



## **Analisis Kelayakan Kredit Menggunakan *Decision Tree C4.5* pada PT. XYZ**

*(Credit Feasibility Analysis Using the C4.5 Decision Tree Algorithm at PT. XYZ)*

**Juins Carlo Radjulan<sup>1\*</sup>, Marciano Leon Tuasela<sup>2</sup>, dan Abdul Aziz Rumakefing<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Pattimura  
Jl. Ir. M. Putuhena, Ambon, 97233, Indonesia

\*Corresponding author's e-mail: \* [radjulanjuins@gmail.com](mailto:radjulanjuins@gmail.com)

---

**Manuscript submitted:**  
11<sup>th</sup> November 2025

**Manuscript revision:**  
20<sup>th</sup> November 2025

**Accepted for publication:**  
22<sup>nd</sup> November 2025

---

### **Abstract**

*PT. XYZ is a private bank operating in Southwest Papua Province and is supervised by the Financial Services Authority (OJK) of Papua and West Papua. This study aims to analyze creditworthiness using the Decision Tree C4.5 algorithm to support more accurate and data-driven credit decision-making processes. The C4.5 method is employed to classify customer credit data based on parameters such as payment history, loan amount, income level, and other financial indicators that affect credit feasibility. Data processing and model construction were conducted using RapidMiner software to generate a classification tree that can distinguish between eligible and non-eligible credit applicants. Based on the analysis of 350 customer records, the resulting model achieved an accuracy of 92.29%, precision of 99.10%, and recall of 89.80% for the "Not Eligible" class. The most influential variables were loan amount and monthly income, followed by collateral value, age, and loan tenor. The findings are expected to improve PT. XYZ's credit assessment accuracy, reduce non-performing loan risks, and serve as a reference for developing decision support systems in credit risk management.*

**Keywords:** Decision Tree C4.5; RapidMiner; Confusion Matrix; Banking.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](#).

---

**How to cite this article:**

J. C. Radjulan, M.L. Tuasela, and A. A. Rumakefing, "Analisis Kelayakan Kredit Menggunakan Decision Tree C4.5 pada PT. XYZ", *algorithm*, vol. 1, no. 2, pp. 43-52, November 2025.

## 1. PENDAHULUAN

Kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam untuk melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga yang dapat dilayani di instansi pelayanan publik seperti di bank, koperasi dan lainnya [1]. Perbankan adalah segala sesuatu yang menyangkut tentang bank, mencakup kelembagaan, kegiatan usaha, serta cara dan proses dalam melaksanakan kegiatan usahanya. Bank juga merupakan badan usaha yang menghimpun dana dari masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkannya kepada masyarakat dalam bentuk kredit dan atau bentuk-bentuk lainnya dalam rangka meningkatkan taraf hidup rakyat banyak. Terpadat dua jenis bank antara lain, Bank Umum yang merupakan bank yang melaksanakan kegiatan usaha secara konvensional dan atau berdasarkan Prinsip Syariah yang dalam kegiatannya memberikan jasa dalam lalu lintas pembayaran sedangkan Bank Perkreditan Rakyat adalah bank yang melaksanakan kegiatan usaha secara konvensional atau berdasarkan Prinsip Syariah yang dalam kegiatannya tidak memberikan jasa dalam lalu lintas pembayaran [2]. Sedangkan Koperasi merupakan badan usaha yang beranggotakan orang-seorang atau badan hukum Koperasi dengan melandaskan kegiatannya berdasarkan prinsip Koperasi sekaligus sebagai gerakan ekonomi rakyat yang berdasar atas asas kekeluargaan [3].

Pengelolaan dalam proses bisnis sudah memanfaatkan sistem informasi (*core banking system*) yang sangat membantu hampir semua bagian dalam instansi ini, namun dalam kengambilan keputusan untuk calon nasabah kredit masih menggunakan memo sederhana dengan alat bantu perangkat lunak Microsoft word dan excel, sehingga efisensi waktu dan pengambilan keputusan menjadi kurang baik. Sistem prediksi menggunakan metode *Decision Tree* merupakan sebuah prediksi atau ramalan yang dihitung menggunakan atribut yang dimasukkan kedalam rumus tertentu dan menghasilkan sebuah pohon keputusan. *Decision Tree* adalah pemetaan mengenai alternatif pemecahan masalah yang disusun dari masalah yang ditemukan [4].

Penelitian berjudul *Implementation of Data Mining Algorithm C4.5 to Predict Loan Payments in the Harum Manis Women's Union in Sirnobojo Village* membahas penerapan algoritma C4.5 untuk memprediksi kelancaran pembayaran pinjaman pada Koperasi Wanita Harum Manis di Desa Sirnobojo. Metode ini digunakan untuk mengatasi permasalahan kredit macet akibat proses seleksi anggota yang belum optimal. Klasifikasi dilakukan terhadap dua kelas, yaitu pembayaran lancar dan macet, berdasarkan atribut usia, status pernikahan, pendapatan, dan status rumah. Penelitian menggunakan 102 data pinjaman anggota dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 64% [5].

Adapun penelitian lain yang relevan yaitu penelitian yang berjudul Peningkatan Evaluasi Risiko Kredit Menggunakan Decision Tree C 4.5. Penelitian ini menerapkan teknik klasifikasi data mining pada dataset Kredit Jerman untuk mengelompokkan risiko kredit berdasarkan atribut tertentu. Algoritma C4.5 digunakan karena kemampuannya dalam pemilihan atribut menggunakan information gain, penanganan data hilang, serta proses pemangkasan pohon keputusan. Pengujian dilakukan menggunakan RapidMiner dengan pembagian data latih dan data uji, di mana hasil terbaik diperoleh pada komposisi 75% data latih dan 25% data uji dengan tingkat akurasi sebesar 71,60%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 efektif dalam mendukung evaluasi risiko kredit dan pengambilan keputusan kredit [6].

Penelitian lainnya berjudul *Optimization ISO 25010 with the VORD Method and C4.5 Algorithm in Saving Loan Cooperative* membahas pengembangan sistem informasi koperasi simpan pinjam untuk mengatasi kendala pengolahan data dan pengambilan keputusan kredit yang masih konvensional. Analisis kebutuhan sistem dilakukan menggunakan metode VORD, sedangkan pengambilan keputusan persetujuan pinjaman menerapkan algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 memiliki tingkat akurasi lebih tinggi,

yaitu 88%, dibandingkan *Naïve Bayes* sebesar 76%, sehingga lebih layak diterapkan. Kualitas sistem kemudian diuji menggunakan standar ISO 25010 dan hasilnya menunjukkan bahwa aplikasi memenuhi aspek fungsionalitas, kegunaan, kinerja, dan portabilitas, sehingga dinilai layak digunakan [7].

Penelitian lain berjudul Evaluasi Model Decision Tree pada Keputusan Kelayakan Kredit membahas penerapan algoritma C4.5 untuk meningkatkan akurasi penentuan kelayakan kredit. Klasifikasi dilakukan menggunakan beberapa atribut, yaitu pekerjaan, karakter, pendapatan, plafon pinjaman, dan jaminan, dengan pengujian dilakukan secara manual dan menggunakan perangkat lunak WEKA. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 98%, dengan atribut karakter, pendapatan, dan jaminan sebagai faktor yang paling berpengaruh. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma C4.5 efektif dalam mendukung pengambilan keputusan kelayakan kredit secara cepat dan akurat [8].

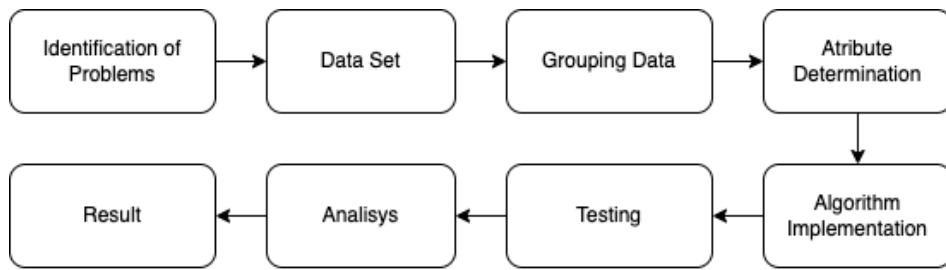
Penelitian yang berjudul *Data-Driven Approach for Credit Risk Analysis Using C4.5 Algorithm* membahas penerapan algoritma C4.5 dalam menganalisis risiko kredit berbasis data mining. Penelitian ini menggunakan enam variabel, yaitu pertumbuhan kredit, margin bunga bersih, jenis bank, rasio modal, ukuran perusahaan, dan tingkat kepatuhan bank, dengan pengujian dilakukan menggunakan RapidMiner. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pertumbuhan kredit merupakan faktor utama penyebab risiko kredit, diikuti oleh tingkat kepatuhan bank, margin bunga bersih, dan rasio modal. Temuan ini menunjukkan bahwa algoritma C4.5 efektif dalam menghasilkan analisis risiko kredit yang mudah dipahami dan dapat digunakan sebagai dasar pengambilan kebijakan perbankan [9].

Penelitian berikutnya yang berjudul Klasifikasi Data Nasabah Kredit Menggunakan *Data Mining* dengan Algoritma *Decision Tree* membahas penerapan algoritma C4.5 untuk menentukan kelayakan nasabah kredit guna meminimalkan risiko kredit macet. Proses penelitian meliputi pengumpulan data, praproses, dan pembentukan model Decision Tree. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mampu mengklasifikasikan kelayakan kredit dengan tingkat akurasi sebesar 67,48%, di mana atribut pendapatan, riwayat pembayaran, dan usia menjadi faktor yang paling berpengaruh. Temuan ini menunjukkan bahwa metode C4.5 dapat mendukung pengambilan keputusan dan manajemen risiko kredit secara lebih efektif [10].

Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan algoritma *Decision Tree C4.5* untuk memprediksi kelayakan calon nasabah kredit di PT. XYZ dengan menggunakan beberapa variabel yang disesuaikan dengan peraturan pemerintah yang berlaku serta sistem informasi terbarukan. Penerapan variabel yang relevan dan mutakhir diharapkan dapat meningkatkan akurasi hasil prediksi dalam proses pengambilan keputusan kredit. Dengan demikian, dirumuskan hipotesis bahwa algoritma *Decision Tree C4.5* mampu memberikan hasil analisis kelayakan kredit yang efektif, akurat, dan sesuai dengan kebijakan serta kebutuhan operasional PT. XYZ.

## 2. METODE PENELITIAN

Tahapan dalam penelitian ini adalah dimana dilakukan identifikasi masalah dan pengumpulan data selanjutnya membuat tabel untuk *data set*, pengelompokan data, serta penentuan atribut yang akan menjadi alat ukur. Tahap berikutnya adalah implementasi metode *Decision Tree* algoritma C4.5 pada *data set*, kemudian dilakukan testing dan analisis untuk melihat akurasi yang dihasilkan. Tahap terakhir yaitu pemaparan hasil. Untuk hasil akurasi yang baik dilakukan tahapan penelitian sebagai berikut :

**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

## 2.1. Persiapan Data dan Klasifikasi

Data set yang digunakan adalah data nasabah pada PT. XYZ pada semester pertama pada tahun 2025 dan dengan jumlah data 350. Disediakan 10 sample data nasabah pada tabel 1 dalam ribuan. Beberapa atribut yang akan diukur adalah umur, plafon pinjaman, nilai agunan, bunga *flat* per tahun, pendapatan bersih *dan SLIK checking*. SLIK *checking* merupakan Sistem Layanan Informasi Keuangan atau (SLIK) yang sebelumnya disebut BI *Checking*. SLIK merupakan sistem informasi yang pengelolaannya dibawah tanggung jawab Otoritas Jasa Keuangan (OJK) yang bertujuan untuk melaksanakan tugas pengawasan dan pelayanan informasi keuangan, yang salah satunya berupa penyediaan informasi debitur (*iDeb*) [11]. Kategori kolektibilitas SLIK OJK, yaitu tingkat kelancaran pembayaran kredit oleh debitur berdasarkan ketepatan waktu pembayaran angsuran pokok dan bunga. Kolektibilitas dibagi menjadi lima kategori, yaitu: Lancar, apabila debitur selalu membayar tepat waktu tanpa tunggakan; Dalam Perhatian Khusus (DPK), jika terdapat tunggakan antara 1–90 hari; Kurang Lancar, dengan tunggakan 91–120 hari dan mulai menunjukkan masalah pembayaran; Diragukan, jika tunggakan mencapai 121–180 hari dan berpotensi sulit dilunasi tanpa tindakan khusus; serta Macet, apabila tunggakan melebihi 180 hari atau debitur tidak lagi menunjukkan upaya pelunasan. Pembagian ini digunakan untuk menilai tingkat risiko kredit serta kualitas portofolio pinjaman lembaga keuangan, seperti yang disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Kategori Kolektibilitas SLIK OJK

Kategori	Nama Kategori	Keterangan
1	Lancar	Debitur selalu membayar angsuran pokok dan bunga tepat waktu, tidak ada tunggakan.
2	Dalam Perhatian Khusus (DPK)	Terdapat tunggakan pembayaran antara 1–90 hari dari jatuh tempo.
3	Kurang Lancar	Tunggakan pembayaran antara 91–120 hari. Aktivitas rekening kredit mulai menunjukkan masalah.
4	Diragukan	Tunggakan pembayaran antara 121–180 hari, dengan kemungkinan besar sulit dilunasi tanpa tindakan khusus.
5	Macet	Tunggakan pembayaran lebih dari 180 hari, atau sudah tidak menunjukkan upaya pembayaran kembali.

Data pinjaman (*Loan Sample Data*) yang berisi informasi karakteristik debitur dan rincian pinjamannya dalam satuan ribuan rupiah. Variabel yang disajikan meliputi umur debitur, nilai agunan, plafon pinjaman, bunga *flat* 12% per tahun, tenor kredit (tahun) pendapatan bersih per

bulan, serta SLIK *Checking* kategori yang menggambarkan tingkat kelancaran pembayaran kredit berdasarkan penilaian OJK. Data ini memberikan gambaran umum mengenai hubungan antara kemampuan finansial, nilai agunan, dan status kolektibilitas kredit, yang dapat digunakan sebagai dasar analisis kelayakan kredit atau pembangunan model keputusan seperti *Decision Tree* dalam penilaian risiko kredit, yang disajikan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** *Loan Sample Data* (Rupiah dalam Ribuan)

Umur	Nilai Agunan	Plafon Pinjaman	Bunga Flat 12% Per Tahun	Tenor Kredit (Tahun)	Pendapatan Bersih Per Bulan	SLIK Checking Kategori
23	Rp. 8.000	Rp. 20.000	Rp. 2.400	2	Rp. 3.250	1
59	Rp. 25.000	Rp. 50.000	Rp. 6.000	2	Rp. 6.800	4
60	Rp. 50.000	Rp. 70.000	Rp. 8.400	10	Rp. 9.850	1
22	Rp. 6.000	Rp. 15.000	Rp. 1.800	5	Rp. 3.250	3
30	Rp. 100.000	Rp. 300.000	Rp. 36.000	8	Rp. 48.500	4
35	Rp. 400.000	Rp. 1.000.000	Rp. 120.000	10	Rp. 165.000	2
28	Rp. 120.000	Rp. 145.000	Rp. 17.400	6	Rp. 32.500	5
58	Rp. 5.000	Rp. 40.000	Rp. 4.800	9	Rp. 7.000	2
40	Rp. 7.000	Rp. 30.000	Rp. 3.000	1	Rp. 3.250	1
43	Rp. 10.000	Rp. 40.000	Rp. 4.800	5	Rp. 4.000	3

## 2.2. Perancangan Model

Perancangan model *Decision Tree* dengan algoritma C4.5 dilakukan untuk menganalisis kelayakan kredit berdasarkan data sampel nasabah yang diperoleh dari PT. XYZ sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2 data terdiri atas beberapa atribut utama, yaitu bunga flat 12% per tahun, tenor kredit (tahun), pendapatan per bulan dan slik checking kategori. Atribut-atribut tersebut dipilih karena dianggap memiliki pengaruh signifikan terhadap kemampuan nasabah dalam memenuhi kewajiban kreditnya. Tahapan perancangan model dimulai dengan pengumpulan dan pembersihan data (*data preprocessing*), yang mencakup proses data *cleaning*, *data selection*, dan *data transformation* untuk memastikan data siap digunakan dalam proses klasifikasi. Selanjutnya, dilakukan *feature selection* untuk menentukan atribut paling berpengaruh terhadap kelayakan kredit berdasarkan nilai *information gain*.

Data yang telah siap diolah kemudian diproses menggunakan algoritma *Decision Tree C4.5* melalui perangkat lunak RapidMiner. Algoritma C4.5 bekerja dengan menghitung nilai *entropy* dan *information gain* pada setiap atribut untuk menentukan pemisahan terbaik dalam membangun struktur pohon keputusan. Model yang dihasilkan digunakan untuk mengklasifikasikan nasabah ke dalam kategori layak (ya) dan tidak layak (tidak) menerima kredit berdasarkan kombinasi variabel yang digunakan. Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan metode *10-fold cross-validation*, di mana *dataset* dibagi menjadi sepuluh bagian dengan proses pelatihan dan pengujian dilakukan secara bergantian. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, serta *confusion matrix* untuk menilai tingkat keakuratan dan konsistensi algoritma C4.5 dalam memprediksi kelayakan kredit. Metode *10-fold cross-validation* dipilih karena mampu memberikan estimasi performa model yang lebih stabil dan mengurangi risiko *overfitting* dibandingkan pembagian data tunggal.

Dalam penelitian ini menjelaskan faktor-faktor yang digunakan dalam analisis kelayakan kredit dengan model *Decision Tree C4.5*. Variabel input terdiri dari umur, nilai agunan, plafon pinjaman, bunga flat 12% per tahun, tenor kredit, pendapatan bersih per bulan, serta kategori SLIK *Checking*. Sebagian besar variabel tersebut bersifat numerik dengan skala rasio, yang mencerminkan nilai kuantitatif seperti usia, jumlah pinjaman, jaminan, dan kemampuan finansial nasabah, sedangkan SLIK *Checking* merupakan variabel kategorikal berskala ordinal yang

menggambarkan riwayat kredit debitur. Seluruh variabel input tersebut digunakan untuk memprediksi variabel target, yaitu kelayakan kredit, yang bersifat kategorikal nominal dengan dua kelas (ya atau tidak). Kombinasi variabel ini diharapkan mampu memberikan gambaran yang komprehensif dalam menentukan kelayakan calon nasabah kredit secara objektif dan akurat.

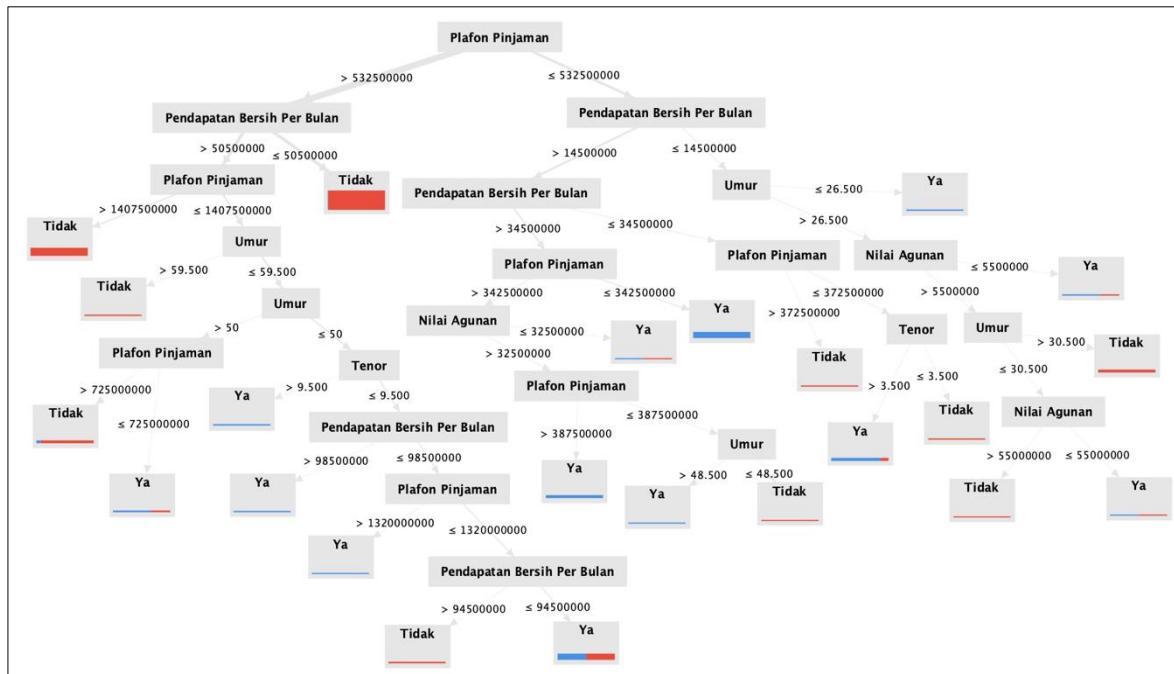
**Tabel 3.** Variabel Penelitian

Nama Variabel	Deskripsi	Jenis Variabel	Skala Pengukuran	Peran dalam Model
Umur	Usia nasabah pada saat pengajuan kredit.	Numerik	Rasio	Atribut (Input)
Nilai Agunan	Nilai jaminan atau aset yang diberikan sebagai agunan kredit.	Numerik	Rasio	Atribut (Input)
Plafon Pinjaman	Jumlah total kredit yang diajukan oleh nasabah.	Numerik	Rasio	Atribut (Input)
Bunga <i>Flat 12%</i> Per Tahun	Penambahan bunga sebesar 12% dari plafon pinjaman setiap tahunnya.	Numerik	Rasio	Atribut (Input)
Tenor Kredit (Tahun)	Jangka waktu pelunasan pinjaman yang disepakati.	Numerik	Rasio	Atribut (Input)
Pendapatan Bersih Per Bulan	Jumlah uang yang diterima setelah semua potongan.	Numerik	Rasio	Atribut (Input)
SLIK <i>Checking</i> Kategori	Klasifikasi status riwayat kredit debitur.	Kategorikal (Nominal)	Ordinal	Atribut (Input)
Kelayakan Kredit	Menunjukkan apakah calon nasabah layak atau tidak mendapat kredit (Ya/Tidak).	Kategorikal (Nominal)	Nominal	Label (Target)

Proses klasifikasi menggunakan algoritma C4.5 diawali dengan pembentukan pohon keputusan (*decision tree*) berdasarkan atribut-atribut input yang telah ditentukan. Setiap atribut dievaluasi untuk menentukan seberapa besar kontribusinya dalam membedakan kelas kelayakan kredit dengan menghitung nilai entropy dan *information gain*. *Entropy* digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau keragaman data terhadap kelas layak (ya) dan tidak layak (tidak).

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* sebagai alat bantu analisis data berbasis *machine learning*.

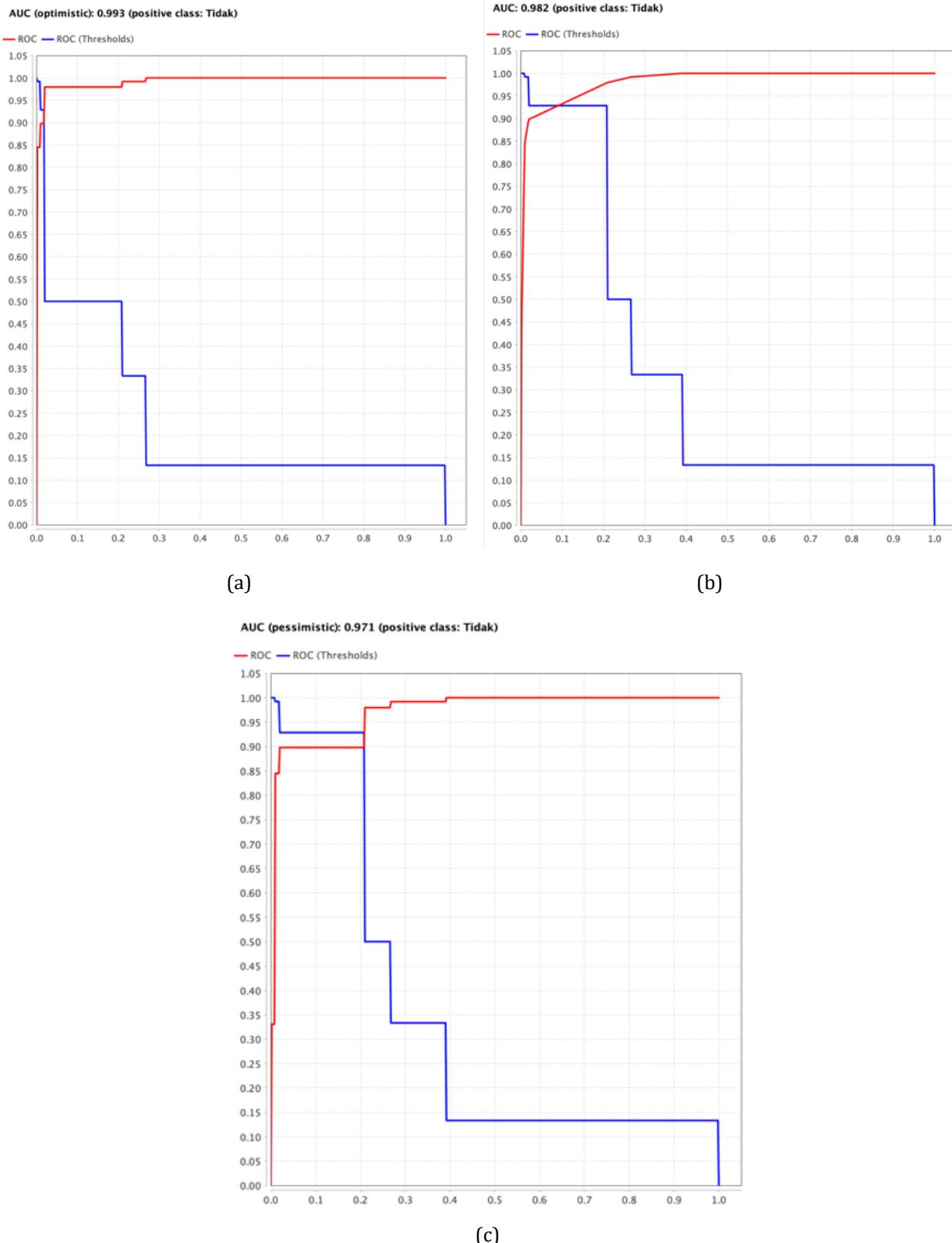
**Gambar 2.** Decision Tree Kelayakan Kredit

Hasil analisis *decision tree* pada Gambar 2, menunjukkan bahwa plafon pinjaman dan pendapatan bersih per bulan merupakan variabel paling berpengaruh dalam menentukan kelayakan kredit nasabah. Nasabah dengan plafon pinjaman tinggi di atas Rp.532.500.000 umumnya dikategorikan tidak layak jika pendapatan bersihnya di bawah Rp.50.500.000, sedangkan nasabah dengan plafon pinjaman lebih rendah cenderung layak terutama bila pendapatan bersihnya di atas Rp.14.500.000 dan nilai agunan cukup besar. Faktor umur dan tenor pinjaman juga memengaruhi keputusan, di mana nasabah yang lebih muda dengan tenor lebih panjang cenderung dinilai layak, sedangkan nasabah yang lebih tua dengan plafon tinggi dan pendapatan rendah lebih berisiko dan dikategorikan tidak layak. Secara keseluruhan, model *Decision Tree* ini berhasil memetakan kombinasi variabel finansial yang mempengaruhi keputusan pemberian kredit secara logis dan mudah diinterpretasikan.

**Tabel 4.** Confusion Matrix

	<i>True (Ya)</i>	<i>True (Tidak)</i>	<i>Class Precision</i>
<i>Prediction (Ya)</i>	103	25	80.47%
<i>Prediction (Tidak)</i>	2	220	99.10%
<i>Class Recall</i>	98.10%	89.80%	

Tabel 4 merupakan hasil *confusion matrix* yang menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 92,29%, artinya sekitar 92% dari seluruh prediksi model sudah benar. Untuk kelas positif "Tidak", model memiliki *precision* 99,10%, yang berarti dari semua prediksi "Tidak", sebanyak 99,10% benar-benar "Tidak" (sangat sedikit *false positive*). Sementara itu, *recall* 89,80% menunjukkan bahwa dari semua data yang sebenarnya "Tidak", model berhasil mengenali 89,80% di antaranya (masih ada sebagian kecil yang terlewat sebagai *false negative*). Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat ketepatan tinggi dan sensitivitas yang cukup kuat terhadap kelas "Tidak".



**Gambar 3.** AUC: Grafik Confusion Matrix (a), (b) dan (c)

Pada Gambar 3 menunjukkan kurva *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*) dari model dengan nilai *AUC* (*Area Under Curve*) yang berbeda: (a) *AUC* optimistik 0,993, (b) *AUC* 0,982, dan (c) *AUC* pesimistik 0,971, dengan kelas positif "Tidak". Kurva *ROC* menggambarkan hubungan antara *True Positive Rate (TPR)* dan *False Positive Rate (FPR)* untuk berbagai ambang batas prediksi. Semakin mendekati sudut kiri atas, semakin baik kemampuan model membedakan antara kelas "Ya" dan "Tidak". Nilai *AUC* yang tinggi (mendekati 1) pada ketiga grafik menunjukkan bahwa model *Decision Tree* memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam memprediksi kelas "Tidak". Perbedaan kecil antar grafik (optimistik, rata-rata, dan pesimistik) menandakan bahwa performa model stabil dan tidak terlalu sensitif terhadap variasi data atau ambang batas.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan *confusion matrix* dan kurva *ROC*, dapat disimpulkan bahwa model *Decision Tree C4.5* memiliki kinerja yang sangat baik dalam memprediksi kelayakan kredit, khususnya pada kelas "Tidak". Model menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi sebesar 92,29%, dengan nilai precision 99,10% dan recall 89,80%, yang mengindikasikan kemampuan model dalam meminimalkan kesalahan prediksi, terutama false positive. Selain itu, nilai *AUC* yang sangat tinggi pada kurva *ROC* (0,971–0,993) menunjukkan bahwa model mampu membedakan kelas dengan sangat baik serta memiliki performa yang stabil terhadap variasi data dan ambang batas. Sebagai saran pengembangan, penelitian selanjutnya dapat menambahkan variabel lain yang relevan, memperluas jumlah dan variasi data, serta membandingkan kinerja *Decision Tree C4.5* dengan algoritma klasifikasi lain atau teknik *ensemble* untuk memperoleh hasil prediksi yang lebih optimal dan *robust*.

#### REFERENSI

- [1] BPK Republik Indonesia, "Undang-undang (UU) Nomor 10 Tahun 1998 tentang Perubahan atas Undang-Undang Nomor 7 Tahun 1992 tentang Perbankan," Nov. 10, 1998, *Jakarta*. [Online]. Available: <https://peraturan.bpk.go.id/details/45486/uu-no-10-tahun-1998>
- [2] BPK Republik Indonesia, "Undang-undang (UU) Nomor 7 Tahun 1992 tentang Perbankan," Mar. 25, 1992, *Jakarta*. [Online]. Available: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/46599/uu-no-7-tahun-1992>
- [3] BPK Republik Indonesia, "Undang-undang (UU) Nomor 25 Tahun 1992 tentang Perkoperasian," Jakarta, Oct. 1992. [Online]. Available: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/46650/uu-no-25-tahun-1992>
- [4] D. D. S. Fatimah and E. Rahmawati, "Penggunaan Metode Decision Tree dalam Rancang Bangun Sistem Prediksi untuk Kelulusan Mahasiswa," *Jurnal Algoritma*, vol. 18, no. 2, pp. 553–561, Mar. 2022, doi: 10.33364/algoritma/v.18-2.932.
- [5] M. M. Anas, "Implementation of Data Mining Algorithm C4.5 to Predict Loan Payments in the Harum Manis Women's Union in Sirnobojo Village," *JEECS (Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences)*, vol. 9, no. 1, pp. 89–94, Jun. 2024, doi: 10.54732/jeeecs.v9i1.10.
- [6] T. Novianti, S. A. Mandati, and E. K. Andana, "Peningkatan Evaluasi Risiko Kredit Menggunakan Decision Tree C 4.5," *Journal of Manufacturing in Industrial Engineering & Technology*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, Dec. 2023, doi: 10.30651/mine-tech.v2i2.21749.

- [7] A. Y. Subkhi, A. Andrianingsih, and D. A. Lantana, "OPTIMIZATION ISO 25010 WITH THE VORD METHOD AND C4.5 ALGORITHM IN SAVING LOAN COOPERATIVE," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 4, pp. 703–714, Aug. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.4.900.
- [8] S. A. Arromo, A. A. Fajrin, Y. Siyamto, and S. F. N. Sadikin, "Evaluasi Model Decision Tree Pada Keputusan Kelayakan Kredit," *Jurnal Desain Dan Analisis Teknologi*, vol. 2, no. 2, pp. 200–206, Jul. 2023, doi: 10.58520/jddat.v2i2.39.
- [9] M. Iqbal and S. Efendi, "Data-Driven Approach for Credit Risk Analysis Using C4.5 Algorithm," *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, vol. 14, no. 1, pp. 11–20, May 2023, doi: 10.21512/comtech.v14i1.8243.
- [10] M. Meila Sari, "Klasifikasi Data Nasabah Kredit Menggunakan Data Mining Dengan Algoritma Decission Tree," 2025. [Online]. Available: <https://journal.institercom-edu.org/index.php/multiple>
- [11] OJK, "Sistem Layanan Informasi Keuangan (SLIK)." Accessed: Oct. 18, 2025. [Online]. Available: <https://ojk.go.id/id/kanal/perbankan/Pages/Sistem-Layanan-Informasi-Keuangan-SLIK.aspx>