

OPTIMALISASI ALGORITMA C4.5 TERHADAP METODE *DECISION TREE* DALAM MENENTUKAN PLAFON KREDIT NASABAH

Romindo ¹⁾, Okky Putra Barus ^{2)*}, Jefri Junifer Pangaribuan ³⁾

^{1), 2), 3)} Universitas Pelita Harapan

Email : romindo@uph.edu ¹⁾, okky.barus@uph.edu ²⁾, jefri.pangaribuan@uph.edu ³⁾

ABSTRAK

Kegiatan perbankan yang paling mendasar merupakan mengumpulkan uang dan membeli uang dari seluruh masyarakat. Kemudian menjual uang yang terkumpul dengan mengarahkan ke masyarakat melalui pinjaman atau kredit. Namun sering dijumpai dengan nasabah yang tidak mampu membayar piutang sesuai jumlah piutang yang sering melebihi jangka waktu pembayaran yang sudah ditetapkan. Oleh karena itu perusahaan perbankan harus mengetahui kemampuan bayar nasabah dengan memberikan plafon kredit agar bisa menghindari kerugian. Tujuan penelitian ini merupakan menganalisis data dengan menggunakan metode *Decision Tree* dengan Algoritma C4.5 terhadap data laporan piutang BPR Pijer Podi Kekelengen agar dapat menentukan plafon kredit nasabah. Dari data yang diperoleh dari laporan piutang perusahaan maka menghasilkan 5 atribut yaitu Pembayaran, Piutang, Transaksi, Rekomendasi, dan Plafon dimana label keputusannya yaitu Plafon. Setelah dilakukan pengujian terhadap data laporan piutang pada BPR Pijer Podi Kekelengen menggunakan metode *Decision Tree* dengan Algoritma C4.5 menghasilkan kesimpulan apabila plafon besar maka pembayaran tidak bagus dan plafon kecil maka pembayaran sangat bagus.

Kata Kunci : *Decision Tree*; Algoritma C4.5; Plafon Kredit; Perbankan.

ABSTRACT

The most basic banking activity is collecting money and buying money from the whole society. Then sell the collected money by directing it to the community through credit or credit. However, it is often found that customers are unable to pay their receivables based on the amount of receivables which often exceeds the specified payment period. Therefore, banking companies must know the ability to pay customers by providing credit limits to avoid losses. The purpose of this study was to analyze the data using the Decision Tree method with the C4.5 Algorithm on the report data of BPR Pijer Podi Kekelengen receivables in order to determine the customer's credit ceiling. From the data obtained from the accounts receivable report, the company produces 5 attributes, namely Payments, Receivables, Transactions, Recommendations, and Ceiling where the decision label is Ceiling. After testing the report data at BPR Pijer Podi Kekelengen using the Decision Tree method with the C4.5 Algorithm, it is concluded that if the ceiling is large, the payment is not good.

Keywords: *Decision Tree*; Algorithm C4.5; Credit Ceiling; Banking

1. PENDAHULUAN

Bank adalah lembaga keuangan yang berwenang untuk mengumpulkan modal dalam bentuk simpanan dari masyarakat dan menyalurkan dana tersebut kepada masyarakat dalam bentuk pinjaman atau kredit, sehingga bank berfungsi sebagai perantara atau penabung dan pemakai akhir, rumah tangga dan perusahaan.

Dalam memberikan kredit kepada nasabah maka banyak hal yang harus dipertimbangkan karena sering ditemukan pada nasabah yang tidak mampu bayar piutang atau pembayaran piutang yang melebihi jangka waktu yang ditetapkan yang terdapat pada perusahaan Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Pijer Podi Kekelengen bergerak di bidang lembaga keuangan yang bertujuan untuk memberikan kredit dan tabungan kepada nasabahnya. Perusahaan perbankan semakin menemukan bahwa kunci untuk memenangkan persaingan adalah menciptakan nilai dan kepuasan nasabah (Pitono & Susetiyo, 2019).

Landasan hukum Bank Perkreditan Rakyat adalah UU No. 7 tentang Perbankan sebagaimana telah diubah dengan UU No.10/1998. Undang-Undang dengan jelas mengatur hal ini. Bank daerah adalah jenis bank yang kegiatannya terutama ditujukan untuk memberikan pelayanan kepada Usaha Kecil dan Menengah (UKM) dan masyarakat setempat (Pitono & Susetiyo, 2019). Dalam menjalankan usahanya, Bank Pembangunan Daerah (BPD) dapat menjalankan usahanya dengan cara biasa atau berdasarkan prinsip syariah. Berdasarkan hasil wawancara dengan direktur perusahaan terkait sistem pemberian plafon kredit yang sering terjadi kesalahan dalam menentukan plafon kredit bagi customer sehingga sering terjadi nasabah tidak dapat melunasi kredit yang diberikan dalam waktu yang ditentukan.

Berdasarkan hasil analisa diatas dapat ditemukan permasalahan terdapat pada sistem penentuan batas plafon kredit yang mampu diselesaikan dalam waktu tertentu maka peneliti mengangkat judul “Optimalisasi Algoritma C4.5 Terhadap Metode *Decision Tree* Dalam Menentukan Platform Kredit

Nasabah” yang diharapkan dapat menyelesaikan masalah yang dihadapi perusahaan Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Pijer Podi Kekelengen. Dipilihnya metode *Decision Tree* dianggap sesuai dengan kriteria-kriteria yang menjadi penilaian. Pihak perusahaan dapat dengan mudah mengidentifikasi dan mengambil keputusan dengan memperhitungkan faktor-faktor yang ada, jika dengan metode *Decision Tree*.

Algoritma C4.5 yaitu algoritma pengklasifikasian pohon keputusan yang sering dipakai karena mempunyai keunggulan yaitu bisa menghasilkan pohon keputusan yang sangat gampang diinterpretasikan, memiliki tingkatan akurasi yang cukup tinggi, dan dalam penanganan atribut bertipe *discrete* dan *numeric* yang sangat efisien dan efektif (Kamagi & Hansun, 2014). Algoritma C4.5 yaitu suatu algoritma yang sudah dikembangkan dari algoritma ID3, pengembangan yang dilakukan yaitu dapat mengatasi *pruning*, *continue data*, dan *missing value*. Proses *Decision Tree* adalah mengubah model data tabel menjadi model pohon kemudian mengubah model pohon menjadi aturan (*rule*) kemudian aturan (*rule*) tersebut disederhanakan (Pratama et al., 2019). Algoritma C4.5 adalah sebuah barisan algoritma untuk klasifikasi permasalahan pada suatu mesin dan kumpulan data. Dengan nilai atribut data yang beragam, dimana kasus kejadian diuraikan oleh kelompok atribut dan mempunyai satu kelas atribut yang eksklusif. Syarat pengujian pada *node* sangat penting dalam induksi *Decision Tree*. Ada 3 kelompok penting syarat pengujian *node* (Rani, 2016):

1. Fitur Biner

Fitur yang hanya memiliki 2 nilai berbeda dengan syarat hanya dua pilihan cabang ketika fitur ini menjadi *node* (akar maupun internal).

2. Fitur Kategorikal

Fitur yang nilainya bisa mempunyai beberapa nilai berbeda disebut kategorikal (nominal atau ordinal)

3. Fitur Numerik

Fitur dengan syarat pengujian *node* (akar maupun internal) dinyatakan dengan perbandingan pengujian ($A < v$) atau ($A \geq v$)

dengan hasil biner dan untuk hasil multiple berupa jangkauan nilai dalam bentuk $vi \leq A < vi+1$, untuk $i=1,2,\dots,k$ (Junita & Bachtiar, 2020).

Secara umum algoritma C4.5 untuk membentuk *Decision Tree* (pohon keputusan sebagai berikut (Barus, 2017):

1. Melakukan pemilihan atribut untuk dijadikan *root* (akar)
2. Membuat cabang untuk setiap nilai
3. Melakukan pembagian setiap kasus pada cabang
4. Mengulangi proses untuk setiap cabang hingga semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

Untuk pemilihan atribut sebagai simpul akar berdasarkan nilai gain yang terbesar dari semua atribut yang ada. Untuk perhitungan gain digunakan rumus berikut:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \times Entropy(S_i) \quad (1)$$

Dimana,

S : Himpunan kasus

A : Atribut

n : Jumlah partisi atribut A

|S_i| : Jumlah kasus pada partisi ke-i

|S| : Jumlah kasus dalam S

Sementara itu, untuk menghitung nilai entropi dapat digunakan rumus berikut:

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n - p_i \times \log_2 p_i \quad (2)$$

Dimana,

S : Himpunan kasus

A : Atribut

n : Jumlah partisi S

p_i : Proporsi dari S_i terhadap S

Pada saat pohon keputusan dibentuk, pada *training data* terdapat banyak cabang yang mencerminkan ada *noise* atau *outliner*. Dalam melakukan klasifikasi pada pohon keputusan dengan melakukan pemangkasan cabang-cabang akan menjadi lebih kecil dan lebih mudah (Widayu et al., 2017).

Decision Tree adalah suatu teknik klasifikasi yang direpresentasikan dalam bentuk diagram, setiap simpul internal adalah atribut, setiap cabang adalah nilai atribut, setiap simpul daun adalah label kelas, dan simpul yang paling atas adalah simpul akar (Romindo, 2021). Metode ini banyak digunakan karena model yang terbentuk mudah dimengerti dan kelemahan dari metode ini adalah membutuhkan durasi yang lama dan jumlah memori yang cukup besar untuk data yang banyak dalam membentuk pohon keputusan yang optimal (Han et al., 2012).

Decision Tree merupakan teknik klasifikasi yang direpresentasi sederhana dengan jumlah kelas berhingga, dimana nama atribut dinyatakan sebagai simpul internal dan simpul akar, kelas yang berbeda untuk menandai simpul daun, dan label nilai atribut memberi nilai rusuk-rusuknya (Hermawati, 2013).

Decision Tree merupakan prosedur penafsiran nalar untuk memperoleh jawaban dari suatu data masalah yang diinput dalam bentuk pohon (Romindo & Jamaludin, 2019). Pohon yang dibentuk terbagi menjadi pohon biner dimana semua fitur dalam data menggunakan dua macam nilai *categorical* dan pohon tidak biner dimana fitur yang lebih dari dua ragam nilai *categorical* atau memakai tipe *numeric*. *Decision Tree* sebagai metode klasifikasi yang paling sering dipakai karena tidak membutuhkan waktu yang lama dalam pengerjaannya dan menghasilkan output yang mudah dimengerti dan mendapatkan hasil yang maksimal (Nurajijah & Riana, 2019).

Pada *Decision Tree* terdapat tiga jenis *node*, yaitu:

1. *Root Node* adalah simpul paling atas yang tidak memiliki input dan bisa tidak memiliki *output* lebih dari satu.
2. *Internal Node* adalah simpul bercabang yang mempunyai satu *input* dan minimal dua *output*.
3. *Leaf Node* adalah simpul terakhir yang hanya memiliki satu *input* dan tidak memiliki *output*.

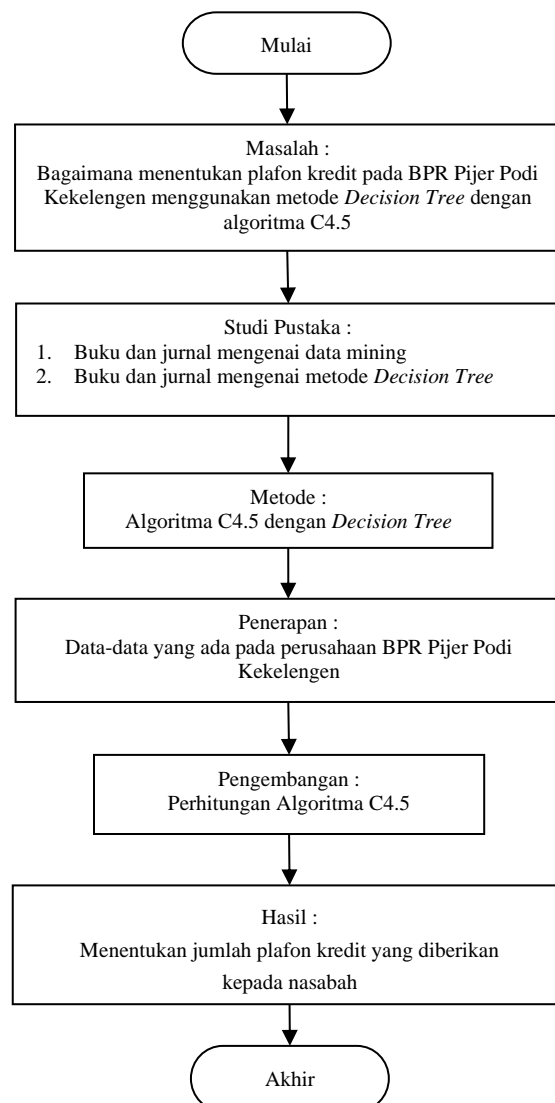
Kelebihan *Decision Tree* sebagai berikut:

1. Mudah untuk dibentuk dan dibangun dengan data percobaan yang lebih sedikit dari algoritma klasifikasi lainnya.
2. Menggunakan teknik statistik sehingga dapat divalidasi.
3. Mampu memproses data nominal dan kontinyu.
4. Hasil analisa yang mudah dimengerti dalam diagram pohon.
5. Keakuratan yang dihasilkan mampu menandingi teknik klasifikasi lain.

2. METODE

2.1. Kerang Pikir

Kredit sebagai salah satu jenis transaksi yang paling banyak digunakan oleh pembeli dimana jenis transaksi ini dapat meringankan pengeluaran dan dapat membantu pembeli dapat membeli barang dengan pendapatan yang berkecukupan. Untuk memudahkan pemahaman penelitian ini, maka terbentuklah kerangka berpikir pada gambar 1:

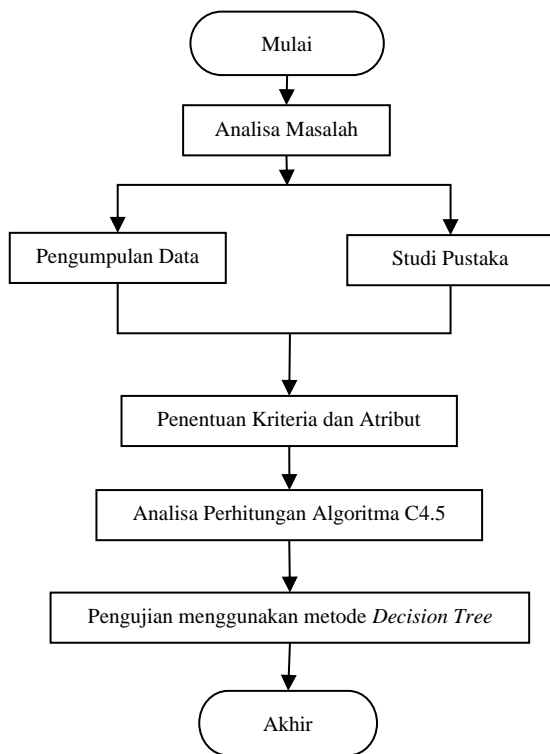


Gambar 1. Kerangka Pikir

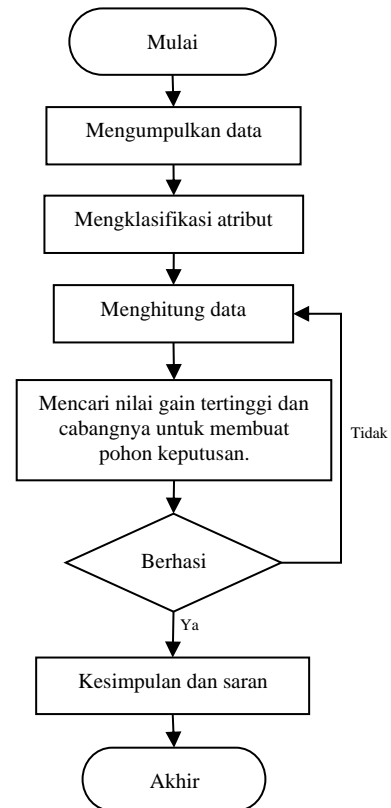
2.2. Tahapan Penelitian

Data-data yang dilakukan dalam penelitian ini adalah data sampel yang dikumpulkan dari perusahaan Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Pijer Podi Kekelengen. Kemudian data-data

tersebut digunakan untuk menganalisa dan menentukan tujuan output yang akan diinginkan. Berikut adalah tahapan-tahapan yang akan dilakukan selama penelitian:



Gambar 2. Tahapan Penelitian



Gambar 3. Metode Penyelesaian

Setelah semua data dikumpulkan, maka semua data tersebut akan dikelompokkan menjadi beberapa atribut yang dipakai sebagai variabel keputusan. Kemudian dari data tersebut akan dikelompokkan dalam beberapa kriteria sebagai berikut:

1. Pembayaran: Atribut yang menentukan pembayaran tunai atau kredit.
2. Piutang: Atribut yang menentukan sedikit atau banyak jumlah transaksi.
3. Transaksi: Atribut yang menjelaskan jumlah transaksi oleh nasabah.
4. Rekomendasi: Atribut yang menentukan pembayaran yang bagus dan tidak.
5. Plafon: Atribut yang menentukan jumlah pelunasan piutang yang nasabah mampu.

2.3. Metode Penyelesaian

Penelitian ini menggunakan metode *Decision Tree* untuk menyelesaikan permasalahan untuk menentukan plafon kredit. Berikut adalah tahapan penggunaan metode *Decision Tree* :

Tujuan memakai metode *Decision Tree* adalah untuk mengambil keputusan dalam mengetahui batas kredit plafon untuk diberikan kepada nasabah tanpa adanya keraguan karena hasil keputusan berdasarkan perhitungan data. Dalam menyelesaikan perhitungan ini, peneliti akan mengumpulkan dan menganalisa data sampel yang diambil dari data riwayat pembayaran nasabah dari BPR Pijer Podi Kekelengen selama 1 tahun sebelumnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan data yang sudah diolah pada Tabel 1 yang dapat kita gunakan untuk menentukan pohon keputusan dari data tersebut. Maka atribut keputusan dari tabel tersebut adalah variabel Plafon dimana Plafon tersebut dikategorikan Kecil yaitu 10 juta dan Besar yaitu 20 juta. Untuk atribut kriterianya terdiri dari Pembayaran, Piutang, Transaksi, dan Rekomendasi. Selanjutnya masuk ke perhitungan *Entropy* untuk mencari *Gain* yang akan dijadikan *node* akar pada *Decision Tree*.

Tabel 1. Perhitungan *Node 1*

<i>Node</i>			Jlh Kasus	Besar	Kecil	<i>Entropy</i>	<i>Gain</i>
1	Total		66	4	62	0.330	
	Jenis Pembayaran						0.008
		Tunai	7	1	6	0.592	
		Kredit	59	3	56	0.290	
	Piutang						0.163
		Banyak	12	4	8	0.918	
		Sedikit	54	0	54	0	
	Transaksi						0.006
		Banyak	8	1	7	0.544	
		Sedikit	58	3	55	0.294	
	Pembayaran						0.034
		Sangat Bagus	44	1	43	0.156	
		Tidak Bagus	22	3	19	0.575	

Dimulai dari perhitungan *Entropy* dari masing – masing nilai pada atribut yang ada:

Entropy (Total)

$$= (- 4/66 * \log_2 (4/66)) + (- 62/66 * \log_2 (62/66))$$

$$= 0.3298460702$$

Entropy (Pembayaran (Tunai))

$$= (- 1/7 * \log_2 (1/7)) + (- 6/7 * \log_2 (6/7))$$

$$= 0.5916727786$$

Entropy (Pembayaran (Kredit))

$$= (- 3/59 * \log_2 (3/59)) + (- 56/59 * \log_2 (56/59))$$

$$= 0.289986047$$

Entropy (Piutang (Banyak))

$$= (- 4/12 * \log_2 (4/12)) + (- 8/12 * \log_2 (8/12))$$

$$= 0.9182958341$$

Entropy (Piutang (Sedikit))

$$= (- 0/54 * \log_2 (0/54)) + (- 54/54 * \log_2 (54/54))$$

$$= 0$$

Entropy (Transaksi (Banyak))

$$= (- 1/8 * \log_2 (1/8)) + (- 7/8 * \log_2 (7/8))$$

$$= 0.5435644432$$

Entropy (Transaksi (Sedikit))

$$= (- 3/58 * \log_2 (3/58)) + (- 55/58 * \log_2 (55/58))$$

$$= 0.2936763099$$

Entropy (Rekomendasi (Sangat Bagus))

$$= (- 1/44 * \log_2 (1/44)) + (- 43/44 * \log_2 (43/44))$$

$$= 0.1564910629$$

$$\begin{aligned}
 & \text{Entropy (Rekomendasi (Tidak Bagus))} \\
 & = (-3/22 * \log_2(3/22)) + (-19/22 * \log_2(19/22)) \\
 & = 0.5746356978
 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan *Entropy* dari nilai masing – masing atribut, selanjutnya masuk ke tahapan perhitungan *Gain* untuk setiap atributnya.

$$\begin{aligned}
 & \text{Gain (Total, Pembayaran)} \\
 & = 0.3298460702 - (7/66 * 0.5916727786) + \\
 & \quad (59/66 * 0.289986047) \\
 & = 0.3298460702 - 0.3219831246 \\
 & = 0.0078629456
 \end{aligned}$$

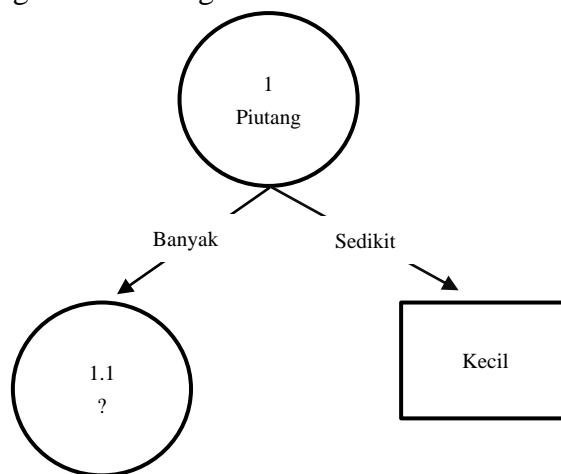
$$\begin{aligned}
 & \text{Gain (Total, Piutang)} \\
 & = 0.3298460702 - (12/66 * 0.9182958341) + \\
 & \quad (54/66 * 0) \\
 & = 0.3298460702 - 0.1669628789 \\
 & = 0.1628831913
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{Gain (Total, Transaksi)} \\
 & = 0.3298460702 - (8/66 * 0.5435644432) + \\
 & \quad (58/66 * 0.2936763099) \\
 & = 0.3298460702 - 0.3239657806 \\
 & = 0.005880289597
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{Gain (Total, Rekomendasi)} \\
 & = 0.3298460702 - (44/66 * 0.1564910629) + \\
 & \quad (22/66 * 0.5746356978) \\
 & = 0.3298460702 - 0.2958726079 \\
 & = 0.03397346233
 \end{aligned}$$

Atribut dengan *Gain* paling tinggi adalah Piutang dari hasil perhitungan pada tabel 1 yaitu sebesar 0.163. Sehingga yang akan menjadi simpul akar adalah Piutang. Terdapat

2 nilai atribut dari Piutang yaitu Banyak dan Sedikit. Dari kedua nilai atribut tersebut, nilai atribut Sedikit tidak perlu melakukan perhitungan lagi karena sudah mengelompokkan *case* menjadi 1 yaitu keputusan Kecil, tetapi untuk nilai atribut Banyak masih dibutuhkan perhitungan lagi karena belum terkelompokkan kasusnya. Memilih atribut sebagai akar merupakan langkah awal dalam membangun pohon keputusan. Pohon keputusan yang terbentuk sementara dari hasil perhitungan diatas seperti gambar 4 sebagai berikut:



Gambar 4. Hasil Pohon Keputusan *Node 1*

Untuk mengetahui *node* akar dari nilai atribut Piutang Banyak maka perlu melakukan perhitungan untuk semua kasus dengan keputusan Ya, semua kasus dengan keputusan Tidak, dan *Entropy* pada semua kasus terbagi atas atribut Pembayaran, Transaksi, dan Rekomendasi. Selanjutnya melakukan penghitungan pada masing-masing atribut untuk mendapatkan nilai *Gain*. Hasil perhitungan seperti dilampirkan oleh tabel 2:

Tabel 2. Perhitungan *Node 1.1*

Node			Jumlah Kasus	Besar	Kecil	Entropy	Gain
1.1	Piutang Banyak		12	4	8	0.918	
	Jenis Pembayaran						0.017
		Tunai	2	1	1	1.000	

		Kredit	10	7	3	0.881	
	Transaksi						0
		Banyak	3	1	2	0.918	
		Sedikit	9	3	6	0.918	
	Pembayaran						0.285
		Sangat Bagus	8	1	7	0.544	
		Tidak Bagus	4	3	1	0.811	

Dimulai dari perhitungan *Entropy* dari masing – masing nilai pada atribut yang ada:

Entropy (Piutang Banyak)

$$= (- 4/12 * \log_2 (4/12)) + (- 8/12 * \log_2 (8/12))$$

$$= 0.9182958341$$

Entropy (Pembayaran (Tunai))

$$= (- 1/2 * \log_2 (1/2)) + (- 1/2 * \log_2 (1/2))$$

$$= 1$$

Entropy (Pembayaran (Kredit))

$$= (- 7/10 * \log_2 (7/10)) + (- 3/10 * \log_2 (3/10))$$

$$= 0.8812908992$$

Entropy (Transaksi (Banyak))

$$= (- 1/3 * \log_2 (1/3)) + (- 2/3 * \log_2 (2/3))$$

$$= 0.9182958341$$

Entropy (Transaksi (Sedikit))

$$= (- 3/9 * \log_2 (3/9)) + (- 6/9 * \log_2 (6/9))$$

$$= 0.9182958341$$

Entropy (Rekomendasi (Sangat Bagus))

$$= (- 1/8 * \log_2 (1/8)) + (- 7/8 * \log_2 (7/8))$$

$$= 0.5435644432$$

Entropy (Rekomendasi (Tidak Bagus))

$$= (- 3/4 * \log_2 (3/4)) + (- 1/4 * \log_2 (1/4))$$

$$= 0.8112781245$$

Setelah mendapatkan *Entropy* dari nilai masing – masing atribut, selanjutnya masuk ke tahapan perhitungan *Gain* untuk setiap atributnya.

Gain (Piutang Banyak, Pembayaran)

$$= 0.9182958341 - (2/12 * 1) + (10/12 * 0.8812908992)$$

$$= 0.9182958341 - 0.9010757493$$

$$= 0.01722008477$$

Gain (Piutang Banyak, Transaksi)

$$= 0.9182958341 - (3/12 * 0.9182958341) + (9/12 * 0.9182958341)$$

$$= 0.9182958341 - 0.9182958341$$

$$= 0$$

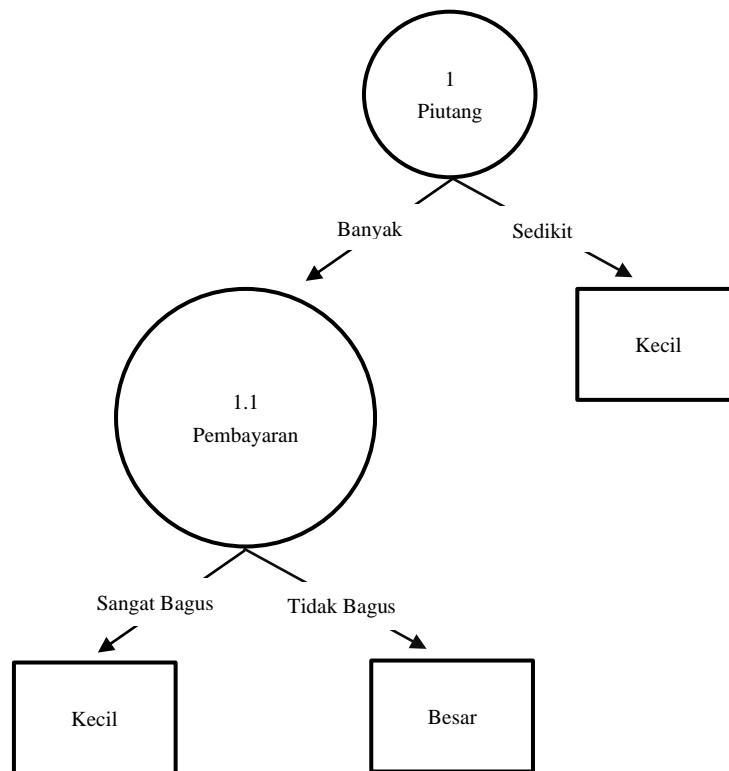
Gain (Piutang Banyak, Rekomendasi)

$$= 0.9182958341 - (8/12 * 0.5435644432) + (4/12 * 0.8112781245)$$

$$= 0.9182958341 - 0.632802337$$

$$= 0.2854934971$$

Gain paling tinggi adalah Pembayaran dari hasil perhitungan pada tabel 2 yaitu sebesar 0.285. Dengan demikian *node* cabang dari nilai atribut banyak yaitu Pembayaran. Terdapat 2 nilai atribut dari Pembayaran yaitu Sangat Bagus dan Tidak Bagus. Dari nilai atribut tersebut, nilai atribut Sangat Bagus tidak perlu melakukan perhitungan lagi karena sudah mengelompokkan kasus menjadi 7 dengan keputusan Kecil dan nilai atribut Tidak Bagus tidak perlu melakukan perhitungan lagi karena sudah mengelompokkan kasus menjadi 3 dengan keputusan Besar. Pohon keputusan yang terbentuk pada tahap terakhir dari hasil perhitungan di atas seperti pada gambar 5:



Gambar 5. Hasil Pohon Keputusan *Node 1.1*

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Hasil perhitungan dan hasil keputusan yang didapatkan dengan perhitungan manual dan menggunakan Software Rapid Miner Studio menghasilkan analisa dan keputusan yang sama. Menganalisa data piutang perusahaan dengan metode *Decision Tree* dengan algoritma C4.5 dapat diterapkan dengan baik dan mampu memberi keputusan untuk menyelesaikan masalah dalam menganalisa plafon kredit nasabah pada perusahaan. Penerapan metode *Decision Tree* memperoleh 1 atribut yang dapat menentukan jumlah plafon kredit yang akan diberikan kepada nasabah. Hasil analisa keputusan yaitu apabila plafon besar maka pembayaran tidak bagus dan plafon kecil maka pembayaran sangat bagus. Penggunaan *RapidMiner Studio* mempunyai *User Interface (UI)* yang mudah digunakan dan dapat mempermudah analisa data dengan jumlah yang banyak karena lebih efisien, praktis, dan cepat.

4.2. Saran

Dengan hasil yang menunjukkan kesesuaian antara perhitungan manual dan

penggunaan Software Rapid Miner Studio dalam analisis data piutang perusahaan menggunakan metode *Decision Tree* dan algoritma C4.5, saran penelitian selanjutnya adalah untuk memperluas cakupan analisis terhadap faktor-faktor tambahan yang mungkin memengaruhi pembayaran nasabah. Selain itu, penelitian lebih lanjut dapat dilakukan untuk menguji keakuratan prediksi plafon kredit berdasarkan lebih dari satu atribut yang dipilih oleh metode *Decision Tree*. Penggunaan alat analisis seperti *RapidMiner Studio* dapat dieksplorasi lebih lanjut untuk memperkaya pemahaman tentang hubungan antara berbagai variabel dalam dataset piutang perusahaan. Selain itu, penelitian dapat difokuskan pada pengembangan atau penyesuaian algoritma untuk meningkatkan kecepatan dan efisiensi analisis data yang lebih besar serta menyelidiki penggunaan UI yang lebih optimal dalam konteks analisis yang kompleks.

5. DAFTAR PUSTAKA

Barus, O. P., 2017. PERBANDINGAN METODE EXTREME LEARNING MACHINE DAN ALGORITMA C4.5

- UNTUK MENGLASIFIKASI KUALITAS RED WINE. *Journal Information System Development*, II(2), pp. 150-158.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques Third Edition*. Morgan Kaufmann Publishers.
- Hermawati, F. A. (2013). *Data Mining*. CV. Andi Offset.
- Junita, V., & Bachtiar, F. A. (2020). Klasifikasi Aktivitas Manusia menggunakan Algoritme *Decision Tree* C4.5 dan Information Gain untuk Seleksi Fitur. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(10), 9426–9433. <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6446>
- Kamagi, D. H., & Hansun, S. (2014). Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal ULTIMATICS*, 6(1), 15–20. <https://doi.org/10.31937/ti.v6i1.327>
- Nurajijah, N., & Riana, D. (2019). Algoritma Naïve Bayes, *Decision Tree*, dan SVM untuk Klasifikasi Persetujuan Pembiayaan Nasabah Koperasi Syariah. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 7(2), 77–82. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.7.2.2019.77-82>
- Pitono, P., & Susetiyo, W. (2019). Tinjauan Yuridis Penyelesaian Kredit Macet pada Bank Perkreditan Rakyat Berkah Pakto Kediri, Jawa Timur. *Jurnal Supremasi*, 9(2), 49–68. <https://doi.org/10.35457/supremasi.v9i2.794>
- Pratama, A. Z., Kurniawati, L., Larbona, S., & Haryanti, T. (2019). Algoritma C4 . 5 Untuk Klasifikasi Nasabah Dalam Memprediksi Kredit Macet. *Information System for Educators and Professionals*, 3(2), 121–130.
- Rani, L. N. (2016). Klasifikasi Nasabah Menggunakan Algoritma C4.5 Sebagai Dasar Pemberian Kredit. *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, 1(2), 126. <https://doi.org/10.35314/isi.v1i2.131>
- Romindo, R. (2021). *Analisa Penentuan Saham Terbaik Menggunakan Metode Analytic Hierarchy Process (AHP)*. 5, 790–798. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.2978>
- Romindo, R., & Jamaludin, J. (2019). Implementasi Metode ANP Terhadap Sistem Pendukung Keputusan Memilih Toko Daring Terbaik. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 3(4), 254. <https://doi.org/10.30865/mib.v3i4.1373>
- Widayu, H., Nasution, S. D., Silalahi, N., & Mesran, M. (2017). Data Mining Untuk Memprediksi Jenis Transaksi Nasabah Pada Koperasi Simpan Pinjam Dengan Algoritma C4.5. *Media Informatika Budidarma, Vol 1, No(2)*, 37.