

Implementasi C45 Dalam Memprediksi Index Prestasi Mahasiswa/i Menurut Kebiasaan Belajar

Mhd Yuda Rizki, Eva Sartika, Yoga Pratama, Suhaila Rasika, Agus Perdana Windarto

Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia
Email: ryuda1014@gmail.com, evasartika188@gmail.com, suhailarasika307@gmail.com,
pyoga6781@gmail.com, ⁵agus.perdana@amiktunasbangsa.ac.id

Abstrak—Proses belajar dan pemahaman dari setiap matakuliah di perkuliahan haruslah dibuktikan oleh seorang mahasiswa/i. Salah satu pembuktian yang bias dilakukan oleh seorang mahasiswa/i adalah dengan meraih indeks prestasi kumulatif (ipk) yang tinggi atau bisa dibilang optimal. Pencapaian ipk diperoleh dari hasil Indeks Prestasi (ip) dari setiap mahasiswa/i per semesternya yang akan dijumlahkan dan dibagi dengan jumlah semester yang dilaluinya. Dengan hasil ipk yang tinggi akan mencerminkan hasil belajar dan pemahaman serta kedisiplinan seorang mahasiswa/i selama perkuliahan berlangsung. Penelitian ini membahas tentang Implementasi Klasifikasi C45 Dalam Memprediksi Ip Mahasiswa/i Menurut Kebiasaan Belajar dimana data dalam penelitian ini diperoleh dari sejumlah mahasiswa sebanyak -53 mahasiswa yang berasal dari kampus peneliti sendiri STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar. Terdapat -5 atribut dalam penelitian ini yakni “Datang terlambat/terlat”, “Ketepatan waktu saat kumpul tugas”, “Bertanya saat berlangsungnya mata kuliah”, “Pemahaman dari seluruh mata kuliah/sem”, dan “Kehadiran”. Penelitian ini juga menghasilkan -9 *rules* yang di dapat dari hasil perhitungan yang telah dilakukan menggunakan algoritma C45. Penelitian ini dapat menjadi masukan serta memberikan manfaat kepada para mahasiswa/i untuk bisa mengatur cara belajar atau kebiasaan belajar agar dapat meraih ip yang optimal dan memuaskan sesuai dengan yang diharapkan.

Kata Kunci: Data Mining, Sistem Pakar, C45, Klasifikasi, Prediksi, Mahasiswa/i, indeks prestasi.

1. PENDAHULUAN

Meraih ipk yang optimal atau bisa dikatakan tinggi adalah harapan dari setiap mahasiswa. Dengan ipk yang tinggi sangatlah berguna dan memiliki banyak keuntungan selain sebagai bukti bahwa kita telah belajar dengan sungguh-sungguh ipk juga sangat berguna ketika kita berada di dunia kerja atau ketika sedang dalam proses persaingan di dunia kerja misalkan pada saat interview jika kita memiliki indeks prestasi kumulatif (ipk) yang tinggi maka kita akan merasa percaya diri untuk melangkah. Ipik itu sendiri dihasilkan dari indeks prestasi (ip) yang telah diraih atau dicapai dari hasil belajar seorang mahasiswa per semesternya yang nantinya akan di jumlahkan dan dibagikan untuk menghasilkan sebuah IPK. Tersedia banyak cabang ilmu komputer yang dapat kita gunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang sifatnya kompleks. Cabang ilmu komputer tersebut adalah Artificial Intelligence seperti data mining [1]–[7], Sistem Pendukung Keputusan [8]–[21], sistem pakar [22], Jaringan Saraf Tiruan [23]–[26][27], [28], logika fuzzy [29] dan lain-lain.

C45 adalah suatu metode penelitian didalam data mining yang bertujuan untuk melakukan sebuah *klasifikasi* atau *segmentasi* yang bersifat *pprediktif* yang nantinya akan menghasilkan sebuah model berupa pohon keputusan yang menghasilkan beberapa *rule* atau aturan yang berlaku.

Pada penelitian ini peneliti mengambil data dari mahasiswa yang bersal dari kampus atau universitas yang berbeda-beda sebanyak -53 data mahasiswa dimana data tersebut diperoleh dari proses pengisian *kuisisioner* yang dilakukan secara online menggunakan salah satu aplikasi smartphone yang bernama FormsApp. Hasil dari penelitian ini diharapkan bias menjadi masukan dan memberikan manfaat kepada para mahasiswa agar bisa mengatur cara belajar pada saat perkuliahan berlangsung agar bisa memperoleh hasil ipk yang optimal dan cukup memuaskan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data Mining didefinisikan sebagai sebuah proses untuk menemukan hubungan, pola dan tren baru yang bermakna dengan menyaring data yang sangat besar, yang tersimpan dalam penyimpanan, menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik Statistik dan Matematika. Data mining memiliki hakikat sebagai disiplin ilmu yang tujuan utamanya adalah untuk menemukan, menggali, atau menambang pengetahuan dari data atau informasi yang kita miliki. Data mining, sering juga disebut sebagai Knowledge Discovery in Database (KDD). KDD adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data, historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar [30].

2.2 Klasifikasi

Klasifikasi dapat digambarkan sebagai berikut. Data input, disebut juga training set, terdiri atas banyak contoh (record), yang masing-masing memiliki beberapa atribut. Selanjutnya, tiap contoh diberi sebuah label class khusus. Tujuannya untuk menganalisa data input dan mengembangkan deskripsi atau model akurat untuk tiap class menggunakan fitur-fitur pada data. Deskripsi class ini digunakan untuk mengklasifikasikan data pengujian lainnya dengan label class tidak diketahui. Deskripsi tersebut juga dapat digunakan untuk memahami tiap class dalam data [31].

2.3 C45

Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau segmentasi yang bersifat prediktif[32]. Dan Menurut[30] Algoritma C4.5 merupakan pengembangan dari Algoritma ID3 yang ditemukan oleh Ross Quinlan, Algoritma C4.5 digunakan untuk mengklasifikasikan data yang memiliki atribut berupa numerik ataupun kategorial, Hasil dari proses klasifikasi yang berupa aturan-aturan dapat digunakan untuk memprediksi nilai atribut bertipe diskret dari record yang baru.

Dan menurut [30] Secara umum Algoritma C4.5 untuk membangun pohon keputusan adalah sebagai berikut :

1. Pilih atribut sebagai akar
 2. Buat cabang untuk masing-masing nilai
 3. Bagi kasus dalam cabang
 4. Ulangi proses untuk masing-masing cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.
- Untuk memilih atribut sebagai akar, didasarkan pada nilai gain tertinggi dari atribut-atribut yang ada. Untuk menghitung gain digunakan rumus seperti yang tertera berikut:

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

Keterangan:

S : Himpunan kasus

A : Atribut n : Jumlah partisi atribut A

|Si| : Jumlah kasus pada partisi ke i

|S| : Jumlah kasus dalam S

Sebelum mendapatkan nilai Gain adalah dengan mencari nilai Entropi. Entropi digunakan untuk menentukan seberapa informatif sebuah masukan atribut untuk menghasilkan sebuah atribut. Rumus dasar

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

S : Himpunan Kasus

n : Jumlah partisi S

pi: Proporsi dari Si terhadap S

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini berisi analisa, hasil serta pembahasan dari topik penelitian, yang bisa di buat terlebih dahulu metodologi penelitian. Bagian ini juga merepresentasikan penjelasan yang berupa penjelasan, gambar, tabel dan lainnya.

3.1 Analisis Data

Dalam melakukan atau memperoleh data di dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode pengumpulan data kuisioner yang dilakukan secara online dengan menyebar suatu link[1]. Pada penelitian ini, data yang digunakan untuk diklasifikasi adalah data -53 mahasiswa yang di peroleh dari kampus peneliti sendiri STIKOM Tunas Bangsa di pematangsiantar dari mahasiswa berbagai semester[1].

Tabel 1. Data Penelitian

No	Datang Terlambat/Telat	Ketepatan Waktu Saat Kumpul Tugas	Bertanya Saat Berlangsungnya Mata Kuliah	Pemahaman Dari Seluruh Mata Kuliah/Sems	Kehadiran	Ip Terakhir
1	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	30(%)	80(%)	3,70
2	Jarang	Selalu	Selalu	50(%)	80(%)	3,25
3	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	3,34
4	Jarang	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	4,00
5	Jarang	Selalu	Selalu	100(%)	100(%)	3,79
6	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,53
7	Jarang	Selalu	Sesekali	30(%)	100(%)	3,45
8	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,79
9	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,57
10	Selalu	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,71
11	Jarang	Jarang	Selalu	30(%)	100(%)	3,4
12	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	4,00
13	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,21
14	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	3,53
15	Jarang	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	3,70
16	Jarang	Jarang	Sesekali	30(%)	80(%)	3,00
17	Jarang	Jarang	Tak Pernah	30(%)	80(%)	3,40
18	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,90
19	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,50
20	Jarang	Selalu	Sering	50(%)	80(%)	3,80
21	Jarang	Jarang	Tak Pernah	Tak Paham Satupun Mk	80(%)	3,00
22	Selalu	Jarang	Selalu	50(%)	80(%)	3,7
23	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3,60

No	Datang Terlambat/Telat	Ketepatan Waktu Saat Kumpul Tugas	Bertanya Saat Berlangsungnya Mata Kuliah	Pemahaman Dari Seluruh Mata Kuliah/Sems	Kehadiran	Ip Terakhir
24	Jarang	Jarang	Sering	50(%)	80(%)	3,40
25	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	3,62
26	Selalu	Selalu	Sesekali	100(%)	80(%)	3,75
27	Selalu	Jarang	Sering	50(%)	80(%)	3,45
28	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	60(%)	3,10
29	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	4,00
30	Selalu	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	3,43
31	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	Tak Paham Satupun Mk	60(%)	3,15
32	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	3,60
33	Tidak Pernah Telat	Selalu	Selalu	100(%)	100(%)	3,60
34	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,96
35	Selalu	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3,87
36	Jarang	Jarang	Sesekali	30(%)	40(%)	3,40
37	Jarang	Selalu	Sesekali	30(%)	100(%)	3,50
38	Jarang	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	3,79
39	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	3,65
40	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,49
41	Jarang	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	3,30
42	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3,43
43	Jarang	Jarang	Tak Pernah	Tak Paham Satupun Mk	80(%)	3,25
44	Jarang	Jarang	Selalu	30(%)	80(%)	3,50
45	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	3,45
46	Selalu	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3,74
47	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3,81
48	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3,93
49	Selalu	Selalu	Sesekali	100(%)	80(%)	3,72
50	Jarang	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3,45
51	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	30(%)	100(%)	3,50
52	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	3,80
53	Jarang	Jarang	Selalu	50(%)	80(%)	3,75

Dari data tersebut lalu akan di tentukan sebuah *class* yaitu Keterangan berdasarkan ip yang telah tertera dari setiap alternative yang ada.

Tabel 2. Preprocessing Data

No	Datang Terlambat/Telat	Ketepatan Waktu Saat Kumpul Tugas	Bertanya Saat Berlangsungnya Mata Kuliah	Pemahaman Dari Seluruh Mata Kuliah/Sems	Kehadiran	KET IP
1	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	30(%)	80(%)	Diatas 3,5
2	Jarang	Selalu	Selalu	50(%)	80(%)	3-3,5
3	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	3-3,5
4	Jarang	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
5	Jarang	Selalu	Selalu	100(%)	100(%)	Diatas 3,5
6	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
7	Jarang	Selalu	Sesekali	30(%)	100(%)	3-3,5
8	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
9	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
10	Selalu	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
11	Jarang	Jarang	Selalu	30(%)	100(%)	3-3,5
12	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
13	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3-3,5
14	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
15	Jarang	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
16	Jarang	Jarang	Sesekali	30(%)	80(%)	3-3,5
17	Jarang	Jarang	Tak Pernah	30(%)	80(%)	3-3,5
18	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
19	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3-3,5
20	Jarang	Selalu	Sering	50(%)	80(%)	Diatas 3,5
21	Jarang	Jarang	Tak Pernah	Tak Paham Satupun Mk	80(%)	3-3,5
22	Selalu	Jarang	Selalu	50(%)	80(%)	3-3,5
23	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
24	Jarang	Jarang	Sering	50(%)	80(%)	3-3,5
25	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	Diatas 3,5
26	Selalu	Selalu	Sesekali	100(%)	80(%)	Diatas 3,5
27	Selalu	Jarang	Sering	50(%)	80(%)	3-3,5
28	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	60(%)	3-3,5
29	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5

No	Datang Terlambat/Telat	Ketepatan Waktu Saat Kumpul Tugas	Bertanya Saat Berlangsungnya Mata Kuliah	Pemahaman Dari Seluruh Mata Kuliah/Sems	Kehadiran	KET IP
30	Selalu	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	3-3,5
31	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	Tak Paham Satupun Mk	60(%)	3-3,5
32	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	80(%)	Diatas 3,5
33	Tidak Pernah Telat	Selalu	Selalu	100(%)	100(%)	Diatas 3,5
34	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
35	Selalu	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
36	Jarang	Jarang	Sesekali	30(%)	40(%)	3-3,5
37	Jarang	Selalu	Sesekali	30(%)	100(%)	3-3,5
38	Jarang	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
39	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
40	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	3-3,5
41	Jarang	Jarang	Sering	50(%)	100(%)	3-3,5
42	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3-3,5
43	Jarang	Jarang	Tak Pernah	Tak Paham Satupun Mk	80(%)	3-3,5
44	Jarang	Jarang	Selalu	30(%)	80(%)	3-3,5
45	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	3-3,5
46	Selalu	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
47	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
48	Jarang	Selalu	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
49	Selalu	Selalu	Sesekali	100(%)	80(%)	Diatas 3,5
50	Jarang	Selalu	Sering	50(%)	100(%)	3-3,5
51	Tidak Pernah Telat	Selalu	Sesekali	30(%)	100(%)	3-3,5
52	Tidak Pernah Telat	Jarang	Sesekali	50(%)	100(%)	Diatas 3,5
53	Jarang	Jarang	Selalu	50(%)	80(%)	Diatas 3,5

Berdasarkan data tersebut tahap selanjutnya adalah melakukan proses perhitungan menggunakan algoritma C45

1. Perhitungan Mencari Nilai Entropy

Langkah pertama, tentukan *entropy* total kasus terlebih dahulu. Rumus untuk mencari *entropy* dari data mahasiswa tersebut menggunakan persamaan yang telah didefinisikan sebelumnya [1] yaitu :

$$Entropy (Total) = \left(-\frac{28}{53} * \log_2 \left(\frac{28}{53}\right)\right) + \left(-\frac{25}{53} * \log_2 \left(\frac{25}{53}\right)\right) = 0,997687576$$

Tabel 3. Entropy Total Kasus

	Jumlah(S)	Diatas 3,5(Si)	3-3,5(Si)	Entropy
Total	53	28	25	0,997687576

Setelah itu mencari semua nilai *Entropy* dari semua kasus yang terbagi dari beberapa atribut yaitu “Datang terlambat/terlat”, “Ketepatan waktu saat kumpul tugas kuliah”, “Bertanya saat berlangsungnya mata kuliah”, “Pemahaman dari seluruh mata kuliah/sems”, dan “Kehadiran” menggunakan persamaan yang sama [1].

2. Perhitungan Mencari Nilai Gain

Setelah seluruh nilai *Entropy* telah didapat dari seluruh kasus maka tahap selanjutnya adalah menentukan nilai *Gain* dari masing-masing atribut menggunakan persamaan yang telah didefinisikan diatas [1].

$$Gain(Datang terlambat/terlat) = 0,997687576 - \left(\frac{8}{53} * 0,8112781\right) + \left(\frac{26}{53} * 0,9828587\right) + \left(\frac{19}{53} * 0,949452\right) = 0,0527038$$

$$Gain(Ketepatan waktu saat kumpul tugas kuliah) = 0,997687576 - \left(\frac{30}{53} * 0,99679163\right) + \left(\frac{23}{53} * 0,96563613\right) + \left(\frac{0}{53} * 0\right) = 0,0144163$$

$$Gain(Bertanya saat berlangsungnya mata kuliah) = 0,997687576 - \left(\frac{7}{53} * 0,98522814\right) + \left(\frac{13}{53} * 0,9612366\right) + \left(\frac{30}{53} * 0,98713777\right) + \left(\frac{3}{53} * 0\right) = 0,0730309$$

$$Gain(Pemahaman dari seluruh mata kuliah/sems) = 0,997687576 - \left(\frac{4}{53} * 0\right) + \left(\frac{37}{53} * 0,95688867\right) + \left(\frac{9}{53} * 0,50325833\right) + \left(\frac{3}{53} * 0\right) = 0,244212$$

$$Gain(Kehadiran) = 0,997687576 - \left(\frac{32}{53} * 0,928362072\right) + \left(\frac{18}{53} * 0,964078765\right) + \left(\frac{2}{53} * 0\right) + \left(\frac{1}{53} * 0\right) + \left(\frac{0}{53} * 0\right) = 0,1097441$$

Dari hasil perhitungan diatas diperoleh data sebagai berikut :

Tabel 4. Hasil perhitungan awal

	Jumlah(S)	Diatas 3,5(Si)	3-3,5(Si)	Entropy	Gain
Total	53	28	25	0,997687576	
Datang Terlambat/Telat	Selalu Jarang	8 26	6 15	2 11	0,811278124 0,98285869

Ketepatan Waktu Saat Kumpul Tugas Kuliah	Tidak Pernah Telat	19	12	7	0,949452015	0,0527038
	Selalu	30	16	14	0,996791632	
Bertanya Saat Berlangsungnya Mata Kuliah	Jarang	23	9	14	0,965636133	0,0144163
	Tidak Pernah	0	0	0	0	
	Selalu	7	3	4	0,985228136	
Pemahaman Dari Seluruh Mata Kuliah/Sems	Sering	13	8	5	0,961236605	0,0730309
	Sesekali	30	17	13	0,987137774	
	Tak Pernah	3	0	3	0	
	100%	4	0	0	0	
Kehadiran	50%	37	23	14	0,956888666	0,244212
	30%	9	1	8	0,503258335	
	Tak Paham Satupun Mk	3	0	3	0	
	100%	32	21	11	0,928362072	
	80%	18	7	11	0,964078765	
	60%	2	0	2	0	
	40%	1	0	1	0	
	Tak Pernah Hadir	0	0	0	0	0,1097441

Pada table di atas dapat kita lihat bahwa atribut Pemahaman dari seluruh mata kuliah/sems memiliki *gain* tertinggi yaitu 0,244212, maka pemahaman dari seluruh mata kuliah/sems menjadi *node* akar. pemahaman dari seluruh mata kuliah/sems memiliki 4 nilai yaitu 100%, 50%, 30%, dan tak paham satupun mk. Pada 100% dan tak paham satupun mk telah mengklasifikasi kasus menjadi 1 yaitu keputusan "diatas 3,5" dan "3-3,5" sedangkan untuk 50% dan 30% masih diperlukan perhitungan lagi karena masih memiliki hasil antara "3,5" dan "3-3,5", perhitungan tersebut dilakukan untuk menentukan *node* akar selanjutnya [1], Dan proses menentukan *Node* akar akan terus berlanjut sampai sampai menghasilkan satu keputusan.

Selanjutnya peneliti memanfaatkan sebuah *software* yang bernama *RapidMiner* dalam proses pengujian[2]. Adapun model pohon keputusan yang dihasilkan adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Model *Decision Tree* penentuan IP mahasiswa

Dapat dilihat dari model tersebut bahwa atribut yang paling mempengaruhi ip seorang mahasiswa dalam kebiasaan belajar adalah pemahaman dari seluruh mata kuliah/sems [3] ditandai dengan *node* akar teratas. Adapun tingkat keakurasian yang telah dilakukan menggunakan *software RapidMiner* ini dengan persentase keakurasian sebesar 79,25% dapat dilihat pada gambar berikut :

accuracy: 79.25%			
	true diatas 3,5	true 3-3,5	class precision
pred diatas 3,5	25	8	75.76%
pred 3-3,5	3	17	85.00%
class recall	89.29%	68.00%	

Gambar 2. Pengujian tingkat keakurasian

Adapun -9 *rules* yang dihasilkan dari model *decision tree* tersebut adalah sebagai berikut :

Rules

- 1 Jika pemahaman dari seluruh mk 100% maka IP diatas 3,5
- 2 Jika pemahaman dari seluruh mk tidak satupun mk maka ip 3-3,5
- 3 Jika pemahaman dari seluruh mk 30%, datang telat jarang maka ip 3-3,5
- 4 jika pemahama dari seluruh mk 30%, datang telat tidak pernah maka ip diatas 3,5
- 5 jika pemahaman dari seluruh mk 50%, kehadiran 100% maka ip diatas 3,5
- 6 Jika pemahaman dari seluruh mk 50%, kehadiran 60% maka ip 3-3,5
- 7 Jika pemahaman dari seluruh mk 50%, kehadiran 80%, datang telat jarang maka ip 3-3,5

- 8 Jika pemahaman dari seluruh mk 50% kehadiran 80%,datang telat selulu maka ip 3-3,5
9 Jika pemahaman dari seluruh mk 50% kehadiran 80%,datang telat tak pernah telat maka ip diatas 3,5

4. KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil penelitian yang dilakukan pada penentuan ip mahasiswa berdasarkan kebiasaan belajar dapat disimpulkan bahwa :

- Algoritma klasifikasi C45 dapat menjadi solusi pada penentuan ip mahasiswa berdasarkan kebiasaan belajar dan menghasilkan -9 rules serta memperoleh tingkat persentase keakuratan sebesar 79,25%.
- Dengan dilakukannya penelitian ini dapat menjadi masukan serta pemanfaatan bagi para mahasiswa untuk mengatur model kebiasaan belajar dari tiap mahasiswa agar dapat meraih hasil ip yang cukup optimal sesuai dengan yang diharapkan.

REFERENCES

- W. Katrina, H. J. Damanik, F. Parhusip, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "C.45 Classification Rules Model for Determining Students Level of Understanding of the Subject," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 12005, pp. 1–7, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012005.
- M. Widyastuti, A. G. Fepdiani Simanjuntak, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Classification Model C.45 on Determining the Quality of Customer Service in Bank BTN Pematangsiantar Branch," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 12002, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012002.
- Sudirman, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Data mining tools | rapidminer: K-means method on clustering of rice crops by province as efforts to stabilize food crops in Indonesia," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 420, no. 1, 2018, doi: 10.1088/1757-899X/420/1/012089.
- R. W. Sari, A. Wanto, and A. P. Windarto, "Implementasi Rapidminer Dengan Metode K-Means (Study Kasus: Imunisasi Campak Pada Balita Berdasarkan Provinsi)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 224–230, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.930.
- N. Rofiqo, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Penerapan Clustering Pada Penduduk Yang Mempunyai Keluhan Kesehatan Dengan Datamining K-Means," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 216–223, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.929.
- M. G. Sadewo, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Clustering Dalam Mengelompokkan Banyaknya Desa/Kelurahan Menurut Upaya Antisipasi/ Mitigasi Bencana Alam Menurut Provinsi Dengan K-Means," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 311–319, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.943.
- D. Hartama, A. Perdana Windarto, and A. Wanto, "The Application of Data Mining in Determining Patterns of Interest of High School Graduates," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1339, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1339/1/012042.
- D. R. Sari, N. Rofiqo, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Analysis of the Factors Causing Lazy Students to Study Using the ELECTRE II Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012007.
- R. W. Sari, A. P. Windarto, S. P. Keputusan, P. Kreatifitas, M. Pkm, and A. D. A. N. Pembahasan, "Penerapan Electree Pada Seleksi Proposal Program Kreativitas Mahasiswa (PKM) di STIKOM Tunas Bangsa," in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) SAINTEKS 2019*, 2019, pp. 800–806.
- F. Syahputra, M. Mesran, I. Lubis, and A. P. Windarto, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Guru Berprestasi Kota Medan Menerapkan Metode Preferences Selection Index (Studi Kasus : Dinas Pendidikan Kota Medan)," *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 2, no. 1, pp. 147–155, 2018, doi: 10.30865/komik.v2i1.921.
- P. P. P. A. N. W. F. I. R. H. Zer, Masitha, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Analysis of the ELECTRE Method on the Selection of Student Creativity Program Proposals," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012011.
- P. P. P. A. N. W. F. I. R. H. Zer, D. Hartama, and A. P. Windarto, "Analisis Komparasi Metode AHP dan TOPSIS dalam Pemilihan Asuransi Kategori Kesehatan Terbaik PT . Prudential," in *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI) SENSASI 2019*, 2018, pp. 427–432.
- M. Widyastuti, F. R. S. Samosir, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Implementasi Metode Promethee Dalam Pemilihan Kenaikan Jabatan Sous Chef Menjadi Chef," *Teknol. Komput. Sains*, vol. 1, no. 1, pp. 807–812, 2019.
- S. Sundari, Karmila, M. N. Fadli, D. Hartama, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Decision Support System on Selection of Lecturer Research Grant Proposals using Preferences Selection Index," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–8, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012006.
- P. Alkhairi, L. P. Purba, A. Eryzha, A. P. Windarto, and A. Wanto, "The Analysis of the ELECTREE II Algorithm in Determining the Doubts of the Community Doing Business Online," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012010.
- D. N. Batubara, D. R. Sitorus P, and A. P. Windarto, "Penerapan Metode PROMETHEE II Pada Pemilihan Situs Travel Berdasarkan Konsumen," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 46–52, 2019, doi: 10.32736/sisfokom.v8i1.598.
- K. Fatmawati *et al.*, "Analysis of Promethee II Method in the Selection of the Best Formula for Infants under Three Years," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012009.
- T. Imandasari, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) Analisis Metode MAUT Pada Pemilihan Deodorant," in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) SAINTEKS 2019*, 2019, pp. 736–739.
- K. F. Irnanda, F. N. Arifah, M. R. Raharjo, A. Arifin, and A. P. Windarto, "The selection of Calcium Milk Products that are appropriate for advanced age using PROMETHEE II Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1381, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1381/1/012070.
- T. Imandasari, M. G. Sadewo, A. P. Windarto, A. Wanto, H. O. Lingga Wijaya, and R. Kurniawan, "Analysis of the Selection Factor of Online Transportation in the VIKOR Method in Pematangsiantar City," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1255, no. 12008, pp. 1–7, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012008.
- T. Imandasari and A. P. Windarto, "Penerapan Metode VIKOR Pada Pemilihan Popok Bayi Berdasarkan Jenis Kulit," *Semin. Nas.*

- Sains Teknol. Inf.*, pp. 215–220, 2018.
- [22] Hamdani, “Sistem Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Mata Pada Manusia,” vol. 5, no. 2, pp. 13–21, 2010.
- [23] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, “Implementasi Jst Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional Dengan Backpropagation,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 411–418, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854767.
- [24] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, “Model Arsitektur Neural Network Dengan Backpropogation Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional,” *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 147–158, 2018.
- [25] A. P. Windarto, L. S. Dewi, and D. Hartama, “Implementation of Artificial Intelligence in Predicting the Value of Indonesian Oil and Gas Exports With BP Algorithm,” *Int. J. Recent Trends Eng. Res.*, vol. 3, no. 10, pp. 1–12, 2017, doi: 10.23883/IJRTER.2017.3482.J5BBS.
- [26] Sumijan, A. P. Windarto, A. Muhammad, and Budiharjo, “Implementation of Neural Networks in Predicting the Understanding Level of Students Subject,” *Int. J. Softw. Eng. Its Appl.*, vol. 10, no. 10, pp. 189–204, 2016.
- [27] Budiharjo, T. Soemartono, A. P. Windarto, and T. Herawan, “Predicting tuition fee payment problem using backpropagation neural network model,” *Int. J. Adv. Sci. Technol.*, vol. 120, pp. 85–96, 2018, doi: 10.14257/ijast.2018.120.07.
- [28] Budiharjo, T. Soemartono, A. P. Windarto, and T. Herawan, “Predicting School Participation in Indonesia using Back-Propagation Algorithm Model,” *Int. J. Control Autom.*, vol. 11, no. 11, pp. 57–68, 2018.
- [29] C. C. Lee, “Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy,” no. 2, 1990.
- [30] S. Muhamad, Agus Perdana Windarto, “Penerapan Algoritme C4 . 5 Pada Klasifikasi,” *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, pp. 477–482, 2017, doi: 10.30865/komik.v3i1.1688.
- [31] P. G. S. C. Nugraha, I. W. Aribawa, I. P. O. Priyana, and G. Indrawan, “Penerapan Metode Decision Tree(Data Mining) Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Siswa Smpn1 Kintamani,” *Semin. Nas. Vokasi dan Teknol.*, pp. 35–44, 2016.
- [32] D. R. S. P, A. P. Windarto, D. Hartama, and I. S. Damanik, “Penerapan klasifikasi c4.5 dalam meningkatkan sistem pembelajaran mahasiswa,” *KOMIK (Konferensi Nas. Teknol. Inf. dan Komputer)*, vol. 3, pp. 593–597, 2020, doi: 10.30865/komik.v3i1.1665.