *et al.*, "PENERAPAN DATA MINING DALAM KLASIFIKASI DATA TRANSAKSI PRODUK KOPERASI DI SMK PGRI 2 KARAWANG," vol. 9, no. 1, pp. 263–269, 2025.
- [9] A. Wardhana, *Teknik Pengumpulan Data Penelitian*, no. July. 2024.
- [10] S. M. Siroj, I. Arwani, and D. E. Ratnawati, "Analisis Sentimen Opini Publik pada Twitter terhadap Efek Pembelajaran Daring di Universitas Brawijaya menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," vol. 5, no. 7, pp. 3131–3140, 2021.
- [11] S. Aisyah *et al.*, "PERAMALAN JUMLAH TITIK PANAS PROVINSI KALIMANTAN TIMUR MENGGUNAKAN METODE RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK," vol. 2, no. November, 2021.
- [12] M. Faisal, "Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Decision Tree," vol. 10, no. 2, 2023.
- [13] O. Tarawneh, M. Otair, M. Husni, H. Y. Abuaddous, M. Tarawneh, and M. A. Almomani, "Breast Cancer Classification using Decision Tree Algorithms," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 4, pp. 676–680, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130478.
- [14] M. Martini, R. S. Anwar, and S. Masshitah, "Analisa Decision Tree Untuk Menentukan Jadwal Kerja Karyawan Restoran Pada Hari Libur," *JURNAL PETISI (Pendidikan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 1, pp. 5–14, 2022, doi: 10.36232/jurnalpetisi.v3i1.2041.
- [15] I. M. Agus Oka Gunawan, I. D. A. Indah Saraswati, I. D. G. Riswana Agung, and I. P. Eka Putra, "Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma Decision Tree Series C4.5 Dengan Rapidminer," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 2, pp. 73–83, 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i2.775.
- [16] U. H. Musyarofah, Martanto, "KLASIFIKASI KOMPETENSI SISWA DI SMK BASURAGA MENGGUNAKAN ALGORITMA DECISION TREE," vol. 8, no. 1, pp. 466–472, 2024.