

Analisis Klasifikasi Pengaruh Kegagalan dan Keterbatasan Metode Pembayaran Digital terhadap Churn Pelanggan Menggunakan Decision Tree

**Dewa Ayu Putu Angelina Dewi^{1*}, I Wayan Sudiarsa², Ni Made Dwi Junita Sariyani³,
Yuvensia Armelia Sumu⁴, Gusti Ngurah Abhimanyu⁵**

¹⁻⁵Program Studi Bisnis Digital, Institut Bisnis Dan Teknologi Indonesia, Indonesia

**Penulis korespondensi: sudiarsa@instiki.ac.id¹*

Abstract. The rapid development of digital technology has led to an increased adoption of digital payment methods in online transaction-based businesses. However, in practice, failures and limitations in the implementation of digital payment systems still occur, potentially disrupting transaction processes and reducing customer convenience. Payment related obstacles may result in transaction cancellations and increase the risk of customer churn. This study aims to analyze the impact of failures and limitations in digital payment methods on customer churn using a classification-based approach. The data used in this research are secondary e-commerce customer data obtained from the Kaggle platform, including transaction information, payment methods, customer behavior, and historical transaction records. The research methodology consists of data preprocessing, time-based feature engineering, and classification modeling using logistic regression, decision tree, and random forest algorithms. Model performance is evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results indicate that the decision tree model demonstrates superior capability in identifying churn customers compared to the other models, although it does not always achieve the highest accuracy. In addition to digital payment methods, other factors such as purchase value, transaction frequency, purchase timing patterns, and product return rates also influence customer churn. The findings highlight the importance of optimizing digital payment systems as part of customer experience enhancement strategies and customer retention efforts in online transaction-based businesses.

Keywords: Classification Analysis; Customer Churn; Decision Tree; Digital Payment; E-commerce

Abstrak. Perkembangan teknologi digital mendorong meningkatnya penggunaan metode pembayaran digital dalam bisnis berbasis transaksi online. Namun, dalam praktiknya masih terdapat kegagalan dan keterbatasan penerapan pembayaran digital yang berpotensi menghambat kelancaran transaksi serta menurunkan kenyamanan pelanggan. Hambatan dalam proses pembayaran dapat menyebabkan transaksi batal dan meningkatkan risiko churn pelanggan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh kegagalan dan keterbatasan metode pembayaran digital terhadap tingkat churn pelanggan menggunakan pendekatan analisis klasifikasi. Data yang digunakan merupakan data sekunder pelanggan e-commerce yang diperoleh dari platform Kaggle, mencakup informasi transaksi, metode pembayaran, perilaku pelanggan, serta data historis transaksi. Metode penelitian dilakukan melalui tahapan pra-pemrosesan data, rekayasa fitur berbasis waktu, dan pemodelan klasifikasi menggunakan Logistic Regression, Decision Tree, dan Random Forest. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Decision Tree memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengidentifikasi pelanggan churn dibandingkan model lainnya, meskipun tingkat akurasinya tidak selalu paling tinggi. Selain metode pembayaran digital, faktor lain seperti nilai pembelian, frekuensi transaksi, pola waktu pembelian, dan tingkat pengembalian produk turut mempengaruhi churn pelanggan. Implikasi penelitian ini menegaskan pentingnya optimalisasi sistem pembayaran digital sebagai bagian dari strategi peningkatan pengalaman pelanggan dan upaya mempertahankan pelanggan pada bisnis berbasis transaksi online.

Kata kunci: Analisis Klasifikasi; Churn Pelanggan; Decision Tree; E-commerce; Pembayaran Digital

1. LATAR BELAKANG

Perkembangan teknologi digital dalam beberapa tahun terakhir telah menciptakan transformasi signifikan dalam cara pelanggan melakukan transaksi. Metode pembayaran digital, seperti dompet digital, QRIS, dan kartu elektronik, telah menyediakan solusi yang lebih praktis dan efisien bagi konsumen. Hal ini sejalan dengan temuan yang menunjukkan bahwa

integrasi alat pembayaran digital dapat menjadi salah satu pendorong utama dalam meningkatkan kepuasan pelanggan dan mempercepat adopsi layanan (Setiawan & Mahyuni, 2020; , Wu et al., 2022).

Meskipun demikian, tidak semua bisnis mampu memanfaatkan potensi sistem pembayaran digital secara optimal. Kegagalan dalam sistem pembayaran dan keterbatasan dalam pilihan metode yang ditawarkan sering menjadi halangan bagi kelancaran transaksi digital. Penelitian menunjukkan bahwa pasokan metode pembayaran yang kurang beragam dapat menyebabkan ketidakpuasan, yang secara langsung berdampak negatif pada pengalaman pelanggan (Keramati et al., 2016), Jusman & Fauziah, 2024). Ketika pelanggan mengalami kendala dalam proses pembayaran, mereka cenderung beralih ke alternatif lain yang menawarkan proses yang lebih responsif dan nyaman untuk bertransaksi (Wang & Sarkis, 2021; . Penelitian di sektor perbankan juga menunjukkan bahwa ketidakpuasan pelanggan dalam menggunakan layanan elektronik dapat meningkatkan risiko churn (Keramati et al., 2016).

Kondisi ini semakin diperparah oleh situasi di mana pelanggan mengalami beberapa kali kesulitan saat melakukan transaksi. Investigasi menunjukkan bahwa jika masalah dalam pembayaran tidak segera teratasi, pelanggan cenderung akan berhenti menggunakan layanan tersebut. Hal ini menjadi penekanan penting bagi bisnis berbasis transaksi online untuk memahami dan memenuhi ekspektasi kebutuhan pelanggan mereka secara menyeluruh, termasuk keinginan akan metode pembayaran yang cepat, aman, dan terpercaya (Budiyono, 2025).

Dalam konteks ini, studi yang dilakukan oleh sejumlah peneliti menunjukkan bahwa penerapan model machine learning, seperti decision tree, dapat memberikan wawasan mendalam mengenai faktor-faktor yang berkontribusi terhadap churn pelanggan di sektor layanan digital (Patil, 2025; , Hassan et al., 2020). Dengan menganalisis data yang relevan, bisnis dapat mengidentifikasi pola perilaku pelanggan dan kriteria lain yang menyebabkan pelanggan memutuskan untuk berpindah layanan, yang selanjutnya dapat digunakan dalam merumuskan strategi retensi yang lebih efektif (Wang & Sarkis, 2021; , Saleh & Saha, 2023).

Sebagai hasil dari latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh kegagalan dan keterbatasan metode pembayaran digital terhadap tingkat churn pelanggan pada bisnis berbasis transaksi online, guna memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan strategi manajemen pelanggan yang lebih baik di era digital.

2. KAJIAN TEORITIS

Pembayaran Digital

Electronic payment adalah model pembayaran yang memudahkan dan menawarkan kenyamanan kepada penggunanya dalam melakukan transaksi pembayaran. Pengguna hanya perlu melakukan transaksi dengan memanfaatkan internet yaitu secara online, tanpa harus bertemu atau datang jauh-jauh untuk menemui penjual. Electronic payment merupakan wakil dari seluruh pembayaran non-tunai, yang juga diartikan sebagai transaksi pembayaran elektronik antara pelaku bisnis pembeli dan penjual menggunakan akun tabungan melalui jaringan internet atau jaringan elektronik (Ming-Yen Teoh et al., 2013).

Sedangkan menurut Gaol (2012, dalam Nugroho, 2022), sistem pembayaran elektronik (e-payment) khusus telah dikembangkan untuk bisa menangani pembayaran barang-barang secara elektronik melalui internet. Sistem pembayaran elektronik untuk kartu kredit, tunai digital, sistem akumulasi total pembelian digital, sistem pembayaran nilai tersimpan, sistem pembayaran peer-to-peer, cek elektronik, dan sistem pembayaran tagihan elektronik.

Electronic payment digunakan pada saat ini untuk bertransaksi jarak jauh seperti online shopping, seiring dengan semakin bertambahnya penggunaan internet dan semakin banyaknya e-commerce, maka electronic payment adalah solusi yang hadir untuk menggantikan alat transaksi pembayaran cara lama. Yang termasuk dalam pembayaran elektronik adalah ATM, e money, internet banking, kartu kredit, debit, mobile payment, mobile banking (Ming-Yen Teoh et al., 2013).

Electronic payment telah mengalami perkembangan pesat yang merubah cara transaksi dalam konteks perdagangan modern, terutama dalam e-commerce. Salah satu keuntungan utama yang diberikan oleh electronic payment adalah efisiensi dan kecepatan transaksi yang tidak terikat oleh batasan waktu dan lokasi. Hal ini memungkinkan baik konsumen maupun pelaku usaha untuk mengurangi biaya operasional secara signifikan, di mana penelitian menunjukkan bahwa penggunaan pembayaran elektronik dapat memberikan penghematan yang besar, hingga 0.6% dari PDB dalam konteks pergeseran dari sistem pembayaran berbasis kertas ke sistem elektronik (Humphrey et al., 2006). Memudarnya batasan tersebut menambah nilai dalam transformasi cara orang melakukan transaksi, serta mengoptimalkan pengalaman berbelanja pada era digital (Ramli et al., 2024).

Sistem pembayaran elektronik juga menawarkan berbagai karakteristik yang meningkatkan keamanan dan kenyamanan bagi pengguna. Dengan semakin berkembangnya teknologi, sistem e-payment kini dilengkapi dengan berbagai fitur keamanan seperti enkripsi data dan autentikasi multi-faktor yang berfungsi untuk melindungi informasi pengguna saat

bertransaksi. Penelitian menggarisbawahi bahwa tingkat keamanan dan privasi dalam transaksi online adalah salah satu faktor kunci yang dapat mendorong lebih banyak pengguna untuk mengadopsi metode pembayaran ini (Gong & Zeng, 2014; , Ramesh et al., 2023). Selain itu, dengan adanya kemudahan akses dan fleksibilitas yang ditawarkan oleh e-payment, masyarakat kini semakin beralih ke metode pembayaran digital, mendukung pertumbuhan ekonomi yang inklusif dan mengurangi ketergantungan pada uang tunai (Yakean, 2020).

Kegagalan dan Keterbatasan Metode Pembayaran Digital

Kegagalan dan keterbatasan metode pembayaran digital merujuk pada kondisi ketika sistem pembayaran tidak dapat berfungsi sebagaimana mestinya atau tidak mampu memenuhi preferensi pembayaran pelanggan. Bentuk kegagalan tersebut dapat berupa gangguan sistem, keterbatasan pilihan metode pembayaran, serta rendahnya pemahaman pelaku usaha terhadap penggunaan teknologi pembayaran digital.

Sahi, Khalid, dan Abbas (2021) mengungkapkan bahwa hambatan utama dalam adopsi pembayaran digital meliputi kurangnya infrastruktur pendukung, rendahnya literasi digital, serta persepsi risiko terhadap keamanan transaksi. Kondisi ini dapat menyebabkan pelanggan mengalami kesulitan dalam melakukan pembayaran, yang pada akhirnya berpotensi menghambat penyelesaian transaksi.

Penelitian Ebrilianti, Nurhayani, dan Ikhsan (2022) juga menekankan bahwa kemudahan penggunaan dan keandalan sistem pembayaran digital menjadi faktor penting dalam penerimaan konsumen. Apabila metode pembayaran yang tersedia tidak sesuai dengan kebutuhan pelanggan, maka kemungkinan terjadinya transaksi gagal atau batal akan semakin meningkat.

Sudung Simatupang, Nainggolan, dan Ervina (2024) menemukan bahwa sistem pembayaran digital memiliki pengaruh signifikan terhadap keputusan pembelian konsumen di platform e-commerce. Pelanggan cenderung menyelesaikan transaksi ketika metode pembayaran yang disediakan mudah digunakan dan sesuai dengan preferensi mereka. Sebaliknya, keterbatasan metode pembayaran dapat menyebabkan pelanggan membatalkan transaksi meskipun memiliki minat terhadap produk yang ditawarkan.

3. METODE PENELITIAN

Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif menggunakan teknik analisis data berbasis machine learning dengan metode desicion tree karena penelitian ini berfokus pada

pengolahan data numerik yang sangat besar untuk menemukan pola dan hubungan antara variabel yang diteliti. Dibawah ini merupakan tahapan dalam proses klasifikasi data.



Gambar 1. Tahapan proses klasifikasi.

Eksplorasi Data Awal

Untuk memahami karakteristik dan kualitas data yang digunakan, tahapan eksplorasi awal dilakukan sebelum proses permodelan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menentukan struktur data, pola distribusi variabel, dan hubungan awal antarvariabel yang dapat mempengaruhi status churn pelanggan. Melalui eksplorasi data, peneliti dapat mendeteksi permasalahan data seperti nilai hilang, ketidakseimbangan kelas, duplikasi data, dan anomali yang dapat memengaruhi kinerja model klasifikasi. Selain itu, tahap ini digunakan untuk memperoleh gambaran awal mengenai perilaku pelanggan, sehingga membantu dalam menentukan strategi praproses data, pemilihan fitur, dan metode klasifikasi yang sesuai. Dengan demikian, eksplorasi data awal berperan penting dalam memastikan data layak digunakan dan mendukung pembangunan model klasifikasi churn yang akurat dan reliabel.

CustomerID	Purchase Date	Product Category	Product Price	Quantity	Total Purchase Amount	Payment Method	Customer Age	Returns	Customer Name	Age	Gender	Churn
46251	08/09/2020 09:38	Electronics	12	3	740	Credit Card	37	0.0	Christine Hernandez	37	Male	0
46251	05/03/2022 12:56	Home	468	4	2739	PayPal	37	0.0	Christine Hernandez	37	Male	0
46251	23/05/2022 18:18	Home	288	2	3196	PayPal	37	0.0	Christine Hernandez	37	Male	0
46251	12/11/2020 13:13	Clothing	196	1	3509	PayPal	37	0.0	Christine Hernandez	37	Male	0
13593	27/11/2020 17:55	Home	449	1	3452	Credit Card	49	0.0	James Grant	49	Female	1
13593	07/03/2023 14:17	Home	250	4	575	PayPal	49	1.0	James Grant	49	Female	1
13593	15/04/2023 03:02	Electronics	73	1	1896	Credit Card	49	0.0	James Grant	49	Female	1

Gambar 2. Dataset Awal.

Pra-pemrosesan Data

Sebelum diterapkan pada proses permodelan klasifikasi, data terlebih dahulu melalui tahap pra-pemrosesan guna menjamin kualitas dan keseragaman data. Data transaksi pelanggan

yang diperoleh masih bersifat mentah dan berpotensi mengandung berbagai kendala, sehingga perlu dilakukan pengolahan awal sebelum dianalisis lebih lanjut. Proses penanganan nilai hilang dilakukan untuk meminimalkan bias serta menjaga performa model. Pada variabel numerik, nilai yang tidak tersedia diatasi melalui teknik imputasi menggunakan nilai rata-rata atau median. Sementara itu, variabel kategorikal ditangani dengan mengganti nilai kosong menggunakan kategori yang paling dominan atau dengan penambahan label khusus. Selanjutnya, variabel kategorikal diubah ke dalam bentuk numerik melalui proses encoding agar dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin. Teknik *one-hot encoding* digunakan untuk variabel nominal, sedangkan *label encoding* diterapkan pada variabel ordinal. Selain itu, data numerik dinormalisasi dan distandarisasi untuk menyeragamkan skala antarvariabel, sehingga mencegah pengaruh berlebih dari variabel tertentu dan meningkatkan kinerja model klasifikasi.

Definisi Variabel dan Rekayasa Fitur

Pada tahap ini, data didefinisikan ke dalam variabel *input* (X) dan variabel target (y) untuk keperluan klasifikasi churn. Variabel *input* (X) terdiri dari 171.353 observasi dengan 16 fitur, sedangkan variabel target (y) adalah *Churn* yang bersifat biner, di mana nilai 0 menunjukkan pelanggan tidak churn dan nilai 1 menunjukkan pelanggan *churn*.

Fitur numerik seperti *Product Price*, *Quantity*, *Total Purchase Amount*, dan *Age* telah melalui proses standarisasi, sementara fitur kategorikal seperti *Product Category*, *Payment Method*, dan *Gender* ditransformasikan menggunakan *one-hot encoding*. Selain itu, fitur waktu transaksi diekstraksi menjadi hari, bulan, tahun, dan jam pembelian untuk menangkap pola perilaku pelanggan. Seluruh proses rekayasa fitur ini bertujuan menghasilkan representasi data yang siap digunakan dalam pelatihan model klasifikasi *churn*.

Evaluasi Model dan Visualisasi

Tahap evaluasi model bertujuan untuk menilai kemampuan model klasifikasi dalam memprediksi churn pelanggan secara akurat dan dapat digeneralisasi pada data baru. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label aktual pada data uji.

Kinerja model diukur menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan pelanggan churn dan non-churn, terutama pada kondisi ketidakseimbangan kelas. Selain itu, visualisasi seperti confusion matrix digunakan untuk mempermudah interpretasi hasil evaluasi dan analisis kesalahan klasifikasi.

Sumber dan Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset sekunder berjudul *ecommerce_customer_data_custom_ratios.csv*, yang berisi 171.354 data transaksi pelanggan

e-commerce. Dataset ini mencakup informasi transaksional, demografis, serta metode pembayaran pelanggan.

Tabel 1. Deskripsi Dataset.

Nama Fitur	Penjelasan
<i>customer id</i>	ID unik untuk mengidentifikasi setiap pelanggan
<i>purchase date</i>	Tanggal setiap pembelian yang dilakukan oleh pelanggan
<i>product category</i>	Jenis produk yang dibeli oleh pelanggan
<i>product price</i>	Harga produk yang dibeli
<i>quantity</i>	Kuantitas produk yang dibeli
<i>total purchase amount</i>	Jumlah total yang dihabiskan oleh pelanggan dalam setiap transaksi
<i>payment method</i>	Metode pembayaran yang digunakan oleh pelanggan
<i>customer age</i>	Usia pelanggan
<i>returns</i>	Apakah pelanggan mengembalikan produk apapun dari pesanan (binary: 0 for no return, 1 for return)
<i>customer name</i>	Nama pelanggan
<i>gender</i>	Jenis kelamin pelanggan
<i>churn</i>	Status pelanggan, (0 untuk dipertahankan, 1 untuk berhenti berlangganan)

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

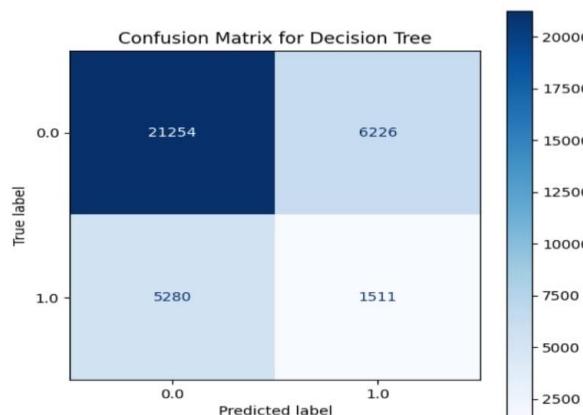
Hasil Evaluasi Model Klasifikasi

Pada penelitian ini, metode Decision Tree digunakan sebagai model utama untuk melakukan klasifikasi churn pelanggan. Decision Tree merupakan metode klasifikasi yang bekerja dengan membagi data ke dalam struktur berbentuk pohon keputusan berdasarkan variabel-variabel yang paling berpengaruh terhadap target, yaitu churn pelanggan.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Decision Tree menghasilkan tingkat akurasi sebesar 66,43%. Meskipun nilai akurasi tersebut tergolong moderat, model ini mampu mengidentifikasi pelanggan churn secara lebih representatif. Hal ini tercermin dari nilai Precision sebesar 0,1953, Recall sebesar 0,2225, dan F1-Score sebesar 0,2080. Temuan ini mengindikasikan bahwa Decision Tree tidak hanya berfokus pada prediksi pelanggan non-

churn, tetapi juga mampu menangkap pola perilaku pelanggan yang berpotensi mengalami churn, sehingga model ini dinilai relevan untuk digunakan dalam analisis churn pelanggan.

Confusion Matrix Prediksi Churn



Gambar 3. Confusion Matrix Prediksi Churn.

Berdasarkan confusion matrix yang ditunjukkan pada Gambar 3, diperoleh hasil sebagai berikut:

- $True\ Negative\ (TN) = 21.254$

Model berhasil mengklasifikasikan pelanggan non-churn dengan benar sebagai non-churn.

- $False\ Positive\ (FP) = 6.226$

Model memprediksi pelanggan sebagai churn, padahal sebenarnya pelanggan tersebut tidak churn.

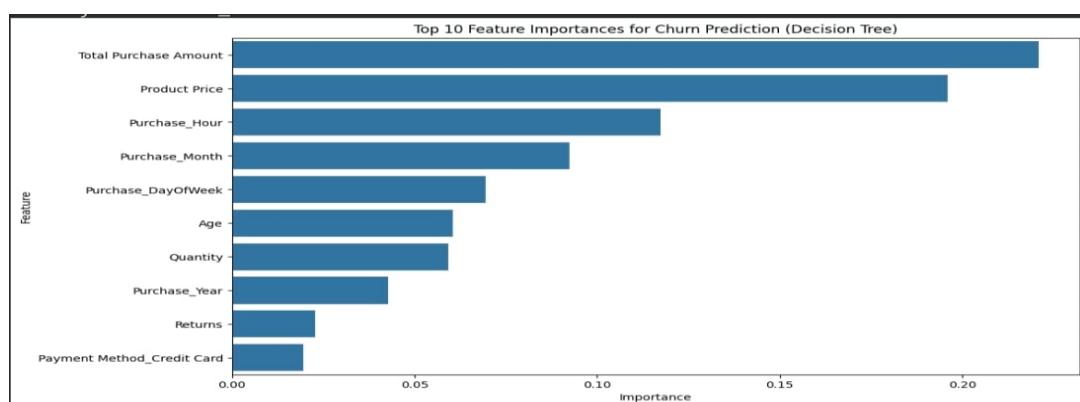
- $False\ Negative\ (FN) = 5.280$

Model gagal mengidentifikasi pelanggan churn dan mengklasifikasikannya sebagai non-churn.

- $True\ Positive\ (TP) = 1.511$

Model berhasil mengidentifikasi pelanggan churn dengan benar.

Faktor Dominan Penyebab Churn Pelanggan



Gambar 4. Faktor yang mempengaruhi *churn*.

Berdasarkan hasil feature importance, faktor-faktor paling berpengaruh terhadap churn adalah:

a. Total Purchase Amount

Perubahan signifikan dalam nilai total pembelian menjadi indikator kuat churn. Pelanggan dengan nilai transaksi rendah menunjukkan tingkat keterlibatan yang rendah, sementara pelanggan bernilai tinggi berisiko churn ketika aktivitas menurun.

b. Product Price dan Quantity

Sensitivitas terhadap harga dan jumlah pembelian berhubungan erat dengan ekspektasi pelanggan dan persepsi nilai.

c. Pola Waktu Transaksi (Purchase Hour, Month, DayOfWeek)

Waktu pembelian mencerminkan kebiasaan dan gaya hidup pelanggan. Ketidaksesuaian pengalaman transaksi pada waktu tertentu dapat meningkatkan risiko churn.

d. Returns (Pengembalian Produk)

Tingginya tingkat pengembalian mengindikasikan ketidakpuasan pelanggan, yang secara langsung meningkatkan probabilitas churn.

Implikasi Bisnis

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa churn pelanggan pada bisnis e-commerce tidak hanya dipengaruhi oleh nilai transaksi, tetapi juga oleh kenyamanan metode pembayaran digital dan pengalaman transaksi secara keseluruhan.

Implikasi strategis bagi perusahaan antara lain:

- a. Optimalisasi stabilitas dan keberagaman metode pembayaran digital
- b. Personalisasi strategi retensi berdasarkan nilai transaksi dan pola waktu pembelian
- c. Peningkatan kualitas layanan pasca-pembelian untuk menekan tingkat pengembalian produk

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa kegagalan dan keterbatasan metode pembayaran digital memiliki pengaruh terhadap tingkat churn pelanggan pada bisnis berbasis transaksi online. Hambatan dalam proses pembayaran, terutama ketika metode pembayaran yang tersedia tidak sesuai dengan preferensi pelanggan, dapat menurunkan kenyamanan transaksi dan mendorong terjadinya pembatalan pembelian.

Hasil pemodelan klasifikasi menunjukkan bahwa Decision Tree merupakan algoritma yang paling efektif dalam mengidentifikasi pelanggan churn dibandingkan Logistic Regression dan Random Forest, karena mampu mengenali kelas churn meskipun data bersifat tidak

seimbang. Temuan ini mengindikasikan bahwa pendekatan interpretatif seperti Decision Tree lebih sesuai untuk menganalisis pola churn pada data pelanggan e-commerce.

Selain metode pembayaran digital, faktor lain yang terbukti dominan dalam memengaruhi churn pelanggan adalah nilai total pembelian, harga produk, jumlah pembelian, pola waktu transaksi, serta tingkat pengembalian produk. Hal ini menunjukkan bahwa churn pelanggan merupakan fenomena multifaktorial yang tidak hanya dipengaruhi oleh aspek pembayaran, tetapi juga oleh keseluruhan pengalaman transaksi pelanggan.

Secara praktis, hasil penelitian ini memberikan implikasi bagi pelaku bisnis untuk meningkatkan stabilitas dan keberagaman metode pembayaran digital, serta menyusun strategi retensi pelanggan berbasis perilaku transaksi dan pola waktu pembelian. Dengan demikian, optimalisasi sistem pembayaran digital dapat menjadi salah satu upaya strategis dalam menekan tingkat churn pelanggan di tengah persaingan bisnis digital yang semakin ketat.

DAFTAR REFERENSI

- Budiyono, A. (2025). Customer churn prediction uses machine learning to improve retention on digital platforms. *Journal of Digital Business and Data Science*, 2(2), 55–75. <https://doi.org/10.59261/jdbs.v2i2.23>
- Gong, S., & Zeng, L. (2014). The solution of safety of electronic cash in e-commerce under cloud computing environment. *Advanced Materials Research*, 989–994, 4314–4317. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.989-994.4314>
- Hassan, M., Shukur, Z., Hasan, M., & Al-Khaleefa, A. (2020). A review on electronic payments security. *Symmetry*, 12(8), 1344. <https://doi.org/10.3390/sym12081344>
- Humphrey, D., Willesson, M., Bergendahl, G., & Lindblom, T. (2006). Benefits from a changing payment technology in European banking. *Journal of Banking & Finance*, 30(6), 1631–1652. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.09.009>
- Jusman, J., & Fauziah, I. (2024). Receptiveness of QRIS as a digital payment among MSME in Palopo City. *Interdisciplinary Journal and Humanity (Injury)*, 3(10), 718–728. <https://doi.org/10.58631/injury.v3i10.1234>
- Keramati, A., Ghaneei, H., & Mirmohammadi, S. (2016). Developing a prediction model for customer churn from electronic banking services using data mining. *Financial Innovation*, 2(1). <https://doi.org/10.1186/s40854-016-0029-6>
- Patil, S. (2025). Predicting customer churn in the telecom industry with machine learning techniques for improved retention strategies. 142–152. <https://doi.org/10.2174/9798898812102125030013>
- Ramesh, K., Amudha, R., Prasob, K., & Kanna, K. (2023). Fintech innovations in e-payments: Privacy and security in cybercrime threats. *Multidisciplinary Science Journal*, 5, 2023ss0320. <https://doi.org/10.31893/multiscience.2023ss0320>
- Ramli, A., Mazlan, N., Harun, Z., & Yusof, Y. (2024). Factors influencing customers on the use of e-payment in Klang Valley. *Information Management and Business Review*, 16(2(I)S), 18–23. [https://doi.org/10.22610/imbr.v16i2\(i\)s.3765](https://doi.org/10.22610/imbr.v16i2(i)s.3765)

- Sahi, A. M., Khalid, H., & Abbas, A. F. (2021). Digital payment adoption: A review (2015–2020). *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 24(6).
- Saleh, S., & Saha, S. (2023). Customer retention and churn prediction in the telecommunication industry: A case study on a Danish university. *SN Applied Sciences*, 5(7). <https://doi.org/10.1007/s42452-023-05389-6>
- Simatupang, S., Grace, E., Nainggolan, C. D., & Ervina, N. (2024). Pembayaran e-payment serta pengaruhnya terhadap keputusan pembelian di e-commerce. *Journal of Innovation Research and Knowledge (JIRK)*, 4(1).
- Wang, Y., & Sarkis, J. (2021). Emerging digitalisation technologies in freight transport and logistics: Current trends and future directions. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 148, 102291. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2021.102291>
- Wijaya, A. S., Nugroho, R. Y., & Abadi, M. (2023). Penggunaan metode e-payment terhadap kegiatan jual beli pada mahasiswa di Jakarta. *JURNALKU*, 3(2), 151–162.
- Wu, G., Yang, J., & Hu, Q. (2022). Research on factors affecting people's intention to use digital currency: Empirical evidence from China. *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.928735>
- Yakean, S. (2020). e-payment system drive Thailand to be a cashless society. *Review of Economics and Finance*, 18, 87–91. <https://doi.org/10.55365/1923.x2020.18.10>