

Penerapan Algoritma Decision Tree pada Prediksi Pinjaman Koperasi

^{1*}Luthfi Hadi Pratama, ²Risa Helilintar, ³Roni Heri Irawan

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹luthfihadi2004@gmail.com, ²risa.helilintar@gmail.com, ³rony@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Luthfi Hadi Pratama

Abstrak—Penentuan kelayakan pengajuan pinjaman pada koperasi dilakukan secara manual sehingga menghasilkan keputusan yang kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis seberapa akurat algoritma *Decision Tree* dalam memprediksi apakah anggota koperasi layak mendapatkan pinjaman. Dataset penelitian ini diambil dari data historis tentang permohonan pinjaman anggota PRIMKOPKAR PERHUTANI. Data tersebut mencakup variabel seperti gaji, riwayat pinjaman, cara pembayaran, jangka waktu pinjaman, jumlah pinjaman, dan persentase gaji yang diterima. Tahapan penelitian terdiri dari beberapa langkah, yaitu mempersiapkan data, membagi data menjadi data pelatihan dan pengujian, membuat model dengan menggunakan algoritma *Decision Tree*, dan terakhir, mengevaluasi kinerja model dengan menggunakan *confusion matrix*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa model mencapai tingkat akurasi sebesar 82%, dengan nilai *precision* tertinggi pada kategori layak yaitu 0,91. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Decision Tree* dapat memberikan hasil klasifikasi yang baik dalam memprediksi kelayakan pinjaman koperasi dan bisa digunakan untuk membantu dalam pengambilan keputusan.

Kata Kunci— *Decision Tree*, Koperasi, *Machine Learning*, Prediksi Pinjaman

Abstract—Loan eligibility assessment in cooperatives is often performed manually, leading to inconsistent decision-making processes. This study aims to analyze the accuracy of the *Decision Tree* algorithm in predicting cooperative loan eligibility. The dataset was obtained from historical loan application data at PRIMKOPKAR PERHUTANI, including salary, loan history, payment method, loan period, loan amount, and salary percentage variables. The research stages consisted of data preprocessing, training and testing data division, model development using the *Decision Tree* algorithm, and model evaluation using *confusion matrix*, *precision*, *recall*, *f1-score*, and accuracy. The testing results showed that the model achieved an accuracy of 82%, with the highest *precision* value in the eligible category reaching 0.91. The results indicate that the *Decision Tree* algorithm provides good classification performance for predicting cooperative loan eligibility and can be utilized as a decision support tool.

Keywords— accuracy, cooperative, *Decision Tree*, machine learning, loan prediction

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Koperasi simpan pinjam sangat penting dalam membantu kebutuhan ekonomi anggotanya dengan memberikan layanan pinjaman [1]. Dalam proses pengajuan pinjaman, koperasi harus menganalisis kelayakan anggota agar risiko kredit bermasalah dapat diminimalkan. Namun, banyak koperasi masih melakukan penilaian secara manual berdasarkan pengalaman pengurus [2], sehingga keputusan yang diambil seringkali bersifat subjektif dan kurang konsisten .

PRIMKOPKAR PERHUTANI adalah salah satu koperasi yang masih melakukan analisis pinjaman dengan cara manual. Pengurus koperasi mengevaluasi kelayakan anggota dengan mempertimbangkan beberapa hal, seperti gaji, riwayat pinjaman, cara pembayaran, dan kemampuan untuk membayar angsuran. Proses ini memakan waktu yang cukup lama dan bisa menyebabkan kesalahan saat membuat keputusan.

Kemajuan teknologi machine learning bisa digunakan untuk membantu proses klasifikasi kelayakan pinjaman secara otomatis [3]. Pembelajaran mesin dapat belajar dari pola data yang sudah ada dan membuat prediksi berdasarkan data yang sebelumnya [4]. Salah satu algoritma klasifikasi yang biasa dipakai adalah Decision Tree karena strukturnya yang sederhana dan mudah dimengerti [5].

Pohon Keputusan adalah metode klasifikasi yang berbentuk pohon. Metode ini bekerja dengan membagi data berdasarkan beberapa atribut tertentu sampai akhirnya menghasilkan keputusan [6]. Algoritma ini memiliki keuntungan dalam memahami hasilnya karena aturan klasifikasi dapat ditunjukkan dalam bentuk *IF-THEN* [7]. Selain itu, Pohon Keputusan juga menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan data [8].

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa Decision Tree dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kredit dan memprediksi pinjaman dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian lain oleh [9] menunjukkan bahwa algoritma C4.5 efektif digunakan dalam analisis kelayakan pemberian kredit berdasarkan data historis peminjam. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya lebih banyak dilakukan di sektor perbankan dibandingkan dengan koperasi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis seberapa tepat algoritma Decision Tree dalam memprediksi kelayakan pinjaman bagi anggota koperasi dengan menggunakan data historis dari PRIMKOPKAR PERHUTANI.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui seberapa akurat algoritma Decision Tree dalam mengklasifikasikan kelayakan pinjaman. Selain itu, penelitian ini juga menganalisis kinerja model dengan menggunakan confusion matrix, precision, recall, dan f1-score.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan Kuantitatif dengan metode klasifikasi berbasis *Machine Learning* menggunakan algoritma *Decision Tree*. Penelitian dilakukan untuk menganalisis akurasi algoritma dalam memprediksi kelayakan pengajuan pinjaman anggota koperasi berdasarkan data historis pinjaman yang dimiliki PRIMKOPKAR PERHUTANI. Metode ini dipilih karena *Decision Tree* mampu melakukan klasifikasi data dengan proses yang sederhana serta menghasilkan aturan keputusan yang mudah dipahami.

A. Subjek dan Dataset Penelitian

Subjek Penelitian ini adalah Data historis pinjaman di PRIMKOPKAR PERHUTANI. Data yang digunakan berasal dari arsip pinjaman anggota koperasi dengan periode tahun 2022-2025 yang telah melalui proses validasi. Variabel penelitian meliputi: Gaji, Riwayat Pinjaman, Metode pembayaran, Pindah Dinas, jumlah pinjaman baru, tenor pinjaman baru, persentase gaji diterima. Variabel target pada penelitian ini merupakan hasil klasifikasi kelayakan pengajuan pinjaman yang terdiri dari: Layak, Tidak Layak, dan Dipertimbangkan. Data yang ditampilkan hanya 5 baris awal dari dataset asli.

Tabel 1. Table Dataset

Gaji	Riwayat Pinjaman	Pindah Dinas	Metode Pembayaran	Jumlah Pinjaman	Tenor	Cicilan perbulan	Persentase gaji	Label
6.501.642	Tidak Lancar	Ya	Manual	25.000.000	24	1.291.667	80	Dipertimbangkan
5.086.060	Tidak Lancar	Tidak	Potong Gaji	25.000.000	18	1.638.889	68	Layak
4.838.593	Lancar	Ya	Manual	6.000.000	12	560.000	88	Layak
5.125.205	Macet	Ya	Manual	17.000.000	36	642.222	87	Tidak Layak
4.856.210	Macet	Ya	Manual	17.000.000	60	453.333	91	Tidak Layak

B. Teknik Pengumpulan Data

Cara mengumpulkan data dilakukan dengan mengamati dan mendokumentasikan data pinjaman yang ada dari anggota koperasi. Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan informasi tentang pengajuan pinjaman dari anggota yang tersimpan dalam sistem administrasi koperasi. Selain itu, penelitian ini juga menggunakan studi literatur dengan cara mempelajari jurnal, prosiding, dan referensi ilmiah yang berkaitan dengan algoritma Decision Tree serta penggunaannya dalam klasifikasi kredit dan prediksi kelayakan pinjaman.

C. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara bertahap mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model. Prosedur penelitian ditunjukkan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data historis pinjaman PRIMKOPKAR PERHUTANI
2. Preprocessing data untuk membersihkan data duplikat dan data kosong
3. Pembangunan model menggunakan algoritma Decision Tree
4. Evaluasi performa model menggunakan Confusion Matrix dan Classification Report
5. Analisa hasil akurasi model,

D. Algoritma Decision Tree

Penelitian ini memakai algoritma *Decision Tree* untuk mengklasifikasikan apakah pinjaman anggota koperasi layak atau tidak. Pohon Keputusan bekerja dengan membuat struktur pohon berdasarkan atribut terbaik yang didapat dari perhitungan *entropy* dan informasi yang diperoleh [10].

E. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat performa *algoritma Decision Tree* dalam melakukan klasifikasi kelayakan pinjaman anggota koperasi. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* dengan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Keterangan:

1. TP = True Positive

2. TN = True Negative
3. FP = False Positive
4. FN = False Negative

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pembentukan Decision Tree

Entropi digunakan untuk mengukur seberapa tidak pastinya suatu data. Semakin rendah nilai entropi, maka data akan semakin seragam. Tahapan Algoritma Decision Tree sebagai berikut:

1. Dataset Awal

Pada perhitungan manual, dataset disederhanakan menjadi tiga variabel yaitu riwayat pinjaman, metode pembayaran, dan persentase gaji diterima untuk mempermudah proses perhitungan entropy dan information gain. Ketiga variabel tersebut dipilih karena memiliki pengaruh langsung terhadap penentuan kelayakan pinjaman.

Tabel 2. Dataset Pengajuan Pinjaman

Riwayat Pinjaman	Metode Pembayaran	Persentase Gaji	Label
Tidak Lancar	Manual	80	Dipertimbangkan
Tidak Lancar	Potong Gaji	68	Layak
Lancar	Manual	88	Layak
Macet	Manual	87	Tidak Laak
Macet	Manual	91	0

Klasifikasi Layak 2 data, Dipertimbangkan 1 data, dan Tidak Layak 2 data, Total data ada 5

2. Menghitung Entropy Total

a) Rumus Entropy

$$Entropy(S) = -\sum p_i \log_2 p_i \quad (2)$$

b) Probabilitas Tiap kelas

$$\begin{aligned}
 P(Layak) &= \frac{2}{5} = 0.4 \\
 P(Dipertimbangkan) &= \frac{1}{5} = 0.2 \\
 P(Tidak Layak) &= \frac{2}{5} = 0.4
 \end{aligned} \quad (3)$$

c) Substitusi ke entropy

$$Entropy(s) = -(0.4 \log_2 0.4 + 0.2 \log_2 0.2 + 0.4 \log_2 0.4) \quad (4)$$

d) Perhitungan

$$\begin{aligned}
 &= -(0.4(-1.3219) + 0.2(-2.3219) + 0.4(-1.3219)) \\
 &= -(-0.5288 - 0.4644 - 0.5288) \\
 &= 1.5219
 \end{aligned} \tag{5}$$

3. Menghitung Gain

- a) Riwayat = Tidak lancar 2 data (Dipertimbangkan, Layak)

$$\begin{aligned}
 &= Entropy(Tidak Lancar) = \left(-\left(\frac{1}{2}\log_2 21 + \frac{1}{2}\log_2 \frac{1}{2}\right) \right) \\
 &= -(0.5(-1) + 0.5(-1)) = 1
 \end{aligned} \tag{6}$$

- b) Riwayat = Lancar 1 data (Layak)

$$Entropy(lancar) = 0 \tag{7}$$

- c) Riwayat = Macet 2 data (Tidak layak)

$$Entropy(Macet) = 0 \tag{8}$$

4. Menghitung Gain Riwayat Pinjaman

- a) Rumus Gain

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum |S| |Si| Entropy(Si) \tag{9}$$

- b) Substitusi

$$\begin{aligned}
 &= Gain(Riwayat) = 1.5219 \left(\frac{2}{5}(1) + \frac{1}{5}(0) + \frac{2}{5}(0) \right) \\
 &= 1.5219 - 0.4 = 1.1219
 \end{aligned} \tag{10}$$

5. Menghitung Gain Metode Pembayaran

- a) Manual ada 4 data, yaitu: Dipertimbangkan (1), Layak (1). Tidak Layak (2)

$$\begin{aligned}
 &= Entropy(Manual) = -\left(\frac{1}{4}\log_2 \frac{1}{4} + \frac{1}{4}\log_2 \frac{1}{4} + \frac{2}{4}\log_2 \frac{2}{4}\right) \\
 &= -(0.25(-2) + 0.25(-2) + 0.5(-1)) = 1.5
 \end{aligned} \tag{11}$$

- b) Potong Gaji ada 1 data, yaitu: Layak

$$Entropy(Potong Gaji) = 0 \tag{12}$$

6. Menghitung Gain Metode Pembayaran

$$\begin{aligned}
 &= Gain(Metode) = 1.5219 - \left(\frac{4}{5}(1.5) + \frac{1}{5}(0)\right) \\
 &= 1.5219 - 1.2 = 0.3219
 \end{aligned} \tag{13}$$

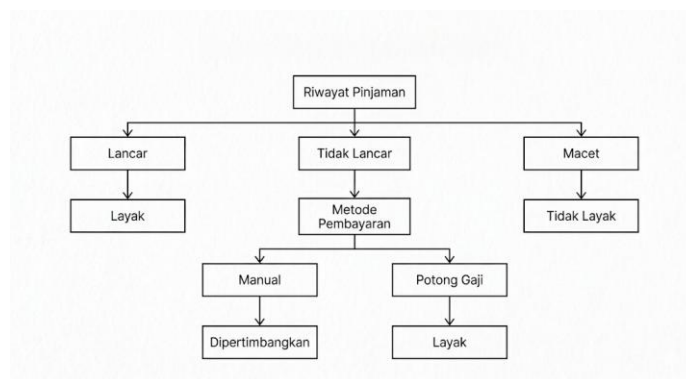
7. Menentukan Root Node

Karena gain terbesar terdapat pada atribut Riwayat Pinjaman, maka atribut tersebut dipilih menjadi root node pada Decision Tree. Berikut merupakan hasil Root Node yang dihasilkan dari perhitungan manual Algoritma Decision Tree.

Tabel 3. Tabel Hasil Gain

Atribut	Information Gain
Riwayat Pinjaman	1.1219
Metode Pembayaran	0.3219

8. Hasil Pohon Keputusan



Gambar 1. Hasil Root Node Decision Tree

9. Aturan Decision Tree

Berdasarkan pohon keputusan yang terbentuk dari perhitungan manual algoritma Decision Tree, diperoleh aturan:

- Jika riwayat pinjaman = Lancar → Layak
- Jika riwayat pinjaman = Macet → Tidak Layak
- Jika riwayat pinjaman = Tidak Lancar dan metode pembayaran = Potong Gaji → Layak
- Jika riwayat pinjaman = Tidak Lancar dan metode pembayaran = Manual → Dipertimbangkan

10. Kesimpulan Perhitungan Manual

Berdasarkan hasil perhitungan entropy dan information gain, atribut riwayat pinjaman memiliki nilai gain tertinggi sebesar 1.1219 sehingga dipilih sebagai akar pohon keputusan (*Root Node*) dasar. Algoritma Decision Tree mampu membentuk aturan klasifikasi berdasarkan pola data historis pinjaman anggota koperasi.

B. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui performa algoritma Decision Tree dalam melakukan klasifikasi kelayakan pinjaman anggota koperasi. Pengujian model dilakukan menggunakan data testing dengan parameter evaluasi berupa accuracy, precision, recall, dan f1-score.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model Decision Tree

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Dipertimbangkan	0.75	0.72	0.73	25
Layak	0.91	0.95	0.93	41
Tidak Layak	0.71	0.67	0.69	18
Accuracy				82

Model Decision Tree yang digunakan dalam penelitian menghasilkan akurasi sebesar 82%, yang menunjukkan kemampuan cukup baik dalam mengklasifikasikan kelayakan pinjaman anggota koperasi. Nilai precision sebesar 0,91, recall 0,95, dan f1-score 0,93 pada kategori layak menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengenali anggota yang benar-benar layak menerima pinjaman. Namun, pada kategori dipertimbangkan dan tidak layak, performa model lebih rendah dengan precision 0,75 dan recall 0,72 pada kategori dipertimbangkan, serta recall 0,67 pada kategori tidak layak, yang disebabkan oleh ketidakseimbangan data..

C. Pembahasan Hasil Model

Hasil pembahasan juga menunjukkan bahwa atribut riwayat pinjaman menjadi faktor paling berpengaruh (root node) dalam pohon keputusan berdasarkan nilai information gain tertinggi, diikuti oleh metode pembayaran yang turut mempengaruhi risiko kelayakan pinjaman. Meskipun model sudah cukup baik, kinerjanya masih dipengaruhi oleh keterbatasan dan ketidakseimbangan dataset, sehingga disarankan penggunaan data yang lebih besar atau teknik balancing pada penelitian selanjutnya.

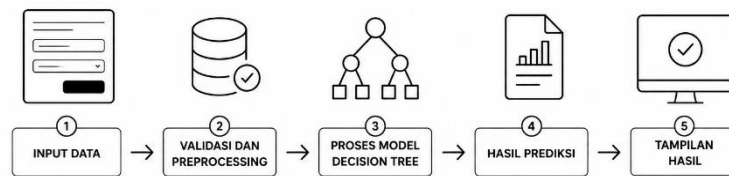
D. Implementasi sistem

1. Input data

Gambar 2. Halaman Input Data

Bagian gambar 2. merupakan form input data pengajuan pinjaman yang digunakan untuk memasukkan informasi pemohon, seperti nama, gaji, jumlah pinjaman, tenor, riwayat kredit, pindah dinas, dan metode pembayaran sebagai parameter utama dalam proses prediksi kelayakan pinjaman.

2. Processing Data



Gambar 3.. Processing sistem

Pada gambar 3 tersebut menggambarkan alur proses pada aplikasi prediksi kelayakan pinjaman berbasis Decision Tree. Proses dimulai dari input data oleh pengguna melalui form pengajuan pinjaman, kemudian sistem melakukan validasi dan preprocessing data untuk memastikan data siap digunakan. Setelah itu, data diproses oleh model Decision Tree untuk melakukan klasifikasi kelayakan. Hasil prediksi kemudian ditampilkan kepada pengguna dalam bentuk status kelayakan (Layak, Dipertimbangkan, atau Tidak Layak) beserta ringkasan hasil analisis.

3. Hasil Output

+ APPLICATION DETAILS	
Nama Pemohon Andre Khoirul	
Gaji THP (Rp) 2500000	Jumlah Pinjaman (Rp) 2500000
Tenor (Bulan) 24	Riwayat Kredit Lancar
Pindah Dinas Tidak	Metode Pembayaran Potong Gaji
Predict Eligibility	

STATUS LAYAK	
Nama	Andre Khoirul
Confidence	100.00%
Cicilan / Bulan	Rp 1,041,666
% Dari Gaji	58%

ANALISIS
Pengajuan memenuhi kriteria. Peluang disetujui sangat tinggi.

Gambar 4. Hasil Output

Pada gambar 4 menampilkan prediksi kelayakan pinjaman berdasarkan data yang telah dimasukkan oleh pengguna. Sistem memberikan status akhir berupa “Layak”, “Dipertimbangkan”, atau “Tidak Layak” sebagai hasil klasifikasi dari model Decision Tree. Selain itu, output juga menyajikan ringkasan informasi seperti hasil prediksi dan tingkat kelayakan secara visual, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami keputusan yang dihasilkan oleh sistem secara cepat dan jelas.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma Decision Tree dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kelayakan pengajuan pinjaman anggota koperasi berdasarkan data pinjaman yang ada sebelumnya. Atribut sejarah pinjaman adalah faktor yang paling penting dalam proses pembuatan pohon keputusan karena memiliki nilai informasi yang paling tinggi. Hasil penilaian menunjukkan bahwa model ini dapat mengklasifikasikan data pengajuan pinjaman dengan baik

menggunakan data uji yang telah dipakai. Dengan cara ini, penggunaan algoritma Decision Tree bisa membuat proses analisis pinjaman jadi lebih objektif, cepat, dan konsisten jika dibandingkan dengan cara manual. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa penggunaan machine learning di koperasi bisa menjadi salah satu cara untuk menerapkan teknologi dalam membantu pengambilan keputusan yang didasarkan pada data di bidang keuangan dan manajemen koperasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. K. Nadhila, M. Fauzi, N. Aziz, and A. I. Faizal, "IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE-ID3 UNTUK PREDIKSI KELAYAKAN KREDIT BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN NEXT . JS DI KSU SYARIAH MUHAMMADIYAH," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 2, pp. 2045–2053, 2025, <https://doi.org/10.36040/jati.v9i2.12930>.
- [2] S. A. Arnomo, A. A. Fajrin, Y. Siyamto, S. Fairuz, and N. Sadikin, "Evaluasi Model Decision Tree Pada Keputusan Kelayakan Kredit," *Jurnal Data Science dan Informatika*, pp. 200–206, 2023, doi: <https://doi.org/10.58520/jddat.v2i2.39>.
- [3] R. Kandayu, W. Silaban, M. Maulana, and E. S. Ompusunggu, "KLASIFIKASI KELANCARAN PEMBAYARAN PINJAMAN KOPERASI DENGAN METODE DECISION TREE," vol. 5, no. 1, pp. 19–23, 2021, doi: [10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v5i1.1910](https://doi.org/10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v5i1.1910).
- [4] I. Ubaedi and Y. M. Djaksana, "OPTIMASI ALGORITMA C4.5 MENGGUNAKAN METODE FORWARD SELECTION DAN STRATIFIED SAMPLING UNTUK PREDIKSI KELAYAKAN KREDIT," *Jurnal Sistem Informasi (JSII)*, vol. 9, no. 1, pp. 17–26, 2022, doi: <https://doi.org/10.30656/jsii.v9i1.3505>.
- [5] T. B. Santoso and D. Sekardiana, "PENERAPAN ALGORITMA C4.5 UNTUK PENENTUAN KELAYAKAN PEMBERIAN KREDIT," *Jurnal ALGOR*, vol.2, no. 1, pp. 130–137, 2019, doi: [10.30813/j-alu.v2i1.1573](https://doi.org/10.30813/j-alu.v2i1.1573).
- [6] M. Roziqi and A. N. Izzati, "PENERAPAN ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KREDIT SKORING DI BANK," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 6115–6122, 2024, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10155>.
- [7] P. Rahmawati and A. Larasati, "PENGEMBANGAN MODEL PERSETUJUAN KREDIT NASABAH BANK DENGAN ALGORITMA KLASIFIKASI NAÏVE BAYES, DECISION TREE, DAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 17, no. 1, pp. 1–12, 2022, doi: <https://doi.org/10.14710/jati.1.1.1-12>.
- [8] T. Novianti, S. A. Mandati, and E. K. Andana, "PENINGKATAN EVALUASI RISIKO KREDIT MENGGUNAKAN DECISION TREE C 4 . 5," *Jurnal Mine-Tech*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, 2023, doi: [10.30651/mine-tech.v2i2.21749](https://doi.org/10.30651/mine-tech.v2i2.21749).
- [9] L. N. Rahmadhani and F. Ardiani, "RANCANG BANGUN SISTEM PREDIKSI KELAYAKAN PINJAMAN MENGGUNAKAN DECISION TREE," *OISM (Journal of Information Systems Management)*, vol. 7, no. 2, 2026, doi: <https://doi.org/10.24076/joism.2026v7i2.2423>.
- [10] A. Tani, R. Helilintar, and A. B. Setiawan, "SISTEM PENENTUAN KELAS UNGGULAN MENGGUNAKAN METODE DECISION TREE Id3 di SMPN 6 Kota Kediri," *Jurnal INOTEK* vol. 7, pp. 1053–1060, 2023, doi: <https://doi.org/10.29407/inotek.v7i3.3536>.