

## PENGGUNAAN METODE DECISION TREE UNTUK MENDETEKSI KETERLAMBATAN MASA STUDI MAHASISWA DIPERGURUAN TINGGI BREBES

**Nur Ariesanto Ramdhan, Abdul Khamid**

Fakultas Teknik Universitas Muhadi Setiabudi (UMUS) Brebes, Jawa Tengah, Indonesia

Email: ariesantoramdhan@gmail.com, abdulkhamid.mt@gmail.com

### Abstrak

Keberhasilan masa studi dalam pengelolaan suatu akademik diperguruan Tinggi salah satu diantaranya adalah ketepatan mahasiswa dalam menempuh studinya. Masih banyaknya mahasiswa yang tidak lulus tepat waktu merupakan masalah yang serius bagi suatu perguruan tinggi. Mengetahui permasalahan itu diperlukan pengolahan data akademik untuk mendapatkan pola atau pengetahuannya untuk mengambil suatu keputusan. Melalui Educational Data Mining (EDM) merupakan penerapan metode Datamining dalam menganalisis data yang tersedia dan dapat digunakan sebagai salah satu pendekatan yang dapat dilakukan. Melalui data akademik kelulusan pada mahasiswa Program Studi Teknik Sipil Universitas Muhadi Setiabudi dapat diperoleh suatu pohon keputusan beserta aturannya untuk dapat memprediksi masa studi mahasiswa, data yang digunakan untuk merancang pohon keputusan ini terdiri dari 1 special atribut (atribut kelulusan) dan 12 atribut regular (JK, status kerja, umur, IPS1, IPS2, IPS3, IPS4, IPS5, IPS6, IPS7, IPS8, IPK). Dalam membuat analisa data menggunakan Algoritma C4.5 dengan menggunakan 77 sampel, dari hasil yang didapatkan terlihat bahwa model keputusan dengan siswa yang dalam lulus tepat waktu adalah mahasiswa yang memiliki tingkat nilai akurasi sebanyak 98.00%, dengan presisi terlambat 95.45% dan tepat 100%, Class recall terlambat 100%, dan recall tepat 96.55%. Pengujian dengan rapidminer terbukti efektif dan fleksibel dengan hasil perhitungan yang tepat.

**Kata Kunci:** masa studi mahasiswa; data mining; algoritma C4.5; pohon keputusan.

### Abstract

*One of the successes study periods in the management of an academic university is the students' accuracy in taking their studies. There are still many students who do not graduate on time is a serious problem for a university. Knowing the problem requires processing academic data to get the pattern or knowledge to make a decision. Educational Data Mining (EDM) is an application of the Datamining method in analyzing the available data and can be used as one approach that can be done. Through graduation, academic data on students of the Civil Engineering Study Program, Muhadi Setiabudi University, a decision tree, and its rules can be*

<b>How to cite:</b>	Ramadhan. N. A & Khamid, A., (2021) Penggunaan Metode Decision Tree untuk Mendeteksi Keterlambatan Masa Studi Mahasiswa Diperguruan Tinggi Brebes. <i>Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia</i> , 6(10). <a href="http://dx.doi.org/10.36418/Syntax-Literate.v6i10.4367">http://dx.doi.org/10.36418/Syntax-Literate.v6i10.4367</a>
<b>E-ISSN:</b>	2548-1398
<b>Published by:</b>	Ridwan Institute

*obtained to predict the student's study period, and the data used to design this decision tree consists of 1 special attribute (graduation attribute) and 12 regular attributes (JK, working status, age, IPS1, IPS2, IPS3, IPS4, IPS5, IPS6, IPS7, IPS8, GPA). In making data analysis using the C4.5 Algorithm using 77 samples, the results obtained show that the decision model with students who graduate on time are students who have an accuracy value of 98.00%, with 95.45% late precision and 100% correct, Class recall is 100% late, and recall is appropriate 96.55%. Testing with rapid miner is proven to be effective and flexible with precise calculation results.*

**Keywords:** *studies; data mining; algorithm C4.5; Decision tree*

Received: 2021-09-20; Accepted: 2021-10-05; Published: 2021-10-20

## **Pendahuluan**

Perkembangan teknologi informasi yang begitu maju sangat di butuhkan dalam menentukan suatu keputusan, hal ini menjadikan informasi sebagai suatu sarana untuk menganalisa. Dalam menganalisa diperlukan suatu data sebagai bahan pertimbangan dari informasi (Sutabri, 2012). Dengan menggunakan data mining kumpulan data dapat memberikan informasi yang penting bagi suatu organisasi. Perguruan tinggi dengan jumlah mahasiswa yang banyak harus dapat dimbangi dengan kualitas sistem pendidikan yang diberikan kepada mahasiswa. Salah satu faktor yang menentukan kualitas perguruan tinggi adalah persentase kemampuan mahasiswa untuk menyelesaikan masa studi secara tepat waktu. Tingginya persentasi mahasiswa yang tidak mampu menyelesaikan masa studinya secara tepat waktu maka akan menyebabkan berbagai masalah yang berkaitan dalam kegagalan studi mahasiswa seperti meningkatnya status mahasiswa non aktif di lingkungan perguruan tinggi (Rismayanti, 2018). Hal ini penting untuk meningkatkan pelayanan yang dapat membuat mahasiswa nyaman dan bisa lulus tepat waktu. Penggunaan data mining dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam mengambil keputusan lebih lanjut tentang faktor yang mempengaruhi kelulusan mahasiswa dalam menyelesaikan masa studi secara tepat waktu sehingga dapat mencegah secara dini kegagalan akademik mahasiswa (Nofriansyah, Kom, & Kom, 2015).

Datamining merupakan suatu cara dalam menggali informasi dari sejumlah data yang biasanya tersimpan dalam repositori dengan menggunakan teknologi pengenalan pola, statistik dan teknik matematika (Siregar, Kom, Puspabhuana, Kom, & Kom, 2017). Penerapan metode datamining dalam menganalisis data yang tersedia di lembaga pendidikan didefinisikan sebagai Educational Data Mining (EDM) (Romero & Ventura, 2010) EDM menggunakan beberapa teknik seperti *Decision Trees*, *Neural Networks*, *Naïve Bayes*, *K-Nearest Neighbor* dan lainnya (Yadav & Pal, 2012). Pengetahuan yang didapatkan dari pengolahan datamining dapat digunakan untuk menawarkan suatu rekomendasi kepada perencanaan akademik di lembaga pendidikan tinggi dalam meningkatkan proses pengambilan keputusan (*decision making*), meningkatkan kinerja akademik dan memangkas tingkat kegagalan siswa serta lebih memahami perilaku para

siswa (Abu Tair & El-Halees, 2012). Hal tersebut merupakan tujuan yang ingin dicapai dalam pemanfaatan data mining di bidang pendidikan.

Penelitian mengenai data mining pada lembaga pendidikan telah banyak dilakukan oleh para peneliti. Algoritma C4.5 merupakan algoritma klasifikasi pohon keputusan yang banyak digunakan karena memiliki kelebihan utama dari algoritma yang lainnya (Kamagi & Hansun, 2014). Kelebihan algoritma C4.5 dapat menghasilkan pohon keputusan yang mudah diinterpretasikan memiliki tingkat akurasi yang dapat diterima, efisien, dalam menangani atribut bertipe deskret dan numerik. Metode data mining dengan algoritma C45 merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi atau segmentasi atau pengelompokan dan bersifat prediktif (Rosandy, 2016). Klasifikasi merupakan salah satu proses pada datamining yang bertujuan untuk menemukan pola yang berharga dari data yang berukuran relatif besar hingga sangat besar (Harianto & Rosiyadi, 2020). Pada penelitian ini algoritma C4.5 diusulkan untuk memprediksi masa studi mahasiswa di perguruan tinggi wilayah Brebes (Rahman, 2020). Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui prediksi masa studi mahasiswa di Universitas Muhadi Setia Budi Brebes.

### Metode Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan adalah metode penelitian eksperimen (Jaedun, 2011). Data dikumpulkan ialah data identitas mahasiswa dan data KRS, selanjutnya diolah (*preprocessing*) dengan penerapan data integrasi dan data reduction, metode menggunakan decision tree dengan algoritma C4.5 pengujian dilakukan dengan menggunakan sebagian data untuk training dan sebagian lagi evaluasi dilakukan dengan mengamati hasil prediksi menggunakan algoritma C4.5 dan validasi dilakukan dengan mengukur hasil prediksi dibandingkan dengan data asal.

### Hasil dan Pembahasan

Masa studi adalah masa atau lamanya studi yang terjadwal dan harus dijalankan oleh mahasiswa dengan rentang waktu yang disyaratkan dengan beban sks yaitu 144 sks, dengan rentang waktu 8 semester normalnya dan selambatnya 14 semester. Namun masa studi mahasiswa tidak bisa diprediksi sejak awal, oleh karena itu perlu adanya teknik prediksi dengan menggunakan metode Decision tree dengan algoritma C4.5. Hasil pre-processing pada penelitian ini menggunakan dua langkah pre-processing yaitu data intergration dan reduction.

#### 1. Data Integration (proses penggabungan dari database yang berbeda)

Data set pada peneltian ini adalah database TS angkatan 2014-2015 dan 2015-2016.

#### 2. Data reduction

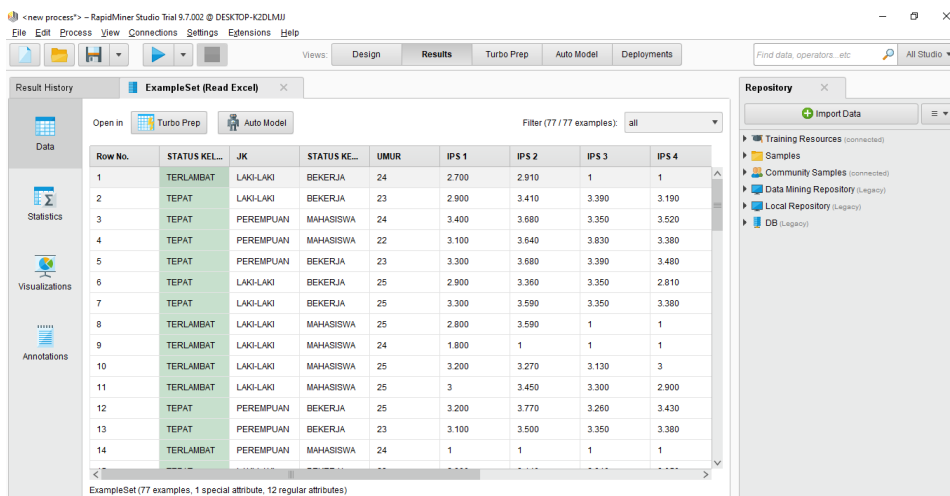
Mereduksi atau menghilangkan atribut yang tidak diperlukan akan tetapi tidak mengurangi penyajian analistiknya. Berikut data integration dan hasil reduksi data yang telah dilakukan dengan menggunakan Software Rapidminer.

**Tabel 1**  
**Data Awal Mahasiswa**

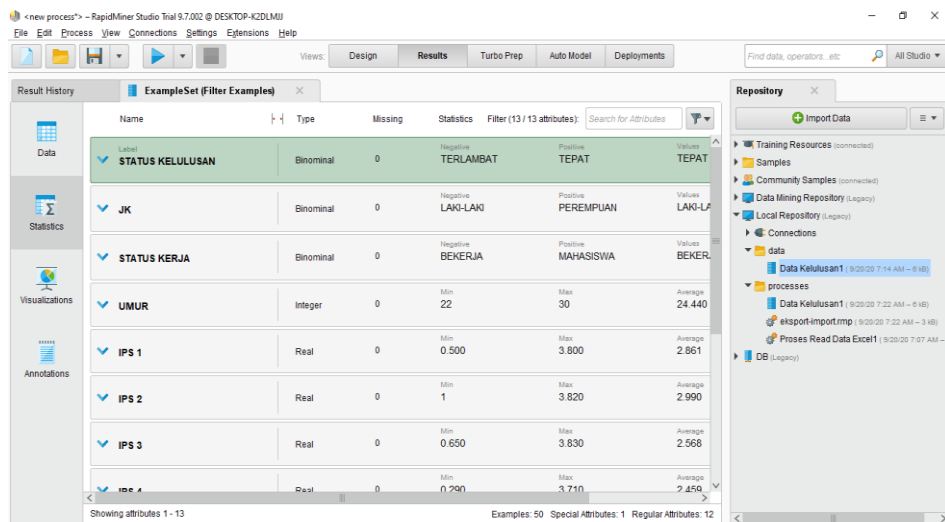
ID	JK	STATUS KERJA	UMUR	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4	IPS 5	IPS 6	IPS 7	IPS 8	IPK	STATUS KELULUSAN
1	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	2,70	2,91	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,33	TERLAMBAT
2	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	2,90	3,41	3,39	3,19	2,80	3,00	3,00	0,00	2,71	TEPAT
3	PEREMPUAN	MAHASISWA	24	3,40	3,68	3,35	3,52	3,45	3,16	3,43	0,00	3,00	TEPAT
4	PEREMPUAN	MAHASISWA	22	3,10	3,64	3,83	3,38	3,20	2,32	3,43	0,00	2,86	TEPAT
5	PEREMPUAN	BEKERJA	23	3,30	3,68	3,39	3,48	3,35	3,29	2,95	0,00	2,93	TEPAT
6	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	2,90	3,36	3,35	2,81	3,00	2,84	3,00	0,00	2,66	TEPAT
7	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3,30	3,59	3,35	3,38	2,75	2,74	3,14	0,00	2,78	TEPAT
8	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	2,80	3,59	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,42	TERLAMBAT
9	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	1,80	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,98	TERLAMBAT
10	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	3,20	3,27	3,13	3,00	2,50	2,84	3,29	0,00	2,65	TERLAMBAT
11	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	3,00	3,45	3,30	2,90	3,05	3,11	3,29	0,00	2,76	TERLAMBAT
12	PEREMPUAN	BEKERJA	25	3,20	3,77	3,26	3,43	2,70	3,11	3,00	0,00	2,81	TEPAT
13	PEREMPUAN	BEKERJA	23	3,10	3,50	3,35	3,38	3,15	3,11	3,29	0,00	2,86	TEPAT
14	PEREMPUAN	MAHASISWA	24	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,88	TERLAMBAT
15	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	2,90	3,14	2,91	3,05	3,00	3,00	3,57	0,00	2,70	TEPAT
16	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	2,90	3,05	2,52	2,90	2,90	3,00	3,29	0,00	2,57	TERLAMBAT
17	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3,00	3,25	3,00	3,05	2,85	3,00	3,00	0,00	2,64	TEPAT
18	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	2,90	2,23	2,36	2,50	1,00	1,00	1,00	0,00	1,62	TERLAMBAT
19	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	2,50	2,36	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,23	TERLAMBAT
20	LAKI-LAKI	BEKERJA	28	3,40	3,59	3,78	3,71	3,45	2,79	3,43	0,00	3,02	TEPAT
21	PEREMPUAN	BEKERJA	25	2,80	3,00	3,26	3,14	3,00	2,79	3,29	0,00	2,66	TEPAT
22	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	2,70	3,50	3,35	3,29	2,95	3,16	3,14	0,00	2,76	TEPAT
23	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	3,00	3,18	3,13	2,90	2,85	3,00	3,00	0,00	2,63	TEPAT
24	LAKI-LAKI	BEKERJA	26	2,90	1,59	3,00	3,19	2,90	2,53	3,14	0,00	2,41	TERLAMBAT
25	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	3,00	3,41	3,26	3,48	3,25	3,26	3,17	0,00	2,85	TEPAT
26	PEREMPUAN	BEKERJA	22	2,90	3,59	3,35	3,14	3,10	3,11	3,43	0,00	2,83	TEPAT
27	LAKI-LAKI	BEKERJA	28	3,10	3,64	3,57	3,29	3,10	3,11	3,43	0,00	2,91	TEPAT
28	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3,20	3,82	3,26	3,43	3,15	3,00	3,29	0,00	2,89	TEPAT
29	PEREMPUAN	BEKERJA	24	3,00	3,77	3,48	3,48	3,35	2,63	3,43	0,00	2,89	TEPAT
30	LAKI-LAKI	BEKERJA	30	2,50	3,41	3,35	3,05	2,90	2,89	3,00	0,00	2,64	TEPAT
31	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	2,90	2,77	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,33	TERLAMBAT
32	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	0,50	2,32	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,98	TERLAMBAT
33	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	2,50	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,06	TERLAMBAT
34	LAKI-LAKI	BEKERJA	26	2,90	3,09	3,00	2,67	3,00	2,53	3,14	0,00	2,54	TEPAT
35	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,88	TERLAMBAT
36	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	2,80	2,64	0,65	2,62	3,10	1,00	1,00	0,00	1,73	TERLAMBAT
37	LAKI-LAKI	BEKERJA	27	3,40	3,41	3,17	2,76	3,05	2,84	3,29	0,00	2,74	TEPAT
38	PEREMPUAN	BEKERJA	22	3,50	3,50	3,13	3,43	3,30	3,11	3,14	0,00	2,89	TEPAT
39	PEREMPUAN	BEKERJA	22	3,50	3,50	3,22	3,24	3,45	2,79	3,29	0,00	2,87	TEPAT
40	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	1,10	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,89	TERLAMBAT
41	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3,60	3,73	3,52	3,33	3,45	3,00	3,29	0,00	2,99	TEPAT
42	LAKI-LAKI	MAHASISWA	25	2,70	2,45	1,04	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	1,19	TERLAMBAT
43	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	3,40	3,41	3,17	3,29	3,60	3,26	3,43	0,00	2,95	TEPAT
44	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3,80	3,41	3,17	2,86	3,00	2,57	2,57	0,00	2,67	TEPAT
45	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	3,30	3,59	3,00	3,00	3,10	3,00	3,00	0,00	2,75	TEPAT
46	PEREMPUAN	MAHASISWA	24	3,80	2,91	2,78	0,48	1,00	1,00	1,00	0,00	1,62	TERLAMBAT
47	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	2,70	2,73	0,65	0,29	1,00	1,00	1,00	0,00	1,17	TERLAMBAT
48	LAKI-LAKI	BEKERJA	26	2,20	3,27	3,00	3,33	3,40	2,89	3,43	0,00	2,69	TEPAT
49	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	3,50	3,23	2,96	0,29	1,00	1,00	2,29	0,00	1,78	TERLAMBAT
50	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	3,53	2,14	0,65	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	1,29	TERLAMBAT
51	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3,60	3,23	3,00	2,82	3,10	2,74	2,86	0,00	2,67	TEPAT
52	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	3,00	3,32	3,00	2,82	3,20	2,32	3,00	0,00	2,58	TEPAT
53	LAKI-LAKI	BEKERJA	22	3,60	3,36	3,22	3,05	3,30	3,00	3,00	0,00	2,82	TEPAT
54	LAKI-LAKI	BEKERJA	28	3,80	3,36	3,09	3,05	2,55	3,00	3,00	0,00	2,73	TEPAT
55	LAKI-LAKI	MAHASISWA	37	2,40	3,18	3,09	1,59	2,85	2,00	2,14	0,00	2,16	TERLAMBAT
56	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3,00	3,36	3,09	2,64	1,00	0,07	0,57	0,00	1,72	TERLAMBAT
57	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,88	TERLAMBAT
58	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3,80	3,32	2,91	3,14	3,10	2,16	2,86	0,00	2,66	TEPAT
59	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3,50	3,32	2,74	2,68	0,60	1,63	0,86	0,00	1,92	TERLAMBAT
60	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	4,00	3,36	3,00	3,27	3,35	2,05	0,06	0,00	2,39	TERLAMBAT
61	LAKI-LAKI	MAHASISWA	22	3,70	3,36	3,22	3,00	2,80	2,79	2,86	0,00	2,72	TERLAMBAT

# Penggunaan Metode Decision Tree untuk Mendeteksi Keterlambatan Masa Studi Mahasiswa Diperguruan Tinggi Brebes

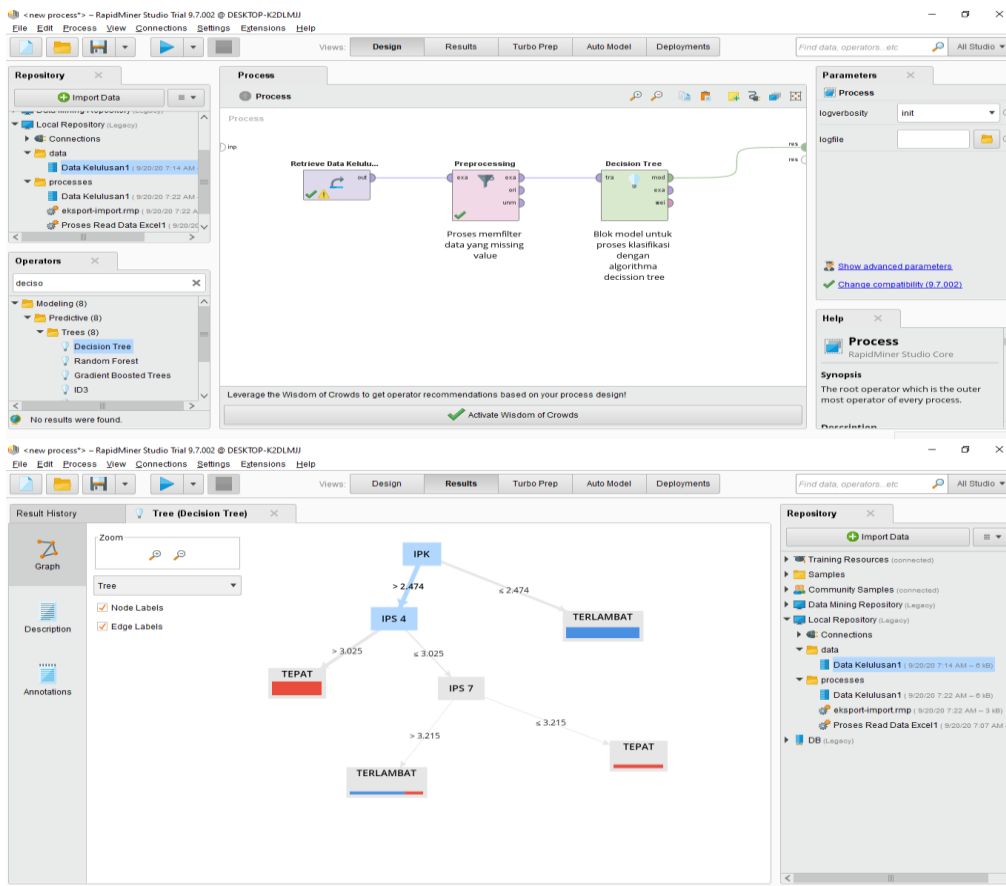
ID	JK	STATUS KERJA	UMUR	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4	IPS 5	IPS 6	IPS 7	IPS 8	IPK	STATUS KELULUSAN
62	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3,90	3,36	3,22	3,14	2,90	2,42	2,57	0,00	2,69	
63	LAKI-LAKI	MAHASISWA	29	3,80	3,36	2,74	3,41	3,20	2,42	2,71	0,00	2,71	
64	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	4,00	3,00	3,22	3,27	3,20	2,32	3,29	0,00	2,79	
65	LAKI-LAKI	BEKERJA	28	3,20	2,59	2,61	2,68	2,90	3,00	2,57	0,00	2,44	
66	LAKI-LAKI	BEKERJA	26	3,50	3,45	3,09	3,27	3,10	3,13	3,14	0,00	2,84	
67	LAKI-LAKI	BEKERJA	30	3,30	2,25	2,65	2,00	0,30	0,79	1,00	0,00	1,54	
68	LAKI-LAKI	BEKERJA	36	2,94	1,90	3,22	3,27	3,20	2,32	3,29	0,00	2,52	
69	LAKI-LAKI	BEKERJA	38	3,00	3,00	3,00	3,00	3,50	2,82	3,14	0,00	2,68	
70	LAKI-LAKI	MAHASISWA	26	4,00	3,45	3,48	3,05	3,25	3,11	3,71	0,00	3,01	
71	LAKI-LAKI	BEKERJA	27	3,00	3,00	3,00	3,00	3,60	2,91	3,16	0,00	2,71	
72	LAKI-LAKI	MAHASISWA	24	0,88	1,56	2,40	1,00	0,20	1,00	1,00	0,00	1,01	
73	LAKI-LAKI	MAHASISWA	27	0,10	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,00	0,76	
74	LAKI-LAKI	BEKERJA	45	3,60	3,36	3,09	2,73	2,65	2,26	2,96	0,00	2,58	
75	LAKI-LAKI	BEKERJA	26	3,00	3,00	3,00	3,00	3,60	2,91	3,16	0,00	2,71	
76	LAKI-LAKI	BEKERJA	27	3,50	3,45	3,09	3,27	3,10	3,13	3,14	0,00	2,84	
77	LAKI-LAKI	BEKERJA	26	3,00	3,00	3,00	3,00	3,60	2,91	3,16	0,00	2,71	



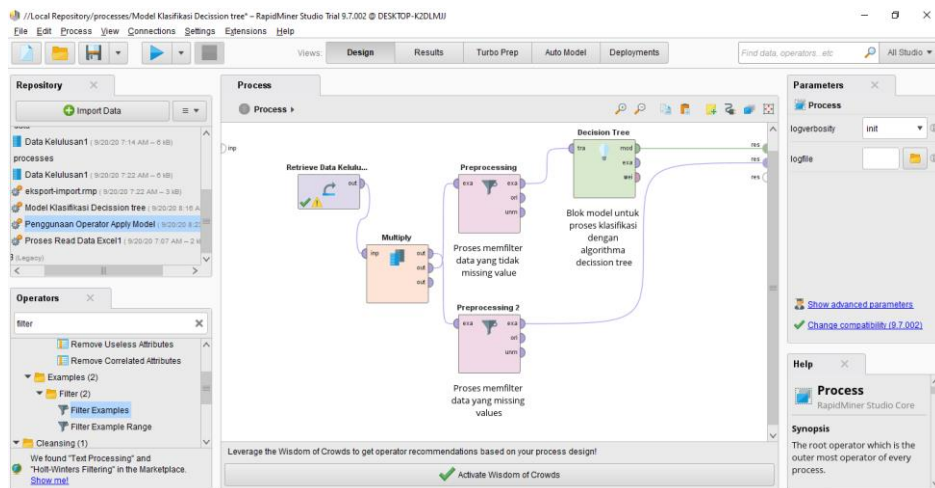
**Gambar 1**  
**Mengimport data kelulusan dari excel**



**Gambar 2**  
**Memfilter data setting yang missing dan Data Statistik**



Gambar 3  
Pohon keputusan algoritma decision tree C4.5



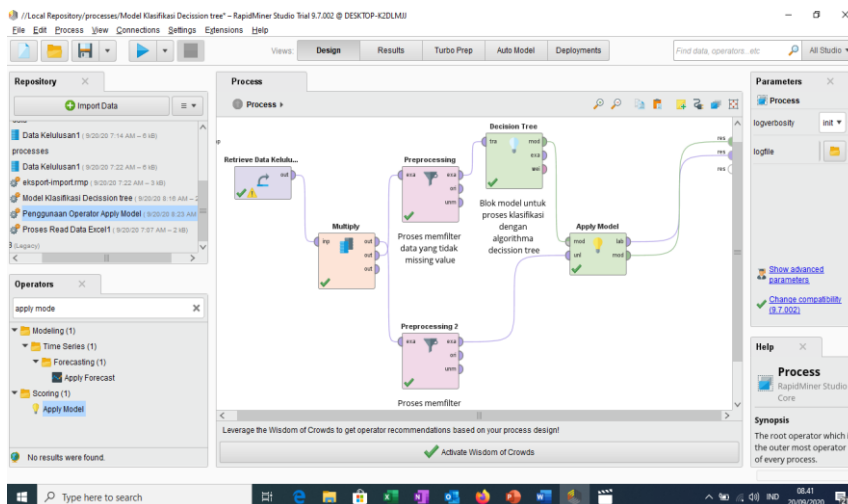
# Penggunaan Metode Decision Tree untuk Mendeteksi Keterlambatan Masa Studi Mahasiswa Diperguruan Tinggi Brebes

Row No.	STATUS KEL.	JK	STATUS KE...	UMUR	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4
1	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3.600	3.230	3	2.820
2	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	3	3.320	3	2.820
3	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	22	3.600	3.360	3.220	3.050
4	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	28	3.800	3.360	3.090	3.050
5	?	LAKI-LAKI	MAHASISWA	37	2.400	3.180	3.090	1.590
6	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3	3.360	3.090	2.640
7	?	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	1	1	1	1
8	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3.800	3.320	2.910	3.140
9	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3.500	3.320	2.740	2.680
10	?	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	4	3.360	3	3.270
11	?	LAKI-LAKI	MAHASISWA	22	3.700	3.360	3.220	3
12	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3.900	3.360	3.220	3.140
13	?	LAKI-LAKI	MAHASISWA	29	3.800	3.360	2.740	3.410
14	?	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	4	3	3.220	3.270

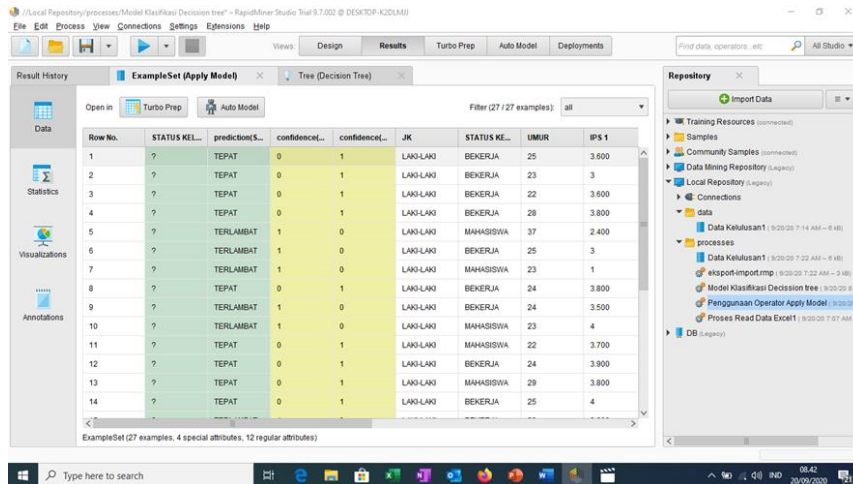
**Gambar 4**  
Membuat blok model prediksi sebagai data testing

Row No.	STATUS KEL.	predictions...	confidence...	confidence...	JK	STATUS KE...	UMUR	IPS 1
1	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3.600
2	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	23	3
3	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	22	3.600
4	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	28	3.800
5	?	TERLAMBAT	1	0	LAKI-LAKI	MAHASISWA	37	2.400
6	?	TERLAMBAT	1	0	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	3
7	?	TERLAMBAT	1	0	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	1
8	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3.800
9	?	TERLAMBAT	1	0	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3.500
10	?	TERLAMBAT	1	0	LAKI-LAKI	MAHASISWA	23	4
11	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	MAHASISWA	22	3.700
12	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	24	3.900
13	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	MAHASISWA	29	3.800
14	?	TEPAT	0	1	LAKI-LAKI	BEKERJA	25	4

**Gambar 5**  
Hasil data setelah di testing







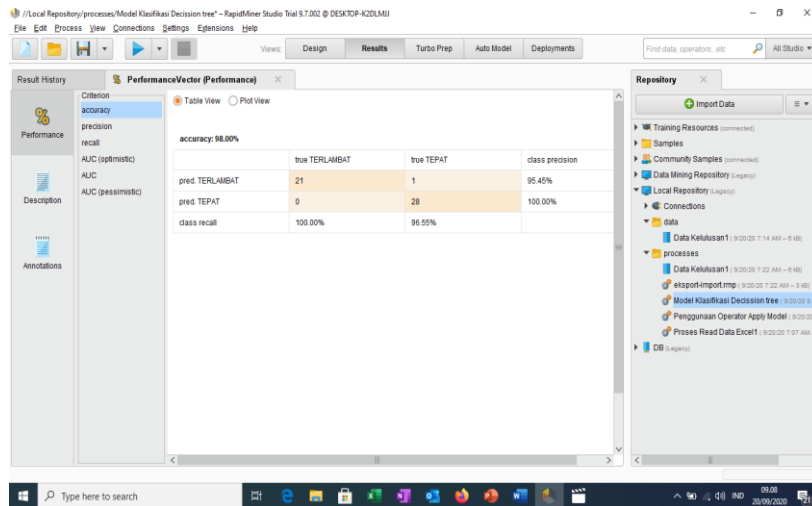
**Gambar 6**  
**Data Hasil Prediksi**

**Tabel 2**  
**Data Hasil Prediksi**

JK	STATUS KERJA	UMUR	IPS 1	IPS 2	IPS 3	IPS 4	IPS 5	IPS 6	IPS 7	IPS 8	IPK	prediction(STATUS KELULUSAN)
LAKI-LAKI	BEKERJA	25,0	3,6	3,2	3,0	2,8	3,1	2,7	2,9	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	23,0	3,0	3,3	3,0	2,8	3,2	2,3	3,0	0,0	2,6	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	22,0	3,6	3,4	3,2	3,1	3,3	3,0	3,0	0,0	2,8	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	28,0	3,8	3,4	3,1	3,1	2,6	3,0	3,0	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	37,0	2,4	3,2	3,1	1,6	2,9	2,0	2,1	0,0	2,2	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	25,0	3,0	3,4	3,1	2,6	1,0	0,1	0,6	0,0	1,7	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	23,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	0,0	0,9	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	24,0	3,8	3,3	2,9	3,1	3,1	2,2	2,9	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	24,0	3,5	3,3	2,7	2,7	0,6	1,6	0,9	0,0	1,9	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	23,0	4,0	3,4	3,0	3,3	3,4	2,1	0,1	0,0	2,4	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	22,0	3,7	3,4	3,2	3,0	2,8	2,8	2,9	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	24,0	3,9	3,4	3,2	3,1	2,9	2,4	2,6	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	29,0	3,8	3,4	2,7	3,4	3,2	2,4	2,7	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	25,0	4,0	3,0	3,2	3,3	3,2	2,3	3,3	0,0	2,8	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	28,0	3,2	2,6	2,6	2,7	2,9	3,0	2,6	0,0	2,4	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	26,0	3,5	3,5	3,1	3,3	3,1	3,1	3,1	0,0	2,8	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	30,0	3,3	2,3	2,7	2,0	0,3	0,8	1,0	0,0	1,5	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	36,0	2,9	1,9	3,2	3,3	3,2	2,3	3,3	0,0	2,5	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	38,0	3,0	3,0	3,0	3,0	3,5	2,8	3,1	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	26,0	4,0	3,5	3,5	3,1	3,3	3,1	3,7	0,0	3,0	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	27,0	3,0	3,0	3,0	3,0	3,6	2,9	3,2	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	24,0	0,9	1,6	2,4	1,0	0,2	1,0	1,0	0,0	1,0	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	MAHASISWA	27,0	0,1	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	0,0	0,8	TERLAMBAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	45,0	3,6	3,4	3,1	2,7	2,7	2,3	3,0	0,0	2,6	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	26,0	3,0	3,0	3,0	3,0	3,6	2,9	3,2	0,0	2,7	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	27,0	3,5	3,5	3,1	3,3	3,1	3,1	3,1	0,0	2,8	TEPAT
LAKI-LAKI	BEKERJA	26,0	3,0	3,0	3,0	3,0	3,6	2,9	3,2	0,0	2,7	TEPAT



# Penggunaan Metode Decision Tree untuk Mendeteksi Keterlambatan Masa Studi Mahasiswa Diperguruan Tinggi Brebes



**Gambar 7**  
Tingkat keakuratan data dalam prediksi (%)

Pengujian di ukur dengan menggunakan confusion matrix untuk mengukur performa klasifikasi dengan menggunakan dua kelas yaitu tepat dan terlambat. Tingkat accuracy : 98.00%.

**Tabel 3**  
Prediksi

Klasifikasi C45	Prediksi		
	True Terlambat	True Tepat	Class precision
Terlambat	21	1	95.45%
Tepat	0	28	100%
Class recall	100%	96.55%	

## Kesimpulan

Penulis menggunakan satu special atribut (status kelulusan) dan duabelas regular atribut ((JK, Status Kerja, Umur, IPS (1,2,3,4,5,6,7,8) dan IPK)), data set KHS mahasiswa tahun 2014-2015 dan 2015-2016, data testing tahun 2016-2017, software rapidminer-studio-9.7.2. menggunakan algoritma decision tree C4.5 dengan output yang terbentuk ialah klasifikasi berupa pohon keputusan (decision tree). Algoritma C4.5 terbukti dapat digunakan dalam memprediksi atau mengklasifikasi masa studi mahasiswa dengan evaluasi penelitian tingkat nilai akurasi sebanyak 98.00%, dengan presisi terlambat 95.45% dan tepat 100%, Class recall terlambat 100%, dan recall tepat 96.55%. Pengujian dengan rapidminer terbukti efektif dan fleksibel dengan hasil perhitungan yang tepat.

## BIBLIOGRAFI

- Abu Tair, Mohammed M., & El-Halees, Alaa M. (2012). Mining educational data to improve students' performance: a case study. *International Journal of Information*, 2(2). [Google Scholar](#)
- Harianto, Didi Rosiyadi, & Rosiyadi, Didi. (2020). Komparasi Algoritma C4. 5, Naïve Bayes, dan k-Nearest Neighbor Sebagai Sistem Pendukung Keputusan Menaikkan Jumlah Peserta Didik. *Jurnal Informatika*, 7(1). [Google Scholar](#)
- Jaedun, Amat. (2011). Metodologi penelitian eksperimen. *Fakultas Teknik UNY*, 12. [Google Scholar](#)
- Kamagi, David Hartanto, & Hansun, Seng. (2014). Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4. 5 untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa. *Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika*, 6(1), 15–20. [Google Scholar](#)
- Nofriansyah, Dicky, Kom, S., & Kom, M. (2015). *Konsep data mining Vs Sistem pendukung keputusan*. Deepublish. [Google Scholar](#)
- Rahman, Ade Fatma Ayu. (2020). Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma C4. 5 (Studi Kasus Di Universitas Peradaban). *Indonesian Journal of Informatics and Research*, 1(2), 70–77. [Google Scholar](#)
- Rismayanti, Rismayanti. (2018). Decision Tree Penentuan Masa Studi Mahasiswa Prodi Teknik Informatika (Studi Kasus: Fakultas Teknik dan Komputer Universitas Harapan Medan). *Query: Journal of Information Systems*, 2(1). [Google Scholar](#)
- Romero, Cristóbal, & Ventura, Sebastián. (2010). Educational data mining: a review of the state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 40(6), 601–618. [Google Scholar](#)
- Rosandy, Triowali. (2016). Perbandingan Metode Naive Bayes Classifier Dengan Metode Decision Tree (C4. 5) Untuk Menganalisa Kelancaran Pembiayaan (Studi Kasus: KSPPS/BMT Al-Fadhila. *Jurnal Teknologi Informasi Magister*, 2(01), 52–62. [Google Scholar](#)
- Siregar, Amril Mutoi, Kom, S., Puspabhuana, M. Kom D. A. N. Adam, Kom, S., & Kom, M. (2017). *Data Mining: Pengolahan Data Menjadi Informasi dengan RapidMiner*. CV Kekata Group. [Google Scholar](#)
- Sutabri, Tata. (2012). *Analisis sistem informasi*. Penerbit Andi. [Google Scholar](#)
- Yadav, Surjeet Kumar, & Pal, Saurabh. (2012). Data mining: A prediction for performance improvement of engineering students using classification. *ArXiv Preprint ArXiv:1203.3832*. [Google Scholar](#)

---

**Copyright holder:**

Nur Ariesanto Ramdhan, Abdul Khamid (2021)

**First publication right:**  
Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia

**This article is licensed under:**

