

KLASIFIKASI PENENTUAN KELAYAKAN PINJAMAN KOPERASI DENGAN ALGORITMA CART MENGGUNAKAN ALGORITMA ADABOOST

Muhammad Rendy Raihan¹, Yulison Herry Chrisnanto², Ade Kania Ningsih³

^{1,2,3}Informatika, Sains dan Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani

Email: ¹mrendyraihaan@if.unjani.ac.id, ²yhc@if.unjani.ac.id, ³ade.kanianingsih@lecture.unjani.ac.id

ABSTRAK

According to the Cooperative Bureau, cooperatives became a mainstay for the lower middle class to revive and stabilize their respective economies when the Covid-19 Pandemic broke out in Indonesia. Through savings and loan cooperatives, people can provide loans to cooperatives. In this case, cooperatives provide money lending services to their members, and certain conditions apply to determine which loans are eligible. In connection with this, the officer will analyze the loan by filling out a loan application form accompanied by certain requirements in each loan application. In a mechanism that is not simple, problems often arise when eligibility decisions are not appropriate, namely bad credit. This research aims to solve the problem by designing a data mining application with a function to determine the feasibility of giving loans to customers. The method used is the CART algorithm method and uses the Adaboost algorithm. The results of the application of the CART algorithm method optimized with Adaboost turned out to be able to classify the eligibility of cooperative lending well, simplify the mechanism in credit analysis activities and be able to provide accurate eligibility status, which is guaranteed by the accuracy results of CART and Adaboost.

Key words: Cooperative, The feasibility of providing loans, CART, Adaboost.

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Di Indonesia, virus Covid-19 atau bisa disebut Corona menginfeksi banyak masyarakat dari hari ke harinya. Menurut Kemenkes hingga saat ini kasus masyarakat yang terjangkit masih sekitar 40.452 kasus perharinya (Kesehatan, 2021). Wabah Covid-19 menimbulkan dampak negatif disegala bidang. Dampak yang sangat fenomenal adalah dari bidang ekonomi (institute, 2020) dimana menjadikan ekonomi masyarakat di Indonesia menurun. Masyarakat dengan pekerjaan yang non-formal seperti pedagang dan pengusaha menengah bawah, sangat merasakan dampak dari pandemi ini. Banyak opsi atau solusi yang muncul dalam mempertahankan dan menstabilkan kembali ekonomi masyarakat Indonesia diantaranya melakukan peminjaman ke jasa keuangan diantaranya koperasi simpan pinjam. Menurut dinas perkoperasian, koperasi menjadi andalan bagi para masyarakat menengah bawah untuk membangkitkan kembali ekonominya (Dinas Koperasi dan Usaha Mikro, 2022).

Menurut Undang-Undang Nomor 17 Tahun 2012, Koperasi adalah badan hukum perseorangan atau organisasi, sebagai modal untuk menjalankan usaha, aspirasi dan kebutuhan seksama di bidang ekonomi, sosial dan budaya sesuai prinsip dan nilai Koperasi. Melalui koperasi simpan pinjam masyarakat atau anggota dapat melakukan pengajuan pinjaman dana ke koperasi dengan ketentuan yang sudah ditetapkan dan melakukan pembayaran angsuran dan bunga sesuai dengan yang ditentukan (Marita, Riadiana Eka, 2016). Koperasi dapat melayani beberapa transaksi diantaranya simpanan tabungan, tarik

tabungan, dan pinjaman. Dalam transaksi pinjaman, petugas koperasi harus melakukan penentuan kelayakan pinjaman, dimana petugas harus menganalisa kelayakan kreditnya secara personal dengan mengisi formulir pengajuan pinjaman disertai dengan persyaratan tertentu. Meningkatnya pengajuan pinjaman, muncul dampak negatif bagi koperasi itu sendiri, dimana semakin lama petugas melakukan analisa dalam hari-harinya, ditambah lagi dengan penentuan kelayakan pinjaman yang harus cair maksimal 24 jam dari waktu pengajuan, muncul kendala yang dirasakan koperasi dalam melakukan analisa kelayakan kredit tersebut, dimana ketika analisa pemberian kredit kurang tepat, akan menyebabkan kredit macet (Riyanto, 2021). Oleh karena itu perlu evaluasi dalam analisa penentuan kelayakan pinjaman pada koperasi.

Pada ilmu data mining terdapat teknik klasifikasi yang bisa digunakan untuk evaluasi dalam menentukan analisa pemberian pinjaman. Data mining banyak dipakai diberbagai bidang, salah satunya dalam bidang usaha koperasi (Syafriansyah, 2015). penelitian ini bertujuan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut dengan merancang sebuah aplikasi data mining dengan fungsi untuk menentukan kelayakan pemberian pinjaman kepada nasabah.

Seperti pada penelitian terdahulu yaitu penelitian kinerja algoritma CART dan Naive Bayes berbasis *particle swarm optimization* (pso) untuk klasifikasi kelayakan kredit koperasi dimana bahwa Algoritma Naive Bayes dikombinasi dengan algoritma PSO menghasilkan akurasi tertinggi dengan akurasi sebesar 96,43%, dibandingkan dengan akurasi Algoritma CART yang dikombinasi algoritma PSO.

Dari akurasi yang dihasilkan bahwa penelitian ini bisa dibidang cukup bagus dan menjadi acuan keberhasilan dalam menentukan kelayakan kredit koperasi (Riyanto, 2021). Menurut penelitian analisis klasifikasi nasabah kredit menggunakan *bootstrap aggregating classification and regression trees (bagging cart)* juga, bahwa metode *bagging CART* dalam pengklasifikasian nasabah kredit menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 81,44%. Artinya bahwa metode ini dapat mengklasifikasikan nasabah kredit secara tepat dengan acuan akurasi sebesar 81,44% (Ratnaningrum, 2016). Kemudian pada penelitian penerapan algoritma *adaptive boosting* (adaboost) dalam meningkatkan performansi algoritma C4.5 dalam mengklasifikasi suatu data, bahwa algoritma Adaboost dapat meningkatkan nilai akurasi dari performansi algoritma C4.5 menjadi lebih efektif (Pradana, 2018). Metode CART ini memiliki kelebihan yaitu lebih akurat, mudah diinterpretasikan dan lebih cepat perhitungannya (Riyanto, 2021). Maka dari itu penelitian ini menggunakan metode Algoritma *Classification and Regression Tree* (CART) dan menggunakan Algoritma *Adaptive Boosting* (Adaboost) dengan merujuk pada penelitian-penelitian tersebut.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, dapat dirumuskan suatu permasalahan yaitu:

- 1) Bagaimana evaluasi dalam melakukan verifikasi yang cermat terhadap persyaratan yang ditetapkan atas pengajuan pinjaman, waktu yang diperlukan untuk mengambil keputusan dalam penentuan kelayakan sesuai dengan ketentuan yang berlaku dengan teknik klasifikasi menggunakan algoritma CART.
- 2) Bagaimana penerapan algoritma CART dan Adaboost dalam melakukan optimasi keakuratan dalam menentukan kelayakan pinjaman koperasi sebagai penunjang bahwa pengambilan keputusan dapat disimpulkan cukup akurat.

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang sudah didefinisikan, didapatkan tujuan penelitian ini yaitu

- 1) Menerapkan teknik klasifikasi menggunakan algoritma CART untuk melakukan verifikasi yang cermat terhadap persyaratan yang ditetapkan atas pengajuan pinjaman, waktu yang diperlukan untuk mengambil keputusan dalam penentuan kelayakan sesuai dengan ketentuan yang berlaku.
- 2) Mengetahui hasil akurasi yang dihasilkan dari penerapan Algoritma CART dan Adaboost dalam mengklasifikasi kelayakan pemberian pinjaman koperasi sebagai

penunjang bahwa pengambilan keputusan dapat disimpulkan cukup akurat.

1.4. Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sistem ini menggunakan metode algoritma CART dalam mengklasifikasi kelayakan pemberian pinjaman koperasi dan dioptimasi menggunakan Adaboost untuk mengetahui kelayakan pinjaman tersebut apakah Layak atau Tidak, dimana sistem ini tidak mengelola data analisa kredit serta rincian angsuran, bunga dan tenggat waktu dari pinjaman tersebut. Untuk proses klasifikasi dari algoritma CART dan Adaboost, hanya menghasilkan model pohon keputusan dan akurasi dari setiap algoritmanya sebagai acuan dari penentuan kelayakan tersebut. Penelitian ini juga, data yang digunakan hanya data analisa kredit di Koperasi Warga Pondok Cipta Mas 2 dari tahun 2018 hingga tahun 2021 dimana data ini memiliki 12 atribut yang mewakili populasi dan fenomena.

1.5. Tinjauan Pustaka

a. Data Mining

Data mining dapat didefinisikan dengan berbagai cara, bahkan istilah data mining tidak benar-benar menampilkan keseluruhan komponen utama yang ada. Secara analogi, data mining dinamai "*knowledge mining from data*" namun penamaan ini terlalu panjang untuk digunakan. Namun penamaan lain yang lebih pendek yaitu *knowledge mining* terdengar tidak mencerminkan penambangan data dari jumlah data yang besar. Karena kata mining sendiri adalah istilah tentang proses menemukan sebuah informasi data yang berharga dari banyak data mentah. Sehingga penggunaan "data" dan "mining" menjadi populer. Selain itu, banyak istilah lain yang memiliki arti serupa dengan data mining. Sebagai contoh yaitu *knowledge mining from data, knowledge extraction, data/pattern analysis, data archaeology, and data dredging* (Webagus, 2020).

b. Klasifikasi

Klasifikasi adalah metode analisis data yang membangun model yang memprediksi label kategoris (atribut target). Metode ini digunakan ketika data diperlukan untuk diklasifikasikan ke dalam kelompok yang berbeda berdasarkan atribut target, dan/atau memprediksi kemungkinan hasil label target berdasarkan catatan sejarah (Santos-Pereira, 2021). Untuk membedakan suatu objek dari yang lain, pengklasifikasi harus membebaskan tugas induksi. Tugas induksi terdiri dalam mengembangkan aturan klasifikasi yang dapat mengidentifikasi kelas objek apapun di alam semesta dari nilai atributnya yang mewakili beberapa karakteristik atau fitur penting objek (Quinlan, 1986). Pohon keputusan adalah hasil dari teknik klasifikasi. Dengan analogi dengan pohon botani, struktur pohon keputusan terdiri dari diagram alur

dengan akar, cabang, node internal dan daun. Setiap elemen struktural pohon mengidentifikasi langkah dalam proses pemisahan data, di mana algoritma pohon memisahkan item pelatihan input dengan menguji karakteristiknya yang berbeda, yaitu nilai yang berbeda dari beberapa atributnya (Urso, 2018).

c. Algoritma Classification and Regression Tree (CART)

Algoritma CART bertujuan untuk mendapatkan suatu pola data yang akurat sebagai tanda dari suatu pengklasifikasian. Model pohon dari metode ini bergantung pada skala variabel terikat, jika data berbentuk kontinu maka model pohon yang dihasilkan adalah regression tree (pohon regresi) sedangkan jika data berbentuk kategorik maka pohon yang dihasilkan adalah classification tree (pohon klasifikasi). Metode ini memiliki beberapa kelebihan dibanding dengan metode lainnya, yaitu hasilnya lebih mudah diinterpretasikan, lebih akurat dan lebih cepat perhitungannya, bisa diterapkan untuk himpunan data yang mempunyai jumlah besar, variabel yang sangat banyak dengan skala variabel campuran melalui prosedur pemilahan biner (Amin, 2016).

Langkah-langkah algoritma CART adalah sebagai berikut (Aribowo et al., 2021):

- a. Dataset disiapkan untuk digunakan perhitungan.
- b. Hitung nilai indexgini dari semua atribut berdasarkan masing-masing kategori yang ada.
- c. Hitung nilai ginigain semua atribut yang ada pada dataset.
- d. Buat node dan cabang dari hasil nilai ginigain yang terbesar diantara masing-masing atribut. Atribut dengan nilai ginigain yang terbesar akan menjadi node akar pertama, dan untuk pembentukan cabang menggunakan nilai indexgini dari atribut tersebut. Kategori atribut dengan nilai indexgininya adalah 0 (no) maka akan membentuk cabang leaf node, jika frekuensi tidak lebih tinggi dibandingkan frekuensi ya akan menghasilkan nilai kelas tidak, dan sebaliknya jika frekuensi ya lebih tinggi dibandingkan frekuensi tidak akan menghasilkan nilai kelas ya. Kategori atribut dengan nilai tidak sama dengan 0 (no) belum terbentuk leaf node sehingga akan dilakukan perhitungan kembali.
- e. Ulangi langkah (2) sampai langkah (4) hingga semua atribut telah dihitung dan menjadi node.

Formula perhitungan IndexGini dan GiniGain sebagai berikut:

$$IndexGini(S) = 1 - \sum_{i=1}^k P_i^2 \tag{1}$$

$$GiniGain = Gini(A, S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \times Gini(S_i) \tag{2}$$

Keterangan :

S : Himpunan gugus data latih

K : Banyak kelas

Pi : Peluang S dari kelas ke – i

S_i : Partisi S yang disebabkan oleh peubah A,S

d. Algoritma Adaptive Boosting (Adaboost)

Algoritma Adaptive Boosting merupakan algoritma yang digunakan untuk pengambilan keputusan (*Algoritma AdaBoost (Adaptive Boosting) - Pip Tools, n.d.*). Adaboost ini merupakan ensemble learning yang digunakan pada algoritma boosting. Algoritma ini ditujukan untuk supervised learning yang memberikan nilai atribut pada dataset yang digambarkan oleh koleksi atribut dan termasuk salah satu dari serangkaian kelas yang saling berhubungan (CAO et al., 2013). Langkah-langkah pada algoritma adaboost adalah sebagai berikut (Qilla Aulia Suri, 2019):

- a. Inisial setiap bobot awal dengan rumus (3), untuk semua i

$$W_i^1 = \frac{1}{n} \tag{3}$$

- b. Untuk setiap m = 1, 2, 3, ..., M. Lakukan:

- c. Bangun model klasifikasi $G_m(X_i)$ menggunakan bobot $W_i^{(m)}$

- d. Hitung kesalahan klasifikasi dengan rumus (4)

$$\epsilon_m = \frac{\sum_{i=1}^n W_i^{(m)}, G_m(X_i) \neq Y_i}{\sum_{i=1}^n W_i^{(m)}} \tag{4}$$

- e. Menghitung nilai α menggunakan rumus (5)

$$\alpha_m = \log \frac{1 - \epsilon_m}{\epsilon_m} \tag{5}$$

- f. Perbaharui koefisien pembobotan kesalahan klasifikasi dengan rumus (6) dan (7)

$$w_i^{m+1} = w_i^m \exp(-\alpha_m), G_m(X_i) = Y_i \tag{6}$$

$$w_i^{m+1} = w_i^m \exp(\alpha_m), G_m(X_i) \neq Y_i \tag{7}$$

- g. Penentuan klasifikasi menggunakan persamaan (8)

$$Y = \text{Sign} \left(\sum_{m=1}^M \alpha_m G_m(x) \right) \tag{8}$$

Jika hasil perhitungan klasifikasi berjumlah positif, maka label dari status kelayakan adalah Layak. Dan jika hasil perhitungan klasifikasi berjumlah negative, maka label dari status kelayakan adalah Tidak.

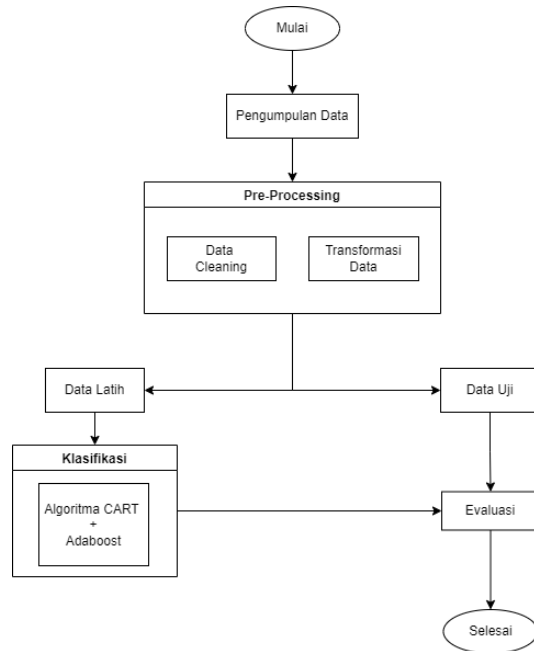
e. Pinjaman/Kredit

Secara umum menurut Kasmir (2016:274) kredit adalah kepercayaan. Kredit secara latin adalah “*credere*” yang berarti nasabah (debitur) diberi kepercayaan pihak bank atau koperasi (kreditur), kreditur percaya bahwa debitur akan membayar pinjamannya sesuai kesepakatan. Bisa diartikan juga bahwa debitur memperoleh kepercayaan dari bank untuk mendapat dana dan menggunakan dananya sebagaimana mestinya serta mampu mengembalikannya sesuai dengan perjanjian yang

disepakati oleh kedua pihak(Widayati & Herman, 2019). Bisa diibaratkan bahwa kredit dan kepercayaan (trust) seperti keping logam yang tidak dapat dipisahkan. Tidak mungkin adanya pemberian pinjaman tanpa adanya kepercayaan.

1.6. Metodologi Penelitian

Adapun tahapan dalam metodologi penelitian dalam mengklasifikasi penentuan kelayakan pinjaman koperasi seperti pada gambar1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

A. Pengumpulan Data

Dalam melakukan penelitian, data merupakan sebuah objek atau pendukung untuk digunakan penelitian. Sumber data pada penelitian ini adalah data analisa kredit yang diambil dari Koperasi Warga Pondok Cipta Mas 2 dari tahun 2018 hingga 2021. Data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki 12 atribut diantaranya No. Kredit, No. Anggota, Nama, Jenis Kelamin, Usia, Pekerjaan, Pendapatan, Tabungan, Plafon Pinjaman, Jangka Waktu Pinjaman, Margin (Bunga), Jaminan dan Status Kelayakan.

B. Data Pre-Processing

Pada tahap pre-processing, Data cleaning merupakan tahapan dimana atribut data dibersihkan dari atribut data yang tidak diperlukan dan proses transformasi data juga berfungsi merubah data ke dalam bentuk yang sesuai untuk penambangan dengan melakukan operasi ringkasan atau agregasi (Hendrickx et al., 2015) seperti: no. kredit, no.anggota, nama, alamat, dan jenis kelamin. Kemudian juga data yang dominannya kosong akan dihilangkan.

C. Proses Klasifikasi dengan CART dan Adaboost

Pada tahap ini dilakukan proses klasifikasi menggunakan Algoritma CART untuk penyelesaian kasus penentuan pinjaman nasabah secara tepat. Kemudian setelah klasifikasi menggunakan algoritma CART berhasil, akan dilakukan pengoptimasian hasil akurasi menggunakan Adaboost yang bertujuan untuk meningkatkan hasil perhitungannya.

D. Evaluasi

Tahapan terakhir adalah proses evaluasi. Proses ini bertujuan untuk mengetahui hasil klasifikasi dengan algoritma CART dan Adaboost tersebut valid atau tidak.

2. PEMBAHASAN

Adapun tahapan dalam perhitungan metode algoritma CART dan algoritma Adaboost dalam mengklasifikasi penentuan kelayakan pinjaman koperasi sebagai berikut.

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam melakukan penelitian ini merupakan data analisa kredit koperasi, terdiri dari 1202 record data transaksi dari rentan waktu tahun 2018 hingga tahun 2021. Data tersebut merupakan data hasil analisa kredit pada Koperasi Warga Pondok Cipta Mas 2 berupa sebuah dokumen excel. Data analisa yang diperoleh memiliki atribut data sebagai berikut:

Tabel 1. Atribut Data Analisa Kredit

No.	Atribut	Keterangan
1.	No. Kredit	Merupakan kode transaksi yang digunakan saat nasabah meminjam ke koperasi.
2.	No. Anggota	Merupakan nomor anggota nasabah yang terdaftar di koperasi.
3.	Nama	Merupakan nama dari nasabah yang meminjam.
4.	Jenis Kelamin	Merupakan jenis kelamin dari nasabah yang melakukan pinjaman.
5.	Usia	Merupakan usia atau umur nasabah yang akan meminjam.
6.	Pekerjaan	Merupakan status pekerjaan nasabah yang akan meminjam.
7.	Pendapatan	Merupakan pendapatan dari nasabah yang akan meminjam.
8.	Tabungan	Merupakan besar tabungan nasabah di koperasi tersebut yang akan meminjam.

No.	Atribut	Keterangan
9.	Plafon Pinjaman	Merupakan besar pinjaman yang diajukan nasabah.
10.	Jangka Waktu Pinjaman	Merupakan jangka waktu lamanya pinjaman yang dilakukan nasabah.
11.	Bunga	Merupakan bunga dari pinjaman yang dilakukan nasabah.
12.	Jaminan	Merupakan jaminan yang diajukan oleh nasabah.
13.	Status	Merupakan kesimpulan analisa mengenai layak atau tidaknya pinjaman nasabah tersebut.

2.2. Data Pre-Processing

Pre-processing adalah proses pengolahan data yang akan digunakan oleh sistem, maka harus di lakukan terlebih dahulu metode *pre-processing* ini bertujuan untuk pengubahan data analisa kredit agar selanjutnya data siap untuk di olah sebagai objek penelitian. Dalam proses *pre-processing* terdapat beberapa tahapan diantaranya yaitu *cleaning*, kemudian transformasi data.

1) *Data Cleaning*

Data *cleaning* merupakan tahapan dimana data dibersihkan dari data yang tidak diperlukan seperti data yang kosong atau tidak bisa digunakan untuk penelitian. Kemudian dilakukan juga pemilihan atribut yang akan digunakan sebagai objek penelitian, dimana atribut yang digunakan adalah Usia, Pekerjaan, Pendapatan, Tabungan, Plafon Pinjaman, Jangka Waktu Pinjaman, Margin (Bunga), Jaminan dan Status Kelayakan. Sedangkan atribut no. kredit, no.anggota, nama, alamat, dan jenis kelamin tidak digunakan.

2) Transformasi Data

Transformasi digunakan untuk merubah bentuk data asli menjadi data kategorik untuk algoritma CART dan Adaboost. Pada dataset analisa kredit ini, atribut yang di transformasikan adalah Usia (Harismi, 2020), Pendapatan, Tabungan, Plafon Pinjaman, Jangka Waktu Pinjaman (bulan) dan Margin (bunga) (Pt et al., 2011),(Rakasiwi, 2021),(Maresa et al., 2019). Adapun detail dari atribut-atribut yang ditransformasi.

a) Usia

Usia < 60 tahun	Dewasa
Usia ≥ 60 tahun	Lanjut Usia

b) Pendapatan

Pendapatan ≤ 20% Pendapatan Terbesar	Rendah
20% Pendapatan Terbesar > Pendapatan ≤ 50% Pendapatan Terbesar	Sedang
Pendapatan > 50% Pendapatan Terbesar	Tinggi

c) Tabungan

Tabungan ≤ 20% Tabungan Terbesar	Rendah
20% Tabungan Terbesar > Tabungan ≤ 50% Tabungan Terbesar	Sedang
Tabungan > 50% Tabungan Terbesar	Tinggi

d) Plafon Pinjaman

Pinjaman ≤ 20% Pinjaman Terbesar	Rendah
20% Pinjaman Terbesar > Pinjaman ≤ 50% Pinjaman Terbesar	Sedang
Pinjaman > 50% Pinjaman Terbesar	Tinggi

e) Jangka Waktu Pinjaman (bulan)

Jangka Waktu ≤ 12 bulan	Pendek
Jangka Waktu > 12 bulan	Panjang

f) Margin (Bunga)

Bunga ≤ 20% Bunga Terbesar	Rendah
20% Bunga Terbesar > Bunga ≤ 50% Bunga Terbesar	Sedang
Bunga > 50% Bunga Terbesar	Tinggi

Sehingga didapatkan data yang sudah siap digunakan untuk penelitian seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Dataset yang sudah siap pakai

Usia	Pekerjaan	Pendapatan	Tabungan	Plafon Pinjaman	Jangka Waktu Pinjaman	Margin (Bunga)	Jaminan	Status
Lanjut Usia	Bekerja	Rendah	Rendah	Rendah	Panjang	Rendah	Ada	Layak
Dewasa	Bekerja	Rendah	Rendah	Sedang	Panjang	Rendah	Ada	Layak
Dewasa	Bekerja	Rendah	Rendah	Sedang	Panjang	Rendah	Ada	Tidak
Lanjut Usia	Tidak	Rendah	Rendah	Tinggi	Panjang	Rendah	Tidak	Tidak
...
Dewasa	Bekerja	Rendah	Rendah	Rendah	Pendek	Rendah	Tidak	Layak

3) Pembagian dataset

Setelah melakukan proses cleaning data dan transformasi data, selanjutnya masuk kedalam pembagian dataset. Pembagian dataset ini bertujuan untuk mengetahui data latih dan data uji untuk melakukan klasifikasi. Pembagian dataset dilakukan dengan membagi dataset menjadi 75:25. Dimana dataset yang sudah siap digunakan sekitar 1116 data.

Data Latih = 1116 * 75% = 837 data

Data Uji = 1116 * 25% = 279 data

Namun untuk pembuatan model secara manual ini, dilakukan dengan menggunakan dataset sekitar 25 data yang dipilih secara acak.

2.3. Proses Klasifikasi menggunakan algoritma CART dan Adaboost

Setelah melakukan tahap *Pre-Processing*, selanjutnya melakukan penerapan teknik klasifikasi dengan metode Algoritma *Classification and*

Regression Tree (CART) dan *Adaptive Boosting (Adaboost)* terhadap dataset yang sudah di proses sebelumnya. Berikut merupakan tahapan dari proses klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini:

A) Perhitungan dan Pembuatan Model Pohon

Perhitungan dan pembuatan model dilakukan menggunakan rumus yang sudah dibahas sebelumnya dan data yang digunakan sebanyak 25 data. Adapun perhitungan dan pembuatan model menggunakan algoritma CART pada Tabel 3.

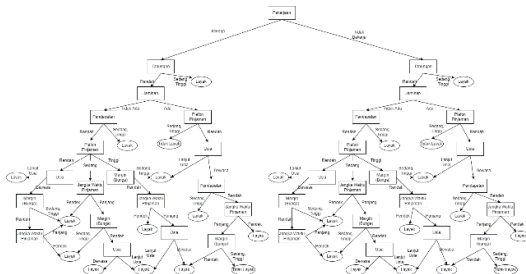
Tabel 3. Perhitungan ke 1 Algoritma CART

		Jumlah Kasus	Status (Layak)	Status (Tidak)	Index Gini	Gini Gain
Total	Status	25	18	7	0,4032	
	Usia					
	Dewasa	20	15	5	0,3750	0,0392
	Lanjut Usia	5	4	1	0,3200	
	Pekerjaan					
	Bekerja	19	16	3	0,2659	0,0944
	Tidak	6	2	4	0,4444	
	Pendapatan					
	Rendah	22	15	7	0,4339	0,0214
	Sedang	2	2	0	0,0000	
	Tinggi	1	1	0	0,0000	
	Tabungan					
	Rendah	20	13	7	0,4550	0,0392
	Sedang	4	4	0	0,0000	
	Tinggi	1	1	0	0,0000	
	Plafon Pinjaman					
	Rendah	12	8	4	0,4444	0,0089
	Sedang	6	5	1	0,2778	
	Tinggi	7	5	2	0,4082	
	Jangka Waktu Pinjaman					
	Pendek	17	13	4	0,3599	0,0085
	Panjang	8	5	3	0,4688	
	Margin (Bunga)					
	Rendah	23	16	7	0,4234	0,0136
	Sedang	1	1	0	0,0000	
	Tinggi	1	1	0	0,0000	
	Jaminan					

		Jumlah Kasus	Status (Layak)	Status (Tidak)	Index Gini	Gini Gain
	Ada	16	13	3	0,3047	0,0304
	Tidak	9	5	4	0,4938	

Setelah dilakukan perhitungan, node dan cabang terbentuk dari nilai gini gain maksimal diantara masing-masing atribut. Atribut yang memiliki nilai maksimal akan menjadi node akar, lalu cabang dibentuk menggunakan nilai index gini dari atribut dengan nilai gini gain maksimal. Terlihat bahwa node awal adalah atribut Pekerjaan, dengan nilai gini gain sebesar 0,0944. Maka untuk cabang dari node tersebut adalah Bekerja dan Tidak Bekerja. Setelah itu dilakukan kembali perhitungan Index Gini dan Gini Gain dari setiap atribut hingga menghasilkan nilai gini gain yang terbesar. Setelah dilakukan perhitungan menggunakan algoritma CART hingga semua atribut terhitung, maka terbentuklah model pohon seperti gambar 2.

Gambar 2. Model Pohon Keputusan



Setelah dilakukan pembuatan model pohon dengan algoritma CART, maka dilakukan percobaan untuk mengetahui hasil klasifikasi menggunakan 15 data yang dipilih dari data uji secara acak. Hasil dari klasifikasi dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan dari Class Aktual dan Class CART

Dataset	Class Aktual	Class CART
1	Layak	Layak
2	Layak	Layak
3	Tidak	Tidak
4	Layak	Layak
5	Layak	Layak
6	Layak	Layak
7	Layak	Layak
8	Tidak	Layak
9	Layak	Layak
10	Layak	Layak
11	Tidak	Layak
12	Tidak	Layak
13	Layak	Layak
14	Layak	Layak
15	Layak	Layak

B) Optimasi Hasil Klasifikasi

Optimasi hasil klasifikasi dari algoritma CART ini menggunakan algoritma Adaboost. Dimana langkah-langkahnya sesuai dengan yang sudah dijelaskan sebelumnya. Dalam melakukan boosting ini, dilakukan sebanyak 10 kali boosting pada dataset yang dipilih secara acak sebanyak 15 data, sehingga setiap dilakukan boosting diberi label Boosting1 hingga Boosting10.

Pada Boosting1, pertama-tama lakukan penginisialan pada semua dataset yang sudah dipilih sebelumnya menggunakan rumus (3):

$$W_i^1 = \frac{1}{n} = \frac{1}{15} = 0,0667$$

Setelah dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma CART, terdapat beberapa data yang hasil class nya berbeda. Kemudian dilakukan perhitungan nilai error (ε_m) menggunakan rumus (4) sebagai berikut:

$$\epsilon_m = \frac{3}{15} = 0,2000$$

Setelah ditemukan nilai error dari dataset yang dipilih, lakukan perhitungan nilai alpha (α_m) dengan rumus (5) sebagai berikut:

$$\alpha_m = \log \frac{1 - 0,2000}{0,2000} = 0,6021$$

Setelah ditemukan nilai alpha nya, maka perhitungan selanjutnya dilakukan sesuai dengan rumus (6)(7) dan hasilnya seperti gambar 3.

	W _i	Error	Alpha	EXP (alpha)	Pembaharuan Bobot	Normalisasi bobot baru
Boosting1	0,0667	0,2000	0,6021	1,8259	0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667			0,5477	0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
	0,0667				0,1217	0,0775
Total				1,5702	1,0000	

Gambar 3. Hasil perhitungan Boosting1

Setelah dilakukan perhitungan boosting1, maka bobot setiap data akan berubah, dimana bobot data yang tidak salah klasifikasi akan berkurang, dan untuk bobot data yang salah klasifikasi akan bertambah. Setelah itu dilanjutkan dengan mem-boosting hingga 10 kali boosting. Adapun dataset yang digunakan untuk menghitung 10 kali boosting pada Tabel 5.

Tabel 5. Data Class dari Data Uji

Da ta	B 1	B 2	B 3	B 4	B 5	B 6	B 7	B 8	B 9	B 10
1	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
2	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
3	T	T	T	T	T	T	T	T	T	T
4	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L

Data	B 1	B 2	B 3	B 4	B 5	B 6	B 7	B 8	B 9	B 10
5	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
6	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
7	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
8	T	L	L	L	L	L	T	T	T	T
9	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
10	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
11	T	L	L	L	L	L	T	T	T	T
12	T	L	L	L	L	L	T	T	T	T
13	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
14	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L
15	L	L	L	L	L	L	L	L	L	L

Dari 15 dataset klasifikasi CART dan Adaboost ini, kemudian dilakukan perhitungan untuk mengetahui hasil klasifikasi dari 10 kali *boosting* dari dataset yang ada pada tabel sebelumnya. Kalikan dengan nilai *alpha* dari masing-masing hasil *boosting* tersebut dan dijumlahkan semua hasil perkalian tersebut. Klasifikasi dari hasil CART dan *Boosting* dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Perhitungan klasifikasi CART dan Adaboost

Data	α_m										H(x)	Hasil
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1		
1	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
2	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
3	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
4	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
5	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
6	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
7	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
8	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
9	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
10	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
11	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
12	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
13	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
14	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
15	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak

Data	α_m										H(x)	Hasil	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1			
7	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
8	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
9	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	-3,0105	Tidak
10	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
11	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	-3,0105	Tidak
12	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	-0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	-3,0105	Tidak
13	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
14	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak
15	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,6021	0,0000	0,0000	0,0000	4,2147	Layak

2.4. Evaluasi

Pada tahap evaluasi, model algoritma yang telah dibangun menggunakan metode Algoritma CART dan Adaboost ini akan dievaluasi menggunakan beberapa indikator diantaranya menghitung nilai akurasi, *recall* dan *precision*. Nilai dari akurasi, *recall* dan *precision* ini didapatkan dari nilai *actual label* (nilai sebenarnya) dan *predicted label* (nilai prediksi) yang berada pada *confusion matrix*. Pada evaluasi ini akan dilakukan pada hasil dari algoritma CART dan Adaboost dimana split data yang dibagi menjadi 75% data latihan dan 25% data uji. Hasil dari

evaluasi model algoritma CART dan Adaboost pada sistem ini dapat dilihat pada Tabel 7,8,9.

Tabel 7. Evaluasi Confusion Matrix algoritma CART dari Data Latih

Confusion Matrix		Nilai Prediksi	
		Positive	Negative
Nilai Sebenarnya	Positive	566	28
	Negative	146	96

Tabel 8. Evaluasi Confusion Matrix algoritma CART dari Data Uji

Confusion Matrix		Nilai Prediksi	
		Positive	Negative
Nilai Sebenarnya	Positive	192	10
	Negative	49	28

Tabel 9. Evaluasi Confusion Matrix algoritma Adaboost

Confusion Matrix		Nilai Prediksi	
		Positive	Negative
Nilai Sebenarnya	Positive	201	1
	Negative	54	23

Adapun hasil akurasi yang dihasilkan dari masing-masing evaluasi dengan *Confusion Matrix* dari algoritma CART dan Adaboost seperti pada tabel 10.

Tabel 10. Hasil Perhitungan dari evaluasi confusion matrix

Nilai	Data Latih (CART)	Data Uji (CART)	Boosting (Adaboost)
Akurasi	0,7918	0,7885	0,8028
Recall	0,3966	0,3636	0,2987
Precision	0,7741	0,7368	0,9583

3. KESIMPULAN

Dari penelitian Klasifikasi Penentuan Kelayakan Pinjaman Koperasi dengan Algoritma CART menggunakan Adaboost yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa evaluasi dalam menentukan kelayakan pinjaman menggunakan metode algoritma CART yang dioptimasi dengan Adaboost dapat mengklasifikasi kelayakan pemberian pinjaman koperasi secara cukup baik. Penentuan kelayakan pinjaman koperasi pada sistem ini juga berhasil menyederhanakan mekanisme dalam aktivitas analisa kredit dan mampu memberikan status kelayakan dari data yang dimasukkan dengan cukup akurat. Hal ini berdasarkan pengujian *confusion matrix*, tingkat akurasi yang dihasilkan dari pohon keputusan sebesar 0,7918 atau 79,18% dan akurasi yang dihasilkan oleh algoritma CART dalam mengklasifikasi penentuan kelayakan pinjaman sebesar 0,7885 atau 78,85%. Kemudian juga ditunjang dengan optimasi hasil klasifikasi dari algoritma CART menggunakan Adaboost.

Pengoptimasian akurasi dari CART dengan Adaboost juga dapat dikatakan cukup baik karena berdasarkan pengujian menggunakan *confusion matrix*, akurasi CART yang di *boosting* menggunakan Adaboost dengan estimator sebesar 10, cukup meningkat dan menghasilkan akurasi sebesar 0,8028 atau 80,28%.

Terdapat beberapa saran yang dapat berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan, diantaranya:

- Hasil dari sistem diperluas dengan fungsimengelola data analisa kredit, menampilkan rincian angsuran, bunga dan tenggat waktu pinjaman sebagaimana seperti sistem informasi pada koperasi.
- Menggunakan data dengan jumlah serta penggunaan atribut yang lebih banyak agar penentuan kelayakan lebih akurat dan akurasi yang dihasilkan lebih besar.
- Membandingkan metode algoritma CART dan algoritma Adaboost dengan metode algoritma lain yang dioptimasi dengan algoritma Adaboost dengan data yang sama.

PUSTAKA

- Dinas Koperasi dan Usaha Mikro, K. d. (2022). *Dinas Koperasi, Usaha Kecil & Menengah Provinsi Jawa Tengah*. Retrieved from <https://dinkop-umkm.jatengprov.go.id>
- institute, s. r. (2020). *Studi Dampak Sosial-Ekonomi Pandemi COVID-19 di Indonesia | The SMERU Research Institute*. Retrieved from <https://smeru.or.id/id/research-id/studi-dampak-sosial-ekonomi-pandemi-covid-19-di-indonesia>
- Kesehatan, K. (2021). *Infeksi Emerging Kementerian Kesehatan RI*. Retrieved from <https://infeksiemerging.kemkes.go.id/dashboard/covid-19>
- Marita, Riadiana Eka. (2016). Analisis data mining untuk mengklasifikasi kelayakan pemberian pinjaman pada KSP Restu Indo Agung menggunakan Algoritma C4.5. 1-11.
- Mulyani, E. D. (2020). Klasifikasi Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Classification of Determination of Credit Worthiness Using the Naive Bayes Classifier Method. 81-92.
- Pradana, E. (2018). ANALISIS PENERAPAN ADAPTIVE BOOSTING (ADABOOST) DALAM MENINGKATKAN PERFORMASI ALGORITMA C4.5. 24.
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 81-106.

- Ratnaningrum, D. (2016). Analisis Klasifikasi Nasabah Kredit Menggunakan Bootstrap Aggregating Classification and Regression Trees (Bagging Cart). 81-90.
- Riyanto, E. A. (2021). Analisis Kinerja Algoritma CART dan Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO) untuk Klasifikasi Kelayakan Kredit Koperasi. 55.
- Santos-Pereira, J. (2021). Top data mining tools for the healthcare industry. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*.
- Syafriansyah, M. (2015). Analisis Sistem dan Prosedur Pemberian Kredit pada Koperasi Simpan Pinjam Sentosa di Samarinda. 83-93.
- Urso, A. (2018). Data mining: Classification and prediction. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology: ABC of Bioinformatics*, 384-402.
- Webagus. (2020). *Data mining: Data mining concepts and techniques*. Retrieved from <https://www.webagus.id/2020/02/knowledge-discovery-in-database-kdd.html>
- Algoritma AdaBoost (Adaptive Boosting) - Pip Tools*. (n.d.). Retrieved December 30, 2021, from <https://piptools.net/algoritma-adaboost-adaptive-boosting/>
- Amin, M. F. (2016). Penerapan Algoritma Cart Untuk Memprediksi Status Kelulusan Mahasiswa. *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 5(3), 1215-1222.
- Aribowo, A., Kuswandhie, R., & Primadasa, Y. (2021). Penerapan dan Implementasi Algoritma CART Dalam Penentuan Kelayakan Penerima Bantuan PKH Di Desa Ngadirejo. *CogITO Smart Journal*, 7(1), 40. <https://doi.org/10.31154/cogito.v7i1.293.40-51>
- CAO, Y., MIAO, Q.-G., LIU, J.-C., & GAO, L. (2013). Advance and Prospects of AdaBoost Algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 39(6), 745-758. [https://doi.org/10.1016/s1874-1029\(13\)60052-x](https://doi.org/10.1016/s1874-1029(13)60052-x)
- Harismi, A. (2020). *Klasifikasi Umur Menurut WHO dan Masalah Kesehatannya*. SehatQ. <https://www.sehatq.com/artikel/risiko-penyakit-berdasarkan-klasifikasi-umur-menurut-who>
- Hendrickx, T., Cule, B., Meysman, P., Naulaerts, S., Laukens, K., & Goethals, B. (2015). Mining association rules in graphs based on frequent cohesive itemsets. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 9078(3), 637-648. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18032-8_50
- Maresa, K. I., Restu, I. W., & Ekawaty, R. (2019). Inventarisasi Jenis Ikan yang Didaratkan dan Kondisi Sosial Ekonomi Nelayan di PPI Sangsit, Buleleng, Bali. *Current Trends in Aquatic Science II*, 2(1), 29-36.
- Pt, S. K., Cabang, F., & Desember, M. (2011). *Model credit scoring untuk proses analisa kelayakan fasilitas kredit motor menggunakan metode classification and regression tree (cart)*.
- Qilla Aulia Suri, A. M. G. (2019). Peningkatan Akurasi Pada Algoritma C4.5 Menggunakan Adaboost Untuk Meminimalkan Resiko Kredit. *Prosiding SNATIF Ke-6 Tahun 2019, 2007*, 96-101.
- Rakasiwi, L. S. (2021). Pengaruh Faktor Demografi dan Sosial Ekonomi terhadap Status Kesehatan Individu di Indonesia. *Kajian Ekonomi Dan Keuangan*, 5(2), 146-157. <https://doi.org/10.31685/kek.v5i2.1008>
- Widayati, R., & Herman, U. (2019). *Penyelesaian Kredit Bermasalah Pada Pt. Bank Perkreditan Rakyat (Bpr) Nagari Kasang*. 1-14. <https://doi.org/10.31219/osf.io/d738z>