

## CESS

(Journal of Computer Engineering, System and Science)

Available online: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>

ISSN: 2502-714x (Print) | ISSN: 2502-7131 (Online)



### Penentuan Kelayakan Penerimaan Bantuan Program Indonesia Pintar (PIP) menggunakan Algoritma C4.5

#### *Determining Eligibility for Receiving Smart Indonesia Program Assistance (PIP) using the C4.5 Algorithm*

Agnes Irene Silitonga<sup>1\*</sup>, Fihl Khoirani Sihotang<sup>2</sup>, Vetric Styven Silaban<sup>3</sup>, Teguh Fachri  
Fahros<sup>4</sup>, Haryadi<sup>5</sup>

<sup>12345</sup>Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi, Universitas Negeri Medan  
Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan,  
Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara 20221  
Email: <sup>1\*</sup>[agnesirenesilitonga@unimed.ac.id](mailto:agnesirenesilitonga@unimed.ac.id)

\*Corresponding Author

#### ABSTRAK

Program Indonesia Pintar (PIP) adalah inisiatif bantuan sosial yang diperkenalkan oleh pemerintah Indonesia untuk membantu siswa dari keluarga yang tidak mampu agar dapat melanjutkan pendidikan mereka tanpa kesulitan keuangan. Untuk memperoleh PIP, calon penerima bantuan harus termasuk dalam kategori layak sebagai penerima bantuan. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan kelayakan penerima bantuan PIP di SDN 064999 Medan menggunakan algoritma C4.5 yang mana digunakan dalam membentuk pohon keputusan. Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data siswa SDN 064999 Medan yang telah menerima bantuan PIP pada tahun 2023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 membentuk pohon keputusan yang baik untuk memprediksi kelayakan penerima bantuan PIP. Pohon keputusan tersebut menunjukkan bahwa atribut yang paling penting untuk memprediksi kelayakan penerima bantuan PIP adalah atribut pendapatan orangtua, status pekerjaan orangtua, dan jumlah tanggungan orangtua. Dari penelitian ini juga diperoleh 10 *rules* / aturan dalam penentuan kelayakan penerima bantuan PIP dengan algoritma C4.5. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk membantu dalam proses seleksi penerima bantuan PIP dan untuk memastikan bahwa bantuan tersebut tepat sasaran.

**Kata Kunci:** *Data mining; Algoritma C4.5; Pohon Keputusan; Penentuan Kelayakan; Program Indonesia Pintar (PIP)*

#### ABSTRACT

The Smart Indonesia Program (PIP) is a social assistance initiative introduced by the Indonesian government to help students from low-income families continue their education



This open access article is distributed under a Creative Commons Attribution (CC-BY) 4.0 license

without financial difficulties. In order to get PIP, those seeking aid must be classified as eligible aid receivers. The objective of this study is to assess the viability of getting PIP support at SDN 064999 Medan by employing the C4.5 algorithm, which is utilized for constructing a decision tree. This study utilizes the student data from SDN 064999 Medan who were recipients of PIP aid in 2023. The research findings indicate that the C4.5 algorithm is capable of constructing a good decision tree for forecasting the eligibility of PIP beneficiaries. The decision tree indicates that the primary factors for predicting eligibility for PIP assistance are parents' income, parents' job status, and the number of parents' dependents. This study yielded 10 rules for establishing the eligibility of PIP applicants using the C4.5 algorithm. The findings of this study can be utilized to help the selecting recipients for PIP assistance and to guarantee that the assistance is precisely targeted.

**Keywords:** *Data mining; C4.5 algorithm; Decision Tree; Eligibility Determination; Smart Indonesia Program (PIP).*

---

## 1. PENDAHULUAN

Salah satu komponen penting dalam meningkatkan kualitas hidup masyarakat adalah pendidikan [1]. Namun, sejumlah faktor, termasuk rendahnya pendapatan keluarga dan biaya pendidikan yang tinggi, membuat akses pendidikan masih menjadi tantangan bagi anak-anak yang berasal dari keluarga yang tidak memiliki sumber daya keuangan. Untuk mengatasi masalah ini, pemerintah Indonesia menyediakan Program Indonesia Pintar (PIP) agar anak – anak yang berasal dari keluarga kurang mampu dapat menempuh pendidikan dengan baik.

Program Indonesia Pintar (PIP) memiliki tujuan untuk membantu anak-anak dari keluarga kurang mampu tetap bersekolah dan menyelesaikan pendidikannya hingga tuntas [2]. Program ini memberikan bantuan finansial kepada siswa yang memenuhi persyaratan tertentu [3]. Bantuan ini diharapkan dapat membantu siswa untuk memenuhi kebutuhan pendidikannya dan dapat menyelesaikan pendidikannya hingga tuntas [4]. Salah satu faktor penting dalam program PIP adalah kelayakan penerima bantuan. Kelayakan penerima bantuan PIP ditentukan berdasarkan beberapa kriteria, termasuk kriteria demografi, ekonomi, dan pendidikan.

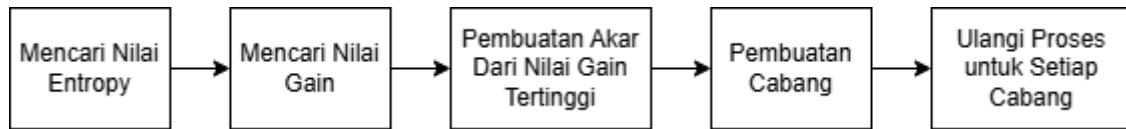
Penentuan kelayakan penerima bantuan PIP merupakan proses krusial untuk memastikan bahwa bantuan tersebut tepat sasaran. Penentuan yang dilakukan secara manual dan tradisional memungkinkan terjadinya penilaian subjektif, inefisiensi, *human error*, kesulitan dalam mengelola data yang banyak, dan kurangnya transparansi dalam kriteria seleksi.

Penelitian ini bertujuan untuk menentukan kelayakan penerima bantuan PIP di SDN 064999 Medan menggunakan algoritma C4.5 yang merupakan salah satu algoritma klasifikasi data dengan penggunaan pohon keputusan. Diharapkan penelitian ini memberikan informasi bermanfaat untuk meningkatkan keakuratan dalam seleksi penerimaan bantuan PIP dan untuk memastikan bahwa bantuan tersebut tepat sasaran.

## 2. METODE PENELITIAN

Algoritma C4.5 digunakan untuk membentuk pohon keputusan yang dapat menentukan kelayakan penerima bantuan PIP. Proses ini diulangi hingga data tersebut mencapai daun

pohon keputusan. Kelas data yang diwakili oleh daun pohon keputusan adalah prediksi kelas data tersebut. Pengolahan data menggunakan algoritma C4.5 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses algoritma C4.5

### 2.1. Nilai entropy

Dalam pohon keputusan, nilai entropy digunakan untuk menghitung tingkat ketidakpastian yang terkait dengan data pada titik tertentu. Entropy digunakan untuk menentukan atribut terbaik dalam membagi dataset pada setiap langkah dalam pembentukan pohon keputusan. Nilai entropy dapat dihitung menggunakan persamaan 1.

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

dimana  $p_i$  adalah proporsi jumlah data yang termasuk dalam kelas  $i$  terhadap total data dalam himpunan kasus  $S$ .

### 2.2. Nilai gain

Nilai gain digunakan untuk menentukan seberapa baik suatu atribut membedakan data dari kelas-kelasnya. Nilai gain juga mengukur penurunan entropy yang terjadi setelah dataset dibagi menurut atribut tersebut. Di saat atribut tertentu digunakan untuk membagi dataset, gain secara intuitif mengukur seberapa banyak informasi yang diperoleh. Atribut dengan penurunan entropy yang lebih besar dianggap lebih baik karena dapat membagi data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan lebih baik. Nilai gain dapat dihitung menggunakan persamaan 2.

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * s_i \quad (2)$$

dimana  $A$  adalah atribut yang dipertimbangkan,  $Values(A)$  adalah nilai-nilai yang mungkin dari atribut  $A$ ,  $S_v$  adalah subset dari  $S$  yang memiliki nilai  $A=v$ ,  $S_v$  adalah jumlah data dalam  $S_v$ , dan  $|S|$  adalah jumlah total data dalam  $S$ .

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Populasi penelitian ini ialah dari UPT SD Negeri 06499 dan data yang digunakan sebanyak 50 siswa SDN 064999 Medan yang telah menerima bantuan PIP pada tahun 2023 dan atribut yang diambil untuk memprediksi kelayakan penerima bantuan PIP adalah atribut pendapatan ayah, pendapatan ibu, transportasi, dan jumlah tanggungan orangtua.

Tabel 1. Data Siswa SDN 064999 Medan

NO	Nama	Pendapatan Ayah	Pendapatan Ibu	Jumlah Tanggungan Anak Orangtua	Transportasi	Layak PIP (usulan dari sekolah)
1	Abdil Ghani Alyori	Rp. 1.000.000 - Rp. 1.999.999	Rp. 1.000.000 - Rp. 1.999.999	3	Jalan kaki	Tidak
2	Abdul Muis	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	2	Jalan kaki	Tidak
3	Abdullah Fateh Nasution	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	3	Jalan kaki	Ya

4	Abi Hasim Lubis	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Tidak Berpenghasilan	5	Jalan kaki	Ya
5	Abi Hasyim Lubis	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Tidak Berpenghasilan	3	Jalan kaki	Ya
6	Abian Wijaya	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	2	Ojek	Tidak
7	Abizar Gilang Adriansyah	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Tidak Berpenghasilan	5	Sepeda	Ya
8	Achmad Hamizan	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Tidak Berpenghasilan	5	Jalan kaki	Ya
9	Adeeva Mentari	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	3	Sepeda motor	Tidak
10	Adibah Syakila Atmarini Siregar	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Tidak Berpenghasilan	3	Sepeda	Ya
11	Adit Pradana Mukti	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Tidak Berpenghasilan	5	Sepeda	Ya
12	Adliansyahputra Panjaitan	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Tidak Berpenghasilan	4	Sepeda	Ya
13	Adlin Shaputra Panjaitan	Tidak Berpenghasilan	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	5	Jalan kaki	Ya
14	Afika Dwi Kirani	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	1	Sepeda motor	Tidak
15	Afiqa Aulia Isyara	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	2	Jalan kaki	Tidak
16	Afiqah Amanda	Tidak Berpenghasilan	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	5	Jalan kaki	Ya
17	Afiqah Syaurah Aina	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Tidak Berpenghasilan	4	Angkutan umum	Ya
18	Afiqah Zahra Periawan Siregar	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Tidak Berpenghasilan	1	Ojek	Tidak
19	Aflahul Muhtadin Pulungan	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Tidak Berpenghasilan	1	Sepeda motor	Tidak
20	Afwan Lestari Sitorus	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	2	Ojek	Tidak
21	Agung Pratama	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	4	Jalan kaki	Ya
22	Ahmad	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	5	Jalan kaki	Ya
23	Ahmad Firza	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Tidak Berpenghasilan	5	Sepeda	Ya
24	Aidil Ramadhan	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	3	Jalan kaki	Tidak
...	...	...	...	...	...	...
45	Alfaiz Aryansyah	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	4	Sepeda	Ya
46	Alfan Rafisqi	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Tidak Berpenghasilan	5	Jalan kaki	Ya
47	Alfano Gianino	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Tidak Berpenghasilan	1	Ojek	Tidak
48	Alfiansyah	Rp. 500,000 - Rp. 999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	2	Jalan kaki	Tidak
49	Alif Fiansyah	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	Rp. 1,000,000 - Rp. 1,999,999	2	Sepeda motor	Tidak
50	Alika Naila Putri	Rp. 2,000,000 - Rp. 4,999,999	Tidak Berpenghasilan	2	Sepeda motor	Tidak

### 3.1. Pre-processing

Sebelum dilakukan perhitungan nilai entropy dan gain, dilakukan tahapan *pre-processing* yaitu klasifikasi untuk setiap atribut seperti pada Tabel 2, Tabel 3, Tabel 4, dan Tabel 5.

Tabel 2. Klasifikasi atribut pendapatan ayah

Pendapatan Ayah	Kategori
Tidak berpenghasilan	B1
Kurang dari Rp. 500.000	B2
Rp. 500.000 hingga Rp. 999.999	B3
Rp. 1.000.000 hingga Rp. 1.999.999	B4
Rp. 2.000.000 hingga Rp. 4.999.999	B5
Rp. 5.000.000 hingga Rp. 20.000.000	B6

Keterangan kategori atribut pendapatan ayah:

1. Jika pendapatan ayah “Tidak Berpenghasilan”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut B1.
2. Jika pendapatan ayah diantara “Kurang dari Rp. 500.000”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut B2.
3. Jika pendapatan ayah diantara “Rp. 500.000 hingga Rp. 999.999”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut B3.
4. Jika pendapatan ayah diantara “Rp. 1.000.000 hingga Rp. 1.999.999”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut B4.
5. Jika pendapatan ayah diantara “Rp. 2.000.000 hingga Rp. 4.999.999”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut B5.
6. Jika pendapatan ayah diantara “Rp. 5.000.000 hingga Rp. 20.000.000”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut A6.

Tabel 3. Klasifikasi atribut pendapatan ibu

Pendapatan ibu	Kategori
Tidak Berpenghasilan	M1
Kurang dari Rp. 500.000	M2
Rp. 500.000 hingga Rp. 999.999	M3
Rp. 1.000.000 hingga Rp. 1.999.999	M4
Rp. 2.000.000 hingga Rp. 4.999.999	M5

Keterangan kategori atribut pendapatan ibu:

1. Jika pendapatan ibu diantara “tidak berpenghasilan”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut M1.
2. Jika pendapatan ibu diantara “kurang dari Rp. 500.000”, maka pada tahapan *pre-processing* g dikelompokkan dengan nilai atribut M2.
3. Jika pendapatan ibu diantara “Rp. 500.000 hingga Rp. 999.999”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut M3.
4. Jika pendapatan ibu diantara “Rp. 1.000.000 hingga Rp. 1.999.999”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut M4.

5. Jika pendapatan ibu diantara “Rp. 2.000.000 hingga Rp. 4.999.999”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut M5.

Tabel 4. Klasifikasi atribut pendapatan tanggungan anak orangtua

Jumlah tanggungan anak orangtua	Kategori
1	C1
2	C2
3	C3
4	C4
5	C5

Keterangan kategori atribut tanggungan anak orangtua:

1. Jika tanggungan anak orangtua diantara “1”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut C1.
2. Jika tanggungan anak orangtua diantara “2”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut C2.
3. Jika tanggungan anak orangtua diantara “3”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut C3.
4. Jika tanggungan anak orangtua diantara “4”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut C4.
5. Jika tanggungan anak orangtua diantara “5”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut C5.

Tabel 5. Klasifikasi atribut transportasi

Transportasi	Kategori
Angkot / bus / minibus	T1
Jalan kaki	T2
Ojek	T3
Sepeda	T4
Sepeda motor	T5

Keterangan kategori atribut transportasi:

1. Jika transportasi diantara “angkot / bus / minibus”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut T1.
2. Jika transportasi diantara “Jalan kaki”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut T2.
3. Jika transportasi diantara “Ojek”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut T3.
4. Jika transportasi diantara “Sepeda”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut T4.
5. Jika transportasi diantara “Sepeda Motor”, maka pada tahapan *pre-processing* dikelompokkan dengan nilai atribut T5.

Tabel 6. Transformasi data perhitungan atribut *node 1 (root)*

No.	Nama	Pendapatan Ayah	Pendapatan Ibu	Jumlah Tanggungan Anak Orangtua	Transportasi	Layak PIP (usulan dari sekolah)
1	Abdil Ghani Alyori	B4	M4	C3	T2	Tidak
2	Abdul Muis Abdullah	B3	M4	C2	T2	Tidak
3	Fateh Nasution	B4	M4	C3	T2	Ya
4	Abi Hasim Lubis	B3	M1	C5	T2	Ya
5	Abi Hasyim Lubis	B4	M1	C3	T2	Ya
...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...
45	Alfaiz Aryansyah	B3	M3	C4	T4	Ya
46	Alfan Rafisqi	B4	M1	C5	T2	Ya
47	Alfano Gianino	B5	M1	C1	T3	Tidak
48	Alfiansyah	B3	M4	C2	T2	Tidak
49	Alif Fiansyah	B4	M4	C2	T5	Tidak
50	Alika Naila Putri	B5	M1	C2	T5	Tidak

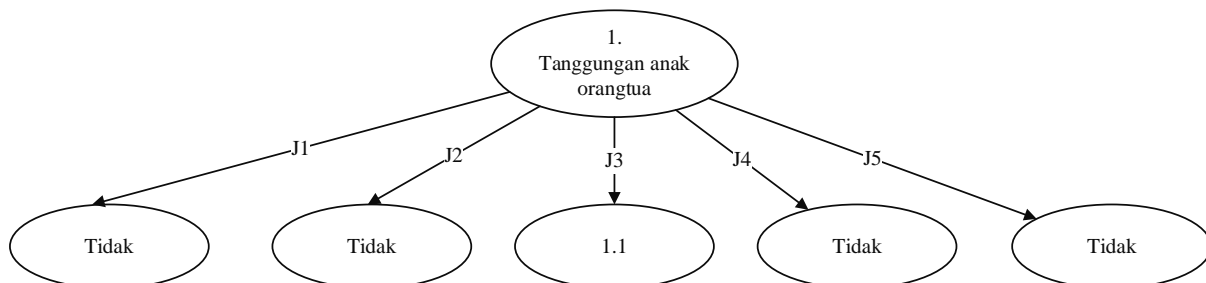
### 3.2. Pohon Keputusan

Setelah entropy total, entropy setiap atribut, dan gain diperoleh, pohon keputusan dibentuk. Untuk membentuk pohon keputusan, langkah pertama adalah memilih fitur sebagai *root*; langkah kedua adalah membentuk cabang untuk setiap nilai; langkah ketiga adalah membagi kasus di dalam cabang tersebut; dan langkah keempat adalah mengulangi langkah satu hingga langkah tiga untuk setiap cabang sampai semua kasus di dalam cabang memiliki kelas yang sama.

Pada penelitian ini, terdapat 50 siswa dengan 20 siswa layak menerima PIP dan 30 siswa tidak layak menerima PIP. Selanjutnya, perhitungan entropy total, entropy tiap atribut, dan keuntungan dilakukan untuk membentuk pohon keputusan, seperti yang ditampilkan pada Gambar 1. Hasil perhitungan tersebut ditampilkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Nilai entropy dan gain pada *node* 1

Node	Atribut	Nilai	Jumlah		Entropy	Gain
			Kasus / Data Set	Ya		
1			50	20	30	0,970951
Pendapatan ayah						0,156
	B1	2	2	0	0	
	B3	13	6	7	0,995727	
	B4	23	11	12	0,998636	
	B5	11	1	10	0,439497	
	B6	1	0	1	0	
Pendapatan ibu						0,163319
	M1	21	12	9	0,985228	
	M2	1	0	1	0	
	M3	8	1	7	0,543564	
	M4	18	5	13	0,852405	
	M5	2	2	0	0	
Jumlah Tanggungan Anak Orangtua						0,44439
	C1	9	0	9	0	
	C2	12	0	12	0	
	C3	14	5	9	0,940286	
	C4	4	4	0	0	
	C5	11	11	0	0	
Transportasi						0,222349
	T1	2	1	1	1	
	T2	27	12	15	0,991076	
	T3	5	0	5	0	
	T4	7	6	1	0,591673	
	T5	9	1	8	0,503258	



Gambar 1. Pohon keputusan hasil perhitungan *node* 1



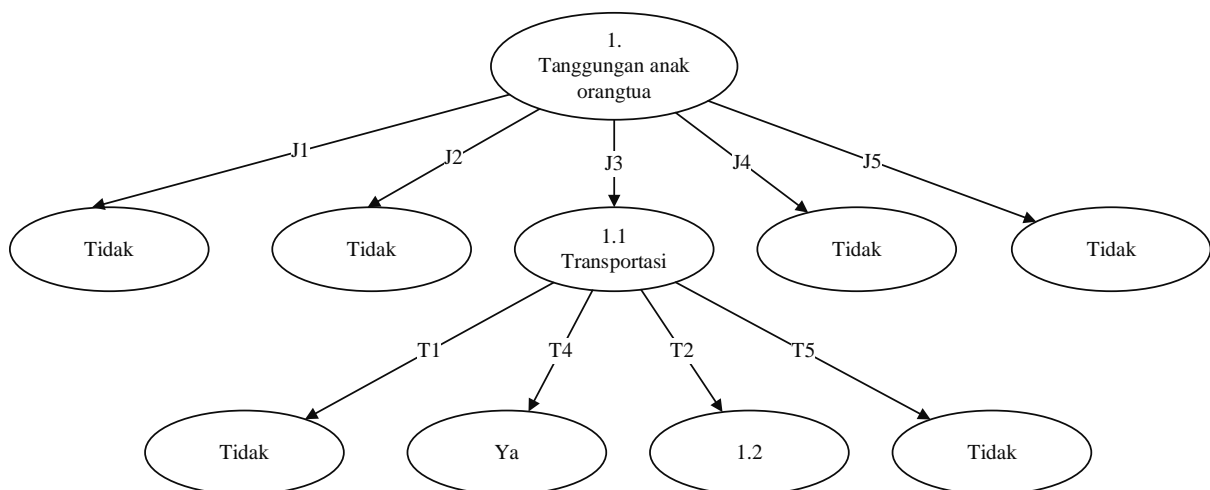
Dari data perhitungan *node* 1, masih terdapat atribut yang memiliki hasil klasifikasi yaitu tanggungan anak orangtua → C3 sehingga perlu dilakukan kembali perhitungan untuk pembentukan pohon keputusan selanjutnya.

Tabel 8. Data perhitungan atribut *node* 1.1

No	Nama	Pendapatan Ayah	Pendapatan Ibu	Jumlah Tanggungan Anak Orangtua	Transportasi	Layak PIP (Usulan Dari Sekolah)
1	Abdil Ghani Alyori Abdullah	B4	M4	C3	T2	Tidak
3	Fateh Nasution	B4	M4	C3	T2	Ya
5	Abi Hasyim Lubis	B4	M1	C3	T2	Ya
9	Adeeva Mentari Adibah	B5	M4	C3	T5	Tidak
10	Syakila Atmarini Siregar	B3	M1	C3	T4	Ya
24	Aidil Ramadhan	B5	M3	C3	T2	Tidak
25	Aifaa Hakim	B4	M1	C3	T1	Tidak
26	Aini Zakiyah	B3	M1	C3	T5	Tidak
27	Aira Zahira Br Tumanggor	B5	M3	C3	T5	Tidak
29	Aisyah	B3	M3	C3	T2	Tidak
32	Aisyh Putri	B4	M1	C3	T5	Tidak
38	Al Fathan Sagala	B4	M4	C3	T2	Tidak
41	Al Khausar Simbolon	B4	M4	C3	T2	Ya
44	Alfaiz Aryansyah	B3	M1	C3	T2	Ya

Tabel 9. Nilai entropy dan gain pada Node 1.1

Node	Atribut	Nilai	Jumlah		Entropy	Gain
			Kasus / Data Set	Iya		
1.1	Jumlah Tanggungan Anak Orangtua → C3		14	5	9	0,943774885
Pendapatan ayah						0,165446533
	B1	0	0	0	0	
	B3	4	2	2	1	
	B4	7	3	4	0,985228135	
	B5	3	0	3	0	
	B6	0	0	0	0	
Pendapatan ibu						0,1684354
	M1	6	3	3	1	
	M2	0	0	0	0	
	M3	3	0	3	0	
	M4	5	2	3	0,970950561	
	M5	0	0	0	0	
Transportasi						0,372346313
	T1	1	0	1	0	
	T2	8	4	4	1	
	T3	0	0	0	0	
	T4	1	1	0	0	
	T5	4	0	4	0	



Gambar 2. Pohon keputusan node 1.1

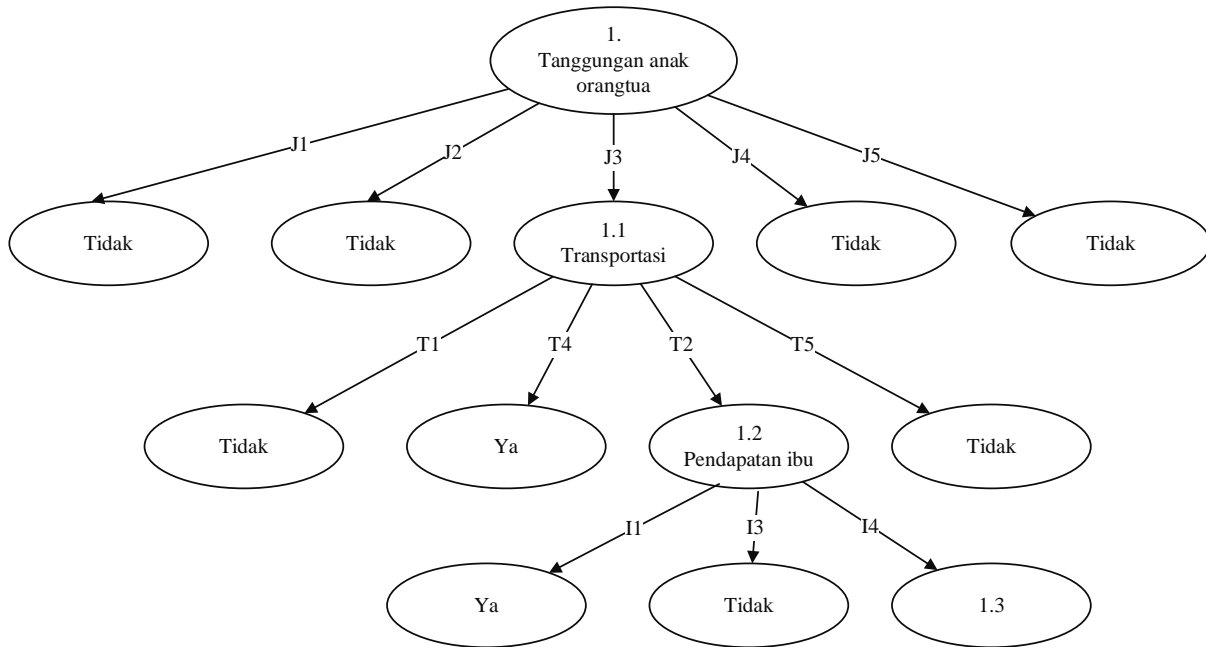


Tabel 9. Data perhitungan atribut *node* 1.1

No.	Nama	Pendapatan Ayah	Pendapatan Ibu	Jumlah Tanggungan Anak Orangtua	Transportasi	Layak PIP (Usulan dari sekolah)
1	Abdil Ghani Alyori Abdullah	B4	M4	C3	T2	Tidak
3	Fateh Nasution	B4	M4	C3	T2	Ya
5	Abi Hasyim Lubis	B4	M1	C3	T2	Ya
24	Aidil Ramadhan	B5	M3	C3	T2	Tidak
29	Aisyah	B3	M3	C3	T2	Tidak
38	Al Fathan Sagala	B4	M4	C3	T2	Tidak
41	Al Khausar Simbolon	B4	M4	C3	T2	Ya
44	Alfaiz Aryansyah	B3	M1	C3	T2	Ya

Tabel 10. Nilai entropy dan gain pada *node* 1.2

Node	Atribut	Nilai	Jumlah Kasus / Data Set	Iya	Tidak	Entropy	Gain
1.2	Transportasi → T2		8	4	4	1	
	Pendapatan ayah						0,009232416
		B1	0	0	0	0	
		B3	2	1	1	1	
		B4	5	3	2	0,985228135	
		B5	1	0	1	0	
		B6	0	0	0	0	
	Pendapatan ibu						0,5
		M1	2	2	0	0	
		M2	0	0	0	0	
		M3	2	0	2	0	
		M4	4	2	2	1	
		M5	0	0	0	0	



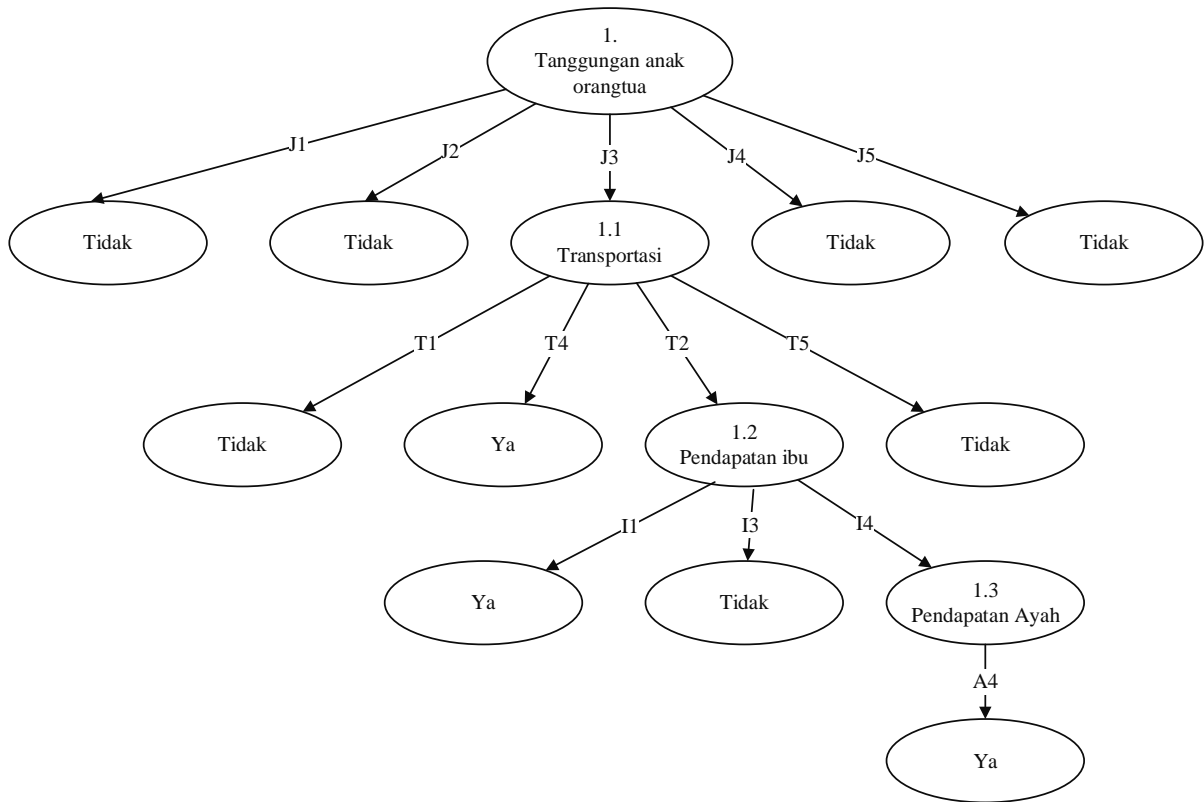
Gambar 3. Pohon keputusan *node* 1.2

Tabel 11. Nilai entropy dan gain pada *node* 1.3

No.	Nama	Pendapatan Ayah	Pendapatan Ibu	Jumlah Tanggungan Anak Orangtua	Transportasi	Layak PIP (Usulan dari Sekolah)
1	Abdil Ghani Alyori Abdullah	B4	M4	C3	T2	Tidak
3	Fateh Nasution	B4	M4	C3	T2	Ya
38	Al Fathan Sagala	B4	M4	C3	T2	Tidak
41	Al Khausar Simbolon	B4	M4	C3	T2	Ya

Tabel 12. Nilai entropy dan gain pada *node* 1.3

Node	Atribut	Nilai	Jumlah Kasus / Data Set	Iya	Tidak	Entropy	Gain
1.3	Pendapatan Ibu → M4		4	2	2	1	
	Pendapatan ayah						0
		B1	0	0	0	0	
		B3	0	0	0	0	
		B4	4	2	2	1	
		B5	0	0	0	0	
		B6	0	0	0	0	



Gambar 4. Pohon keputusan *node* 1.3

Dari gambar 4, maka diperoleh 10 rules sebagai berikut:

1. Jika tanggungan anak orangtua satu, maka keterangan = tidak layak.
2. Jika tanggungan anak orangtua dua, maka keterangan = tidak layak.
3. Jika tanggungan anak orangtua tiga dan transportasi angkot / bus / minibus, maka keterangan = tidak layak.
4. Jika tanggungan anak orangtua tiga dan transportasi jalan kaki dan pendapatan ibu tidak berpenghasilan, maka keterangan = layak.
5. Jika tanggungan anak orangtua tiga dan transportasi jalan kaki dan pendapatan ibu Rp. 500.000 hingga Rp. 999.999, maka keterangan = tidak layak.
6. Jika tanggungan anak orangtua tiga dan transportasi jalan kaki dan pendapatan ibu Rp. 1.000.000 hingga Rp. 1.999.999 dan pendapatan ayah Rp. 1.000.000 hingga Rp. 1.999.999, maka keterangan = layak.
7. Jika tanggungan anak orangtua empat, maka keterangan = tidak layak.
8. Jika tanggungan anak orangtua empat dan transportasi sepeda, maka keterangan = layak.
9. Jika tanggungan anak orangtua lima, maka keterangan = tidak layak.
10. Jika tanggungan anak orangtua lima dan transportasi sepeda motor, maka keterangan = tidak layak.

#### 4. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 membentuk pohon keputusan yang baik untuk memprediksi kelayakan penerima bantuan PIP. Pohon keputusan tersebut menunjukkan bahwa atribut yang paling penting untuk memprediksi kelayakan penerima

bantuan PIP adalah atribut pendapatan orangtua, status pekerjaan orangtua, dan jumlah tanggungan orangtua. Dari penelitian ini juga diperoleh 10 rules / aturan dalam penentuan kelayakan penerima bantuan PIP dengan algoritma C4.5. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk membantu dalam proses seleksi penerima bantuan PIP dan untuk memastikan bahwa bantuan tersebut tepat sasaran.

## REFERENSI

- [1] W. B. Yusup, B. Ismanto, Wasitohadi, "Evaluasi Program Indonesia Pintar dalam Peningkatan Akses Pendidikan di Sekolah Menengah Pertama", *Kelola Jurnal Manajemen Pendidikan*, vol. 6, no. 1, pp. 44-53, 2019. doi: <https://doi.org/10.24246/j.jk.2019.v6.M1.p44-53>.
- [2] P. M. Rakista, "Implementasi Kebijakan Program Indonesia Pintar (PIP) (Studi Kasus pada Sekolah Dasar di Kabupaten Banyumas)", *SAWALA : Jurnal Administrasi Negara*, vol. 8, no. 2, pp. 224-232, 2022. doi: <https://doi.org/10.30656/sawala.v8M2.2774>.
- [3] F. Mulyani, E. Ridwan, and M.Nazer, "Efektivitas Program Indonesia Pintar terhadap Partisipasi Sekolah di Kawasan Barat dan Timur Indonesia", *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 5, no.4, pp. 1328 – 1332. doi: <https://doi.org/10.37034/infec.v5M4.652>.
- [4] S. Hamdi, R. Setiawan, F. Musydad, "Evaluation of the Implementation of Indonesia Pintar Program in Vocational School", *Jurnal Penelitian dan Evaluasi Pendidikan*, vol. 24, no. 1, pp. 102-115, 2020. doi: <https://doi.org/10.21831/pep.v24M1.32603>.
- [5] A. Fortino, *Data Mining and Predictive Analytics: A Case Study Approach*. Virginia, USA: Mercury Learning and Information, 2023.
- [6] D. D. Sahan Thiranjaya and C. R. Liyanage, "A Data Mining Approach to Recommend Idyllic Business Opportunities", in *IEEE International Conference on Information and Automation for Sustainability (ICIAfS)*, pp. 71 – 75, 2021. doi: [10.1109/ICIAfS52090.2021.9606107](https://doi.org/10.1109/ICIAfS52090.2021.9606107).
- [7] H. Zhang, Y. Li, C. Shen, H. Sun, and Y. Yang, "The Application of Data Mining In Finance Industry Based on Big Data Background", in *IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications (HPCC)*, pp. 1536 – 1539, 2015. doi: [10.1109/HPCC-CSS-ICCESS.2015.198](https://doi.org/10.1109/HPCC-CSS-ICCESS.2015.198).
- [8] E. Shirzad, G. Ataei, and H. Saadatfar, "Applications of data mining in healthcare area: A survey", *Engineering and Applied Science Research*, vol. 48, no. 3, pp. 314-323, 2021. doi: [10.14456/easr.2021.34](https://doi.org/10.14456/easr.2021.34).
- [9] E. D. Madyatmadja, D. Pristinella, M. D. K. Dewa, H. Nindito, and C. Wijaya, "Data Mining Techniques of Complaint Reports for E-government: A Systematic Literature Review", in *IEEE International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, pp. 841 – 846, 2020. Doi: [10.1109/ICIMTech50083.2020.9211277](https://doi.org/10.1109/ICIMTech50083.2020.9211277).
- [10] J. Ye and L. Hou, "Improvement and Application of Decision Tree C4.5 Algorithm", in *2018 International Conference on Computer, Communication and Network Technology (CCNT 2018)*, pp. 127 – 133, 2018. doi: [10.12783/dtcse/CCNT2018/24686](https://doi.org/10.12783/dtcse/CCNT2018/24686).