

KLASIFIKASI POLA PERILAKU PENGGUNA APLIKASI DIGITAL PAYMENT MENGGUNAKAN RAPIDMINER DENGAN METODE ALGORITMA C4.5

Irene Cahyaning Tyas¹, Rakha Anas Prastya², Nur Fajriani Absri³

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Kaliabang No.8, Perwira, Bekasi Utara, Kota Bekasi, Jawa Barat 17122.

irene.cahyaningtyas@gmail.com

ABSTRAK

Perkembangan teknologi finansial (*fintech*) telah mendorong adopsi aplikasi pembayaran digital yang berguna dan aman, terutama di kalangan mahasiswa. Namun, karena keragaman perilaku pengguna, diperlukan pemetaan pola penggunaan yang lebih akurat. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan tindakan yang dilakukan oleh pengguna aplikasi pembayaran digital khusus nya mahasiswa dengan menggunakan algoritma C4.5. Frekuensi transaksi, ketertarikan terhadap promosi, kepuasan dan keamanan pengguna dikumpulkan melalui kuesioner dan survei yang akan disebar ke 100 responden di kalangan mahasiswa. Analisis dilakukan dengan menggunakan *RapidMiner*, yang menghasilkan model pohon keputusan (*decision tree*) yang interpretatif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model C4.5 dapat menunjukan faktor yang paling mempengaruhi mahasiswa dalam menggunakan teknologi *fintech*, dengan kinerja model yang memperoleh akurasi sebesar 81%, nilai presisi 80,21%, serta nilai recall 100% untuk kelas Puas.

Kata kunci : *Digital Payment, Pola Perilaku, Klasifikasi, Algoritma C4.5, RapidMiner.*

Article History

Received: November 2025
Reviewed: November 2025
Published: November 2025

Plagiarism Checker No 794
Prefix DOI : Prefix DOI :
10.8734/Kohesi.v1i2.365
Copyright : Author
Publish by : Kohesi



This work is licensed under
a [Creative Commons
Attribution-
NonCommercial 4.0
International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

1. PENDAHULUAN

Perubahan yang dibawa oleh teknologi digital di industri keuangan telah mengubah cara orang melakukan transaksi ekonomi. Penggunaan pembayaran digital yang memungkinkan transaksi menjadi cepat, aman, dan efisien tanpa memerlukan uang tunai dapat dianggap oleh kebanyakan orang sebagai lompatan teknologi yang signifikan. Sistem pembayaran digital telah terbukti efektif dalam mencapai tujuan ekonomi nasional serta menjadi katalisator inklusi keuangan di berbagai negara (Nasution et al., 2024). Penggunaan dompet digital di Indonesia seperti DANA, OVO, GoPay, dan ShopeePay terus meningkat karena kemudahan akses dan berbagai program promosi yang berjalan bersamaan. Temuan penelitian menunjukkan bahwa penggunaan dompet digital memiliki dampak langsung pada pola konsumsi dan perilaku keuangan, terutama di kalangan mahasiswa dan generasi muda (Pradana, 2023).

Penyedia layanan harus memahami perilaku pengguna ketika jumlah pengguna pembayaran digital semakin meningkat, agar dapat merancang strategi pemasaran, mempertahankan pelanggan, dan menginovasi layanan. Analisis perilaku pengguna dapat dilakukan menggunakan pendekatan *data mining*, yaitu metode untuk menemukan pola tersembunyi dalam kumpulan data besar guna memfasilitasi pengambilan keputusan berbasis data (Mohd Kamil et al., 2021). Dengan metode ini,

menjadi mungkin untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi perilaku transaksi pengguna serta mengelompokkan pengguna berdasarkan kebiasaan dan preferensi mereka dalam menggunakan aplikasi pembayaran digital.

Sejumlah studi terbaru telah menggunakan teknik penambangan data untuk memahami perilaku pengguna layanan pembayaran digital. Salah satu studi tersebut adalah karya yang menerapkan model prediktif berbasis Pohon Keputusan untuk mengevaluasi kinerja transaksi di aplikasi ShopeePay dan DANA, dan hasilnya menunjukkan bahwa metode Pohon Keputusan memiliki akurasi tinggi dan dapat menentukan variabel yang mempengaruhi keberhasilan transaksi (Kartika & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, 2025). Di sisi lain, studi menerapkan algoritma *clustering* untuk mengelompokkan preferensi pengguna aplikasi DANA, namun metode ini belum mampu memberikan penjelasan yang jelas mengenai hubungan antar atribut perilaku pengguna (MAHENDRA, 2024).

Penelitian ini didasarkan pada algoritma pohon keputusan C4.5, sebuah varian dari algoritma pohon keputusan yang dapat menghasilkan model klasifikasi yang tidak hanya mudah dipahami tetapi juga mampu menangani data kategorikal dan numerik secara efektif. Eksperimen dilakukan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* untuk mengklasifikasikan pola perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital dan mengidentifikasi atribut mana yang paling mempengaruhi perilaku tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui berbagai faktor yang paling signifikan mempengaruhi mahasiswa untuk memilih menggunakan teknologi pembayaran digital.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Berikut adalah beberapa teori yang berkaitan dan digunakan dalam penelitian ini.

2.1. Data Mining

Data mining pada dasarnya adalah proses mengungkap pola dan wawasan yang masuk akal dari data dalam jumlah besar (big data) dengan menggabungkan statistik, pembelajaran mesin. Dalam kerangka aplikasi fintech dan pembayaran digital, penambangan data dapat dianggap sebagai senjata ampuh, yang sering digunakan untuk mengetahui perilaku pengguna, mengelompokkan pengguna, dan memprediksi tren transaksi mendatang.

Untuk sampai ke sana, praktik umumnya adalah menggunakan teknik utama seperti klasifikasi, pengelompokan, dan penambangan aturan asosiasi untuk menganalisis data transaksional, demografi, dan interaksi pengguna, sekaligus berfungsi sebagai metode umum untuk memberikan gambaran tentang fenomena pembayaran digital. Misalnya, studi tentang pengaruh dominan aplikasi pembayaran digital terhadap perilaku konsumsi mahasiswa di Universitas Dehasen, Bengkulu, sebagian besar menggunakan regresi, namun teknik *data mining* dapat mengungkap wawasan yang lebih mendalam tentang struktur pengaruh variabel. (Afriani & Yanti, 2023).

Penelitian yang diterbitkan dalam Jurnal INTECOM, yang membahas regulasi dan perlindungan konsumen digital, menyoroti bahwa dompet digital (*e-wallet*) harus diatur oleh otoritas jasa keuangan untuk menjaga keamanan dan loyalitas pengguna (Tanjung et al., 2024).



2.2. Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 merupakan pengembangan dari seri algoritma ID3 yang diciptakan oleh Quinlan. Algoritma ini membangun pohon keputusan dari nilai atribut yang memiliki Rasio Gain tertinggi sebagai pembagi data. Berdasarkan teori, Rasio Gain dihitung dengan membagi Gain Informasi dengan Informasi Pembagian untuk menentukan atribut terbaik untuk langkah pemisahan data berikutnya.

Beberapa manfaat utama dari algoritma C4.5 adalah kemampuannya untuk mengelola data numerik dan kategorikal, kemampuannya untuk menangani situasi di mana beberapa nilai hilang, dan kemampuannya untuk menghasilkan model klasifikasi yang mudah dipahami oleh manusia (Kartika & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, 2025). Dalam studi yang dilakukan oleh Kartika dan Rasjid Saputra (Kartika & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, 2025), algoritma C4.5 berperan penting dalam mengidentifikasi variabel-variabel yang memiliki pengaruh terbesar terhadap keberhasilan transaksi pembayaran digital.

Penelitian ini menggunakan algoritma C4.5 untuk mengklasifikasikan pola perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital dengan mempertimbangkan variabel seperti frekuensi transaksi, promosi, jenis layanan, dan tingkat kepuasan pengguna. Model pohon keputusan yang dihasilkan oleh C4.5 dibangun menggunakan *RapidMiner* sebagai alat. Selain itu, terkait validitas metode, penelitian oleh Wibowo dan Handayani menunjukkan bahwa algoritma C4.5 merupakan yang paling unggul dalam ketiga metrik Akurasi, Presisi, dan Recall, secara konsisten di antara semua varian *Decision Tree* yang diuji untuk mengklasifikasikan perilaku transaksi Fintech (Qisthiano et al., 2023).

2.3. Algoritma Decision Tree

Pohon keputusan (*Decision Tree*) adalah teknik dalam penambangan data yang membantu dalam klasifikasi dan prediksi dengan menggunakan struktur pohon yang terdiri dari node utama, node cabang, dan node daun. Setiap node mewakili suatu atribut, dan cabang-cabang menggambarkan hasil pengujian pada atribut-atribut tersebut.

Keuntungan utama *Decision Tree* adalah kemampuannya untuk menciptakan model yang mudah dipahami secara visual dan interpretatif (Kartika & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, 2025). Metode ini, seperti yang dijelaskan oleh Kartika dan Rasjid Saputra, efektif dalam memprediksi keberhasilan transaksi pembayaran digital di aplikasi ShopeePay dan DANA, dengan tingkat akurasi yang cukup baik (Kartika & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, 2025).

Selain itu, penelitian Mahendra (MAHENDRA, 2024), yang menggunakan pendekatan *clustering* dan *Decision Tree* untuk menganalisis preferensi pengguna aplikasi DANA, juga mencapai kesimpulan serupa. Eksperimen menunjukkan bahwa *Decision Tree* dapat mengidentifikasi hubungan antara fitur perilaku pengguna yang tersembunyi bagi metode statistik konvensional, sehingga mampu mengungkapkannya.

2.4. Confusion Matrix

Confusion matriks adalah matriks evaluasi yang melacak kesalahan model klasifikasi dengan membandingkan prediksinya dengan kelas sebenarnya, sehingga memungkinkan pengenalan kesalahan prediksi dan efektivitas keseluruhan model. Artikel “Analisis Tingkat Kepuasan Publik dari JATI” menyatakan bahwa “tahap ini melakukan uji akurasi

dengan confusion matriks kedua algoritma, sehingga menentukan akurasi, *recall class*, dan presisi dengan confusion matriks” (Rayando et al., 2024). Oleh karena itu, Confusion matriks berfungsi sebagai alat untuk menghitung berbagai metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* yang mencerminkan sejauh mana model mampu membuat prediksi kelas positif dan negatif yang benar.

Secara esensial, tata letak confusion matriks untuk klasifikasi biner terdiri dari empat komponen utama:

- a. *True Positive* (TP): jumlah contoh positif sebenarnya yang diprediksi sebagai positif.
- b. *True Negative* (TN): jumlah contoh negatif sebenarnya yang diprediksi sebagai negatif.
- c. *False Positive* (FP): jumlah contoh negatif sebenarnya yang diprediksi sebagai positif,
- d. *False Negative* (FN): jumlah contoh positif sebenarnya yang diprediksi sebagai negatif.

Dengan menggunakan elemen-elemen ini sebagai dasar, berikut adalah beberapa rumus matrik evaluasi yang penting:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Confusion matrix sangat penting dalam konteks penelitian yang melibatkan klasifikasi pola perilaku pengguna pembayaran digital menggunakan C4.5, dan digunakan untuk mengidentifikasi nilai 1 dan 0 dalam model misalnya, model sering menghasilkan hasil positif palsu atau negatif palsu. Jika data benar-benar mencerminkan perilaku pengguna yang sebenarnya, matriks ini berperan penting dalam menyesuaikan parameter model, memilih variabel yang lebih relevan, dan memeriksa keandalan model klasifikasi.

2.5. Penelitian Terkait

Penelitian pertama, dipimpin oleh Nasution, Rangkuty, dan Putra (2024) dan diterbitkan dalam jurnal ABAC dengan judul “Sistem Pembayaran Digital: Bagaimana Dampaknya terhadap Kemiskinan di Indonesia?”. Untuk menganalisis dampak adopsi metode pembayaran digital terhadap tingkat kemiskinan di Indonesia, penelitian ini menggunakan data makroekonomi nasional negara tersebut, yang diambil dari Bank Indonesia dan Bank Dunia. Dengan menggunakan pendekatan kuantitatif yang didasarkan pada analisis regresi linier berganda, penelitian ini menunjukkan bahwa peningkatan penggunaan metode pembayaran digital membawa perubahan positif dalam efisiensi transaksi dan sehingga membantu pertumbuhan ekonomi yang pada gilirannya mengurangi tingkat kemiskinan. Hasil penelitian ini menyoroti betapa pentingnya penerapan pembayaran digital sebagai alat kebijakan keuangan inklusif di negara berkembang (Nasution et al., 2024).

Penelitian kedua oleh Pradana (2023) berjudul “Penggunaan Dompot Digital (*E-Wallet*) sebagai Alat Transaksi Digital dalam Mempengaruhi Perilaku Konsumsi di



Kalangan Mahasiswa” merupakan studi terhadap mahasiswa Universitas Sebelas Maret. Untuk mengumpulkan data, penelitian ini menggunakan metode survei, dan para peneliti mendistribusikan kuesioner kepada 100 responden mahasiswa yang merupakan pengguna aktif aplikasi dompet digital seperti OVO, DANA, GoPay, dan ShopeePay. Analisis data dilakukan dengan regresi linier sederhana untuk mengetahui pengaruh penggunaan *e-wallet* terhadap perilaku konsumsi. Hasil penelitian, sebagaimana tercantum dalam makalah, menunjukkan bahwa perilaku konsumsi mahasiswa telah dipengaruhi secara signifikan oleh akses terhadap produk, promosi *cashback*, dan kemudahan transaksi dengan kontribusi sebesar 60,4%. Penelitian ini menegaskan bahwa faktor perilaku pengguna dapat diukur sebagai variabel signifikan dalam studi perilaku *fintech* (Pradana, 2023).

Penelitian ketiga, oleh Kartika dan Rasjid Saputra melakukan eksperimen dengan model pohon keputusan untuk memprediksi keberhasilan transaksi pada aplikasi ShopeePay dan DANA (Kartika & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, 2025). Temuan mereka menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dan juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor paling berpengaruh yang menyebabkan keberhasilan transaksi. Penelitian ini sangat berhutang budi pada penelitian tersebut sebagai sumber utama dalam bidang penerapan metode pohon keputusan untuk klasifikasi pola perilaku pengguna dalam pembayaran digital.

Penelitian keempat oleh Afriani dan Yanti (2023) dalam jurnal IJEBAR, yang menganalisis pengaruh penggunaan pembayaran digital terhadap perilaku konsumsi mahasiswa di Universitas Dehasen Bengkulu, didasarkan pada data kuesioner yang diperoleh dari 92 mahasiswa. Mahasiswa-mahasiswa ini merupakan pengguna aplikasi pembayaran digital. Penelitian ini berfokus pada variabel intensitas penggunaan, kemudahan, dan daya tarik promosi. Untuk menemukan pengaruh antara variabel-variabel tersebut, para peneliti melakukan analisis regresi linier berganda. Hasil penelitian Ngurah dan Indrayani menunjukkan bahwa penggunaan metode pembayaran digital memiliki pengaruh positif yang sangat signifikan terhadap perilaku konsumtif mahasiswa dengan nilai signifikansi ($p < 0.05$) dan koefisien korelasi sebesar 0.604. Penelitian ini membuktikan bahwa semakin sering penggunaan aplikasi pembayaran digital, semakin besar kemungkinan mahasiswa untuk terlibat dalam perilaku konsumtif (Afriani & Yanti, 2023).

Penelitian kelima yang diterbitkan dalam Jurnal JATI (ITN), Closer to Nature - ITN Journal, berjudul “Analisis Tingkat Kepuasan Masyarakat terhadap Kinerja Ketua RW 007 Menggunakan Algoritma C4.5” menganalisis data survei dari masyarakat mengenai tanggapan terhadap kinerja ketua RW di beberapa wilayah. Penelitian ini mengumpulkan data kuantitatif berupa respons kepuasan skala Likert dari warga sebagai variabel input dan kelas kepuasan (misalnya, “puas” vs. “tidak puas”) sebagai target klasifikasi. Metode yang digunakan adalah algoritma C4.5 untuk membuat model pohon keputusan, dan untuk mengevaluasi model tersebut, studi ini melakukan uji akurasi menggunakan *Confusion matrix*, di mana akurasi, *recall* kelas, dan presisi dari dua algoritma yang diuji dihitung (Rayando et al., 2024). Hasil penelitian menunjukkan bahwa faktor kinerja publik merupakan variabel yang paling berpengaruh terhadap kepuasan publik, dan model klasifikasi dengan C4.5 mampu menghasilkan prediksi yang cukup akurat berdasarkan matrik evaluasi yang dihitung menggunakan *Confusion matrix*.

3. METODE PENELITIAN

Berikut merupakan tahapan dalam metode penelitian yang penulis lakukan dalam penelitian ini:



Gambar 1. Tahapan metode penelitian

Langkah pertama dalam penelitian ini, yang didorong oleh pengumpulan data, melibatkan pelacakan evaluasi melalui distribusi beberapa kuesioner kepada 100 mahasiswa, adalah tahap pengolahan data. Proses ini dimulai dengan seleksi dan pembersihan data. Setelah itu, data yang telah dibersihkan dimuat ke dalam alat *RapidMiner* menggunakan algoritma c4.5 untuk mengidentifikasi akar pohon keputusan dan aturan yang dihasilkan dari hasil pohon keputusan. Angka-angka yang diperoleh adalah akurasi, *recall* kelas, dan presisi, dan angka-angka ini digunakan untuk menarik beberapa kesimpulan tentang faktor utama yang mendorong penggunaan dompet digital di kalangan siswa.

3.1. Pengumpulan Data

Tahap ini berfokus pada mendapatkan informasi rinci tentang perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital. Data telah dikumpulkan dengan membagikan kuesioner kepada pengguna yang aktif menggunakan aplikasi pembayaran digital di berbagai daerah. Tujuan kuesioner ini adalah untuk mengungkap aspek-aspek penting dari kebiasaan pengguna, frekuensi transaksi, ketertarikan terhadap promosi, tingkat kepercayaan dan kepuasan yang memengaruhi keputusan dan perilaku pengguna. Untuk mendapatkan representasi data yang valid, penentuan ukuran sampel minimum yang representatif (n) dilakukan dengan menggunakan metode perhitungan yang didasarkan pada rumus Slovin atau variasi dari rumus Yamane/Issac-Michael di mana persamaan diubah untuk menentukan ukuran sampel dari populasi yang jumlah pastinya tidak diketahui.

$$n = \frac{Za^2 \times P \times Q}{L^2} \quad (\text{Falah, 2022})$$



Dimana :

n = Jumlah sampel

Z_a = Nilai standar dari distribusi a = 5% = 1,96

P = Estimasi proporsi populasi

Q = Interval dan penyimpana

L = Tingkat ketelitian 10%

$$n = \frac{(1,96^2) \times 0,5 \times 0,5}{(0,1)^2} \quad n = 96,04$$

Dari angka di atas, diperlukan sampel minimal 96,04 responden. Setelah dibulatkan, jumlah sampel minimum yang dapat diterima dalam penelitian ini adalah 97 responden. Oleh karena itu, sampel 100 responden berasal dari mahasiswa yang aktif menggunakan aplikasi pembayaran digital, dianggap sesuai untuk penelitian ini.

3.2. Pengolahan Data

Tahap pemrosesan data dilakukan setelah data yang diperoleh dari distribusi kuesioner telah dikumpulkan secara lengkap. Pada tahap ini, data diproses untuk digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma C4.5 di *RapidMiner*. Langkah pertama adalah melakukan pembersihan data, yaitu menghapus atau memperbaiki data yang tidak lengkap, tidak konsisten, atau tidak valid agar kualitas data dapat terjaga. Selanjutnya, dilakukan transformasi data untuk menyesuaikan format data dengan persyaratan sistem dan dapat diproses oleh perangkat lunak *RapidMiner*. Kemudian, dilakukan klasifikasi awal data dengan mengelompokkan responden berdasarkan kategori perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital, seperti pengguna dengan tingkat penggunaan intensif, moderat, dan rendah. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis bersih, terstruktur, dan siap diproses pada tahap implementasi algoritma klasifikasi.

3.3. Penerapan Metode C4.5 Pada RapidMiner

Pada tahap implementasi metode algoritma C4.5, proses pembentukan model klasifikasi dilakukan untuk menganalisis pola perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital. Langkah pertama adalah menentukan atribut atau variabel yang akan digunakan dalam proses klasifikasi, seperti frekuensi transaksi, jenis layanan yang digunakan, kemudahan penggunaan, keamanan aplikasi, dan tingkat kepuasan pengguna. Keamanan dan kepercayaan pengguna merupakan aspek yang sangat penting, tanpa keduanya, penggunaan teknologi keuangan akan sangat diragukan. Studi yang dilakukan oleh Supriyadi dan Nugraha menunjukkan bahwa persepsi risiko dan jaminan keamanan sebagai hasil dari penggunaan aplikasi pembayaran digital merupakan faktor paling signifikan yang mempengaruhi niat dan aktivitas transaksi pengguna (Harseno & Achjari, 2021). Setiap atribut tersebut akan dievaluasi untuk menentukan seberapa besar pengaruhnya terhadap hasil klasifikasi. Setelah itu, nilai entropi dan gain informasi dihitung untuk setiap atribut guna menentukan atribut mana yang paling berperan dan

akan menjadi akar pohon keputusan. Kemudian, proses pembentukan pohon keputusan (*decision tree*) dilakukan berdasarkan hasil perhitungan untuk menghasilkan aturan klasifikasi yang jelas. Dalam penelitian ini, perangkat lunak *RapidMiner* digunakan sebagai alat utama untuk melakukan proses perhitungan, pemodelan, dan visualisasi pohon keputusan secara otomatis sehingga hasil yang diperoleh lebih akurat dan mudah dianalisis.

3.4. Analisis dan Evaluasi Hasil

Tahap analisis dan evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model klasifikasi yang dibangun menggunakan algoritma C4.5. Evaluasi dilakukan dengan mengukur seberapa jauh model dapat mengklasifikasikan pola perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital secara akurat. Beberapa metrik digunakan dalam proses evaluasi, termasuk akurasi, yang mengukur tingkat kebenaran model dalam mengklasifikasikan data sesuai dengan kelas sebenarnya; presisi, yang menunjukkan tingkat akurasi antara data positif yang diprediksi dan data positif yang benar; dan *recall*, yang mengukur seberapa jauh model dapat mendeteksi semua data positif dalam *dataset*. Nilai dari ketiga metrik ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja dan keandalan algoritma C4.5 dalam mengklasifikasikan pola perilaku pengguna. Semakin tinggi nilai akurasi, presisi, dan *recall*, semakin baik model dalam menggambarkan dan memprediksi perilaku pengguna aplikasi pembayaran digital.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan data dengan menyebar kuisioner kepada 100 orang mahasiswa aktif yang menggunakan sistem pembayaran digital sebanyak 22 laki-laki berusia dibawah 20 tahun, 33 laki-laki berusia 20 tahun atau lebih, 23 perempuan berusia dibawah 20 tahun, 22 perempuan berusia 20 tahun atau lebih.

Tabel 1. Data responden

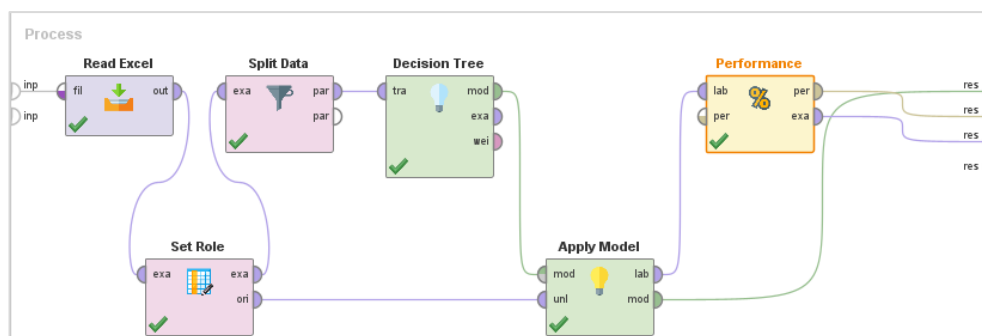
Jenis Kelamin	Usia	Jumlah
Laki-laki	Dibawah 20 tahun	22
	20 Tahun atau Lebih	33
Perempuan	Dibawah 20 tahun	23
	20 Tahun atau Lebih	22
Total		100

Tabel 2. 10 data teratas kuisisioner responden

No	Jenis Kelamin	Usia	Frekuensi Transaksi	Ketertarikan Terhadap Promosi	Kepercayaan Keamanan	Kepuasan
1	Perempuan	20 tahun atau lebih	Sering	Tidak Tertarik	Aman	Puas
2	Perempuan	20 tahun atau lebih	Sering	Tidak Tertarik	Aman	Puas
3	Perempuan	20 tahun atau lebih	Jarang	Tertarik	Aman	Puas
4	Perempuan	20 tahun atau lebih	Sering	Tidak Tertarik	Aman	Puas
5	Laki-laki	20 tahun atau lebih	Sering	Tertarik	Aman	Puas
6	Laki-laki	20 tahun atau lebih	Sering	Tertarik	Aman	Puas
7	Laki-laki	Di bawah 20 tahun	Jarang	Tertarik	Aman	Puas
8	Laki-laki	20 tahun atau lebih	Sering	Tertarik	Aman	Puas
9	Perempuan	20 tahun atau lebih	Sering	Tidak Tertarik	Aman	Puas
10	Laki-laki	20 tahun atau lebih	Sering	Tidak Tertarik	Aman	Puas

Evaluasi yang dirangkum dalam tabel kuesioner responden mengacu pada 100 mahasiswa aktif yang berpartisipasi. Secara keseluruhan, 77 orang dari total responden menyatakan puas dengan layanan tersebut, sementara 23 orang menyatakan sebaliknya. Dalam hal jenis kelamin, terdapat 55 responden laki-laki dan 25 responden perempuan. Mengingat usia responden, 45 di antaranya berusia kurang dari 20 tahun, sedangkan sisanya 55 berusia 20 tahun atau lebih. Survei tentang frekuensi transaksi mengungkapkan bahwa 64 responden secara teratur melakukan transaksi digital, sedangkan 36 responden jarang melakukannya. Kemudian, mengenai minat terhadap promosi, 62 responden akan menggunakan aplikasi pembayaran digital karena penawaran promosi, sementara 38 responden tidak tertarik akan promosi dalam aplikasi pembayaran digital. Terakhir, dalam hal kepercayaan keamanan, 73 responden mengatakan bahwa mereka merasa aman saat melakukan pembayaran digital, sedangkan 27 responden mengaku masih merasa tidak aman saat melakukan pembayaran melalui aplikasi digital.

Berdasarkan data yang didapat dan sudah proses tersebut, peneliti akan melakukan pengujian model pohon keputusan dalam aplikasi RapidMiner. Langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:



Gambar 2. Tahapan metode penelitian

Dalam pengujian data menggunakan rapid miner terdapat 6 operator yang peneliti gunakan, yakni *read excel*, *set role*, *split data*, *decision tree*, *apply model*, dan *performance*.

Pada operator *read excel* digunakan untuk membaca sample data excel yang digunakan dalam pengujian. Gunakan fitur *import configuration wizard* untuk mengimport file excel. Pastikan format data seperti *Data type* dan *Role* sudah sesuai.

column index	attribute meta data information			
0	No	☒ column selected	polynomial	id
1	Jenis Kelamin	☒ column selected	binominal	attribute
2	Usia	☒ column selected	binominal	attribute
3	Frekuensi Transaksi	☒ column selected	binominal	attribute
4	Ketertarikan Terhadap Pr	☒ column selected	binominal	attribute
5	Kepercayaan Keamanan	☒ column selected	binominal	attribute
6	Kepuasan	☒ column selected	binominal	label

Gambar3. Format data pada read excel

Pada penelitian ini, setiap kolom data yang memiliki nilai lebih dari 2 kondisi akan menggunakan *type* berupa *Polynomial* seperti kolom No. Setelah itu setiap kolom data yang hanya memiliki 2 kondisi akan menggunakan *type* berupa *binominal* seperti kolom jenis kelamin, usia, frekuensi transaksi, ketertarikan terhadap promosi, kepercayaan keamanan, dan kepuasan.

Untuk *role* pada penelitian ini, menjadikan kolom No sebagai id, kolom kepuasan sebagai *label*, dan untuk jenis kelamin, usia, frekuensi transaksi, ketertarikan terhadap promosi, kepercayaan keamanan sebagai *atribute*.

Langkah selanjutnya, menentukan *role* pada operator *set role*, dapat dilihat pada gambar4.

attribute name	target role
Kepuasan	label

Gambar4. Operator set role

Pada operator ini, tambahkan *entry* dengan nama atributnya ialah kepuasan dan *target role* nya sebagai label dan simpan perubahan dengan tombol *apply*. Operator inilah yang akan membaca atribut mana yang akan digunakan sebagai label untuk pengujian.

Pada operator berikutnya yakni *split data*, *Add entry* dan gunakan rasio 0.7 dimana akan menggunakan 70% data untuk data latihan dan 30% data yang akan menjadi data uji.

Decision Tree	
criterion	gain ratio
maximal depth	10
☒ apply pruning	
confidence	0.1
☒ apply prepruning	
minimal gain	0.01
minimal leaf size	1
minimal size for split	4
number of prepruning alternatives	3

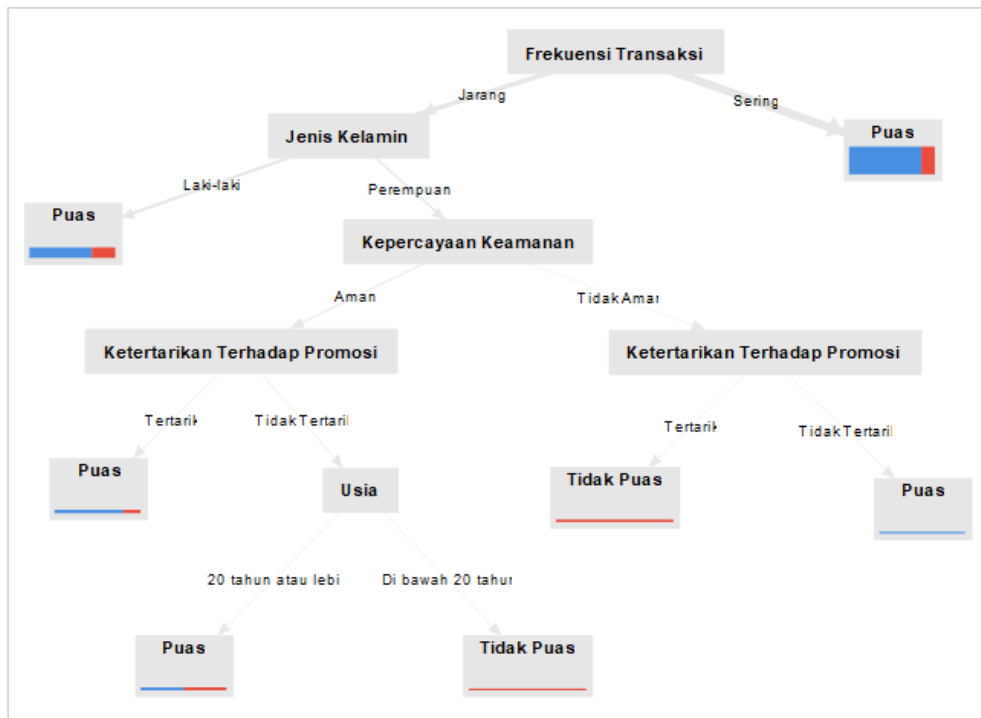
Gambar5. Operator decision tree

Setelah itu, pada operator yang menjadi model dari penelitian ini yakni operator *decision tree*. Seperti pada gambar5, operator ini menggunakan kriteria berupa perhitungan rasio gain atau *gain ratio* untuk mengetahui faktor paling dominan dari pola perilaku pengguna dengan *maximal depth* 10. *Confidence* pada penelitian ini 0.1 dan *minimal gain* 0,01. *Minimal leave size* yakni 1, *Minimal size for split* yakni 4, *Number of prepruning alternatives* yakni 3.

Untuk mendapatkan hasil dari pohon keputusan, setiap operator harus saling terhubung. Seperti pada gambar2, *input 1* akan terhubung ke *file* pada operator *read excel* dan output dari operator *read excel* akan terhubung kepada bagian kiri (*input*) *example set* operator *Set Role*. Pada *example set* sebelah kanan (*output*) operator *Set Role* akan terhubung ke bagian kiri (*input*) *example set* operator *Split data*. Selanjutnya, *partition1* pada operator *Split data* akan terhubung ke *training set* pada operator *decision Tree*.

Pada operator *apply model*, *model* akan terhubung ke *model* pada operator *decision Tree*. Pada *unlabelled data* terhubung ke *original* pada operator *set role*. *Labelled data* akan terhubung ke *labelled data* pada operator *performance*. Selanjutnya, *model* pada

operator *apply model* akan terhubung ke *result 1*, *performance* pada operator *performance* akan terhubung pada *result 2*, *example set* pada operator *performance* akan terhubung pada *result 3*. Setelah setiap operator terhubung satu sama lain, maka jalankan dengan tombol play dan akan menghasilkan sebuah pohon Keputusan seperti pada gambar6.



Gambar6. Hasil pohon keputusan

Berdasarkan gambar pada pohon keputusan, dapat diketahui kriteria pertama untuk membedakan tingkat kepuasan pelanggan menurut pohon keputusan adalah Frekuensi Transaksi. Transaksi "Sering" adalah ekspresi kepuasan, sedangkan transaksi "Jarang" memerlukan eksplorasi lebih lanjut terhadap atribut seperti Jenis Kelamin. Kerumitan jalur keputusan adalah untuk wanita yang tidak sering bertransaksi, kepuasan mereka ditentukan pertama oleh Kepercayaan Keamanan, kemudian oleh Minat Promosi, dan dalam beberapa kasus tertentu, oleh variabel Usia (berusia di bawah 20 tahun sebagai prediktor ketidakpuasan), sehingga memberikan struktur yang jelas tentang atribut yang memiliki dampak terbesar pada klasifikasi kepuasan pengguna terhadap layanan.

accuracy: 81.00%			
	true Puas	true Tidak Puas	class precision
pred. Puas	77	19	80.21%
pred. Tidak Puas	0	4	100.00%
class recall	100.00%	17.39%	

Gambar7. Presentase accuracy

Seperti yang terlihat pada gambar7. *Confussion Matrix* digunakan untuk validasi model ini, yang menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 81,00%.

recall: 17.39% (positive class: Tidak Puas)			
	true Puas	true Tidak Puas	class precision
pred. Puas	77	19	80.21%
pred. Tidak Puas	0	4	100.00%
class recall	100.00%	17.39%	

Gambar8. Presentase recall

Nilai recall 100% untuk kelas 'Puas' sangat tinggi, menunjukkan bahwa model tidak melewatkan satu pun pengguna yang puas. Nilai ingatan hanya 17,39% merupakan indikasi masalah utama. Model tersebut gagal menangkap sebagian besar pengguna yang tidak puas (19 orang yang sebenarnya Kecewa salah diprediksi sebagai Puas), yang berarti model tersebut buruk dalam mengidentifikasi masalah kepuasan pengguna.

precision: 100.00% (positive class: Tidak Puas)			
	true Puas	true Tidak Puas	class precision
pred. Puas	77	19	80.21%
pred. Tidak Puas	0	4	100.00%
class recall	100.00%	17.39%	

Gambar9. Presentase precission

Presisi 80,21% menunjukkan bahwa model terlalu memprediksi kasus 'Puas', yaitu, pada kenyataannya, pengguna tidak puas tetapi model memprediksi Puas (pada baris pred. Puas, ada 19 kasus 'Positif Palsu'). Presisi untuk kelas 'Tidak Puas' sama dengan 100%, yaitu setiap prediksi model terhadap pengguna 'Tidak Puas' benar tanpa terkecuali.

Model pohon keputusan pada dasarnya mengabaikan aspek ketidakpuasan dalam jurnal ini, sehingga pengguna secara default diklasifikasikan sebagai 'Puas'. Meskipun akurasi total 81% mungkin terlihat baik, model seperti ini praktis namun tidak berguna jika tujuan utamanya adalah untuk menemukan dan melokalisasi pengguna yang mungkin tidak puas.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Sebagian besar mahasiswa yang menggunakan pembayaran digital (77%) umumnya memiliki sikap positif dan menunjukkan keyakinan yang kuat terhadap keamanan layanan. Faktor paling signifikan yang memengaruhi kepuasan pelanggan adalah Frekuensi Transaksi, di mana pengguna yang secara teratur melakukan transaksi

biasanya merasa puas. Model pohon keputusan, meskipun mencetak akurasi keputusan 81,00%, memiliki kelemahan karena tidak mengenali sebagian besar pengguna yang Tidak Puas (Recall hanya 17,39%), sehingga tidak efektif dalam mendeteksi titik ketidakpuasan layanan. Akibatnya, penyedia layanan sebaiknya terus mempertahankan momentum promosi dan langkah-langkah keamanan agar lebih banyak transaksi didorong, dan juga, peneliti selanjutnya harus menggunakan metode klasifikasi yang lebih canggih dan teknik penyeimbangan data agar model dapat mendeteksi ketidakpuasan pengguna secara akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Afriani, S., & Yanti, R. T. (2023). THE INFLUENCE OF DIGITAL PAYMENT ON CONSUMPTIVE BEHAVIOR (Case Study Students of the Faculty Economics, Unived Bengkulu). *International Journal of Economics, Business and Accounting Research (IJEBAR)*, 7(1). <https://doi.org/10.29040/IJEBAR.V7I1.8606>
- Falah, A. S. (2022). Pengaruh Kualitas Pelayanan Terhadap Kepuasan Pelanggan (Studi Kasus Kantor Pos Cabang Ciawi Tasikmalaya). *JURNAL EKONOMI PERJUANGAN*, 4. https://www.academia.edu/92754358/Pengaruh_Kualitas_Pelayanan_Terhadap_Kepuasan_Pelanggan_Studi_Kasus_Kantor_Pos_Cabang_Ciawi_Tasikmalaya_
- Harseno, D. F., & Achjari, D. (2021). ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI PENGGUNAAN E-WALLET DI INDONESIA. *ABIS: Accounting and Business Information Systems Journal*, 9(4). <https://doi.org/10.22146/ABIS.V9I4.70384>
- Kartika, R., & Handayani Untari Ningsih Rasjid Saputra, Rr. D. (2025). DECISION TREE-BASED PREDICTIVE MODELING FOR MOBILE PAYMENT TRANSACTION SUCCESS: A CASE STUDY OF SHOPEEPAY AND DANA. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(5), 8895-8899. <https://doi.org/10.36040/JATI.V9I5.15245>
- MAHENDRA, M. I. (2024). PENGELOMPOKAN PREFERENSI PEMBAYARAN DIGITAL PAYMENT APLIKASI DANA TERHADAP MAHASISWA FAKULTAS ILMU TERAPAN TELKOM UNIVERSITY MENGGUNAKAN METODE DBSCAN CLUSTERING - Dalam bentuk buku karya ilmiah. *Telkom University Open Library*. <https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/home/catalog/id/216501/slug/pengelompokan-preferensi-pembayaran-digital-payment-aplikasi-dana-terhadap-mahasiswa-fakultas-ilmu-terapan-telkom-university-menggunakan-metode-dbscan-clustering-dalam-bentuk-buku-karya-ilmiah.html>
- Mohd Kamil, A., Sarah Fatimah Amir, S., Lua Ejau, R., -, al, Davidson, C., Steinberg, D., Margolis, R., Iradianty, A., & Aditya, B. R. (2021). Student Awareness of Digital Payment Services (Case Study in Indonesia). *Journal of Physics: Conference Series*, 1823(1), 012036. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1823/1/012036>
- Nasution, L. N., Rangkuty, D. M., & Putra, S. M. (2024). The Digital Payment System: How Does It Impact Indonesia's Poverty? *ABAC Journal*, 44(3), 228-242. <https://doi.org/10.59865/ABACJ.2024.37>
- Pradana, A. P. (2023). Penggunaan Dompot Digital (E-Wallet) Sebagai Alat Transaksi Digital dalam Membentuk Perilaku Konsumsi pada Mahasiswa. *Universitas Sebelas Maret Repository*. <https://digilib.uns.ac.id/dokumen/104511/Penggunaan->



Dompot-Digital-E-Wallet-Sebagai-Alat-Transaksi-Digital-dalam-Membentuk-Perilaku-Konsumsi-pada-Mahasiswa

- Qisthiano, M. R., Prayesy, P. A., & Ruswita, I. (2023). Penerapan Algoritma Decision Tree dalam Klasifikasi Data Prediksi Kelulusan Mahasiswa. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 21-28. <https://doi.org/10.33379/GTECH.V7I1.1850>
- Rayando, M. A., Fajri, I., Kurniawan, F., Sihotang, M. S. R., & Suharjanti, S. (2024). ANALISIS TINGKAT KEPUASAN MASYARAKAT TERHADAP KINERJA KETUA RW 007 MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 7463-7469. <https://doi.org/10.36040/JATI.V8I4.10334>
- Tanjung, A., Tobing, C. T. L., Ar, N. A., & Pane, S. G. (2024). Analisis Sistem Pembayaran Menggunakan Dompot Digital. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 7(1), 282-289. <https://doi.org/10.31539/INTECOMS.V7I1.8911>