



ANALISIS ALGORITMA C.45 PADA APLIKASI MONITORING KINERJA DAN PENCAPAIAN ACCOUNT REPRESENTATIVE DI KANTOR XYZ

Nita Novita¹, Febie Elfaladonna^{2(*)}, Nyimas Rizki Amelia³

¹ Politeknik Negeri Sriwijaya

² Politeknik Negeri Sriwijaya

³ Politeknik Negeri Sriwijaya

Abstract

Account Representative is a tax officer who is responsible for the implementation of services and direct supervision of a certain number of taxpayers who have been assigned as their responsibility. Monitoring account representative performance at XYZ Tax Office is less effective because performance and revenue data are updated and presented manually. To address this, the C4.5 Algorithm is proposed to support AR performance decision making. This algorithm forms a decision tree based on three main criteria: All AR Receipts, AR Receipts Per Person, and Target Receipts Per AR. The performance evaluation is performed incrementally based on these criteria. The test results showed that out of 34 account representatives, 14 achieved adequate performance, while 20 did not. Based on this, a decision tree was formed based on the calculation and analysis results of the C.45 algorithm.

Kata Kunci: *Account Representative, Tax, Performance, C.45 Algorithm, Decision Tree*

Januari – Juni 2024, Vol 5 (1) : hlm 29-40

©2024 Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan.

All rights reserved.

(*) Korespondensi: febie_elfaladonna_mi@polsri.ac.id (Febie Elfaladonna)

PENDAHULUAN

Pengawasan kinerja tidak hanya penting dan dilakukan dalam dunia bisnis, tetapi juga dalam dunia perpajakan. Pajak merupakan iuran yang wajib dibayar oleh rakyat sebagai kontribusi kepada negara (provinsi, kota, dan sebagainya) mencakup berbagai jenis berdasarkan dasar pemungutan biaya tersebut, seperti tanah (bumi), jalan, kekayaan, kendaraan, pembangunan, pendapatan (penghasilan, pencarian), peralihan, perseroan, radio, tontonan, upah, dan lain sebagainya (Ariffin & Herning Sitabuana, 2022). Pajak memainkan peran yang sangat penting dalam kelangsungan sebuah negara. Di Indonesia, penerimaan utama dalam APBN berasal dari perpajakan, sehingga diperlukan peningkatan pengawasan dan mekanisme pengelolaan dalam perpajakan. Pengelolaan dan penyajian informasi adalah tugas yang menantang karena kompleksitas dan banyaknya informasi yang dimiliki oleh instansi. Instansi memerlukan sistem untuk mengelola dan menyajikan informasi secara efisien dan efektif. Efisien berarti informasi tersebut dapat dipahami dengan mudah, cepat, dan tepat oleh penerimanya. Efektif berarti makna yang terkandung dalam informasi tersebut dapat dipahami dengan baik dan benar oleh penerimanya, sehingga tujuan penyampaian informasi tersebut tercapai.

Account Representative adalah petugas pajak yang bertanggung jawab atas pelaksanaan pelayanan dan pengawasan langsung terhadap sejumlah wajib pajak tertentu yang telah ditetapkan sebagai tanggung jawabnya (Mallarangi, Dahliah, & Amiruddin, 2019). Terdapat beberapa syarat Wajib pajak yang patuh, yaitu: menyampaikan surat pemberitahuan tepat waktu, tidak memiliki tunggakan atas segala jenis pajak, kecuali pajak yang sudah mendapat izin untuk diangsur atau ditunda, selama tiga tahun berturut-turut, laporan keuangan yang diaudit memiliki status "Wajar Tanpa Pengecualian", dan tidak pernah menjalani hukuman pidana perpajakan (Novita, Elfaladonna, Ganiardi, & Putra, 2024).

Pengawasan kinerja account representative pajak di Kantor pajak XYZ sudah baik, namun kurang efektif dan efisien karena kepala kantor dan kepala seksi pengawasan kesulitan mengakses data monitoring kinerja dan pencapaian penerimaan account representative. Pegawai seksi penjamin kualitas data harus terus mengupdate data di ms. *excel* dan membuat tabel kinerja serta pencapaian penerimaan secara konvensional yang kemudian diperlihatkan kepada kepala kantor dan kepala seksi pengawasan. Melihat dari permasalahan tersebut, hasil yang didapatkan untuk menentukan pencapaian kinerja account representative tentu tidak akurat. Oleh sebab itu, dibutuhkan sebuah metode yang digunakan sebagai pembandingan analisa terhadap pengukuran kinerja account representative.

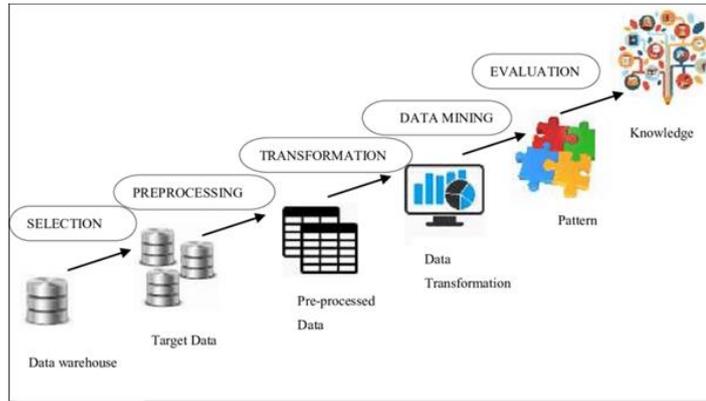
Algoritma C4.5, merupakan salah satu algoritma yang bisa digunakan untuk mendukung keputusan terhadap kinerja dan penerimaan accoount representative. pembentukan pohon keputusan yang digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan serangkaian aturan keputusan. Algoritma C4.5 termasuk dalam kelompok algoritma Decision Tree. Algoritma ini menggunakan dua jenis input: training samples dan samples. Training samples adalah data contoh yang digunakan untuk membangun pohon keputusan (tree) yang telah diuji kebenarannya. Sementara itu, samples adalah field-field data yang akan digunakan sebagai parameter untuk mengklasifikasikan data (Elfaladonna & Rahmadani, 2019). Algoritma ini memiliki dua rumus, satu untuk menghitung nilai gain dan yang lainnya untuk menghitung nilai entropy (Sudrajat, 2022).

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma C.45 sebagai pendukung keputusan seperti penelitian yang dilakukan untuk meningkatkan kemampuan bahasa Inggris mahasiswa. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa faktor yang mempengaruhi peningkatan kemampuan bahasa Inggris mahasiswa adalah mendengar dari lingkungan. Penelitian ini bertujuan untuk memotivasi mahasiswa dalam meningkatkan kemampuan mereka berbahasa Inggris (Siahaan, Sianipar, & Ilmi, 2020). Selain itu, penelitian lain juga memanfaatkan algoritma C.45 untuk memprediksi penjualan sepeda motor. Algoritma C4.5 dengan metode pohon keputusan dapat memberikan informasi prediksi dalam bentuk aturan yang menggambarkan proses terkait prediksi penjualan motor. Dari pohon keputusan yang terbentuk, variabel tertinggi dalam memprediksi penjualan adalah variabel penjualan via, menunjukkan bahwa pendistribusian motor dari berbagai tempat sangat mempengaruhi penjualan motor. Harga dalam rentang Sangat Terjangkau Sekali (STS), yaitu di bawah Rp 17.699.000,00, masih mendominasi penjualan motor matic, artinya motor matic masih menguasai pasar penjualan (Azwanti, 2018).

Algoritma C.45 merupakan salah satu metode dalam Data Mining yang berkaitan erat dengan Decision Tree. Data mining dapat diartikan sebagai proses pemilihan, eksplorasi, dan pemodelan dari sejumlah besar data untuk menemukan pola atau kecenderungan yang biasanya tidak disadari keberadaannya (Taufik & Jatnika, 2021). Data mining memiliki berbagai kegunaan penting dalam membantu pembuatan keputusan yang lebih baik, meningkatkan efisiensi, dan mengembangkan strategi bisnis yang efektif. Pohon keputusan (Decision Tree) merupakan salah satu metode yang relatif mudah dipahami oleh manusia. Ini adalah model prediksi yang menggunakan struktur pohon atau hierarki. Ide dasarnya adalah mengubah data menjadi struktur pohon dan aturan keputusan. Manfaat utamanya adalah menyederhanakan proses pengambilan keputusan yang kompleks, sehingga pengambil keputusan dapat dengan lebih mudah menemukan solusi untuk permasalahan yang dihadapi (Husnah Nasrullah, 2021). Secara umum, langkah-langkah algoritma C4.5 untuk membuat pohon keputusan yaitu : memilih atribut sebagai akar pohon, membuat cabang untuk setiap nilai atribut, membagi kasus-kasus ke dalam cabang-cabang tersebut, dan mengulangi proses untuk setiap cabang hingga semua kasus dalam cabang tersebut memiliki kelas yang sama.

METODE

Penelitian dilakukan dengan menerapkan metode Data Mining secara umum yaitu KDD (*Knowledge Discovery in Database Process*). *Knowledge Discovery in Database* (KDD) merupakan proses yang ditujukan untuk mengeksplorasi serta menganalisis dataset dalam skala besar dengan tujuan menemukan dan mengekstraksi informasi serta pengetahuan yang bermanfaat (Juni Arta, Indrawan, & Rasben Dantes, 2019).



Gambar 1. Proses KDD pada Data Mining

- a. *Data Selection*, pada proses ini data yang digunakan adalah data pencapaian account representation yang didapatkan dari Kantor XYZ. Data berbentuk ms.excel. Pada tahap seleksi data, data dipilih berdasarkan kriteria yang relevan dengan analisis yang akan dilakukan. Langkah ini melibatkan pengidentifikasian dan pengambilan data yang memiliki nilai atau informasi yang signifikan serta relevan untuk mencapai tujuan analisis yang telah ditetapkan.

Wahun Pajait/	Strategis	CRM	HA	Kantor	Data	Pen	Analisi	Data	Pen	HWI/	Gril	Risiko	CRP	DSAB/	DS	Profil	ATP	a/	Bukper/	eriksaan/	TPR (%)	SR (%)	Transfer Pr
2.019	Tidak ada				0	0	52023591	0	HWI					Tidak	Moderate	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	10875000	0	HWI					Tidak	Moderate	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	3,66E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,45E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	43500000	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,45E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,47E+08	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,55E+09	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Rencana KX3Y3				0	5,45E+10	5,34E+08	8,34E+09	Grup						Very High		Tidak ada	6	8	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,34E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	1090909	1,99E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	2,74E+08	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	2,21E+08	0	HWI					Tidak	Moderate	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	2,54E+08	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	680000	41922516	0	HWI					Tidak	Moderate	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,76E+09	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.022	Rencana KX3Y3				0	1,18E+08	1,26E+08		Grup						Very High		Tidak ada	50	50	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,66E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	50750000	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	84100000	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,99E+08	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	76125000	0	HWI					Tidak	High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			
2.019	Tidak ada				0	0	1,45E+08	0	HWI					Tidak	Very High	Tidak	Tidak ada	7	9	Tidak			

Gambar 2. Data Pencapaian Account Representative

- b. *Preprocessing*

Saat preprocessing data dilakukan, langkah-langkah berikut biasanya dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum diolah lebih lanjut. Pada fase preprocessing dalam penelitian ini, hal yang dilakukan yaitu pembersihan (cleaning), normalisasi, dan pemberian label (labeling).

Penerimaan Seluruh AR	Target Penerimaan Per AR	Target DPP Per AR	Penerimaan AR Perorang (Berdasarkan Target)	LHP2DK Per AR	Kesimpulan
Bagus	Sedang	Rendah	Kurang	Bagus	Mencapai
Cukup	Sedang	Rendah	Kurang	Bagus	Mencapai
Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Mencapai
Cukup	Rendah	Rendah	Cukup	Cukup	Mencapai
Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
Bagus	Rendah	Sedang	Cukup	Bagus	Mencapai
Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
Cukup	Sedang	Sedang	Kurang	Bagus	Mencapai
Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai

Gambar 3. Hasil dari Preprocessing Data

c. *Transformation*

Dalam algoritma C4.5, langkah-langkah data transformation menjadi krusial sebelum pembuatan pohon keputusan. Ini meliputi perubahan variabel kategorikal menjadi format numerik atau biner, menormalisasi skala variabel numerik, memilih atribut yang relevan, menangani nilai yang hilang, dan melakukan transformasi khusus seperti menangani nilai ekstrem atau menciptakan fitur baru. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kualitas data agar sesuai dengan persyaratan algoritma C4.5 dan meningkatkan keakuratan serta kemampuan interpretasi dari pohon keputusan yang dihasilkan.

d. *Modelling Data Mining*

Pada fase modelling data mining menggunakan algoritma C4.5, proses meliputi pemilihan atribut yang relevan, pembuatan pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5, pengujian model menggunakan data yang tidak terlibat dalam pelatihan untuk mengevaluasi kinerja, serta evaluasi performa model dengan metrik yang sesuai seperti akurasi atau presisi. Jika perlu, dilakukan optimisasi model dengan menyesuaikan parameter atau melakukan pruning untuk mencegah overfitting. Tujuan dari langkah-langkah ini adalah untuk menghasilkan model pohon keputusan yang akurat dan mudah dipahami, sehingga dapat digunakan efektif dalam proses pengambilan keputusan.

e. *Evaluation*

Saat melakukan evaluasi terhadap algoritma C4.5, langkah-langkah yang diambil mencakup pengambilan keputusan berdasarkan hasil evaluasi untuk menentukan apakah model sudah cukup baik untuk digunakan atau memerlukan peningkatan lebih lanjut. Tahapan evaluasi ini krusial untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan dapat diandalkan dan efektif dalam pengambilan keputusan berdasarkan data. Selain itu, hal yang perlu diperhatikan adalah apakah ada korelasi antara hasil perhitungan, pohon keputusan dan tools yang digunakan untuk menguji algoritma C.45 pada kasus ini.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi C4.5 adalah teknik untuk mengidentifikasi pola atau fungsi yang membedakan kelas data, memisahkan mereka berdasarkan perilaku dan atribut kelompok yang telah ditetapkan. Ini merupakan algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasikan peristiwa di masa depan dengan optimal, dengan membentuk struktur pohon dimana setiap node mewakili atribut yang diuji, setiap cabang merepresentasikan hasil dari uji tersebut, dan node daun menunjukkan kelompok kelas tertentu. Node teratas dari pohon keputusan (C4.5) adalah node akar yang biasanya merepresentasikan atribut dengan pengaruh paling signifikan terhadap kelas tertentu. Perhitungan nilai gain digunakan rumus sebagai berikut:

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

Untuk menghitung Entropy menggunakan rumus :

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

Dari data kinerja account representative yang terhimpun, diketahui bahwa terdapat 34 data account representative. Langkah awal adalah menentukan variabel yang akan menjadi variabel keputusan dalam mengklasifikasikan kinerja account representative. Ada beberapa faktor yang menjadi penentu dalam klasifikasi kinerja account representative. Berikut adalah tabel rentang dan tabel klasifikasi data berdasarkan variabel yang digunakan dalam studi ini:

Tabel 1. Range Nilai Atribut

NO	Atribut	Range	Nilai
1.	Penerimaan Seluruh AR	Bagus	19.876.939.248 - 28.400.513.462
		Cukup	11.353.365.032 - 19.876.939.247
		Kurang	2.829.790.816 - 11.353.365.031
2.	Target Penerimaan per AR	Tinggi	19.876.939.248 - 28.400.513.462
		Sedang	11.353.365.032 - 19.876.939.247
		Rendah	2.829.790.816 - 11.353.365.031
3.	Target DPP per AR	Tinggi	131 – 195
		Sedang	66 – 130
		Rendah	0 – 65
4.	Penerimaan AR Perorang	Bagus	100.732.386.668 - 142.193.025.000
		Cukup	59.271.748.334 - 100.732.386.667
		Kurang	17.811.110.000 - 59.271.748.333
5.	LHP2DK per AR	Bagus	45 – 65
		Cukup	23 – 44
		Kurang	0 – 22

Tabel 2. Kesimpulan Kinerja Account Representative (AR)

No	Penerimaan Seluruh AR	Target Penerimaan Per AR	Target Dpp Per AR	Penerimaan AR Perorang	LHP2DK Per AR	Kesimpulan
1	Bagus	Sedang	Rendah	Kurang	Bagus	Mencapai
2	Cukup	Sedang	Rendah	Kurang	Bagus	Mencapai
3	Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Mencapai
4	Cukup	Rendah	Rendah	Cukup	Cukup	Mencapai
5	Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
6	Bagus	Rendah	Sedang	Cukup	Bagus	Mencapai
7	Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
8	Cukup	Sedang	Sedang	Kurang	Bagus	Mencapai
9	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
10	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai
11	Cukup	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
12	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai
13	Kurang	Sedang	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
14	Cukup	Rendah	Tinggi	Cukup	Cukup	Mencapai
15	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai
16	Kurang	Rendah	Sedang	Kurang	Cukup	Tidak Mencapai
17	Cukup	Rendah	Rendah	Cukup	Cukup	Mencapai
18	Kurang	Rendah	Tinggi	Kurang	Cukup	Tidak Mencapai
19	Bagus	Tinggi	Sedang	Kurang	Kurang	Mencapai
20	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai
21	Kurang	Rendah	Sedang	Kurang	Cukup	Tidak Mencapai
22	Cukup	Rendah	Sedang	Kurang	Cukup	Mencapai
23	Cukup	Rendah	Tinggi	Kurang	Bagus	Mencapai
24	Kurang	Tinggi	Rendah	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai
25	Cukup	Sedang	Sedang	Kurang	Cukup	Mencapai
26	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Cukup	Tidak Mencapai
27	Kurang	Rendah	Tinggi	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
28	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
29	Kurang	Rendah	Sedang	Kurang	Kurang	Tidak Mencapai
30	Kurang	Rendah	Sedang	Kurang	Cukup	Tidak Mencapai
31	Kurang	Rendah	Rendah	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
32	Kurang	Sedang	Sedang	Kurang	Bagus	Mencapai
33	Kurang	Rendah	Sedang	Kurang	Bagus	Tidak Mencapai
34	Cukup	Sedang	Sedang	Bagus	Bagus	Mencapai
34	Cukup	Sedang	Sedang	Bagus	Bagus	Mencapai

Langkah-langkah penyelesaian adalah sebagai berikut:

- Menghitung jumlah kasus untuk kondisi Mencukupi, jumlah kasus untuk kondisi Tidak Mencukupi, dan Entropi dari seluruh kasus serta kasus yang dibagi berdasarkan atribut PENERIMAAN SELURUH AR, TARGET PENERIMAAN PER AR, TARGET DPP PER AR, PENERIMAAN AR PERORANG, DAN LHP2DK PER AR.
- Melakukan perhitungan Gain untuk setiap atribut. Hasil perhitungan ditampilkan dalam tabel berikut:

Table 3. Perhitungan Node 1

Node		Jumlah Kasus	Mencapai	Tidak Mencapai	Entropy Gain
1	Total	34	14	20	0.97741
	Penerimaan Seluruh Ar				0.51555
	Kurang	18	1	17	0.30954
	Cukup	13	10	3	0.77934
	Bagus	3	3	0	0
	Target Penerimaan Per Ar				0.16777
	Rendah	25	7	18	0.85545
	Sedang	7	6	1	0.59167
	Tinggi	2	1	1	1
	Target Dpp Per Ar				0.06266
	Rendah	18	5	13	0.85240
	Sedang	12	7	5	0.97986
	Tinggi	4	2	2	1
	Penerimaan Ar Per Orang				0.21524
	Kurang	29	9	20	0.89357
	Cukup	4	4	0	0
	Bagus	1	1	0	0
	Lhp2dk Per Ar				0.06273
	Rendah	7	1	6	0.59167
	Sedang	10	5	5	1
	Tinggi	17	8	9	0.99750

Dari tabel 3, didapat informasi bahwa atribut dengan Gain tertinggi adalah Penerimaan Seluruh AR, dengan nilai sebesar 0.51555. Oleh karena itu, Penerimaan Seluruh AR dipilih sebagai node akar. Terdapat tiga nilai atribut dari Penerimaan Seluruh AR, yaitu Kurang, Cukup, dan Bagus. Dari ketiga nilai atribut tersebut, nilai atribut Bagus langsung menghasilkan keputusan Mencukupi, dengan nilai 1, sehingga tidak memerlukan perhitungan lanjutan. Namun, untuk nilai atribut Cukup, perhitungan lebih lanjut diperlukan. Ini melibatkan menghitung jumlah kasus, jumlah kasus untuk keputusan Mencukupi, jumlah kasus untuk keputusan Tidak Mencukupi, dan Entropi dari semua kasus dan kasus yang dibagi berdasarkan atribut TARGET PENERIMAAN PER AR, TARGET DPP PER AR, PENERIMAAN AR PER ORANG, dan LHP2DK PER AR yang mungkin menjadi node akar dari nilai atribut Kurang. Selanjutnya, dilakukan perhitungan Gain untuk setiap atribut, sebagaimana yang tercantum pada tabel 4:

Tabel 4. Perhitungan Node 1.1

Node		Jumlah Kasus	Mencapai	Tidak Mencapai	Entropy	Gain
1.1	Total	31	11	20	0.89151	
	Target Penerimaan Per Ar					0.13761
	Rendah	24	6	18	0.81127	
	Sedang	6	5	1	0.65002	
	Tinggi	1	0	1	0	
	Target Dpp Per Ar					0.00820
	Rendah	17	4	13	0.78712	
	Sedang	10	5	5	1	
	Tinggi	4	2	2	1	
	Penerimaan Ar Per Orang					0.17242
	Kurang	27	7	20	0.82562	
	Cukup	3	3	0	0	
	Bagus	1	1	0	0	
	Lhp2dk Per Ar					0.09911
	Rendah	6	0	6	0	
	Sedang	10	5	5	1	
	Tinggi	15	6	9	0.97095	

Dari hasil tabel 4, terlihat bahwa atribut dengan Gain tertinggi adalah PENERIMAAN AR PER ORANG, dengan nilai sebesar 0.17242. Oleh karena itu, PENERIMAAN AR PER ORANG dapat berperan sebagai node cabang dari nilai atribut Kurang. Terdapat tiga nilai atribut dari PENERIMAAN AR PER ORANG, yaitu Kurang, Cukup, dan Bagus. Dari ketiga nilai atribut tersebut, nilai atribut Cukup dan Bagus keduanya menghasilkan keputusan Mencukupi, dengan nilai 1. Oleh karena itu, tidak diperlukan perhitungan lebih lanjut untuk kedua nilai atribut tersebut. Namun, perlu dilakukan perhitungan lanjutan untuk nilai atribut Kurang. Langkah selanjutnya adalah menghitung jumlah kasus, jumlah kasus untuk keputusan Mencukupi, jumlah kasus untuk keputusan Tidak Mencukupi, dan Entropi dari semua kasus serta kasus yang dibagi berdasarkan atribut TARGET PENERIMAAN PER AR, TARGET DPP PER AR, dan LHP2DK PER AR yang mungkin menjadi node cabang dari nilai atribut Kurang. Dilanjutkan dengan perhitungan Gain untuk setiap atribut, seperti yang tercantum pada tabel 5:

Tabel 5. Perhitungan Node 1.1.2

Node		Jumlah Kasus	Mencapai	Tidak Mencapai	Entropy	Gain
1.1.2	Total	31	11	20	0.89151	
	TARGET PENERIMAAN PER AR					0.13761
	Rendah	24	6	18	0.81127	
	Sedang	6	5	1	0.65002	
	Tinggi	1	0	1	0	
	TARGET DPP PER AR					0.00820
	Rendah	17	4	13	0.78712	
	Sedang	10	5	5	1	
	Tinggi	4	2	2	1	
	LHP2DK PER AR					0.09911
	Rendah	6	0	6	0	
	Sedang	10	5	5	1	
	Tinggi	15	6	9	0.97095	

Berdasarkan hasil tabel 5, terlihat bahwa atribut dengan Gain tertinggi adalah TARGET PENERIMAAN PER AR, dengan nilai sebesar 0.13761. Oleh karena itu, TARGET PENERIMAAN PER AR dapat berfungsi sebagai node cabang dari nilai atribut Kurang. Terdapat tiga nilai atribut dari TARGET PENERIMAAN PER AR, yaitu Rendah, Sedang, dan Tinggi. Dari dua nilai atribut tersebut, nilai atribut Tinggi langsung menghasilkan keputusan Mencukupi dengan nilai 1, sehingga tidak diperlukan perhitungan lebih lanjut untuk nilai atribut tersebut.



Gambar 4. Pohon Keputusan Penerimaan Account Representative

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perhitungan dengan analisis C.45, didapatkan bahwa kinerja Account Representative (AR) dapat ditetapkan dengan tiga kriteria: Penerimaan Seluruh AR, Penerimaan AR Per Orang, dan Target Penerimaan Per AR. Evaluasi dimulai dengan mempertimbangkan tingkat penerimaan keseluruhan AR. Jika penerimaannya bagus, kinerja AR dianggap baik; jika kurang, kinerja tidak mencapai standar. Jika penerimaan cukup, evaluasi dilanjutkan dengan melihat pencapaian penerimaan AR berdasarkan target individu. Jika hasilnya baik atau cukup, kinerja dianggap mencapai standar; jika kurang, evaluasi dilanjutkan dengan melihat target penerimaan AR. Jika targetnya baik atau cukup, kinerja dianggap mencapai standar; jika rendah, kinerja tidak mencapai standar. Hasil pengujian menunjukkan dari 34 AR, 14 mencapai kinerja yang memadai dan 20 tidak mencapai.

DAFTAR PUSTAKA

- Ariffin, M., & Herning Sitabuana, T. (2022). *Sistem Perpajakan Di Indonesia. SERINA IV* (pp. 523-534). Jakarta: Universitas Taruma Negara.
- Azwanti, N. (2018). *Analisa Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Penjualan Motor Pada Pt. Capella Dinamik Nusantara Cabang Muka Kuning. Informatika Mulawarman : Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer* , 33-38.
- Elfaladonna, F., & Rahmadani, A. (2019). *Analisa Metode Classification-Decission Tree Dan Algoritma C.45 Untuk Memprediksi Penyakit Diabetes Dengan Menggunakan Aplikasi Rapid Miner. Sintech Journal*, 10-17.
- Husnah Nasrullah , A. (2021). *Implementasi Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Produk Laris . Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 45-51.
- Juni Arta, I., Indrawan, G., & Rasben Dantes, G. (2019). *Data Mining Rekomendasi Calon Mahasiswa Berprestasi Di Stmik Denpasar Menggunakan Metode Technique For Others Reference By Similarity To Ideal Solution. Jurnal Ilmu Komputer Indonesia (JIKI)* , 11-21.
- Mallarangi, N., Dahliah, & Amiruddin. (2019). *Peran Account Representative Dan Pemahaman Terhadap Peningkatan Kepatuhan Wajib Pajak Pribadi Di KPP Pratama Makassar Utara. Center Of Economic Student Journal*, 24-33.
- Novita, N., Elfaladonna, F., Ganiardi, M., & Putra, A. (2024). *Penggunaan Rapid Miner Untuk Melihat Pohon Keputusan Penilaian Kinerja Account Representative. Inkofar*, 126-134.
- Siahaan, S., Sianipar, K., & Ilmi, F. (2020). *Penerapan Algoritma C4.5 Dalam Meningkatkan Kemampuan Bahasa Inggris Pada Mahasiswa. PETIR*, 229-239.
- Sudrajat, B. (2022). *Penggunaan Algoritma C4.5 Untuk Menentukan Kepuasan Pelanggan Pada Warnet Game Victory. Jurnal Ilmu Teknik dan Komputer*, 27-33.

Taufik, G., & Jatnika, D. (2021). *Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Keberhasilan Pengiriman Barang*. *Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, 12-26.