



Algoritma Decision Tree ID3 Bagi Lembaga Pemberi Pinjaman Untuk Menentukan Faktor Yang Mempengaruhi Kelayakan Individu Memperoleh Pinjaman

Muhammad Riza Wirasena¹, M.Rollan Reinaldi², Muhammad Ihsan Jambak³

rizawirasena1313@gmail.com¹, reinaldirollan@gmail.com², jambak@unsri.ac.id³

^{1,2,3} Universitas Sriwijaya

Informasi Artikel

Diterima : 1 Mar 2024

Direview : 15 Mei 2024

Disetujui : 30 Jun 2024

Kata Kunci

Data Mining, Decision Tree, Klasifikasi, Persetujuan Pinjaman, ID3

Abstrak

Lembaga pemberi pinjaman menghadapi tantangan dalam mengevaluasi kelayakan suatu individu untuk memperoleh pinjaman. Proses ini memerlukan analisis mendalam terhadap sejumlah faktor yang dapat mempengaruhi keberhasilan pembayaran pinjaman. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang efisien dan sistematis untuk menentukan faktor-faktor kritis yang memengaruhi kelayakan pemberian pinjaman. Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan algoritma Decision Tree ID3 sebagai metode analisis yang efektif dalam menentukan faktor-faktor yang paling mempengaruhi kelayakan suatu individu memperoleh pinjaman. Algoritma Decision Tree ID3 digunakan untuk mengidentifikasi dan mengurutkan faktor-faktor yang memiliki dampak signifikan terhadap keberhasilan pembayaran pinjaman. Penggunaan metode ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang keputusan pemberian pinjaman. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree ID3 mampu mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi keputusan pemberian pinjaman. Faktor-faktor tersebut mencakup Cibil score, nilai aset tempat tinggal dan jangka waktu pinjaman. Dengan demikian, lembaga pemberi pinjaman dapat menggunakan hasil analisis ini sebagai panduan dalam meningkatkan proses pengambilan keputusan pemberian pinjaman. mencari nasabah yang telah memiliki beberapa faktor kelayakan tersebut agar nantinya rating mendapatkan nasabah baru yang pasti memperoleh pinjaman dapat lebih tinggi dari sebelumnya.

Keywords

Data mining, Decision Trees, Classification, Loan Approval, ID3

Abstract

Lending institutions face challenges in evaluating an individual's eligibility to obtain a loan. This process requires an in-depth analysis of a number of factors that can influence the success of loan repayment. Therefore, an efficient and systematic approach is needed to determine the critical factors that influence the feasibility of lending. This research aims to utilize the Decision Tree ID3 algorithm as an effective analysis method in determining the factors that most influence an individual's eligibility to obtain a loan. The ID3 Decision Tree algorithm is used to identify and rank factors that have a significant impact on the success of loan repayment. The use of this method is expected to provide a better understanding of lending decisions. The research results show that the Decision Tree ID3 algorithm is able to identify the main factors that influence lending decisions. These factors include Cibil score, residential asset value and loan term. Thus, lending institutions can use the results of this analysis as a guide in improving the lending decision-making process. look for customers who already have several eligibility factors so that later the rating of getting new customers who will definitely get a loan will be higher than before.

A. Pendahuluan

Sektor finansial merupakan salah satu bidang yang menjadi penunjang kekuatan perekonomian di suatu negara. Sektor finansial dikala ini memegang peran penting dalam membantu perkembangan perekonomian suatu negara. Bersamaan dengan inovasi teknologi pada masa revolusi industri 4.0, sektor finansial menanggapi dengan memberikan produk alternatif dengan berbagai kemudahan serta kecepatan dalam proses transaksinya ataupun yang kerap disebut dengan Financial Technology atau Fintech. Menurut Bank Indonesia, Financial Technology adalah gabungan antara konsep jasa keuangan dengan teknologi yang mengganti model bisnis dari konvensional menjadi moderat, semacam penerima jasa pinjaman banyak diterapkan dengan media digital melalui aplikasi sampai ke sistem pembayaran yang dulunya wajib bertatap muka serta membawa beberapa uang kas, saat ini bisa dilaksanakan dengan transaksi jarak jauh dengan memerlukan waktu hitungan detik saja. Dalam pelaksanaannya di Indonesia, jenis-jenis Fintech dikelompokkan menjadi 5 yaitu sistem pembayaran (Payment, Settlement and Clearing), pendukung pasar (Market Aggregator), manajemen investasi dan manajemen resiko, pinjaman, pembiayaan dan penyediaan modal (peer-to-peer lending and Crowdfunding) serta jasa finansial lainnya. Dalam penelitian ini, digunakan fintech peer-to-peer lending yang menyediakan jasa pembiayaan melalui internet atau yang lebih dikenal dengan pinjaman online (pinjol).

Kemudahan serta keefektifitasan dari platform pinjaman online sedikit demi sedikit mengubah gaya hidup masyarakat. Dari praktik bisnis dan konsumsi konvensional menjadi praktik bisnis dan konsumsi moderat melalui gawai personal. Hal ini dijelaskan dengan banyaknya kemunculan platform pinjaman online serta platform pembayaran tanpa kartu kredit secara online atau yang sering disebut dengan Paylater. Perkembangan industri digital yang sangat pesat ini secara signifikan mengubah kecepatan proses operasi perekonomian yang menjadi pendorong pada pertumbuhan ekonomi. Akan tetapi dengan adanya keterbatasan informasi yang diberikan oleh calon peminjam membuat para pelaku pada sektor ini harus mengambil langkah-langkah mitigasi resiko yang baik untuk menekan resiko dikemudian hari. Platform pinjaman online ini menawarkan produk pembiayaan tanpa kartu kredit untuk membeli barang yang diinginkan di berbagai platform e-commerce di Indonesia dan juga dapat digunakan untuk dana pinjaman online. Dengan banyaknya keuntungan yang ditawarkan seperti adanya pinjaman cepat cair dan juga jaminan bunga 0% - 5%. Platform pinjaman online juga tidak memberikan akses kepada calon peminjam untuk mengakses peringkat kredit mereka, kurangnya informasi yang diberikan kepada calon peminjam dapat membuat semakin tingginya resiko yang dapat diterima. Keterbatasan informasi yang didapatkan oleh pihak pinjaman online juga dapat meningkatkan resiko gagal bayar karena calon peminjam dapat memanipulasi data awal agar pinjaman dapat terdani (Arvante, 2022).

Data mining adalah proses menemukan hubungan baru yang mempunyai arti, pola dan kebiasaan dengan memilah-milah sebagian besar data yang disimpan dalam media penyimpanan dengan menggunakan teknologi pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika. Data mining merupakan gabungan dari beberapa disiplin ilmu yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin,

pengenalan pola, statistik, database, dan visualisasi untuk penanganan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar.

Data mining menurut David Hand, Heikki Mannila, dan Padharaic Smyth dari MIT adalah analisa terhadap data (biasanya data yang berukuran besar) untuk menemukan hubungan yang jelas serta menyimpulkannya yang belum diketahui sebelumnya dengan cara terkini dipahami dan berguna bagi pemilik data tersebut. Dari pengertian para ahli tersebut, dapat disimpulkan bahwa untuk mengolah data seleksi dengan jumlah yang cukup banyak dapat menggunakan metode data mining untuk mendapatkan pengetahuan di dalam data hasil persetujuan pinjaman ini. Klasifikasi disini merupakan salah satu metode dari data mining yang di pakai dalam penelitian ini. Klasifikasi merupakan teknik data mining yang paling sederhana dan banyak digunakan. Teknik klasifikasi juga terbukti sebagai teknik data mining yang paling bermanfaat dibidang data untuk Pendidikan. Klasifikasi sendiri adalah proses mencari himpunan model (fungsi) sehingga dapat mendeskripsikan, membedakan kelas-kelas data atau konsep yang bertujuan untuk memprediksi data yang belum memiliki kelasnya. Pada penelitian ini menggunakan algoritma data mining decision tree (Nazanah & Jambak, 2023). Metode ini sering digunakan dan hasilnya bisa dianalisis dengan mudah dan cukup banyak diimplementasikan di berbagai bidang. Decision Tree sendiri menghasilkan akurasi yang baik untuk mengklasifikasikan data dengan jumlah yang sangat banyak.

Sebagai langkah dan solusi yang diajukan untuk menyelesaikan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk melakukan penerapan ilmu data mining untuk mengklasifikasikan data hasil persetujuan pinjaman agar dapat mengetahui faktor yang menjadi penentu kelayakan suatu individu untuk memperoleh pinjaman. Kemudian, hasil penelitian ini dapat menjadi pendukung bagi lembaga pemberi pinjaman untuk mencari nasabah yang telah memiliki beberapa faktor kelayakan tersebut agar nantinya rating mendapatkan nasabah baru yang pasti memperoleh pinjaman dapat lebih tinggi dari sebelumnya.

B. Metode Penelitian

Algoritma Decision Tree ID3

Algoritma *Decision Tree* merupakan suatu metode pengklasifikasian yang menggunakan contoh pohon, menyatakan node yang menggambarkan tiap atribut, yang mana daun menggambarkan tiap kelas, juga setiap cabangnya menggambarkan nilai dari tiap kelas. *node* akar menyatakan node yang berada paling atas dari pohon, setiap node ini menggambarkan *node* pembagi, yang mana tiap *node* ini merupakan satu masukan dan memiliki dua keluaran. *Leaf node* adalah node terakhir, hanya mempunyai satu masukan, dan tidak mempunyai keluaran. Pohon keputusan pada tiap *leaf node* menyatakan label tiap kelas. Pohon keputusan pada tiap cabangnya menyatakan keadaan yang harus diisi dan tiap puncak pohonnya menggambarkan nilai kelas data (Nazanah & Jambak, 2023; Robianto et al., 2021).

Algoritme ID3 adalah algoritma penyajian pohon keputusan sederhana yang diperkenalkan oleh J.Ross Quinlan tahun 1993, Algoritma ID3 merupakan

algoritma pencarian secara keseluruhan pada setiap kemungkinan yang terdapat pada pohon keputusan.

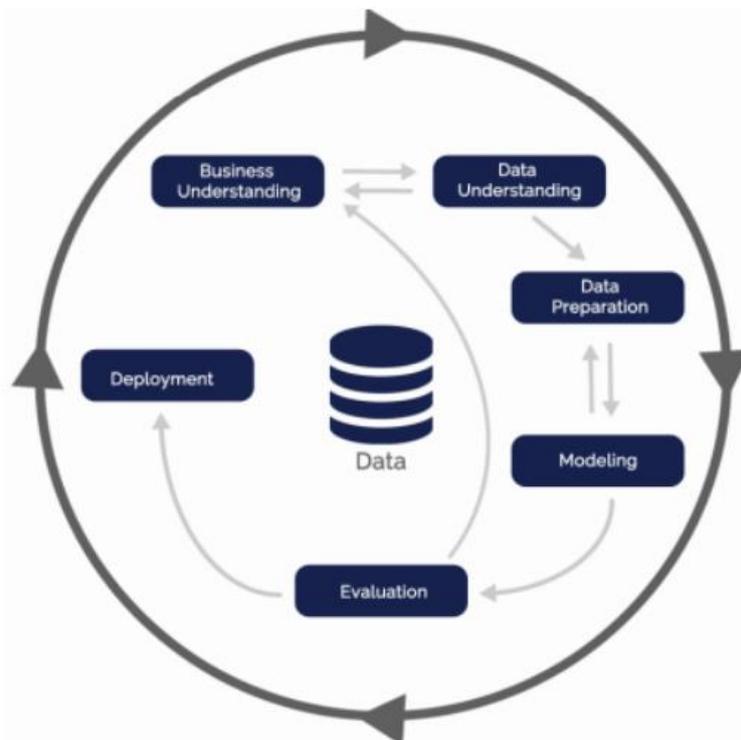
Alur kerja Decision Tree ID3

Algoritma ID3 melakukan langkah pencarian pada semua kemungkinan pohon keputusan secara menyeluruh. Secara ringkas, langkah kerja algoritma ID3 adalah sebagai berikut:

- a) Masukkan data training dan variabel
- b) Menghitung Entropy dan Information Gain dari setiap variabel tujuan dari pengukuran nilai information gain adalah untuk memilih variabel yang akan menjadi cabang saat pembentukan pohon keputusan.
- c) Gunakan variabel dengan nilai information gain yang paling tinggi.
- d) Bentuk simpul yang berisi variabel tersebut.
- e) Information gain akan terus diulangi proses perhitungannya sampai semua data telah termasuk dalam kelas yang sama. Variabel yang telah dipilih tidak diikuti lagi dalam perhitungan nilai Information gain

CRISP-DM

Pada penelitian ini menggunakan logika kerja data mining CRISP DM. CRISP DM dapat digunakan untuk proses standar yang cocok pada data mining yang prinsip utamanya adalah problem solving strategi. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan prosedur atau proses standar dengan CRISP DM sebagai logika logika berpikir data mining. CRISP DM sendiri memiliki enam alur yaitu, Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation dan Deployment.



Gambar 1. Alur CRISP-DM

Data Understanding

Dalam konteks penelitian yang dilakukan, diperlukan dataset yang memiliki informasi mengenai faktor yang menjadi penentu kelayakan suatu individu dalam memperoleh pinjaman dari lembaga pemberi pinjaman. Penulis memilih untuk mengambil dataset dari situs

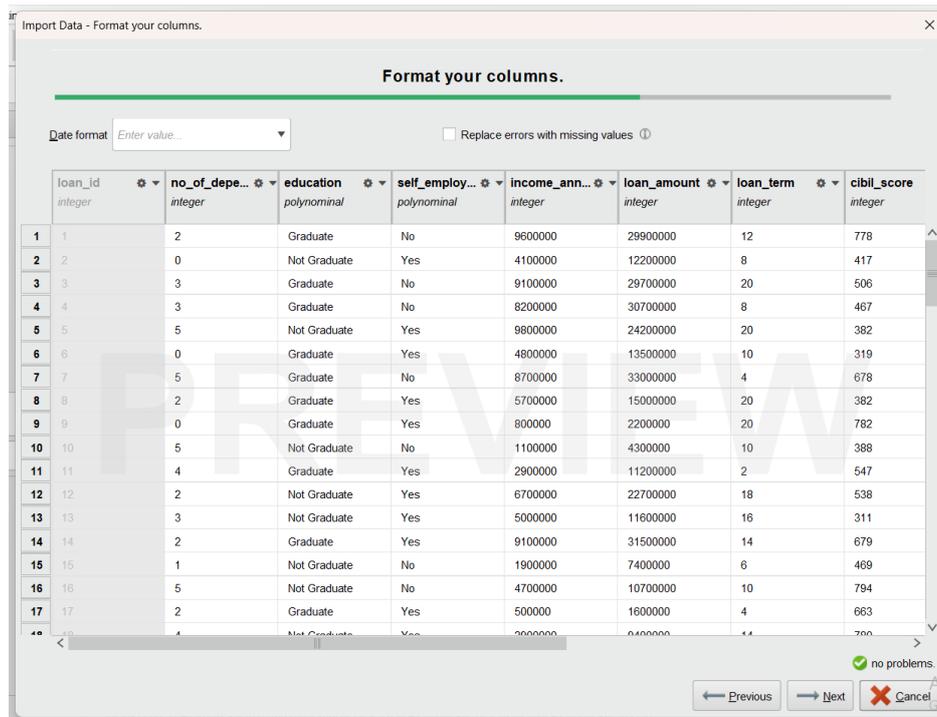
<https://www.kaggle.com/datasets/architsharma01/loan-approval-prediction-dataset> yang terdiri dari 13 Atribut yang terlihat di tabel 1.

Tabel 1. Informasi Dataset

Atribut	Keterangan
Loan id	Id pinjaman
No_of_dependents	Jumlah tanggungan
Education	Pendidikan
Self_employed	Wiraswasta
Income_annum	Pendapatan
Loan_amount	Jumlah Pinjaman
Loan_term	Jangka waktu pinjaman
Cibil_score	Skor cibil / nilai kredit
Resident_assets_value	Niali Aset tempat tinggal
Comemercial_assets_value	Nilai aset komersial
Luxury_assets_value	Nilai aset mewah
Bank_asset_value	Niali aset bank
Loan_status	Status pinjaman

. Data Preparation

Data preparation adalah proses penyiapan data yang meliputi menyusun, mengatur, menggabungkan, dan mengumpulkan, sehingga dapat digunakan di machine learning. Data preparation seringkali mengumpulkan dari data internal dan eksternal yang berbeda [8]-[10]. Data preparation adalah langkah untuk mempersiapkan data yang dimiliki agar sesuai dengan model yang akan digunakan. Pada penelitian ini penulis akan menghilangkan data atribut loan_id dari data set sebelumnya dengan cara meng-*exclude* kan data di aplikasi *Rapidminer* karena data tersebut tidak mendukung atau tidak memiliki keterkaitan dalam klasifikasi. Proses ini dilakukan otomatis di aplikasi *Rapidminer* untuk memudahkan dan mempercepat proses. Contoh seperti gambar dibawah ini.



Gambar 2. Proses meng-exclude kan atribut yang tidak diperlukan

Untuk table loan_id di *exclude* dikarenakan atribut tersebut tidak memiliki keterkaitan dengan faktor yang mempengaruhi kelayakan individu peminjam tersebut. Berikut tabel hasil pembersihan data yang telah dilakukan *exclude* dan akan di ujikan menggunakan *Data mining*.

Tabel 2. Atribut data yang terpilih setelah pembersihan data

No	Atribut	Type Data
1	No_of_dependents	Integer
2	Education	Polynomial
3	Self_employed	Polynomial
4	Income_annum	Integer
5	Loan_amount	Integer
6	Loan_term	Integer
7	Cibil_score	Integer
8	Resident_assets_value	Integer
9	Comemercial_assets_value	Integer
10	Luxury_assets_value	Integer
11	Bank_asset_value	Integer
12	Loan_status	Polynomial

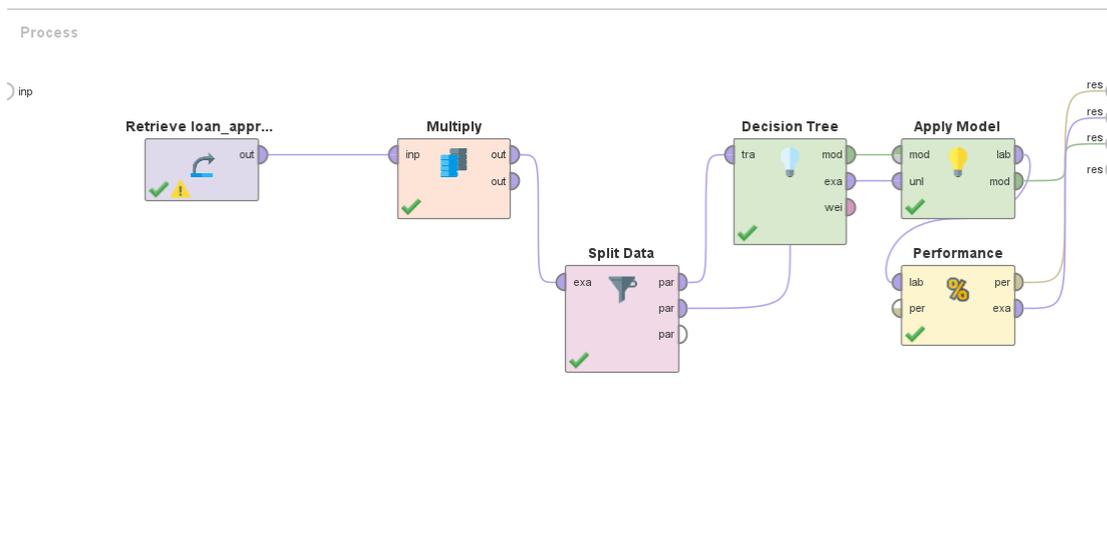
Dengan persiapan dan seleksi data ini dapat memudahkan dan meringankan beban memori pada *Rapidminer* sehingga dengan memilih kolom yang menjadi variabel faktor saja akan mempercepat proses klasifikasi pada penelitian ini dan memudahkan kita untuk mendapatkan pengetahuan dari dataset tersebut.

C. Hasil dan Pembahasan

Fase ke-empat dalam CRISP-DM yaitu modeling, dengan memasukkan data yang telah melalui tahap *data preparation* kepada algoritma *Decision Tree*, mengingat metode klasifikasi adalah metode yang bersifat *supervised* maka data dilakukan split data terlebih dahulu, untuk memisahkan data training dan data testing.

. Modeling Algoritma Decision Tree ID3 pada Rapid Miner

Pada aplikasi Rapid Miner diterapkan model dengan menggunakan beberapa operator seperti *Split Data*, *Decision Tree*, *Apply model*, dan *performance*. Gambar dibawah merupakan bentuk rancangan modelnya.

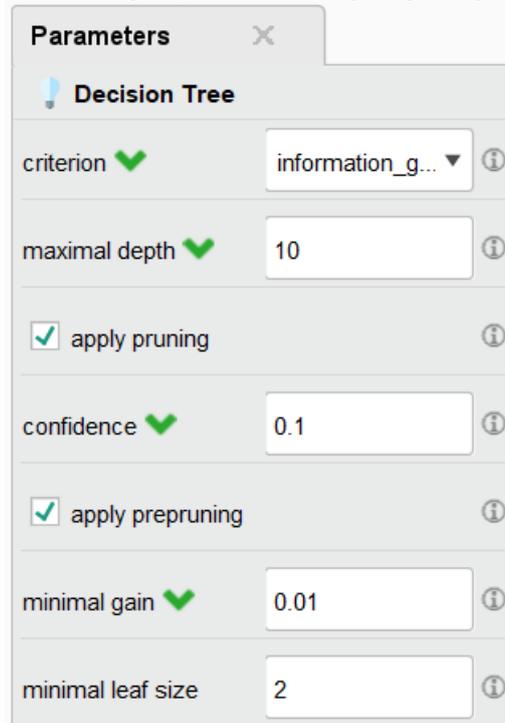


Gambar 3. Rancangan Model Algoritma Decision Tree dalam Klasifikasi dengan RapidMiner

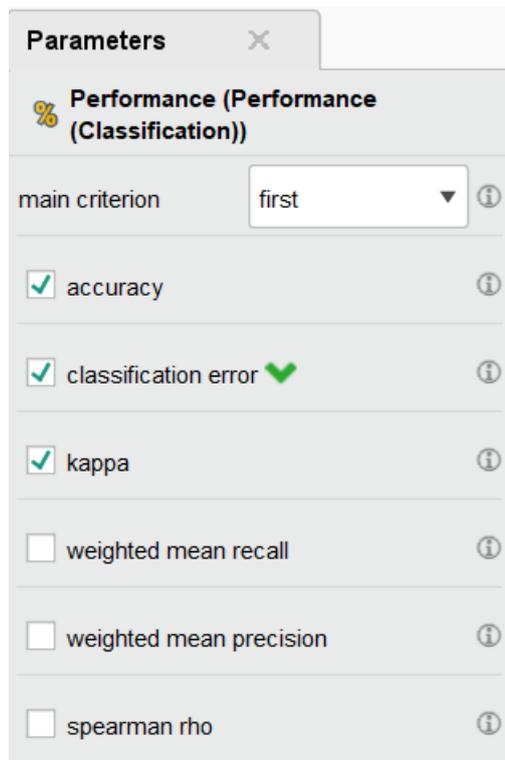
Terlihat beberapa operator yang telah diterapkan dirancangan model algoritma tersebut pada data penelitian ini. *Split data* berfungsi untuk meng-split atau membagi data menjadi *data training* dan *data testing* dengan rasio 0.7 dan 0.3. kemudian dilanjutkan dengan operator *Decision Tree* yang berfungsi untuk menampilkan informasi/pengetahuan dari algoritma yang digunakan dan pada parametersnya menggunakan kriteria *information_gain* sedangkan *maximum depth* (batas lapisan pohon keputusan) nya 10., dan juga mengaktifkan *pruning* dan *prepruning* agar dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Pada operator *performance* disini berfungsi sebagai evaluasi kinerja dari model penelitian penulis dengan menggunakan *accuracy*, *kappa* dan *Classification error*. Terakhir yaitu operator *apply model* berfungsi sebagai menerapkan model *Decision Tree* pada dataset penelitian.

Algoritma ID3 pada Rapid Miner sendiri disebut Information Gain. Information Gain terletak pada parameter pada kriteria pada operator decision tree. Maka dari itu, kita harus memilih kriteria Information Gain untuk menggunakan Algoritma ID3 pada Rapid Miner. Kegunaan kriteria sendiri adalah memilih atribut untuk dilakukan pemisahan. Nilai yang dihasilkan pemisahan dioptimalkan sehubungan dengan masing-masing kriteria yang dipilih.

Information Gain sendiri merupakan Entropi dari semua Atribut dihitung dan atribut dengan entropi terkecil dipilih untuk dipisahkan. Metode ini memiliki bias terhadap pemilihan Atribut dengan jumlah nilai yang banyak.



Gambar 4. Pemilihan kriteria pada algoritma Decision Tree

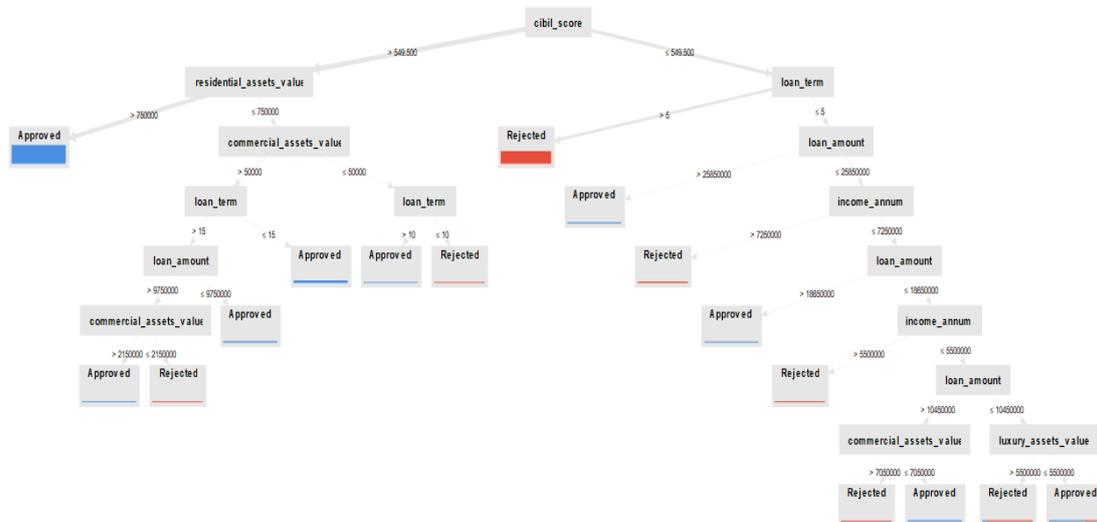


Gambar 5. Pemilihan metode evaluasi yang digunakan

Pada operator algoritma decision tree ini, kita perlu menggunakan apply pruning dan preprunning agar akurasi dari klasifikasi pada data dapat lebih maksimal.

Row No.	loan_status	prediction(lo...	confidence(...	confidence(...	no_of_depe...	education	self_employ...	income_ann...	loan_amount	loan_term	cibil_score	residenti
1	Approved	Approved	1	0	2	Graduate	No	9600000	29900000	12	778	2400000
2	Rejected	Rejected	0	1	3	Graduate	No	9100000	29700000	20	506	7100000
3	Rejected	Rejected	0	1	3	Graduate	No	8200000	30700000	8	467	18200000
4	Rejected	Rejected	0	1	0	Graduate	Yes	4800000	13500000	10	319	6800000
5	Approved	Approved	1	0	5	Graduate	No	8700000	33000000	4	678	22500000
6	Rejected	Rejected	0	1	2	Graduate	Yes	5700000	15000000	20	382	13200000
7	Approved	Approved	1	0	0	Graduate	Yes	800000	2200000	20	782	1300000
8	Approved	Approved	1	0	4	Graduate	Yes	2900000	11200000	2	547	8100000
9	Rejected	Rejected	0	1	2	Not Graduate	Yes	6700000	22700000	18	538	15300000
10	Approved	Approved	1	0	2	Graduate	Yes	9100000	31500000	14	679	10800000
11	Approved	Approved	1	0	2	Graduate	Yes	500000	1600000	4	663	1300000
12	Approved	Approved	1	0	4	Not Graduate	Yes	2900000	9400000	14	780	2900000
13	Approved	Approved	1	0	2	Graduate	No	2700000	10300000	10	736	1000000
14	Approved	Approved	1	0	5	Graduate	No	6300000	14600000	12	652	10300000
15	Rejected	Rejected	0	1	2	Graduate	No	5000000	19400000	12	315	9500000
16	Approved	Approved	1	0	0	Not Graduate	Yes	500000	1400000	2	551	900000
17	Rejected	Rejected	0	1	0	Not Graduate	No	4900000	9800000	16	324	3800000

Gambar 6. Tabel data hasil prediksi pada aplikasi RapidMiner



Gambar 7. Hasil klasifikasi menggunakan Algoritma Decision Tree

Pada penelitian ini, diketahui faktor utama yang jadi penentu kelayakan suatu individu dapat memperoleh pinjaman dari lembaga pemberi pinjaman yaitu tingginya cibil_score, dan banyaknya resident_asset_value (nilai aset tempat tinggal) sedangkan faktor utama yang membuat ajuan pinjaman ditolak adalah rendahnya nilai cibil_score dan jangka waktu pinjaman yang lama. Maka dari itu nasabah yang memiliki cibil_skor yang lebih tinggi dan memiliki nilai aset tempat tinggal yang besar menjadi nasabah yang memiliki rating nilai tinggi agar ajuan pinjamannya dapat diterima dan nasabah yang memiliki nilai cibil_score rendah dan jangka waktu pinjamannya lama menjadi nasabah yang memiliki rating rendah agar ajuan pinjamannya diterima (Ananda Maghfira Ajeng Mentari, 2021).

Faktor tersebut dapat dimanfaatkan oleh lembaga ataupun perusahaan pemberi pinjaman untuk mencari nasabah yang rating pinjamannya lebih tinggi

atau diterima dan lebih mengseleksi nasabah dengan rating pinjamanya rendah atau ditolak (Yogi & Nim, 2019).

Rule Base

Rule Base adalah hasil deskripsi dari sebuah decision tree yang berhasil dibuat. Rule base ini membantu para pengguna dan memudahkan pengguna dalam membaca hasil dari data yang di klasifikasi.

Berikut merupakan hasil rule base yang didapatkan setelah data diolah dan dijalankan di aplikasi Rapid Miner dengan menggunakan Algoritma Decision Tree.

```

Cibil_score > 549.500
| residential_assets_value > 750000: Approved {Approved=657, Rejected=0}
| residential_assets_value ≤ 750000
| | commercial_assets_value > 50000
| | | loan_term > 15
| | | | loan_amount > 9750000
| | | | | commercial_assets_value > 2150000: Approved {Approved=3, Rejected=0}
| | | | | commercial_assets_value ≤ 2150000: Rejected {Approved=0, Rejected=2}
| | | | | loan_amount ≤ 9750000: Approved {Approved=22, Rejected=0}
| | | | loan_term ≤ 15: Approved {Approved=64, Rejected=0}
| | | commercial_assets_value ≤ 50000
| | | | loan_term > 10: Approved {Approved=2, Rejected=0}
| | | | loan_term ≤ 10: Rejected {Approved=0, Rejected=2}
cibil_score ≤ 549.500
| loan_term > 5: Rejected {Approved=0, Rejected=433}
| loan_term ≤ 5
| | loan_amount > 25850000: Approved {Approved=13, Rejected=0}
| | loan_amount ≤ 25850000
| | | income_annum > 7250000: Rejected {Approved=0, Rejected=20}
| | | income_annum ≤ 7250000
| | | | loan_amount > 18650000: Approved {Approved=9, Rejected=0}
| | | | loan_amount ≤ 18650000
| | | | | income_annum > 5500000: Rejected {Approved=0, Rejected=6}
| | | | | income_annum ≤ 5500000
| | | | | | loan_amount > 10450000
| | | | | | | commercial_assets_value > 7050000: Rejected {Approved=0, Rejected=3}
| | | | | | | commercial_assets_value ≤ 7050000: Approved {Approved=16, Rejected=0}
| | | | | | | loan_amount ≤ 10450000
| | | | | | | | luxury_assets_value > 5500000: Rejected {Approved=1, Rejected=13}
| | | | | | | | luxury_assets_value ≤ 5500000: Approved {Approved=10, Rejected=5}

```

3.4. Evaluasi Performa Model Decision Tree ID3

Nilai performa akan didapat dari model *Decision Tree* yang dirancang untuk mengklasifikasikan hasil data pinjaman persetujuan. Performa yang diterapkan antara lain *accuracy* dan *classification error*.

accuracy: 97.39%

	true Approved	true Rejected	class precision
pred. Approved	1824	43	97.70%
pred. Rejected	35	1086	96.88%
class recall	98.12%	96.19%	

Gambar 8. Hasil evaluasi *accuracy*

classification_error: 2.61%

	true Approved	true Rejected	class precision
pred. Approved	1824	43	97.70%
pred. Rejected	35	1086	96.88%
class recall	98.12%	96.19%	

Gambar 9. Hasil evaluasi *classification error*

Tabel 3. Tabel Confusion Matrix pada penelitian

	True Approved	True Rejected	Class Precision
Pred.Approved	1824	43	97.70%
Pred.Rejected	35	1086	96.88%
Class Recall	98.12%	96.19%	

Nilai performa accuracy adalah nilai keakuratan pada model yang diterapkan. Didapatkan nilai *accuracy* 97.39% yang mana merupakan nilai model yang baik untuk hasil prediksi. Nilai performa Classification error adalah kesalahan pada nilai yang didapatkan dari model yang diterapkan. Performa kappa adalah normalisasi dari nilai accuracy. Didapatkan Nilai Kappa yaitu 1 yang artinya model ini bisa disebut sempurna. Selain itu, pada model penelitian ini didapatkan nilai kesalahan 2.61% dimana artinya kecil kesalahan pada model yang digunakan.

D. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dengan menggunakan model *Decision Tree* pada klasifikasi data persetujuan pinjaman untuk mengetahui faktor penentu kelayakan suatu individu memperoleh pinjaman dari lembaga pemberi pinjaman. Pada penelitian ini, berkaitan dengan rumusan masalah maka kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut, diketahui bahwa faktor penentu dari kelayakan suatu individu memperoleh pinjaman dari lembaga pemberi pinjaman diterima terdapat pada faktor skor kredit yang tinggi dan nilai aset tempat tinggal yang besar sedangkan faktor penentu pinjaman ditolak terdapat pada faktor skor kredit yang rendah dan jangka waktu pinjaman panjang, maka dari itu faktor tersebut diterapkan untuk mengkategorikan nasabah dengan rating pinjaman diterima tinggi dan nasabah dengan rating pinjaman diterima rendah atau ditolak, hal tersebut diharapkan dapat membantu lembaga atau perusahaan pemberi pinjaman untuk lebih menseleksi nasabah yang dicari dan diterima pinjamannya.

E. Referensi

- [1]. M. North, *Data Mining for the Masses*, 2nd ed. [Second edition]. Portland, OR, USA: Booklocker.com, Inc., 2016. D. Kinasih Widiyati, M. Wati, and H. Santoso Pakpahan, "Penerapan Algoritma ID3 Decision Tree Pada Penentuan Penerima Program Bantuan Pemerintah Daerah di Kabupaten Kutai Kartanegara," 2018.
- [2]. P. Kasih, "Pemodelan Data Mining Decision Tree Dengan Classification Error Untuk Seleksi Calon Anggota Tim Paduan Suara," *Innovation in Research of Informatics (INNOVATICS)*, vol. 1, no. 2, Oct. 2019, doi: 10.37058/innovatics.v1i2.918.
- [3]. R. Iriane, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Pangan Hewan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *KLIK: KAJIAN ILMIAH*

- INFORMATIKA DAN KOMPUTER, vol. 3, no. 5, pp. 509–515, 2023, [Online]. Available: <https://djournals.com/klik>
- [4]. Afiyah, S. N., & Nabila, W. D. A. (2021). Implementasi Iterative Dichotomiser 3 (ID3) Untuk Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Pada PT.BPR Ploso Saranaartha Jombang. *POSITIF: Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi*, 7(1), 60–69. <https://doi.org/10.31961/positif.v7i1.1064>
- [5]. Ananda Maghfira Ajeng Mentari. (2021). Analisis Faktor-Faktor Keputusan Pemberian Kredit Pinjaman Online (Studi Kasus PT. Cicil Solusi Mitra Teknologi). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB*, 9(2), 1–12.
- [6]. Arvante, J. Z. Y. (2022). Dampak Permasalahan Pinjaman Online dan Perlindungan Hukum Bagi Konsumen Pinjaman Online. *Ikatan Penulis Mahasiswa Hukum Indonesia Law Journal*, 2(1), 73–87. <https://doi.org/10.15294/ipmhi.v2i1.53736>
- [7]. Listiana, E., & Muslim, M. A. (2017). Peningkatan Akurasi Pada Algoritma C4.5 Menggunakan Adaboost Untuk Meminimalkan Resiko Kredit. *Prosiding SNATIF*, 2015, 875–881.
- [8]. Megantara, A. N. (2019). Analisis Faktor-Faktor Yang Menentukan Keputusan Pemberian Kredit Untuk Usaha Mikro, Kecil, Dan Menengah (Ukm) Pada Lembaga Pembiayaan Peer To Peer Lending. *Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Brawijaya*, 1–16.
- [9]. Mujilawati, S. (2017). Pemanfaatan Algoritma ID3 untuk Klasifikasi Penjualan Obat. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Dan Rekayasa Informasi*, 1(November), 25–29.
- [10]. Naidah. (1858). Analisis Faktor-Faktor yang Berpengaruh terhadap Pemberian Kredit Kepemilikan Rumah (KPR) pada PT. Bank Rakyat Indonesia (Persero) TBK.Kantor Cabang Panakukang Makassar. *Jurnal Ilmu Ekonomi Studi Pebangunan*, 1(2), 129–139.
- [11]. Nazanah, J. T. M. A., & Jambak, M. I. (2023). Pemanfaatan Algoritma Decision Tree ID3 Bagi Manajemen Bimbel Untuk Menentukan Faktor Kelulusan Pada Sekolah Kedinasan. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 3(6), 915–924. <https://doi.org/10.30865/klik.v3i6.791>
- [12]. Robianto, Sitorus, H., & Ristian, U. (2021). Penerapan Metode Decision Tree Untuk. *09(01)*, 76–86.
- [13]. Yogi, M., & Nim, F. (2019). Penerapan Algoritma Iterative Dechotomiser 3 (ID3) Untuk Klasifikasi Penyakit Tifoid. *3*, 1–6.