

OPTIMALISASI POHON KEPUTUSAN ID3 MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION DALAM PREDIKSI ADOPSI LAYANAN DIGITAL PAYMENT

Sumarna¹, Ganda Wijaya², Rachmat Suryadithia³, Witriana Endah Pangesti⁴, Yudhistira⁵

¹Program Studi Informatika, Universitas Nusa Mandiri, ²Program Studi Sistem Informasi, Universitas Nusa Mandiri, ³Program Studi Sistem Informasi Kampus Kota Bogor, Universitas Bina Sarana Informatika, ³Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, ⁵Program Studi Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika.

^{1,2}Jln. Jatiwaringin Raya No. 2, Jakarta Timur 13620,

^{3,4,5}Jln. Kramat Raya No.98, Senen, Jakarta Pusat 10450

¹sumarna.smn@nusamandiri.ac.id, ²ganda.gws@nusamandiri.ac.id, ³rachmat.rcs@bsi.ac.id,

⁴witriana.weg@bsi.ac.id, ⁵yudhistira.yht@bsi.ac.id

Abstract

Digital transformation is driving increased use of digital payment services such as OVO and GoPay. However, the level of use of these services is uneven, so a predictive model is needed to understand the factors that influence users' decisions to adopt these services. This study developed a classification model based on the ID3 algorithm optimized using Particle Swarm Optimization (PSO). Data was collected through questionnaires from 750 respondents, then processed through preprocessing, ID3 training, and optimization with PSO. The results show that the ID3+PSO model achieved an accuracy of 94.53%, higher than ID3 without optimization (92.93%). Precision and recall increased to 95.41% and 95.15%, respectively, while the AUC remained high at 98.20%. PSO proved effective in simplifying the model and improving classification performance. These findings have implications for improving the accuracy of recommendation systems and strategic decision-making by digital payment service providers, particularly in understanding the characteristics and potential for service adoption by users more precisely.

Keywords : Digital Payment, ID3 Algorithm, Particle Swarm Optimization, Prediction.

Abstrak

Transformasi digital mendorong peningkatan penggunaan layanan pembayaran digital seperti OVO dan GoPay. Namun, tingkat penggunaan layanan ini belum merata, sehingga diperlukan model prediksi untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi keputusan pengguna dalam mengadopsi layanan tersebut. Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi berbasis algoritma ID3 yang dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO). Data dikumpulkan melalui kuesioner dari 750 responden, kemudian diproses melalui tahap preprocessing, pelatihan ID3, dan optimasi dengan PSO. Hasil menunjukkan bahwa model ID3+PSO mencapai akurasi 94,53%, lebih tinggi dibandingkan ID3 tanpa optimasi (92,93%). Precision dan recall masing-masing meningkat menjadi 95,41% dan 95,15%, sementara AUC tetap tinggi di angka 98,20%. PSO terbukti efektif menyederhanakan model dan meningkatkan performa klasifikasi. Temuan ini berimplikasi pada peningkatan akurasi sistem rekomendasi dan pengambilan keputusan strategis oleh penyedia layanan digital payment, terutama dalam memahami karakteristik serta potensi adopsi layanan oleh pengguna secara lebih tepat.

Kata kunci : Pembayaran Digital, Algoritma ID3, Particle Swarm Optimization, Prediksi.

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital telah mengubah cara masyarakat dalam melakukan transaksi keuangan [1]. Salah satu wujud nyata dari perubahan tersebut adalah meningkatnya penggunaan layanan digital payment seperti OVO dan GoPay yang memudahkan proses pembayaran tanpa uang tunai, cepat, dan efisien [2]. Meskipun tren penggunaan layanan pembayaran digital terus meningkat, tingkat adopsi penggunaan oleh masyarakat tidak merata [3]. Beberapa pengguna masih ragu untuk beralih ke sistem digital, disebabkan oleh faktor keamanan, kebiasaan lama, keterbatasan literasi digital, atau kepercayaan terhadap teknologi [4]. Oleh karena itu, pemahaman terhadap faktor-faktor yang memengaruhi adopsi *digital payment* menjadi penting agar perusahaan maupun pembuat kebijakan dapat mendorong inklusi keuangan digital secara lebih efektif [5].

Penelitian sebelumnya banyak mengandalkan pendekatan analisis sentimen berbasis teks [6], seperti komentar pengguna di platform digital, baik di aplikasi E-Wallet maupun aplikasi DANA. Misalnya, penggunaan algoritma Naïve Bayes [7], KNN [8], dan SVM untuk menganalisis opini terhadap dompet digital selama pandemi [9]. Meskipun memberikan gambaran opini publik, pendekatan ini belum sepenuhnya mencerminkan keputusan aktual pengguna dalam mengadopsi layanan.

Sebagai alternatif, mulai berkembang pendekatan data mining berbasis atribut pengguna bukan komentar teks [10]. Salah satu contohnya adalah penelitian yang menggabungkan algoritma Decision Tree dan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk mengklasifikasikan data *digital payment* [11], serta penelitian yang mengimplementasikan KNN yang dioptimasi PSO dalam pemetaan minat pengguna terhadap aplikasi OVO atau GoPay [12]. Kedua studi tersebut menunjukkan bahwa PSO mampu meningkatkan akurasi metode klasifikasi konvensional terhadap data *digital payment*. Namun demikian, belum ditemukan penelitian yang secara khusus menggabungkan algoritma ID3 dengan PSO dalam konteks prediksi adopsi layanan digital payment seperti OVO dan GoPay. Hal ini menunjukkan adanya celah yang layak untuk dijelajahi dalam penelitian ini [13].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi berbasis ID3 yang dioptimasi dengan PSO guna memprediksi adopsi digital payment berdasarkan atribut pengguna [14]. Penelitian ini juga mengeksplorasi fitur-fitur paling berpengaruh dalam pengambilan

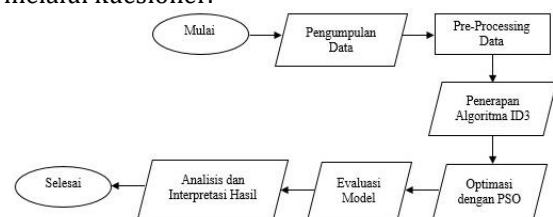
keputusan pengguna [15]. Diharapkan hasilnya dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan model klasifikasi yang lebih akurat, membantu penyedia layanan memahami perilaku pengguna, dan menjadi acuan untuk pengembangan metode klasifikasi lain di bidang teknologi finansial.

Kebaruan dari penelitian ini terletak pada penerapan algoritma ID3 yang dioptimasi menggunakan PSO untuk memprediksi adopsi layanan digital payment, khususnya dalam konteks platform OVO dan GoPay. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang dominan menggunakan pendekatan analisis sentimen berbasis teks, atau kombinasi PSO dengan algoritma lain seperti Decision Tree umum (CART) maupun KNN, penelitian ini mengintegrasikan metode ID3 sebagai model pohon keputusan yang sederhana namun interpretatif, dengan optimasi atribut melalui PSO untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model [16]. Selain itu, pendekatan berbasis atribut pengguna non-teks memberikan alternatif yang lebih terstruktur dan praktis untuk implementasi sistem klasifikasi berbasis data aktual

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Skema Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode data mining yang menerapkan algoritma pohon keputusan ID3 yang dioptimasi menggunakan PSO. Tujuan dari penelitian ini adalah membangun model klasifikasi yang mampu memprediksi adopsi layanan digital payment (OVO dan GoPay) berdasarkan atribut pengguna yang dikumpulkan melalui kuesioner.



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur keseluruhan penelitian mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model, termasuk proses penerapan algoritma ID3 dan optimasinya dengan PSO.

2.2. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini menggunakan angket (kuesioner) yang disebarakan secara daring kepada pengguna layanan digital payment di Indonesia, khususnya pengguna OVO dan GoPay. Data yang dikumpulkan merupakan data primer berupa tanggapan responden terhadap pertanyaan yang disusun berdasarkan indikator perilaku penggunaan teknologi, seperti pelayanan kenyamanan, keamanan, kemudahan, dan banyak diskon pada layanan digital payment tersebut. Pengumpulan data dengan melakukan survei melalui kuesioner kepada pengguna OVO dan GoPay dengan total 750 responden.

2.3. Data Preprocessing

Tahap preprocessing data merupakan langkah penting sebelum data dianalisis menggunakan algoritma klasifikasi. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan bersih, relevan, dan dalam format yang sesuai untuk pemrosesan lebih lanjut. Tahapan preprocessing dalam penelitian ini meliputi beberapa langkah utama, yaitu: 1) Pembersihan data, dengan menghapus data duplikat dan data yang tidak valid. 2) Transformasi data dengan mengubah data kategorikal menjadi numerik jika diperlukan [17].

Melalui tahapan preprocessing yang sistematis ini, diharapkan kualitas data yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model menjadi optimal, sehingga hasil prediksi yang diperoleh pun lebih akurat dan dapat diandalkan.

2.4. Penerapan Algoritma ID3

Algoritma ID3 adalah algoritma pembentukan pohon keputusan yang bekerja berdasarkan prinsip pemilihan atribut dengan nilai information gain tertinggi untuk setiap cabang keputusan. ID3 membagi data secara rekursif sampai semua data terklasifikasi dengan tepat atau tidak ada atribut yang tersisa. Dalam penelitian ini, algoritma ID3 digunakan untuk memodelkan proses klasifikasi adopsi digital payment oleh pengguna berdasarkan data hasil survei.

Langkah-langkah utama penerapan ID3 meliputi: 1) Menghitung entropy dari dataset secara keseluruhan. 2) Menghitung information gain untuk setiap atribut. 3) Memilih atribut

dengan gain tertinggi sebagai node (akar atau cabang) dalam pohon keputusan. 4) Mengulangi proses untuk setiap subset data hingga semua data terklasifikasi.

2.5. Optimasi dengan PSO

Pada tahap ini, penelitian memfokuskan pada penerapan algoritma klasifikasi *Iterative Dichotomiser 3* (ID3) yang dioptimasi menggunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). Proses ini mencakup bagaimana algoritma ID3 digunakan untuk membangun pohon keputusan berdasarkan data pengguna digital payment, serta bagaimana PSO digunakan untuk memilih proses seleksi fitur (feature selection) guna meningkatkan kinerja klasifikasi ID3 serta untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model ID3, serta memaksimalkan performa klasifikasi ID3.

Tahapan penerapan PSO dalam penelitian ini meliputi: 1) Inisialisasi populasi, 2) Evaluasi fitness, 3) Update posisi dan kecepatan, 4) Iterasi.

Dalam penelitian ini, parameter PSO ditentukan sebagai berikut: ukuran populasi (population size) sebanyak 5 partikel, jumlah iterasi maksimum 30, nilai inersia (inertia weight) sebesar 1.0, bobot pengaruh lokal terbaik (local best weight) sebesar 1.0, dan bobot pengaruh global terbaik (global best weight) juga sebesar 1.0. Selain itu, nilai minimum dan maksimum bobot inersia masing-masing ditetapkan sebesar 0.0 dan 1.0. Parameter-parameter ini digunakan untuk mengontrol pergerakan partikel dalam ruang pencarian saat melakukan seleksi fitur terhadap atribut pengguna, dengan tujuan memaksimalkan akurasi klasifikasi oleh model ID3. Fungsi fitness yang digunakan dalam proses ini adalah akurasi hasil klasifikasi dari subset fitur yang dipilih oleh masing-masing partikel.

2.6. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur sejauh mana performa algoritma ID3 yang telah dioptimasi menggunakan PSO dalam mengklasifikasikan data adopsi layanan pembayaran digital. Evaluasi ini mencakup pengukuran terhadap beberapa metrik performa, seperti akurasi, presisi, recall, visualisasi kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) dan AUC (Area Under the Curve) yang diperoleh melalui proses validasi silang (*cross-validation*) atau pembagian data menjadi data latih dan data uji.

Langkah evaluasi dimulai dengan pengambilan hasil dari penerapan model ID3 pada subset fitur awal (tanpa optimasi), kemudian

dibandingkan dengan hasil model ID3 setelah dilakukan seleksi fitur menggunakan algoritma PSO. Tujuan evaluasi ini adalah untuk mengidentifikasi apakah terdapat peningkatan kinerja klasifikasi setelah dilakukan eliminasi fitur yang tidak relevan atau redundan. Selain itu, evaluasi juga bertujuan untuk menilai kemampuan model dalam membedakan kelas positif dan negatif secara menyeluruh sehingga dapat dipastikan performa model yang dihasilkan dapat diandalkan.

2.7. Analisis dan Interpretasi Hasil

Pada tahap ini dilakukan analisis perbandingan performa model sebelum dan sesudah dilakukan optimasi menggunakan PSO. Evaluasi performa dilakukan dengan menggunakan metrik umum seperti akurasi, presisi, recall, dan nilai AUC.

Analisis bertujuan untuk memahami pengaruh seleksi fitur terhadap peningkatan atau penurunan performa model klasifikasi. Dengan membandingkan hasil evaluasi pada kedua kondisi tersebut, dapat diketahui fitur mana yang memberikan kontribusi signifikan dalam membentuk model klasifikasi yang akurat.

Selain itu, tahap analisis juga bertujuan untuk memberikan interpretasi mengenai hubungan fitur-fitur terpilih dengan perilaku pengguna dalam mengadopsi layanan digital payment, sehingga dapat memberikan wawasan yang berguna bagi pengembang layanan dalam mengoptimalkan strategi pemasaran atau pengembangan produk.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan penerapan metode pohon keputusan ID3 yang telah dioptimalkan dengan algoritma PSO dalam memprediksi kemungkinan adopsi layanan pembayaran digital. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix serta nilai AUC dari kurva ROC.

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari hasil penyebaran kuesioner terhadap 750 responden. Setiap entri pada dataset mewakili satu responden, yang mencakup 12 atribut reguler dan 1 atribut target (label). Atribut-atribut tersebut menggambarkan karakteristik pengguna dan faktor-faktor yang memengaruhi keputusan mereka dalam

mengadopsi layanan digital payment seperti OVO atau GoPay. Berikut merupakan tampilan atribut dan tipe data yang digunakan dalam penelitian dengan Gambar 2.

Name	Type
fintech	binominal
jenis_kelamin	binominal
pekerjaan	polynomial
kemudahan_aplikasi	binominal
keamanan_data	binominal
Kepercayaan_kenyamanan	binominal
peningkatan_saldo_maksimal	binominal
Diskon	polynomial
Cashback	polynomial
Kemudahan_Topup	binominal
Jangkauan_merchant	polynomial
pengembalian_dana	binominal
Layanan_pelanggan	polynomial

Gambar 2. Dataset Digital Payment

Gambar 2 di atas menunjukkan bahwa dataset terdiri dari 13 atribut dengan tipe data binominal dan polynomial. Atribut target dalam klasifikasi ini adalah *fintech*, yang menunjukkan apakah responden mengadopsi layanan digital *payment* atau tidak. Tipe data binominal mencerminkan nilai yang hanya memiliki dua kemungkinan, seperti "ya" atau "tidak", sedangkan polynomial mengacu pada atribut dengan banyak kategori seperti jenis pekerjaan atau jenis promo.

Penggunaan atribut-atribut ini sangat penting dalam membangun pohon keputusan ID3 karena mereka berperan dalam menghitung nilai entropy dan information gain pada setiap node. Tahap selanjutnya adalah melakukan pemrosesan data dan pelatihan model ID3, sebelum dilakukan optimasi menggunakan PSO untuk mendapatkan struktur pohon yang paling optimal dalam melakukan prediksi.

3.2. Data Preprocessing

Gambar berikut menunjukkan tampilan dataset setelah dilakukan *preprocessing* pada aplikasi RapidMiner:

Row No.	fintech	jenis_kela...	pekerjaan	kemudahan...	keamanan...	Kepercayaan...	peningkat...	Diskon	Cashback	Kemudaha...	Jangkauan...	pengembali...	Layanan_p...
1	OVO	L	Wiraswasta	Ya	Aman	Ya	Tidak	Tinggi	Rendah	Ya	Sedang	Tidak	Sedang
2	GOPAY	L	PNS	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Sedang	Ya	Banyak	Ya	Cepat
3	GOPAY	P	Wiraswasta	Ya	Aman	Ya	Ada	Sedang	Rendah	Ya	Banyak	Tidak	Lambat
4	OVO	P	PNS	Ya	Aman	Ya	Ada	Sedang	Rendah	Ya	Banyak	Ya	Cepat
5	GOPAY	P	PNS	Ya	Aman	Ya	Tidak	Rendah	Sedang	Ya	Sedikit	Ya	Sedang
6	GOPAY	L	Buruh	Ya	Aman	Ya	Ada	Sedang	Tinggi	Ya	Sedikit	Tidak	Sedang
7	GOPAY	L	Mahasiswa	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Sedang	Ya	Sedang	Tidak	Sedang
8	OVO	P	PNS	Ya	Aman	Ya	Tidak	Sedang	Tinggi	Ya	Sedikit	Tidak	Cepat
9	GOPAY	P	Buruh	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Sedang	Ya	Sedikit	Ya	Cepat
10	OVO	P	PNS	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Sedang	Ya	Sedang	Tidak	Cepat
11	GOPAY	L	PNS	Ya	Aman	Ya	Ada	Sedang	Rendah	Ya	Banyak	Ya	Lambat
12	OVO	L	Mahasiswa	Ya	Aman	Ya	Tidak	Sedang	Tinggi	Ya	Banyak	Tidak	Cepat
13	GOPAY	P	Karyawan S	Ya	Aman	Ya	Tidak	Tinggi	Sedang	Ya	Banyak	Ya	Sedang
14	GOPAY	P	PNS	Ya	Aman	Ya	Tidak	Sedang	Sedang	Ya	Sedang	Ya	Lambat
15	OVO	L	Wiraswasta	Ya	Aman	Ya	Tidak	Tinggi	Rendah	Ya	Sedang	Tidak	Sedang
16	GOPAY	L	Wiraswasta	Ya	Aman	Ya	Tidak	Tinggi	Rendah	Ya	Sedang	Tidak	Sedang
17	OVO	L	Wiraswasta	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Tinggi	Ya	Sedang	Ya	Sedang
18	GOPAY	P	Mahasiswa	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Tinggi	Ya	Sedang	Tidak	Lambat
19	GOPAY	P	Buruh	Tidak	Aman	Tidak	Tidak	Rendah	Rendah	Tidak	Sedikit	Tidak	Sedang
20	GOPAY	P	PNS	Ya	Aman	Ya	Ada	Sedang	Rendah	Ya	Sedang	Ya	Cepat
21	OVO	L	Mahasiswa	Ya	Aman	Ya	Ada	Rendah	Rendah	Ya	Sedang	Tidak	Sedang

Gambar 3. Sample data hasil *preprocessing*

Tahapan *preprocessing* yang dilakukan antara lain:

1. Pembersihan Data
Proses ini meliputi penghapusan data duplikat, penanganan *missing value* dengan cara mengganti nilai kosong menggunakan metode *Replace Missing Values*.
2. Transformasi Nilai Kategorikal
Seluruh atribut dalam dataset berbentuk kategorikal seperti "Jenis Kelamin", "Pekerjaan", "Kepercayaan", "Kemudahan", dan lain-lain. Nilai-nilai kategorikal seperti "Ya", "Tidak", "Aman", "Tinggi", "Rendah", dan sebagainya dikodekan secara konsisten agar dapat diproses oleh algoritma ID3 dan PSO.
3. Pemilihan Atribut
Atribut yang bersifat tidak relevan atau redundan terhadap keputusan prediksi dihilangkan untuk meningkatkan efisiensi pemodelan. Proses ini dibantu oleh metode *Attribute Weights* menggunakan PSO yang nantinya digunakan setelah proses menggunakan ID3.
4. Penyesuaian Format Data
Semua nilai atribut dikonversi dalam bentuk nominal agar kompatibel dengan algoritma ID3 dalam RapidMiner.
5. Penandaan Atribut Target
Atribut fintech yang berisi nilai "OVO" atau "GOPAY" ditandai sebagai label class yang

akan diprediksi oleh model pohon keputusan.

Setelah proses *preprocessing* selesai, data siap digunakan dalam tahap pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma ID3 yang dioptimalkan dengan PSO.

3.3. Penerapan Algoritma ID3

Untuk mengevaluasi performa model ID3 dalam mengklasifikasikan jenis layanan pembayaran digital, digunakan confusion matrix sebagai alat analisis. Confusion matrix memberikan gambaran detail mengenai prediksi model terhadap dua kelas: OVO dan GoPay, serta membandingkannya dengan label sebenarnya. *Confusion matrix* membantu dalam mengidentifikasi jumlah prediksi yang benar dan salah untuk masing-masing kategori. Hasil dari confusion matrix ditunjukkan pada Gambar 4.

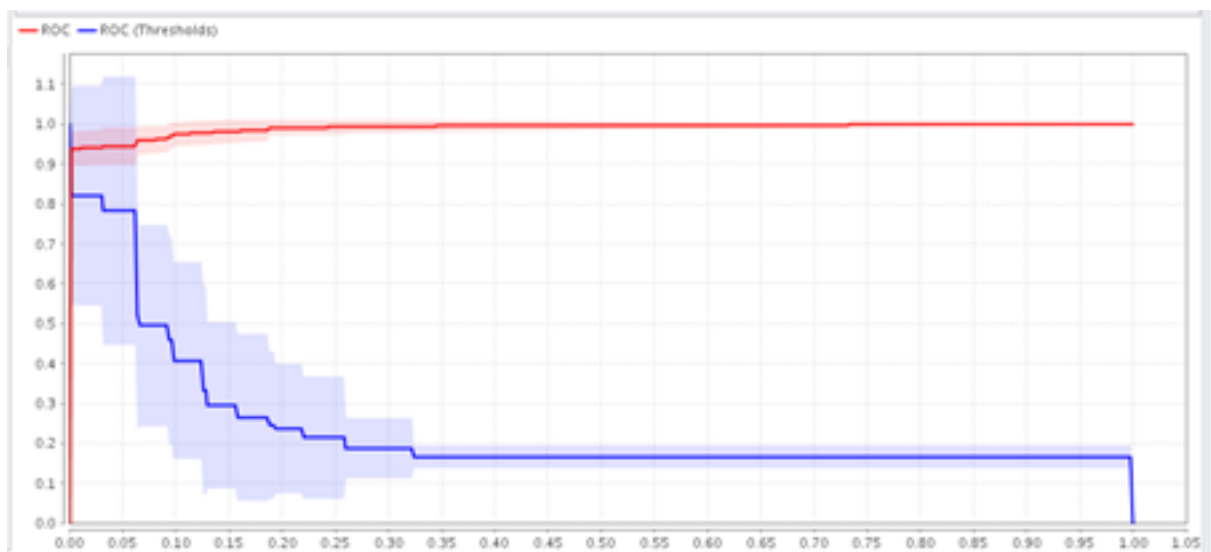
Confusion Matrix

Predicted	OVO	296	31
	GoPay	22	401
		OVO	GoPay
		Actual	

Gambar 4. Confusion Matrix ID3

Berdasarkan hasil pengujian model ID3 menggunakan *RapidMiner* yang ditunjukkan pada Gambar 4 *confusion matrix*, terlihat bahwa model memprediksi 296 data benar untuk kelas OVO dan 401 data benar untuk kelas GoPay. Model memprediksi 22 kasus GoPay, tapi ternyata data sebenarnya adalah OVO. Model memprediksi 31 kasus OVO, tapi ternyata data sebenarnya adalah GoPay. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model ID3 dapat mengklasifikasikan kedua kelas dengan cukup akurat dan seimbang.

Selain menggunakan *confusion matrix*, evaluasi performa model juga dilakukan melalui kurva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) untuk mengukur keseimbangan antara *true positive rate* dan *false positive rate*. Kurva ROC memberikan pemahaman visual terhadap kemampuan diskriminasi model dalam membedakan antara dua kelas target [18]. Hasil visualisasi kurva ROC dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Kurva ROC Model ID3

Gambar 5 berikut menggambarkan bentuk kurva ROC dari model ID3 yang menunjukkan garis lengkung mendekati sudut kiri atas, yang menandakan prediksi yang sangat akurat. Pada model ID3, kurva ROC menghasilkan nilai AUC sebesar $0,990 \pm 0,011$, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi klasifikasi yang sangat tinggi. Nilai AUC yang mendekati 1 menandakan bahwa model mampu membedakan kelas dengan sangat baik. Dalam pengujian ini, kelas positif yang digunakan adalah GoPay, dengan skor AUC micro average sebesar 0,990, yang memperkuat indikasi bahwa model ID3 bekerja optimal dalam mengenali kelas tersebut.

3.4. Optimasi dengan PSO

Setelah model ID3 selesai dibangun, dilakukan proses optimasi menggunakan metode Particle Swarm Optimization (PSO) untuk meningkatkan akurasi model dan mengurangi kompleksitas pohon keputusan. PSO digunakan untuk menentukan bobot optimal dari setiap atribut, sehingga fitur yang kurang relevan dapat

diminimalkan pengaruhnya dalam proses klasifikasi [19]. Proses optimasi ini dijalankan menggunakan *RapidMiner*, dan hasil bobot atribut yang diperoleh dari PSO ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.

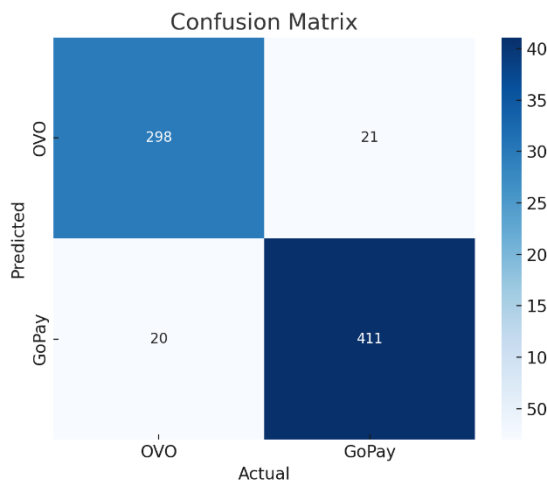
TABEL I. HASIL BOBOT ATRIBUT ID3+PSO

Atribut	Bobot	Atribut	Bobot
Jenis_kela min	1	Diskon	0.565
pekerjaan	0.681	Cashback	1
Kemudah an_aplikas i	0	Kemudahan_t opup	1
Keamanan _data	0.073	Jangkauan_m erchant	0.862
Kepercaya an_keama nan	0	Pengembalia n_dana	0.591
Peningkat an_saldo	0.463	Layanan_pela nggan	0.916

Hasil dari proses optimasi PSO pada tabel 1 menunjukkan bahwa beberapa atribut memiliki kontribusi yang tinggi terhadap klasifikasi, seperti

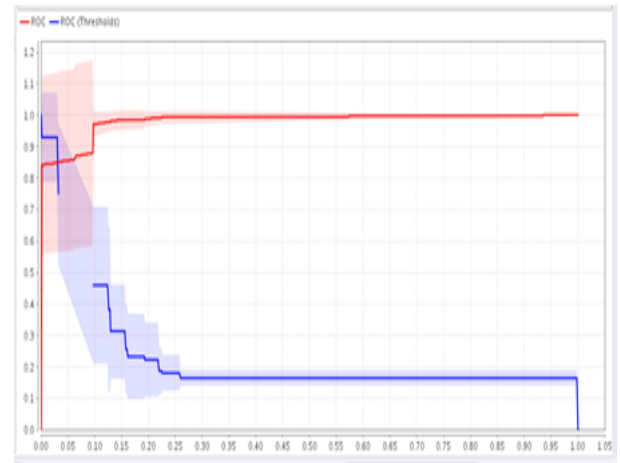
jenis_kelamin, *Cashback*, dan layanan_pelanggan dengan bobot mendekati atau sama dengan 1. Sebaliknya, atribut seperti kemudahan_aplikasi dan keamanan_data memiliki bobot yang sangat rendah atau nol, menandakan bahwa atribut tersebut kurang berpengaruh terhadap hasil klasifikasi dan dapat dipertimbangkan untuk dieliminasi. Dengan demikian, proses optimasi ini membantu menyederhanakan model dan meningkatkan efisiensi dalam pengambilan keputusan.

Setelah diperoleh bobot optimal dari PSO, model ID3 dibangun kembali dengan mempertimbangkan bobot tersebut. Evaluasi model kemudian dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat kinerja klasifikasi terhadap dua kelas yaitu OVO dan GoPay. Hasil *confusion matrix* hasil klasifikasi setelah optimasi ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. *Confusion Matrix ID3+PSO*

Berdasarkan Gambar 6, model ID3 berhasil mengklasifikasikan 298 data OVO dan 411 data GoPay secara benar. Namun, masih terdapat kesalahan prediksi sebanyak 20 data GoPay yang diklasifikasikan sebagai OVO, serta 21 data OVO yang diklasifikasikan sebagai GoPay. Setelah menghasilkan *confusion matrix*, hasil visualisasi kurva ROC dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. *Kurva ROC Model ID3+PSO*

Gambar 7 Model ID3+PSO menghasilkan nilai AUC sebesar $0,982 \pm 0,032$, yang mencerminkan tingkat akurasi klasifikasi yang sangat tinggi. Nilai AUC yang mendekati angka 1 menunjukkan bahwa model mampu membedakan antara kelas OVO dan GoPay secara efektif.

Dalam pengujian ini, kelas positif yang digunakan adalah GoPay, dengan skor AUC *micro average* sebesar 0,982. Hal ini memperkuat bukti bahwa kombinasi algoritma ID3 dan optimasi PSO bekerja secara optimal dalam mengenali dan mengklasifikasikan transaksi atau pengguna dompet digital GoPay.

3.5. Evaluasi Model

Berdasarkan perbandingan kinerja antara algoritma ID3 dan ID3+PSO, diperoleh hasil sebagai berikut pada Tabel II.

TABEL II. PERBANDINGAN ID3 DAN ID3+PSO

Metode	ID3	ID3+PSO
Accuracy	92,93%	94,53%
Precision	95,11%	95,41%
Recall	92,81%	95,15%
AUC	99,00%	98,20%

Berdasarkan Tabel II, *Accuracy* meningkat dari 92,93% menjadi 94,53% yang menunjukkan bahwa model hasil optimasi dengan PSO mampu meningkatkan prediksi keseluruhan yang benar terhadap kedua kelas yaitu OVO dan GoPay. *Precision* meningkat dari 95,11% menjadi 95,41%, yang berarti model ID3+PSO menghasilkan prediksi yang lebih tepat terhadap kelas positif. *Recall* juga meningkat dari 92,81% menjadi 95,15%, menunjukkan bahwa model hasil

optimasi lebih mampu mengenali seluruh data aktual dari kelas positif (GoPay) secara benar. Dalam hal ini, GoPay ditetapkan sebagai kelas positif hanya untuk keperluan evaluasi metrik.

AUC mengalami penurunan kecil dari 99,00% menjadi 98,20%, namun nilai tersebut tetap berada dalam kategori sangat baik. Nilai AUC yang tinggi menunjukkan bahwa model tetap memiliki kemampuan diskriminasi yang sangat baik terhadap kedua kelas.

3.6. Analisis dan Interpretasi Hasil

Dari hasil evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa optimasi algoritma ID3 menggunakan PSO telah berhasil meningkatkan akurasi, presisi, dan recall, yang menunjukkan bahwa model menjadi lebih baik secara keseluruhan dalam membedakan dan memprediksi kedua kelas digital payment, yaitu OVO dan GoPay. Secara keseluruhan, kombinasi ID3 dengan PSO menghasilkan model yang lebih stabil, efisien terutama dalam konteks prediksi adopsi layanan digital payment berbasis atribut pengguna non-teks.

Selain menunjukkan peningkatan performa, hasil ini juga sejalan dengan beberapa studi sebelumnya yang menunjukkan efektivitas PSO dalam meningkatkan akurasi klasifikasi. Sebagai contoh, PSO dapat meningkatkan akurasi prediksi pada sistem digital payment berbasis atribut pengguna dalam mengoptimasi algoritma DT [11], dan KNN dalam konteks klasifikasi minat pengguna terhadap aplikasi digital [12]. Hasil dalam penelitian ini memperkuat temuan-temuan tersebut, namun dengan pendekatan yang berbeda yaitu menggunakan algoritma ID3 yang lebih sederhana dan mudah diinterpretasikan.

4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma ID3 yang dioptimasi dengan Particle Swarm Optimization (PSO) mampu meningkatkan performa klasifikasi dalam memprediksi adopsi layanan digital payment OVO dan GoPay. Berdasarkan hasil evaluasi, model ID3+PSO memperoleh akurasi sebesar 94,53%, lebih tinggi dibandingkan ID3 tanpa optimasi yang hanya mencapai 92,93%. Selain itu, peningkatan juga terjadi pada metrik precision dan recall, masing-masing menjadi 95,41% dan 95,15%. Meskipun nilai AUC mengalami sedikit penurunan dari 99,00% menjadi 98,20%, namun keduanya tetap menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Meskipun terjadi sedikit penurunan

pada nilai AUC, performa klasifikasi tetap berada dalam kategori sangat baik. Keunggulan utama dari optimasi PSO terletak pada penyederhanaan model melalui seleksi fitur yang relevan.

Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi algoritma lain seperti *Neural Network*, *Naïve Bayes*, dan metode lainnya yang dioptimasi dengan PSO, *Genetic Algorithm* ataupun metode optimasi lainnya. Selain itu, pengembangan model ini dapat diarahkan ke penerapan nyata di industri teknologi finansial, seperti digunakan oleh penyedia layanan dompet digital untuk mengidentifikasi segmentasi pengguna yang berpotensi tinggi melakukan adopsi, atau digunakan untuk menyusun strategi pemasaran berbasis data pengguna. Model ini juga dapat diintegrasikan ke dalam dashboard analitik untuk membantu pengambil keputusan dalam memantau pola perilaku pengguna secara real-time

Daftar Pustaka:

- [1] A. D. W. Sumari, M. B. Musthafa, and D. R. H. Putra, "Comparison of the Performance of Prediction Methods on Digital Wallet Transactions during the Pandemic," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 4, pp. 642-647, 2020.
- [2] A. A. Fattahila, F. I. Amorokhman, K. M. Auditama, K. A. Wijaya, and A. Romadhony, "Indonesian Digital Wallet Sentiment Analysis Using CNN And LSTM Method," 2021, doi: 10.1109/ICAIBDA53487.2021.9689712.
- [3] R. Riskawati, F. Fatihanursari, I. Iin, and A. Rizki Rinaldi, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Aplikasi Gopay," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 1, pp. 346-353, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8699.
- [4] A. S. E. Gopay, "Analisis sentimen e-wallet gopay, shopeepay, dan ovo menggunakan algoritma naive bayes," vol. 12, no. 3, 2024.
- [5] I. G. I. Sudipa, I. M. D. P. Asana, K. J. Atmaja, P. P. Santika, and D. Setiawan, "Analisis Data Kepuasan Pengguna Layanan E-Wallet Gopay Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Algorithm," *Kesatria J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer dan Manajemen)*, vol. 4, no. 3, pp. 726-735, 2023, [Online]. Available: <https://tunasbangsa.ac.id/pkm/index.php/kesatria/article/view/219%0Ahttps://tunasbangsa.ac.id/pkm/index.php/kesatria/article/download/219/218>.
- [6] E. Yuniar, D. S. Utsalinah, and D.

- Wahyuningsih, "Implementasi Scrapping Data Untuk Sentiment Analysis Pengguna Dompot Digital dengan Menggunakan Algoritma Machine Learning," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 35–42, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.145.
- [7] E. S. Basryah, A. Erfina, and C. Warman, "Analisis Sentimen Aplikasi Dompot Digital Di Era 4 . 0 Pada Masa Pandemi Covid-19 Di Play Store," *SISMATIK (Seminar Nas. Sist. Inf. dan Manaj. Inform.*, pp. 189–196, 2021, [Online]. Available: <https://sismatik.nusaputra.ac.id/index.php/sismatik/article/view/28%0Ahttps://sismatik.nusaputra.ac.id/index.php/sismatik/article/download/28/25>.
- [8] F. M. Delta Maharani, A. Lia Hananto, S. Shofia Hilabi, F. Nur Apriani, A. Hananto, and B. Huda, "Perbandingan Metode Klasifikasi Sentimen Analisis Penggunaan E-Wallet Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor," *Metik J.*, vol. 6, no. 2, pp. 97–103, 2022, doi: 10.47002/metik.v6i2.372.
- [9] W. Eko Saputro, H. Yuana, and W. Dwi Puspitasari, "Analisis Sentimen Pengguna Dompot Digital Dana Pada Kolom Komentar Google Play Store Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 1151–1156, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6842.
- [10] R. Ridwansyah, G. Wijaya, and J. J. Purnama, "Hybrid Optimization Method Based on Genetic Algorithm for Graduates Students," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 16, no. 1, pp. 53–58, 2020, doi: 10.33480/pilar.v16i1.1180.
- [11] I. Ariyati, S. Rosyida, K. Ramanda, V. Riyanto, S. Faizah, and Ridwansyah, "Optimization of the Decision Tree Algorithm Used Particle Swarm Optimization in the Selection of Digital Payments," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, vol. 1641, no. 1, doi: 10.1088/1742-6596/1641/1/012090.
- [12] Ridwansyah, R. L. Andharsaputri, Yudhistira, Irmawati Carolina, and Suharjanti, "K-Nearest Neighbors Optimization using Particle Swarm Optimization in Selection Digital Payments," *J. Teknol. Inf. dan Terap.*, vol. 12, no. 1, pp. 1–8, 2025, doi: <https://doi.org/10.25047/jtit.v12i1.5911>.
- [13] J. I. Poerjoto, A. Gui, and K. Deniswara, "Identifying Factors Affecting the Continuance Usage Intention of Digital Payment Services among Millennials in Jakarta," 2021, doi: 10.1109/IT51528.2021.9390125.
- [14] M. Saputra, M. Hafiz, I. Permata, S. Situmorang, and G. J. Lumbantobing, "Analisis Data Sentimen Kepuasan Pengguna E- Wallet Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," vol. 9, pp. 1021–1029, 2024.
- [15] A. Hamid and Ridwansyah, "Optimizing Heart Failure Detection : A Comparison between Naive Bayes and Particle Swarm Optimization," *Paradigma*, vol. 26, no. 1, pp. 30–36, 2024, doi: <https://doi.org/10.31294/p.v26i1.3284>.
- [16] H. Nurdin, Sartini, Sumarna, Y. I. Maulana, and V. Riyanto, "Prediction of Student Graduation with the Neural Network Method Based on Particle Swarm Optimization," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 2353–2362, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.12973.
- [17] I. Nawawi, "OPTIMISASI PEMILIHAN FITUR UNTUK PREDIKSI GAGAL JANTUNG: FUSION RANDOM FOREST DAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION," *INTI NUSA MANDIRI*, vol. 18, no. 2, pp. 122–128, 2024, doi: DOI: <https://doi.org/10.33480/inti.v18i2.5031>.
- [18] V. Riyanto, H. Destiana, T. Prihatin, Sugiono, and G. Wijaya, "MENGOPTIMALKAN PREDIKSI GAGAL JANTUNG DENGAN KOMBINASI," *JIRE (Jurnal Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 8, no. 1, pp. 103–111, 2025, doi: <https://doi.org/10.36595/jire.v8i1.1541>.
- [19] S. Sartini, S. Sumarna, A. Hamid, A. H. Kahf, and Nicodias Palasar, "REVOLUSI DIAGNOSIS: OPTIMASI RANDOM TREE- PSO UNTUK PENYAKIT GINJAL KRONIS," *JIRE (Jurnal Inform. Rekayasa Elektron.*, vol. 8, no. 1, pp. 149–158, 2025, doi: <https://doi.org/10.36595/jire.v8i1.1542>.