

Prediction of Student Graduation Accuracy Using C45 Algorithm (Case Study: Fasilkom Unsika)

¹ Dyah Ayu Wulandari, ² Betha Nurina Sari, ³ Tesa Nur Padilah
^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang
 Email: ¹dyahayuwulandari74@gmail.com

Abstract

The Faculty of Computer Science at University Singaperbangsa Karawang has had problems in the last 3 years, namely the low level of accuracy of graduation. The number of students from the 2013 batch graduated on time as many as 43 out of 349. In 2014 51 out of 343 graduated on time. In 2015 there were 79 students graduating on time or 49%. The purpose of this study is to perform data mining using the C4.5 algorithm on Weka tools to determine the classification of student graduation determination. So that research is carried out to facilitate the determination of graduation. The distribution of training and testing data is carried out in 5 categories, namely 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, 50:50 to find out the best results from the dataset comparison category. The results of the study show that the best accuracy values are 90% training data and 10% testing data with an accuracy value of 84.2% and an ROC value of 0.852. Based on the results of the highest accuracy and ROC values, so it has a better and more accurate model.

Keywords: C4.5 Algorithm, Student Data, Classification, Graduation.

1. INTRODUCTION

Kelulusan mahasiswa sangat berpengaruh bagi perguruan tinggi terutama fakultas dalam penilaian akreditasi. Lembaga memiliki kewajiban untuk menyediakan pendidikan yang berkualitas bagi mahasiswa [1]. Kelulusan menjadi salah satu tolak ukur dari hasil kinerja akademik mahasiswa [2]. Lulus tepat waktu juga hasil dari pencapaian dalam proses belajar mahasiswa selama di kampus [3]. Mahasiswa lulus tepat waktu dapat segera bekerja setelah lulus tanpa terikat dengan dunia pendidikan [4]. Kemudian sebagai salah satu syarat kelulusan untuk program sarjana (S1), mengikuti perkuliahan sampai dengan 144 sks mata kuliah. Waktu belajar bagi mahasiswa untuk lulus tepat waktu adalah 8 semester atau 4 tahun . Namun, banyak mahasiswa yang kesulitan dikarenakan berbagai aspek [5]. Hal ini mengakibatkan mahasiswa tidak dapat menyelesaikan masa studi sesuai standar kompetensi mata kuliah yaitu 4 tahun. Salah satu kriteria kelulusan yang berkualitas yaitu mahasiswa mampu menyelesaikan masa studi dengan lulus tepat waktu [6].

Salah satu perguruan tinggi terkemuka di Indonesia yang bertempat di kota Karawang Jawa Barat yaitu Universitas Singaperbangsa Karawang (Unsika). Fakultas ilmu komputer adalah salah satu fakultas yang ada di Universitas Singaperbangsa Karawang. Faskultas ilmu

komputer atau yang biasa disebut fasilkom memiliki permasalahan pada angkatan 3 tahun terakhir yakni tingkat ketepatan kelulusan yang kecil. Pada Gambar1.1 diketahui pada mahasiswa angkatan tahun 2013 jumlah mahasiswa lulus tepat waktu sebanyak 43 mahasiswa atau sekitar 12% dari total mahasiswa masuk yang berjumlah 349. Pada tahun 2014 terdapat 343 mahasiswa yang hanya 15% atau 51 mahasiswa yang kedapatan lulus tepat waktu. Dan tahun 2015 terdapat 79 mahasiswa lulus tepat waktu atau 49% dari mahasiswa yang masuk pada tahun tersebut.

Tabel 1 Data Kelulusan Mahasiswa Fasilkom Unsika



(Sumber: Fasilkom Unsika 2019)

Penelitian yang berjudul penggunaan metode *decision tree* untuk mendeteksi keterlambatan masa studi mahasiswa diperguruan tinggi brebes menghasilkan nilai akurasi sebesar 98.00% [7]. Memprediksi tingkat kelulusan peserta kursus pertahun dengan algoritma data mining C4.5 dan rapidminer, hasil dari penelitian ini menghasilkan nilai akurasi kurang dari 100% [8]. Penelitian yang berjudul penerapan model prediksi menggunakan algoritma C.45 untuk prediksi kelulusan siswa SMK Wahidin menghasilkan nilai akurasi sebesar 82.19% [9]. Perbandingan algoritma C4.5 dan id3 untuk prediksi ketepatan waktu lulus mahasiswa menghasilkan nilai akurasi tertinggi diperoleh algoritma C4.5 yaitu sebesar 81,88% [10]. Penelitian yang berjudul Aplikasi Penerapan Algoritma C45 untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Berbasis Web menyatakan bahwa aplikasi dapat membantu dalam menghasilkan prediksi kelulusan [11]. Penelitian yang berjudul penerapan algoritma C4.5 pada aplikasi prediksi kelulusan mahasiswa prodi informatika menghasilkan nilai akurasi sebesar 0.52% [12].

Pada permasalahan yang dipaparkan, diperlukannya suatu prediksi untuk fakultas dalam mengevaluasi kinerja akademik untuk kedepannya. Salah satu algoritma prediksi yang dapat digunakan ialah algoritma C4.5.

2. METHODS

Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma C4.5 yang akan menghasilkan pohon keputusan untuk prediksi kelulusan [13]. Aplikasi yang digunakan yaitu aplikasi Weka. Algoritma C4.5 merupakan suatu metode untuk menyelesaikan klasifikasi data dengan menggunakan kategori atribut dan menghasilkan pohon keputusan. Berikut proses klasifikasi pada kelulusan Mahasiswa.

4.1.1 Data Cleaning

Pada tahap ini dilakukannya proses pembersihan data. Data yang dibersihkan atau dihilangkan berupa data *missing value* yang terdapat pada data mahasiswa. Data yang bersih dari *missing value* menghasilkan klasifikasi yang baik. Jumlah data awal akademik mahasiswa sebanyak 847 data dan terdapat *missing value* sebanyak 511 data. Sehingga jumlah setelah proses pembersihan sebanyak 336 data akademik mahasiswa. *Missing value* dapat dilihat pada Gambar berikut.

NPM Mhs	NAMA MAHASISWA	SKS							IPS						
		20131	20132	20141	20142	20151	20152	20161	20131	20132	20141	20142	20151	20152	20161
		SMT 1	SMT 2	SMT 3	SMT 4	SMT 5	SMT 6	SMT 7	1	2	3	4	5	6	7
1341177004001	ZEZE FAUZI SAEFUL MA	21	22	21	18	21	20	21	3.19	3.36	3.29	3.33	3.14	3.55	3.86
1341177004002	URI SARURI	21	22	21	21	21	17	21	3.19	3.23	3.14	3.17	3.57	3.85	3.90
1341177004003	TAUFAN RIYADI	21	22	21	18	21	20	21	3.19	3.09	2.71	2.67	3.00	3.30	3.48
1341177004004	BRYAN FEBRIANA SUSAN	21	22	18	18	21	20	24	3.05	2.45	2.86	3.00	3.29	3.15	3.57
1341177004005	DWI PUTRA CHANIAGO	21	22	21	18	21	20	24	3.19	3.09	3.00	2.83	3.00	3.45	3.76
1341177004006	RUDI DIANTURI	21	22	21	18	21	23	21	3.10	3.09	2.71	2.33	2.71	3.30	2.71
1341177004007	GILANG SETYO HARDANT	21	22	21	18	21	23	21	2.90	3.36	2.86	3.17	3.00	3.30	3.29
1341177004008	ISKANDAR JAJURI	21	22	12	NULL	NULL	NULL	NULL	2.67	0.77	0.43	NULL	NULL	NULL	NULL
1341177004009	DERI SULFAN MURDANI	21	22	15	NULL	NULL	NULL	NULL	2.71	0.27	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
1341177004010	NURUL YANUARI SUNARY	21	22	21	18	21	20	21	3.33	3.09	3.14	3.00	3.00	3.30	3.62

Gambar 1 *Missing value* pada data akademik Mahasiswa

NPM Mhs	NAMA MAHASISWA	SKS							IPS						
		20131	20132	20141	20142	20151	20152	20161	20131	20132	20141	20142	20151	20152	20161
		SMT 1	SMT 2	SMT 3	SMT 4	SMT 5	SMT 6	SMT 7	1	2	3	4	5	6	7
1341177004001	ZEZE FAUZI SAEFUL MA	21	22	21	18	21	20	21	3.19	3.36	3.29	3.33	3.14	3.55	3.86
1341177004002	URI SARURI	21	22	21	21	21	17	21	3.19	3.23	3.14	3.17	3.57	3.85	3.90
1341177004003	TAUFAN RIYADI	21	22	21	18	21	20	21	3.19	3.09	2.71	2.67	3.00	3.30	3.48
1341177004004	BRYAN FEBRIANA SUSAN	21	22	18	18	21	20	24	3.05	2.45	2.86	3.00	3.29	3.15	3.57
1341177004005	DWI PUTRA CHANIAGO	21	22	21	18	21	20	24	3.19	3.09	3.00	2.83	3.00	3.45	3.76
1341177004006	RUDI DIANTURI	21	22	21	18	21	23	21	3.10	3.09	2.71	2.33	2.71	3.30	2.71
1341177004007	GILANG SETYO HARDANT	21	22	21	18	21	23	21	2.90	3.36	2.86	3.17	3.00	3.30	3.29
1341177004010	NURUL YANUARI SUNARY	21	22	21	18	21	20	21	3.33	3.09	3.14	3.00	3.00	3.30	3.62

Gambar 2 Hasil *cleaning missing value* pada data akademik mahasiswa

4.1.2 Data Integration

Data *Integration* berfungsi untuk meningkatkan nilai akurasi dengan melakukan penggabungan [14] [15]. Penggabungan data dilakukan dari berbagai data untuk digunakan pada proses selanjutnya. Data *integration* dilakukan pada data akademik mahasiswa, data lama studi, dan data diri mahasiswa.

4.1.3 Data Selection

Tahap data *selection* adanya penambahan dan menghilangkan beberapa variabel. Variabel yang ditambahkan yaitu atribut sks dan status_lulus. Atribut SKS didapat dari jumlah keseluruhan sks 1 sampai dengan sks 7. Atribut status_lulus didapat dari data lama studi pada mahasiswa, jika lama studinya kurang dari 4 tahun maka keputusan status_lulus tepat waktu, sebaliknya jika masa studi

mahasiswa lebih dari 4 tahun maka keputusannya terlambat. Hasil dari penambahan variabel sks dan status_lulus sebagai berikut:

SKS 3	SKS 4	SKS 5	SKS 6	SKS 7	SKS	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4	IPS 5	IPS 6	IPS 7	Tahun Masuk	Lama Studi	Tanggal Lulus	IPK	Status_Lulus
21	18	21	20	21	144	3.19	3.36	3.23	3.33	3.14	3.55	3.86	1-Sep-13	3 Tahun 10 bulan	10 Juli 2017	3.41	Tepat Waktu
21	21	21	17	21	144	3.19	3.23	3.14	3.17	3.57	3.85	3.90	1-Sep-13	4 Tahun 1 bulan	31 Oktober 2017	3.46	Terlambat
21	18	21	20	21	144	3.19	3.09	2.71	2.67	3.00	3.30	3.48	1-Sep-13	6 Tahun 3 bulan	4-Dec-19	3.07	Terlambat
21	18	21	20	24	147	3.19	3.09	3.00	2.83	3.00	3.45	3.76	1-Sep-13	6 Tahun 2 bulan	23-Nov-19	3.15	Terlambat
21	18	21	20	21	144	3.33	3.09	3.14	3.00	3.00	3.30	3.62	1-Sep-13	4 Tahun 3 bulan	05 Desember 2017	3.25	Terlambat

Gambar 3 Lanjutan penambahan variabel SKS dan Status_Lulus

Variabel yang tidak digunakan berupa variabel npm, nama, sks 1-7, ips 1-7, tahun masuk, lama studi, dan tanggal masuk. Setelah menghilangkan variabel yang tidak digunakan pada penelitian, sehingga hanya ada variabel yang akan digunakan. Variabel yang digunakan yaitu jenis_kelamin, asal_sekolah, status_sekolah, pendidikan_ibu, pendidikan_ayah, status_bekerja, SKS, IPK, dan status_lulus. Penggunaan variabel yang tepat dapat membantu dalam hasil akhir dan pola dari klasifikasi kelulusan mahasiswa.

4.1.4 Data Transformation

Tahap ini dilakukan mengubah format data agar sesuai untuk dilanjutkan ke proses *data mining* [16]. Transformasi data hanya dilakukan pada variabel jenis_kelamin, asal_sekolah, pendidikan_ibu, pendapatan_ayah, status_bekerja, dan status_lulus. Transformasi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 1 Transformasi data

Variabel	Transformasi
Jenis_Kelamin	(JK_1) Perempuan (JK_2) Laki-Laki
Asal_Sekolah	(AS_1) SMA (AS_2) SMK (AS_3) MA
Status_Sekolah	(SS_1) Negeri (SS_2) Swasta
Pendidikan_Ibu	(PI_1) Tidak Tamat SD/MI (PI_2) SD/MI (PI_3) SMP/MTS (PI_4) SMA/SLTA/SMK/MA (PI_5) Diploma (PI_6) S1 (PI_7) S2 (PI_8) Pesantren (PI_9) Tidak Sekolah
Pendapatan_Ayah	(1) 0-1 Juta (2) 1-3.6 Juta (3) 3.6-7.6 Juta (4) 7.6-15 Juta (5) 15-25 Juta (6) 25-100 Juta

Status_Bekerja	(SB_1) Bekerja (SB_2) Tidak Bekerja
Status_Lulus	(SL_1) Tepat Waktu (SL_2) Terlambat

4.1.5 Data Mining

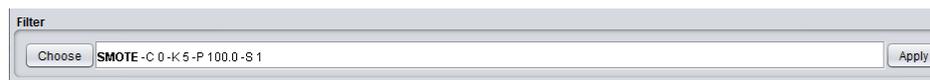
Data mining merupakan proses pada klasifikasi data dengan menghubungkan dari masing-masing pola yang dihasilkan pada dataset [17]. Implementasi data *mining* dalam klasifikasi kelulusan mahasiswa dilakukan dengan menggunakan aplikasi Weka. Format data yang digunakan pada aplikasi Weka yaitu menggunakan format Csv. Proses data *mining* akan menghasilkan nilai akurasi, ROC, dan pohon keputusan dari klasifikasi kelulusan mahasiswa.

Data yang telah melalui proses sebelumnya diketahui bahwa adanya data tidak seimbang. Data tidak seimbang berasal dari jumlah keputusan lulus tepat waktu dan terlambat pada data akhir tidak seimbang. Data tidak seimbang pada atribut status_lulus dapat dilihat pada **Tabel 3**.

Tabel 3 Jumlah atribut Status_Lulus

Status_Lulus	Jumlah data
Tepat Waktu	48
Terlambat	288

Tabel 3 menunjukkan adanya data tidak seimbang pada atribut status_lulus, dari data tidak seimbang tersebut maka dilakukannya proses SMOTE. Smote digunakan untuk menyeimbangkan data, sehingga hasil dari klasifikasi dan nilai akurasi lebih baik. Implementasi *Smote* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Implementasi *Smote* di Weka

4.1.6 Evaluation

Evaluasi berfungsi unruk menghasilkan efektifitas dari suatu model klasifikasi [18]. Tahap evaluasi dari hasil klasifikasi algoritma C4.5 untuk mengetahui tingkat keakuratan yang diperoleh. Evaluasi algoritma dilihat berdasarkan hasil dari nilai akurasi, dan ROC. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan perbandingan 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, 50:50. Kesalahan dalam klasifikasi dapat dilihat berdasarkan bias dan varians untuk menghasilkan model yang lebih akurat.

Berdasarkan hasil klasifikasi dari algoritma C4.5 pada penelitian ini, berikut evaluasi perbandingan dari hasil pengujian algoritma C4.5 pada data *training* dan *testing* yang berbeda, dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil perbandingan klasifikasi

Hasil	90:10	80:20	70:30	60:40	50:50
Akurasi	84.2%	80.5%	80.9%	79.9%	79.7%
ROC	0.852	0.805	0.792	0.699	0.754

Tabel 4 menunjukkan hasil perbandingan nilai akurasi dan ROC dari data *training* dan *testing* 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, 50:50. Nilai akurasi untuk mengukur model klasifikasi data. Hasil perbandingan data dapat dilihat bahwa nilai akurasi dan ROC yang terbesar berada pada data *training* dan *testing* 90:10 dengan nilai akurasi sebesar 84.2% dan nilai ROC sebesar 0.852. Sehingga dapat disimpulkan bahwa klasifikasi kelulusan mahasiswa yang terbaik berada pada data *training* 90% dan *testing* 10%.

4.1.7 Knowledge

Tahap ini merupakan bagian akhir dari proses yang berupa pengetahuan dari proses sebelumnya [19] [20]. Pengetahuan yang dihasilkan dari *data mining* di tampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti yaitu pohon keputusan. Hasil dari *knowledge* ini berupa prediksi yang bisa dilanjutkan untuk penelitian selanjutnya. Pohon keputusan yang dipilih berdasarkan dari nilai akurasi dan ROC tertinggi. Hasil yang tertinggi berada pada data *training* 90% dan *testing* 10%. Hasil *rule* pohon keputusan dapat dilihat pada Gambar 5.

```

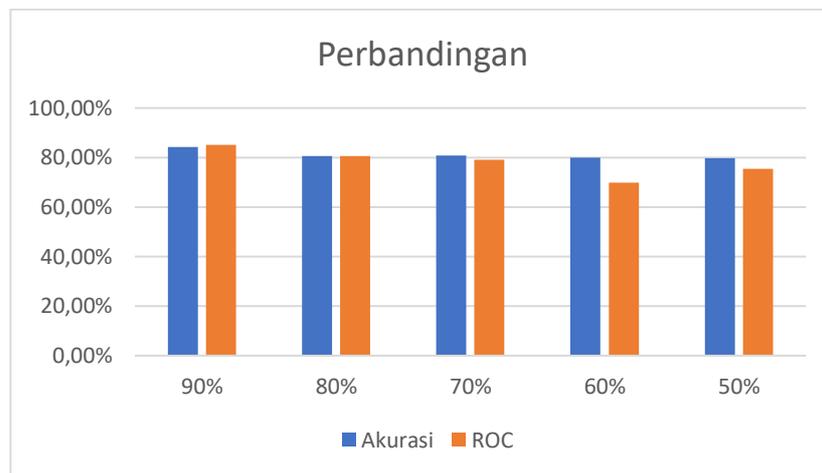
IPK <= 3.18: SL_2 (158.0/11.0)
IPK > 3.18
| Pendidikan_Ibu = PI_2: SL_2 (54.0/13.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_6: SL_2 (12.0/1.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_4
| | Jenis_Kelamin = JK_2
| | | Asal_Sekolah = AS_2
| | | | SKS <= 144
| | | | | Pendapatan_Ayah <= 1.954931: SL_1 (4.0/1.0)
| | | | | Pendapatan_Ayah > 1.954931: SL_2 (13.0/2.0)
| | | | SKS > 144: SL_1 (19.0/3.0)
| | | | Asal_Sekolah = AS_1
| | | | SKS <= 145
| | | | | Status_Bekerja = SB_1
| | | | | | IPK <= 3.37: SL_2 (5.0/1.0)
| | | | | | IPK > 3.37: SL_1 (9.0/2.0)
| | | | | Status_Bekerja = SB_2: SL_1 (25.0/3.0)
| | | | SKS > 145: SL_2 (5.0)
| | | Asal_Sekolah = AS_3: SL_2 (2.0)
| | Jenis_Kelamin = JK_1: SL_2 (30.0/7.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_3: SL_2 (31.0/8.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_1: SL_2 (9.0/3.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_5
| | IPK <= 3.62: SL_2 (5.0)
| | IPK > 3.62: SL_1 (2.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_8: SL_2 (1.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_7: SL_2 (0.0)
| Pendidikan_Ibu = PI_9: SL_2 (0.0)
    
```

Gambar 5 Rule Pohon Keputusan

3. RESULTS AND DISCUSSION

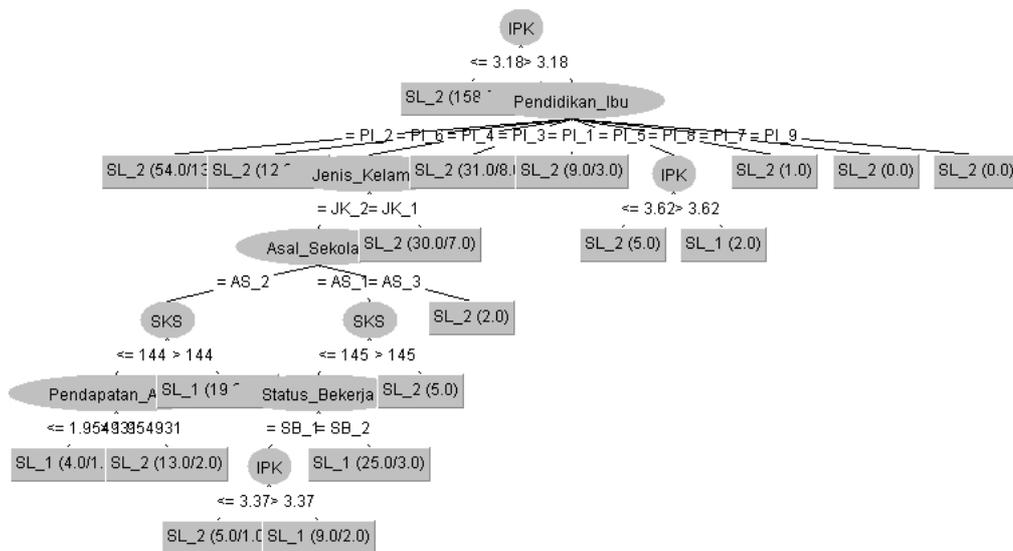
Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu data Mahasiswa Teknik Informatika tahun 2013, 2014, dan 2015. *Dataset* kelulusan mahasiswa dilakukan klasifikasi dengan menggunakan algoritma C4.5. *Tools* yang digunakan untuk klasifikasi kelulusan menggunakan *tools* WEKA dan menggunakan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data yang tidak seimbang. Atribut yang digunakan yaitu atribut jenis_kelamin, asal_sekolah, status_sekolah, pendidikan_ibu, pendapatan_ayah, status_bekerja, SKS, IPK, dan status_lulus.

Dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan di Weka. Terdapat 5 perbandingan dalam pembagian *dataset*, tujuan perbandingan pada *dataset* untuk mengetahui nilai akurasi tertinggi. Perbandingan data *training* dan data *testing* yaitu 90%:10%, 80%:20%, 70%:30%, 60%:40%, 50%:50%. Hasil perbandingan nilai akurasi dan ROC pada masing-masing data *training* dan data *testing* dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6 Grafik perbandingan hasil akurasi dan ROC

Gambar 6 menunjukkan hasil perbandingan dari nilai akurasi dan ROC pada klasifikasi kelulusan mahasiswa. Jika menggunakan 90% data *training* dan 10% data *testing* maka menghasilkan nilai akurasi sebesar 84.2% dan nilai ROC sebesar 0.852. Data *training* 80% dan data *testing* 20% maka menghasilkan nilai akurasi sebesar 80.5% dan nilai ROC sebesar 0.805. Data *training* 70% dan data *testing* 30% maka menghasilkan nilai akurasi sebesar 80.9% dan nilai ROC sebesar 0.792. Data *training* 60% dan data *testing* 40% maka menghasilkan nilai akurasi sebesar 79.9% dan nilai ROC sebesar 0.699. Data *training* 50% dan data *testing* 50% maka menghasilkan nilai akurasi sebesar 79.7% dan nilai ROC sebesar 0.754. Berdasarkan nilai akurasi dari perbandingan *dataset*, dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma C4.5 pada data *training* 90% dan *testing* 10% menghasilkan nilai terbaik dibanding lainnya. Hasil klasifikasi pohon keputusan dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Pohon keputusan

4. CONCLUSION

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan pada *dataset* kelulusan mahasiswa tahun 2013, 2014, dan 2015 di fakultas ilmu komputer dengan menggunakan algoritma klasifikasi C4.5 yang digunakan untuk prediksi kelulusan mahasiswa dapat diambil beberapa kesimpulan yaitu bahwa algoritma C4.5 pada data *training* 90% dan data *testing* 10% dengan teknik SMOTE memiliki hasil klasifikasi terbaik dengan nilai akurasi sebesar 84.2% dan nilai ROC sebesar 0.852. Berdasarkan hasil nilai akurasi dan ROC tertinggi, sehingga memiliki model yang lebih baik dan akurat. Sedangkan pada data *training* 80% dan *testing* 20% menghasilkan nilai akurasi sebesar 80.5% dan nilai ROC sebesar 0.805. Data *training* 70% dan *testing* 30% menghasilkan nilai akurasi sebesar 80.9% dan nilai ROC sebesar 0.792. Data *training* 60% dan *testing* 40% menghasilkan nilai akurasi sebesar 79.9% dan nilai ROC sebesar 0.699. Data *training* 50% dan *testing* 50% menghasilkan nilai akurasi sebesar 79.7% dan nilai ROC sebesar 0.754. Atribut yang paling berpengaruh pada model pohon keputusan kelulusan mahasiswa adalah IPK dan *node* ke dua terdapat pendidikan_ibu.

REFERENCES

- [1] Suhardjono, W. Ganda, and H. Abdul, "Prediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Svm Berbasis Pso," *Bianglala Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 97–101, 2019.
- [2] V. A. Nurislamiaty *et al.*, "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi Umby Menggunakan Metode Decision Tree Penerapan Algoritma C4.5 Student Graduation Prediction Faculty Of Information Technology Umby Using The Decision Tree Method Of C4.5 Algorithm Application," pp. 1–8.
- [3] A. Rohman and S. Mujiyono, "Permodelan Prediksi Predikat Kelulusan Mahasiswa

- Menggunakan Decision Tree C4 . 5,” vol. II, no. 2, pp. 1–5, 2021.
- [4] L. Y. Lumban Gaol, M. Safii, and D. Suhendro, “Prediksi Kelulusan Mahasiswa Stikom Tunas Bangsa Prodi Sistem Informasi Dengan Menggunakan Algoritma C4.5,” *Brahmana J. Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 2, no. 2, pp. 97–106, 2021, doi: 10.30645/brahmana.v2i2.71.
- [5] Menteri Pendidikan dan Kebudayaan, *Salinan_PERMENDIKBUD-3-TAHUN-2020*. 2020.
- [6] M. N. Yatimah, “Implementasi Data Mining untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa STIMIK ESQ Menggunakan Decision Tree C4.5,” *JUMANJI (Jurnal Masy. Inform. Unjani)*, vol. 5, no. 2, p. 89, 2021, doi: 10.26874/jumanji.v5i2.95.
- [7] M. Goldman, Ian. and Pabari, “No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title,” vol. 6, no. 10, 2021.
- [8] I. N. Kholifah, “Memprediksi Tingkat Kelulusan Peserta Kursus Per- tahun dengan Algoritma Data Mining C4 . 5 dan RapidMiner,” *Juisi*, vol. 06, no. 01, 2020.
- [9] F. Ali Ma, A. Pratama, I. Sholihin, and A. Rizki Rinaldi, “Penerapan Model Prediksi Menggunakan Algoritma C.45 Untuk Prediksi Kelulusan Siswa SMK Wahidin,” vol. 1, no. 1, pp. 16–20, 2021.
- [10] T. Faizah and A. Jananto, “Perbandingan Algoritma C4 . 5 Dan Id3 Untuk Prediksi,” *Jatisi*, vol. 8, no. 2, pp. 980–990, 2021.
- [11] F. S. Sulaeman and M. A. Rilmansyah, “Aplikasi Penerapan Algoritma C45 untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Berbasis Web,” *J. Media Tek. Sist. Ind.*, vol. 5, no. 1, pp. 41–54, 2021.
- [12] R. P. S. Putri and I. Waspada, “Penerapan Algoritma C4.5 pada Aplikasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Prodi Informatika,” *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, p. 1, 2018, doi: 10.23917/khif.v4i1.5975.
- [13] C. Algoritma, D. Prediksi, and K. Mahasiswa, “Implementasi pso untuk optimasi bobot atribut pada algoritma c4.5 dalam prediksi kelulusan mahasiswa,” vol. 06, pp. 416–423, 2021.
- [14] E. P. Rohmawan, “Menggunakan Metode Desicion Tree,” *J. Ilm. MATRIK Vol.20 No.1, April 2018* 21-30, pp. 21–30, 2018.
- [15] A. Voutama, “Perancangan Aplikasi M-Discussion Berbasis Android Sebagai Wadah Diskusi Sekolah,” *Syntax J. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 116–124, 2018.
- [16] A. K-means and R. M. Sagala, “Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Data mining Prediction of college subject using K-means Algorithm in Data mining,” pp. 131–142.
- [17] L. Genisa and D. I. Mulyana, “Implementasi Penerapan Metode C4. 5 dan Naïve Bayes Dalam Tingkat Kelulusan Akreditasi Lembaga PAUD Pada Badan Akreditasi Nasional,” *J. Media ...*, vol. 5, pp. 1595–1604, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i4.3267.
- [18] M. I. A. Vachroni and A. Hermawan, “Prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan metode backpropagation,” *Univ. Teknol. Yogyakarta*, vol. 4, pp. 230–238, 2021.

- [19] A. Voutama, I. Maulana, and N. Ade, “Interactive M-Learning Design Innovation using Android-Based Adobe Flash at WFH (Work From Home),” *Sci. J. Informatics*, vol. 8, no. 1, pp. 127–136, 2021, doi: 10.15294/sji.v8i1.27880.
- [20] A. Voutama and E. Novalia, “Perancangan Aplikasi M-Magazine Berbasis Android Sebagai Sarana Mading Sekolah Menengah Atas,” *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 104, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.920.