

# Penentuan Besaran Uang Kuliah Tunggal untuk Mahasiswa Baru di Universitas Sam Ratulangi Menggunakan *Data Mining*

Budianto Karim<sup>1)</sup>, Steven R. Sentinuwo<sup>2)</sup>, Alwin M. Sambul<sup>3)</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi  
E-mail : 120216053@student.unsrat.ac.id<sup>1)</sup>, steven@unsrat.ac.id<sup>2)</sup>, asambul@unsrat.ac.id<sup>3)</sup>

**Abstrak** –Pemerintah melalui Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan mengeluarkan peraturan Nomor 55 Tahun 2013 tentang Biaya Kuliah Tunggal dan Uang Kuliah Tunggal pada PTN di lingkungan Kemendikbud. Penentuan UKT dilakukan dengan wawancara dan mengisi formulir yang disediakan oleh pihak kampus. Pada saat penerimaan Mahasiswa barupihak kampus akan mengalami kesulitan dan memerlukan waktu yang cukup lama dalam menentukan kategori UKT yang tepat karena jumlah mahasiswa yang begitu banyak. Oleh karena itu, dengan menggunakan teknik data mining akan mempermudah dalam penetapan kelompok UKT dengan menerapkan algoritma C4.5 dengan delapan parameter sebagai inputan yang diambil dari data mahasiswa. Pada penelitian ini dilakukan dua percobaan, untuk percobaan pertama dilakukan dengan jumlah data 80 dengan hasil akurasi sebesar 50% dan percobaan kedua dengan jumlah data 115 dengan hasil akurasi sebesar 52,63%. Dari penelitian tersebut diketahui jumlah data sangat berpengaruh dalam hasil pengujian.

**Kata kunci** :UKT, *Data mining*, *Algoritma C4.5*.

## I. PENDAHULUAN

Kuliah merupakan proses pembelajaran tingkat lanjut untuk membentuk diri dalam meningkatkan ilmu, wawasan, minat dan bakat serta kemampuan seseorang dengan pilihan jurusan atau keahlian yang diinginkan. Tetapi, untuk mengenyam pendidikan tinggi diperlukan perencanaan keuangan untuk biaya perkuliahan. Setiap universitas dan fakultas berbeda-beda dalam penetapan uang pangkal dan setiap tahunnya mengalami kenaikan. Oleh karena itu, Pemerintah melalui Direktorat Jendral Pendidikan Tinggi Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan mengharuskan setiap perguruan tinggi negeri meniadakan uang pangkal perkuliahan.

Kebijakan ini mengacu kepada Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia Nomor 55 Tahun 2013 tentang Biaya Kuliah Tunggal dan Uang Kuliah Tunggal pada Perguruan Tinggi Negeri di Lingkungan Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan.

Melihat pada pasal 1 ayat 3 yang berbunyi, “Uang kuliah tunggal merupakan sebagian biaya kuliah tunggal yang ditanggung setiap mahasiswa berdasarkan kemampuan ekonominya”. Biaya kuliah tunggal merupakan seluruh biaya operasional per mahasiswa per semester pada program studi di perguruan tinggi negeri dan uang kuliah tunggal (UKT) ditetapkan berdasarkan biaya kuliah tunggal dikurangi dengan biaya yang ditanggung oleh pemerintah. Dengan itu, Mahasiswa baru cukup membayar uang kuliah tunggal disetiap semesternya dan tidak perlu lagi membayar biaya-biaya lainnya seperti biaya praktikum, yudisium, kuliah kerja nyata, wisuda dan lain sebagainya. Namun, akan muncul rasa ketidakadilan jika dilihat dari sudut pandang besaran biaya yang harus dibayar oleh mahasiswa yang kondisi ekonominya menengah keatas dengan mahasiswa yang kondisi ekonominya menengah kebawah dan akan menimbulkan kesan program studi mahal dan program studi murah.

UKT bertujuan untuk membantu orang yang kurang mampu, artinya subsidi silang. Pada kenyataannya di lapangan, masih banyak mahasiswa dengan kondisi ekonomi lemah dikenai UKT dengan tarif tinggi dan begitupun sebaliknya. Penentuan golongan UKT dilakukan dengan wawancara dan mengisi formulir yang disediakan oleh pihak kampus pada saat pendaftaran kembali, lalu diverifikasi. Ini menjadi permasalahan yang baru ketika mulai memasuki masa penerimaan mahasiswa baru. Mengingat jumlah mahasiswa yang begitu banyak, pihak universitas akan kesulitan dan memerlukan waktu yang cukup lama untuk menentukan kategori yang tepat dalam penetapan UKT pada setiap mahasiswa.

Untuk membantu penetapan kategori yang tepat pada setiap mahasiswa, dapat digunakan pendekatan *Data Mining* dengan algoritma tertentu. Dimana, *Data Mining* merupakan suatu proses untuk menemukan informasi yang bermanfaat dari sekumpulan data yang besar. Ada beberapa faktor yang mempengaruhi penetapan UKT tersebut, antara lain kondisi orang tua, pendidikan orang tua, pekerjaan orang tua, penghasilan orang tua, jumlah tanggungan, dan kepemilikan rumah. Jadi, dari kumpulan data historis penulis dapat menetapkan UKT bagi

mahasiswa baru yang diterima di Universitas Sam Ratulangi.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Uang Kuliah Tunggal

Uang Kuliah Tunggal atau disingkat UKT menurut Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia Nomor 55 Tahun 2013, “Uang kuliah tunggal merupakan sebagian biaya kuliah tunggal yang ditanggung setiap mahasiswa berdasarkan kemampuan ekonominya” [9]. Uang kuliah tunggal sebagaimana yang dimaksud terdiri atas beberapa kelompok yang ditentukan berdasarkan kelompok kemampuan ekonomi masyarakat. Uang kuliah tunggal ini ditetapkan berdasarkan biaya kuliah tunggal dikurangi biaya yang ditanggung oleh pemerintah.

Biaya kuliah tunggal adalah keseluruhan biaya operasional mahasiswa per semester pada program studi di perguruan tinggi negeri. Dimana, biaya kuliah tunggal ini digunakan untuk menetapkan biaya yang dibebankan kepada mahasiswa masyarakat dan pemerintah. Dengan diberlakukan UKT ini, perguruan tinggi negeri tidak dibolehkan memungut uang pangkal atau pungutan lainnya dari mahasiswa baru yang telah diterima diperguruan tinggi tersebut.

### B. Data Mining

Menurut Han[5], *Data Mining* adalah proses menemukan pola dan pengetahuan dari sejumlah data yang besar. Menurut Siallagan[11] Definisi *Data Mining* adalah:

- Mengekstrak atau “*mining*” pengetahuan dari kumpulan data yang sangat besar.
- Data yang diekstraksi menjadi informasi yang berguna, dimana tidak diharapkan, tidak dikenal dan implisit.
- Eksplorasi & analisis, dari sekumpulan data yang sangat besar untuk memperoleh pola-pola data yang berarti secara otomatis atau semiotomatis.
- Menemukan pola yang valid, baru, berguna dan dapat dipahami manusia melalui proses analisis *database* yang besar secara semiotomatis.

Menurut Prasetyo[7] pengertian data mining secara naratif mempunyai beberapa maksud:

- Pencarian otomatis pola dalam basis data yang besar, menggunakan teknik komputasional campuran dari *machine learning*, statistik, dan pengenalan pola.
- Pengekstrakan implisit non-trivial, yang sebelumnya belum diketahui secara potensial adalah informasi berguna dari data.
- Ilmu pengekstrakan informasi yang berguna dari set data atau basis data besar.
- Eksplorasi otomatis atau semiotomatis dan analisis data dalam jumlah besar, dengan tujuan untuk menemukan pola yang bermakna.

- Proses penemuan informasi otomatis dengan mengidentifikasi pola dan hubungan “tersembunyi” dalam data.

### C. Metode Decision Tree



Gambar 1. Pohon Keputusan

*Decision Tree* atau pohon keputusan adalah pohon yang digunakan sebagai prosedur penalaran untuk mendapatkan jawaban dari masalah yang dimasukkan. Pohon yang dibentuk tidak selalu berupa pohon biner. Jika semua fitur dalam data set menggunakan 2 macam nilai kategorikal maka bentuk pohon yang didapatkan berupa pohon biner. Jika dalam fitur berisi 2 macam nilai kategorikal atau menggunakan tipe numerik maka bentuk pohon yang didapatkan biasanya tidak berupa pohon biner[7].

Metode ini merupakan salah satu metode yang ada pada teknik klasifikasi dalam *data mining*. Metode pohon keputusan mengubah fakta yang sangat besar menjadi pohon keputusan yang merepresentasikan aturan. Pohon keputusan juga berguna untuk mengeksplorasi data, menemukan hubungan tersembunyi antara sejumlah calon variabel input dengan sebuah variabel target[1].

*Decision tree* adalah metode diskrimasi nonlinearity yang menggunakan sekumpulan variabel independen untuk membagi sampel ke dalam kelompok-kelompok yang lebih kecil secara bertahap. Prosedur tersebut dilakukan secara iteratif di setiap cabang pohon, yakni memilih variabel independen yang memiliki asosiasi terkuat dengan variabel dependen menurut kriteria tertentu.

Menurut Prasetyo[7], *Decision Tree* mempunyai tiga pendekatan klasik:

- Pohon klasifikasi, digunakan untuk melakukan prediksi ketika ada data baru yang belum diketahui label kelasnya. Pendekatan ini yang paling banyak digunakan.
- Pohon regresi, ketika hasil prediksi dianggap sebagai nilai nyata yang mungkin akan didapatkan. Misalnya kasus harga minyak, kenaikan harga rumah, prediksi inflasi tiap tahun dan sebagainya.
- CART (atau C&RT), ketika masalah klasifikasi dan regresi digunakan bersama-sama.

Ada banyak pilihan algoritma untuk menginduksi *decision tree*, seperti Hunt, CART (C&RT), ID3, C4.5, SLIQ, SPRINT, QUEST, DTREG, THAID, CHAID, dan sebagainya.

#### D. Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 diperkenalkan oleh Quinlan (1996) sebagai versi perbaikan dari ID3. C4.5 adalah algoritma yang sudah banyak dikenal dan digunakan untuk klasifikasi data yang memiliki atribut-atribut numerik dan kategorial. Hasil dari proses klasifikasi yang berupa aturan-aturan dapat digunakan untuk memprediksi nilai atribut bertipe diskret dari *record* yang baru[8].

Algoritma C4.5 merupakan suskesor dari ID3 menggunakan rasio gain untuk memperbaiki *information gain*. Rasio gain merupakan normalisasi dari *information gain* dengan memperhitungkan nilai *entropy* dari probabilitas *subset* setelah dilakukan proses partisi. Atribut dengan nilai rasio gain tertinggi dipilih sebagai atribut node akar[6].

Secara sistematis, rasio gain dihitung dengan persamaan 2.1 berikut:

$$\text{RasioGain}(S, A) = \frac{\text{Gain}(S, A)}{\text{SplitInfo}(S, A)} \quad (1)$$

Dimana:

- S = Himpunan Kasus
- A = Atribut
- Gain(S,A) = Gain pada atribut A
- Split Info(S,A) = Split Info atribut A

*Split info* merupakan *entropy* dari seluruh distribusi probabilitas *subset* setelah dilakukan pemartisian (*splitting*).

$$\text{SplitInfo}(S, A) = - \sum_{i=1}^n \frac{p_i}{S} \times \log_2 \frac{p_i}{S} \quad (2)$$

Dimana:

- S = Himpunan Kasus
- A = Atribut
- n = Jumlah partisi atribut A
- p<sub>i</sub> = Jumlah dari atribut A<sub>i</sub>

#### E. Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah suatu metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan akurasi pada konsep *data mining*. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai *accuracy*, *recall* dan *precision*. Akurasi dalam klasifikasi adalah presentase ketepatan record data yang diklasifikasikan secara benar setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi. *Recall* merupakan jangkauan algoritma terhadap nilai yang sebenarnya, sedangkan *precision* merupakan ketepatan algoritma terhadap nilai yang telah ditemukan algoritma[12].

**Tabel 1.** Model *Confusion matrix*

Nilai prediksi	Nilai sebenarnya	
	True	False
True	TP (True Positive) Correct Result	FP (False Positive) Unexpected Result
False	FN	TN

	(False Negative) Missing Result	(True Negative) Correct Absence of Result
--	------------------------------------	---

Keterangan untuk tabel 1 dinyatakan sebagai berikut:

1. *True Positive* (TP), yaitu jumlah dokumen dari kelas *true* yang benar dan diklasifikasikan sebagai kelas *true*.
2. *True Negative* (TN), yaitu jumlah dokumen dari kelas *false* yang benar diklasifikasikan sebagai kelas *false*.
3. *False Positive* (FP), yaitu jumlah dokumen dari kelas *false* yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *true*.
4. *False Negative* (FN) yaitu jumlah dokumen dari kelas *true* yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *false*.

Perhitungan akurasi dinyatakan dalam persamaan 3

$$\text{accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \times 100\% \quad (3)$$

Perhitungan *recall* dinyatakan dalam persamaan 4

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Perhitungan *precision* dinyatakan dalam persamaan 5

$$\text{presicion} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

#### F. RapidMiner

*RapidMiner* merupakan perangkat lunak yang bersifat *open source*. *RapidMiner* adalah sebuah *tools* untuk melakukan analisis terhadap *data mining*, *text mining* dan analisis prediksi. *RapidMiner* dibangun dengan menggunakan Bahasa *java*, sehingga dapat dijalankan di semua sistem operasi. *RapidMiner* sebelumnya bernama YALE (*Yet Another Learning Environment*) yang dikembangkan pada tahun 2001 oleh Ralf Klinkenberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fischer di *Artificial Intelligence Unit* dari *University of Dortmund*[3].

Beberapa Fitur dari *RapidMiner*, antara lain:

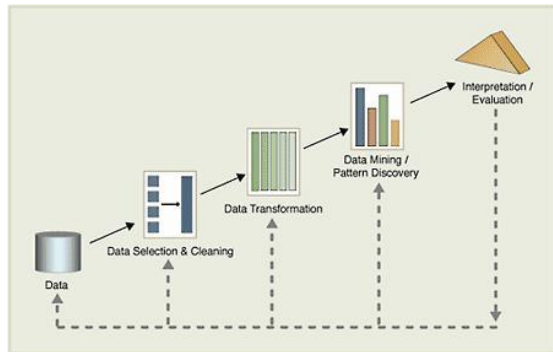
- Banyaknya algoritma *data mining*, seperti *decision tree* dan *self-organization map*.
- Bentuk grafis yang canggih, seperti tumpang tindih diagram histogram, *tree chart* dan *3D Scatter plots*.
- Banyaknya variasi *plugin*, seperti *text plugin* untuk melakukan analisis teks.
- Menyediakan prosedur *data mining* dan *machine learning* termasuk: ETL (*extraction, transformation, loading*), *data preprocessing*, *visualisasi*, *modelling* dan evaluasi.
- Proses data mining tersusun atas operator-operator yang *nestable*, dideskripsikan dengan XML, dan dibuat dengan GUI
- Mengintegrasikan proyek *data mining Weka* dan statistika R

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### A. Data Penelitian

Data penelitian diambil dari 115 data kuisioner yang dibagikan kepada mahasiswa Universitas Sam Ratulangi dengan kriteria mahasiswa angkatan 2013-2016. Data yang diambil antara lain : Kondisi Ayah, Pendidikan Ayah, Pekerjaan Ayah, Penghasilan Ayah, Kondisi Ibu, Pendidikan Ibu, Pekerjaan Ibu, Penghasilan Ibu, Jumlah Tanggungan, Status Kepemilikan Rumah dan UKT.

#### B. Tahapan Penelitian



Gambar 2. Tahap-tahap Data Mining

Sebagai suatu rangkaian proses, *data mining* dapat dibagi menjadi beberapa tahap proses yang diilustrasikan pada Gambar 2. Tahap-tahap tersebut bersifat interaktif, dan pemakai terlibat langsung atau dengan perantara *knowledgebase*.

Proses *data mining* ini terdiri dari :

- 1) *Data Selection & Cleaning*: Pembersihan data merupakan proses menghilangkan *noise*, menghilangkan duplikasi data dan menghilangkan data yang tidak konsisten atau data yang tidak relevan. Data yang ada pada *database* sering kali tidak semuanya dipakai, oleh karena itu hanya data yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari *database*. Pada penelitian ini data yang dihilangkan adalah kolom NIM, Tahun Lulus, Status Anak, Jenis Lantai, Bahan Tembok, Listrik dan Ukuran Bangunan karena tidak akan digunakan dalam proses *mining*.
- 2) *Data Transformation*: Pada proses ini data diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam *data mining*. Dalam hal ini data yang telah selesai akan disimpan dengan format *.csv*. Untuk kelasnya terdiri dari Rp.0 –

Rp.3.000.000 (Kelompok 1), >Rp.3.000.000 – Rp.5.000.000 (Kelompok 2), >Rp.5.000.000 – Rp.7.000.000 (Kelompok 3), >Rp.7.000.000 – Rp.11.000.000 (Kelompok 4), >Rp.11.000.000 (Kelompok 5).

- 3) *Data Mining*: Proses *mining* merupakan suatu proses utama saat metode diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga dan tersembunyi dari data. Pemilihan metode atau algoritma yang tepat sangat bergantung pada tujuan dan proses secara keseluruhan. Hasil dari transformasi data kemudian dianalisa untuk mendapatkan model yang terbentuk sebagai pohon keputusan dengan menggunakan algoritma C4.5 yang diolah menggunakan *tools RapidMiner*.
- 4) *Evaluation*: Evaluasi pola merupakan tahap untuk mengidentifikasi pola-pola menarik ke dalam *knowledge based* yang ditemukan. Pada tahap ini digunakan metode *confusion matrix* dengan menerapkan *split validation* untuk validasinya. Dengan menggunakan *confusion matrix* peneliti akan mendapatkan hasil *accuracy*, *recall*, dan *precision* dari model yang dihasilkan. *Accuracy* merupakan tingkat akurasi model antara nilai prediksi dan nilai aktual. *Recall* merupakan jangkauan algoritma terhadap nilai yang sebenarnya, sedangkan *precision* merupakan ketepatan algoritma terhadap nilai yang telah ditemukan algoritma.
- 5) *Presentation*: Visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna.

### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Percobaan 1

Data yang digunakan dalam percobaan 1 ini adalah data kuisioner yang dibagikan kepada mahasiswa Universitas Sam Ratulangi angkatan 2013 sampai 2016 dengan jumlah 80 kuisioner. Dari pembagian 80 kuisioner ini diperoleh 26 data dengan ukt 0 – 3.000.000, 42 dengan ukt >3.000.000 – 5.000.000, 7 dengan >5.000.000 –

7.500.000, 2 data dengan ukt >7.500.000 – 11.000.000 dan 3 data dengan ukt >11.000.000.

### 1) Data Selection & Cleaning

Tabel 2. Data Hasil Seleksi

Kondisi Ayah	Pendidikan Ayah	Pekerjaan Ayah	Penghasilan Ayah	Kondisi Ibu	Pendidikan Ibu	Pekerjaan Ibu	Penghasilan Ibu	Jumlah Tanggungan	Status Rumah	UKT Persemaester
Masih Hidup	S2	PNS/TNI/POLRI	3.000.001 - 4.000.000	Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	1.500.001 - 2.000.000	3	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 3.000.000
Masih Hidup	Diploma 1 / II / III	Wirawasta Sedang	4.000.001 - 5.000.000	Masih Hidup	Tamat SMA	Tidak Bekerja	2.000.001 - 3.000.000	2	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	0 - 500.000	Masih Hidup	Tamat SMA	Tidak Bekerja	0 - 500.000	4	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	S1/D4	PNS/TNI/POLRI	5.000.001 - 7.500.000	Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	2.500.001 - 3.000.000	2	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	2.500.000	Masih Hidup	Tamat SMA	Rohaniawan	0 - 500.000	3	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	3.000.001 - 4.000.000	Masih Hidup	Diploma	Tidak Bekerja	0 - 500.000	4	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	3.000.001 - 4.000.000	Masih Hidup	Magister	PNS/TNI/POLRI	3.000.000	1	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	S1/D4	PNS/TNI/POLRI	1.500.001 - 2.000.000	Masih Hidup	S1/D4	PNS/TNI/POLRI	1.500.001 - 2.000.000	3	Memumpang	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tamat SMA	Buruh/Honorer/ Pegawai Toko/Satpam	1000001 - 1500000	Masih Hidup	Tamat SMP	Tidak Bekerja	0 - 500.000	3	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tidak Tamat SMA	Buruh/Honorer/ Pegawai Toko/Satpam	1500001 - 2000000	Masih Hidup	S1/D4	PNS/TNI/POLRI	2000001 - 2500000	2	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tidak Tamat SMP	Pegawai Toko/Satpam	5000001 - 10000000	Masih Hidup	Tamat SMA	Tidak Bekerja	0 - 500.000	Lebih dari 4	Memumpang	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tamat SMA	Opak / Supir	0 - 500.000	Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	2500001 - 3000000	4	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	S1/D4	Pegawai Swasta	1000001 - 1500000	Masih Hidup	S1/D4	Tidak Bekerja	0 - 500000	2	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	100000001 - 150000000	Masih Hidup	Tamat SMA	Tidak Bekerja	0 - 500000	4	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	S1/D4	Pegawai Swasta	3000001 - 4000000	Masih Hidup	S1/D4	PNS/TNI/POLRI	2000001 - 3000000	2	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000
Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	3000001 - 10000000	Masih Hidup	S1/D4	PNS/TNI/POLRI	2000001 - 3.000.000	1	Milik Keluarga	> 3.000.000 - <= 5.000.000

Pada tahap ini peneliti melakukan pembersihan dan pemilihan data dari sekumpulan data yang didapatkan dari kuisisioner yang telah diolah dengan menggunakan Microsoft excel. Data hasil seleksi adalah data yang akan digunakan dalam proses *mining* yang kemudian akan disimpan dalam satu file terpisah.

### 2) Data Transformation

Pada tahap ini data yang sudah diseleksi sebelumnya, ditransformasikan dari data numerik mejadi *datastring* seperti untuk atribut penghasilan ayah dan ibu dari nominal diubah menjadi golongan satu sampai dengan golongan duabelas sesuai dengan nominal yang telah ditentukan.

Tabel 3. Transformasi Data

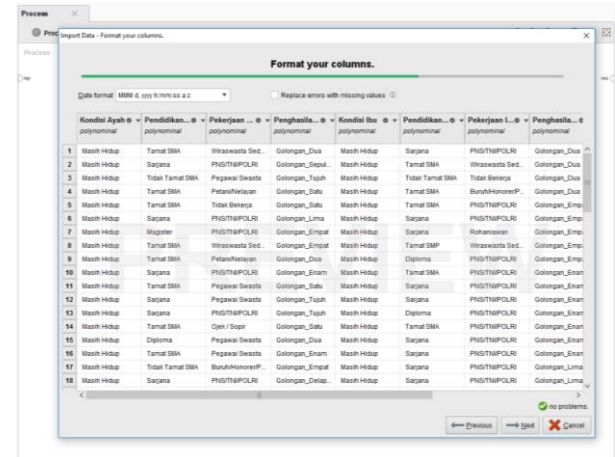
Kondisi Ayah	Pendidikan Ayah	Pekerjaan Ayah	Penghasilan Ayah	Kondisi Ibu	Pendidikan Ibu	Pekerjaan Ibu	Penghasilan Ibu	Jumlah Tanggungan	Status Rumah	UKT Persemaester	
1	Masih Hidup	Tamat SMA	Wirawasta Sedang	Golongan_Dua	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Dua	empat	Milik Keluarga	Kelompok_dua
2	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Sepuluh	Masih Hidup	Tamat SMA	Wirawasta Sedang	Golongan_Dua	tiga	Milik Keluarga	Kelompok_lima
3	Masih Hidup	Tidak Tamat SMA	Pegawai Swasta	Golongan_Tujuh	Masih Hidup	Tidak Tamat SMA	Tidak Bekerja	Golongan_Dua	tiga	Milik Keluarga	Kelompok_satu
4	Masih Hidup	Tamat SMA	Petani/Nelayan	Golongan_Satu	Masih Hidup	Tamat SMA	Buruh/Honorer/ Pegawai Toko/Satpam	Golongan_Dua	empat	Milik Keluarga	Kelompok_satu
5	Masih Hidup	Tamat SMA	Tidak Bekerja	Golongan_Satu	Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Empat	tiga	Milik Keluarga	Kelompok_dua
6	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Lima	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Empat	dua	Milik Keluarga	Kelompok_dua
7	Masih Hidup	Magister	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Empat	Masih Hidup	Sarjana	Rohaniawan	Golongan_Empat	dua	Pastori/Milik Kantor	Kelompok_dua
8	Masih Hidup	Tamat SMA	Wirawasta Sedang	Golongan_Empat	Masih Hidup	Tamat SMP	Wirawasta Sedang	Golongan_Empat	satu	Milik Keluarga	Kelompok_satu
9	Masih Hidup	Tamat SMA	Petani/Nelayan	Golongan_Dua	Masih Hidup	Diploma	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Empat	tiga	Milik Keluarga	Kelompok_satu
10	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	satu	Milik Keluarga	Kelompok_dua
11	Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	Golongan_Satu	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	satu	Milik Keluarga	Kelompok_dua
12	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Tujuh	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	dua	Milik Keluarga	Kelompok_dua
13	Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Tujuh	Masih Hidup	Diploma	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Empat	empat	Milik Keluarga	Kelompok_dua
14	Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	Golongan_Satu	Masih Hidup	Tamat SMA	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Empat	empat	Milik Keluarga	Kelompok_dua
15	Masih Hidup	Diploma	Pegawai Swasta	Golongan_Dua	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	tiga	Milik Keluarga	Kelompok_tiga
16	Masih Hidup	Diploma	Pegawai Swasta	Golongan_Dua	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	dua	Milik Keluarga	Kelompok_tiga
17	Masih Hidup	Tamat SMA	Pegawai Swasta	Golongan_Dua	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	dua	Milik Keluarga	Kelompok_tiga
18	Masih Hidup	Tidak Tamat SMA	Pegawai Swasta	Golongan_Empat	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Lima	dua	Milik Keluarga	Kelompok_dua
19	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Delapan	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Lima	dua	Milik Keluarga	Kelompok_empat
20	Masih Hidup	Sarjana	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Enam	Masih Hidup	Magister	PNS/TNI/POLRI	Golongan_Lima	dua	Milik Keluarga	Kelompok_lima
21	Masih Hidup	Tidak Tamat SMP	Pegawai Swasta	Golongan_Dua	Masih Hidup	Tamat SMA	Tidak Bekerja	Golongan_Satu	Lebih dari empat	Memumpang	Kelompok_dua

Kemudian disimpan dengan format .csv untuk diolah dengan bantuan *toolsRapidMiner*, yang digunakan untuk melakukan generalisasi/formulasi data yang sudah dikumpulkan.

### 3) Data Mining

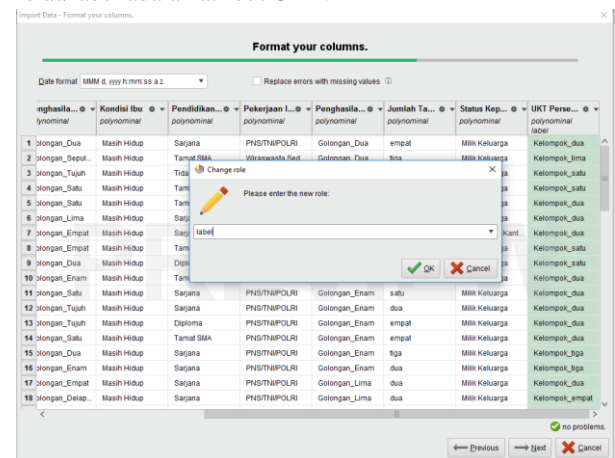
Tahap ini adalah tahap dimana dilakukan proses klasifikasi data dengan menggunakan algoritma C4.5 dengan bantuan *toolsRapidMiner*. Berikut adalah proses

pengolahan data untuk melihat hasil pohon keputusan dan aturan (*rule*).



Gambar 3. Data yang diimport ke RapidMiner

Gambar 3 merupakan data yang telah siap diolah dengan algoritma C4.5 yang *diimport* dari penyimpanan. Sebelum data berhasil *diimport* pilihlah data yang akan menjadi kelas/label dari data hasil transformasi sebelumnya. Dalam hal ini, atribut yang menjadi kelas/label adalah atribut UKT.



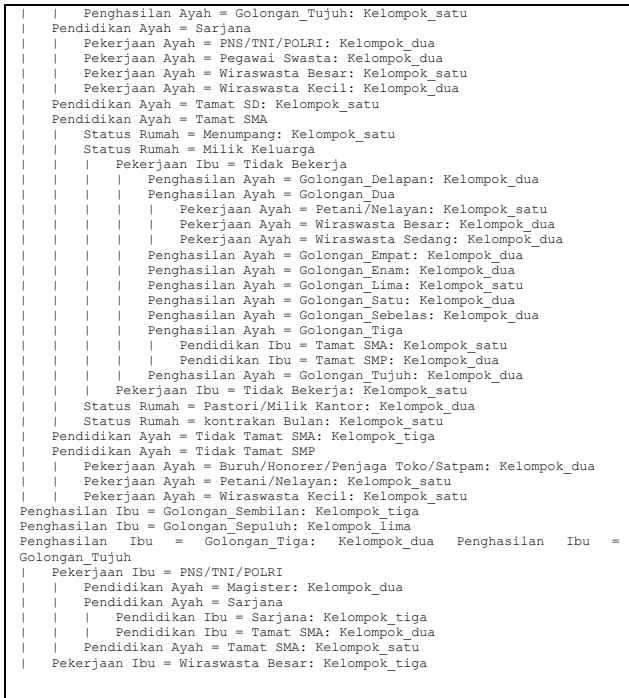
Gambar 4. Tampilan layout design RapidMiner

Setelah data berhasil *diimport* lalu data tersebut dimasukkan ke dalam *layout process*, kemudian pilih operator *Decision Tree (Multiway)*. Pada operator *Decision Tree* pilih parameter *gain ratio*, kemudian dieksekusi dengan algoritma C4.5 pada *RapidMiner*, maka terbentuklah pohon keputusan seperti Gambar 5.

```

Penghasilan Ibu = Golongan Delapan: Kelompok dua
Penghasilan Ibu = Golongan Dua
|
Penghasilan Ayah = Golongan Dua: Kelompok dua
|
Penghasilan Ayah = Golongan Lima: Kelompok empat
|
Penghasilan Ayah = Golongan Satu: Kelompok satu
|
Penghasilan Ayah = Golongan Sepuluh: Kelompok lima
|
Penghasilan Ayah = Golongan Tujuh: Kelompok satu
Penghasilan Ibu = Golongan Empat
|
Pekerjaan Ayah = PNS/TNI/POLRI: Kelompok dua
|
Pekerjaan Ayah = Petani/Nelayan: Kelompok satu
|
Pekerjaan Ayah = Tidak Bekerja: Kelompok dua
|
Pekerjaan Ayah = Wirawasta Kecil: Kelompok satu
|
Pekerjaan Ayah = Wirawasta Sedang: Kelompok satu
Penghasilan Ibu = Golongan Enam
|
Pendidikan Ayah = Diploma: Kelompok tiga
|
Pendidikan Ayah = Sarjana: Kelompok dua
|
Pendidikan Ayah = Tamat SMA
|
Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok tiga
|
Penghasilan Ayah = Golongan Satu: Kelompok dua
Penghasilan Ibu = Golongan Lima
|
Penghasilan Ayah = Golongan Delapan: Kelompok empat
|
Penghasilan Ayah = Golongan Empat: Kelompok dua
|
Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok lima
Penghasilan Ibu = Golongan Satu
|
Pendidikan Ayah = Diploma: Kelompok dua
|
Pendidikan Ayah = Magister
|
Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok dua

```



Gambar 5. Pohon Keputusan Percobaan 1

Pada Gambar 5 merupakan aturan yang didapatkan dari hasil pohon keputusan yang terbentuk. Dimana salah satu aturan yang ada pada pohon keputusan yaitu jika Penghasilan Ibu = Golongan\_Delapan atau penghasilan ibu = 4.000.000 sampai 5.000.000 kelas UKT-nya Kelompok Dua atau >3.000.000 sampai 5.000.000.

#### 4) Evaluation

Dalam tahap ini akan dilakukan validasi serta pengukuran keakuratan hasil yang dicapai oleh model. Pada tahap ini peneliti menggunakan metode *confusion matrix* untuk pengukuran akurasi model serta *split validation* untuk validasi dari model yang telah terbentuk.



Gambar 6. Layout proses menemukan model dan validasi model.

Pengujian ini dilakukan dengan membagi total dari keseluruhan *dataset* menjadi *data training* dan *data testing*. Dimana, *dataset* yang digunakan untuk *data training* adalah sebesar 50% sedangkan untuk *data testing* sebesar 50%.

Tabel 4. Confusion Matrix Model

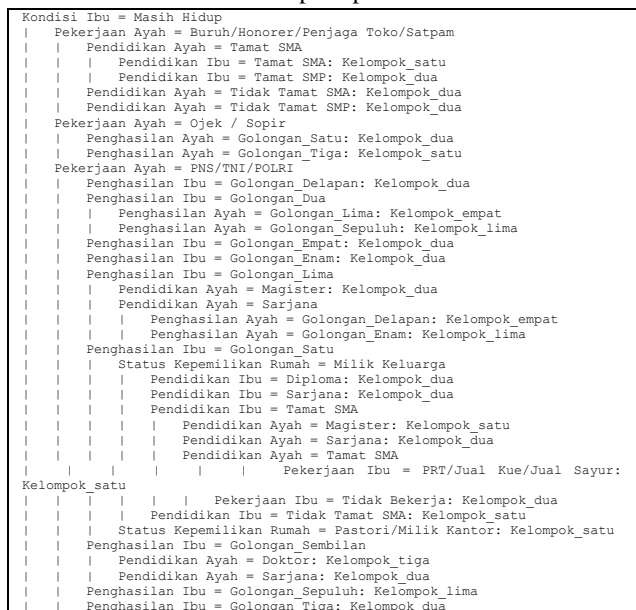
	true Kelompo k dua	true Kelompok lima	true Kelompok satu	true Kelompo k tiga	true Kelompok empat	class precision
pred. Kelompok dua	14	1	6	2	0	60.87 %
pred. Kelompok lima	2	0	1	0	1	0.00 %
pred. Kelompok satu	4	0	6	2	0	50.00 %
pred. Kelompok tiga	1	0	0	0	0	0.00 %
pred. Kelompok empat	0	0	0	0	0	0.00 %
class recall	66.67%	0.00%	46.15%	0.00%	0.00%	

Performa yang didapatkan dalam validasi model ini adalah tingkat *accuracy* sebesar 50%, nilai-rata-rata untuk *recall* sebesar 22.56% dan nilai rata-rata untuk *precision* sebesar 22.17%.

#### B. Percobaan 2

Dalam percobaan 2 ini data yang digunakan adalah data kuisioner dengan jumlah 115 kuisioner. Dari pembagian kuisioner ini diperoleh 46 data dengan UKT 0 – 3.000.000, 53 dengan UKT >3.000.000 – 5.000.000, 11 dengan >5.000.000 – 7.500.000, 2 data dengan UKT >7.500.000 – 11.000.000 dan 3 data dengan UKT >11.000.000. Kemudian lakukan proses seperti pada percobaan 1 yaitu proses *selection & cleaning data*, proses *transformation data*, dan proses *mining*.

Setelah dilakukan proses *mining* maka terbentuklah satu pohon keputusan baru, dimana pada pohon keputusan tersebut didapatkan node akar pada atribut kondisi ibu. Dari pohon keputusan diatas didapatkan aturan kondisi dalam menentukan UKT seperti pada Gambar 7.



```

| | Penghasilan Ibu = Golongan Tujuh
| | Jumlah Tanggungan = dua: Kelompok dua
| | Jumlah Tanggungan = satu: Kelompok dua
| | Jumlah Tanggungan = tiga: Kelompok tiga
| Pekerjaan Ayah = Pegawai Swasta
| | Penghasilan Ibu = Golongan Dua: Kelompok satu
| | Penghasilan Ibu = Golongan Empat: Kelompok dua
| | Penghasilan Ibu = Golongan Enam
| | Penghasilan Ayah = Golongan Dua: Kelompok tiga
| | Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok tiga
| | Penghasilan Ayah = Golongan Satu: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Tujuh: Kelompok dua
| | Penghasilan Ibu = Golongan Lima: Kelompok satu
| | Penghasilan Ibu = Golongan Satu
| | Penghasilan Ayah = Golongan Dua: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok satu
| | Penghasilan Ayah = Golongan Lima: Kelompok satu
| | Penghasilan Ayah = Golongan Sebelas: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Tiga: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Tujuh
| | Jumlah Tanggungan = dua: Kelompok satu
| | Jumlah Tanggungan = empat: Kelompok dua
| | Jumlah Tanggungan = satu: Kelompok dua
| | Penghasilan Ibu = Golongan Tujuh: Kelompok satu
| Pekerjaan Ayah = Pensiun Gol 2: Kelompok dua
| Pekerjaan Ayah = Pensiun Gol 3: Kelompok tiga
| Pekerjaan Ayah = Pensiun Gol 4
| Pendidikan Ayah = Magister: Kelompok satu
| Pendidikan Ayah = Tamat SMA
| | Penghasilan Ayah = Golongan Delapan: Kelompok tiga
| | Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok dua
| Pekerjaan Ayah = Petani/Nelayan: Kelompok satu
| Pekerjaan Ayah = Rohaniawan
| Pendidikan Ayah = Diploma: Kelompok dua
| Pendidikan Ayah = Sarjana: Kelompok satu
| Pendidikan Ayah = Tamat SMA: Kelompok dua
| Pekerjaan Ayah = Tidak Bekerja
| Pendidikan Ayah = Diploma: Kelompok tiga
| Pendidikan Ayah = Sarjana: Kelompok dua
| Pendidikan Ayah = Tamat SMA
| | Penghasilan Ibu = Golongan Empat: Kelompok dua
| | Penghasilan Ibu = Golongan Satu: Kelompok satu
| | Penghasilan Ibu = Golongan Tujuh: Kelompok satu
| Pekerjaan Ayah = Tukang: Kelompok satu
| Pekerjaan Ayah = Wiraswasta Besar
| Pekerjaan Ibu = PNS/TNI/POLRI
| Pendidikan Ayah = Sarjana: Kelompok dua
| Pendidikan Ayah = Tamat SMA: Kelompok satu
| Pekerjaan Ibu = Tidak Bekerja
| Pendidikan Ayah = Diploma: Kelompok dua
| Pendidikan Ayah = Sarjana: Kelompok satu
| Pendidikan Ayah = Tamat SMA
| | Penghasilan Ayah = Golongan Delapan
| | Jumlah Tanggungan = dua: Kelompok dua
| | Jumlah Tanggungan = tiga: Kelompok tiga
| | Penghasilan Ayah = Golongan Dua: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Empat: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Enam: Kelompok dua
| Pekerjaan Ibu = Wiraswasta Besar: Kelompok tiga
| Pekerjaan Ibu = Wiraswasta Kecil: Kelompok tiga
| Pekerjaan Ayah = Wiraswasta Besar: Kelompok dua
| Pekerjaan Ayah = Wiraswasta Kecil
| Pendidikan Ibu = Sarjana: Kelompok satu
| Pendidikan Ibu = Tamat SD: Kelompok satu
| Pendidikan Ibu = Tamat SMA: Kelompok dua
| Pendidikan Ibu = Tamat SMP: Kelompok satu
| Pekerjaan Ayah = Wiraswasta Sedang
| Pekerjaan Ibu = PNS/TNI/POLRI
| | Penghasilan Ayah = Golongan Dua: Kelompok dua
| | Penghasilan Ayah = Golongan Tiga: Kelompok dua
| Pekerjaan Ibu = Pegawai Swasta: Kelompok dua
| Pekerjaan Ibu = Tidak Bekerja: Kelompok dua
| Pekerjaan Ibu = Wiraswasta Sedang: Kelompok satu
| Pekerjaan Ayah = Wiraswasta Sedang: Kelompok satu
| Kondisi Ibu = Sudah Meninggal
| Pendidikan Ayah = Diploma: Kelompok dua
| Pendidikan Ayah = Tamat SMA: Kelompok tiga

```

**Gambar 7.** Pohon Keputusan Percobaan 2

Pada Gambar 7 merupakan aturan yang didapatkan dari hasil pohon keputusan yang terbentuk. Dimana salah satu aturan yang ada pada pohon keputusan yaitu jika Kondisi Ibu = Masih Hidup dan Pekerjaan Ayah = Tukang maka kelas UKT-nya Kelompok Satu atau 0 sampai 3.000.000.

Seperti pada percobaan 1 dalam tahap ini akan dilakukan validasi serta pengukuran keakuratan hasil yang dicapai oleh model. Metode yang digunakan juga sama yaitu *confusion matrix* untuk pengukuran akurasi model serta *split validation* untuk validasi dari model yang telah terbentuk.

**Tabel 5.** Confusion Matrix Model 2

	true Kelompo k_dua	true Kelompok lima	true Kelompok satu	true Kelompo k_tiga	true Kelompok empat	class preci sion
pred. Kelompok dua	13	1	4	5	1	54.17 %
pred. Kelompok lima	0	0	0	0	0	0.00 %

pred. Kelompok satu	9	1	17	0	0	62.96 %
pred. Kelompok tiga	4	0	2	0	0	0.00 %
pred. Kelompok empat	0	0	0	0	0	0.00 %
class recall	50.00%	0.00%	73.91%	0.00%	0.00%	

Performa yang didapatkan dalam validasi model kedua ini adalah tingkat *accuracy* sebesar 52.63%, nilai-rata-rata untuk *recall* sebesar 24.78% dan nilai rata-rata untuk *precision* sebesar 23.43%. Dimana, pada pengujian ini rasio data yang digunakan dalam pengujian model yaitu 50% untuk *data training* dan 50% untuk *data testing*.

**Tabel 6.** Perbandingan hasil pengujian model.

Jumlah Data	Accuracy	Recall	Precision
80	50%	22.56%	22.17%
115	52.63%	24.78%	23.43%

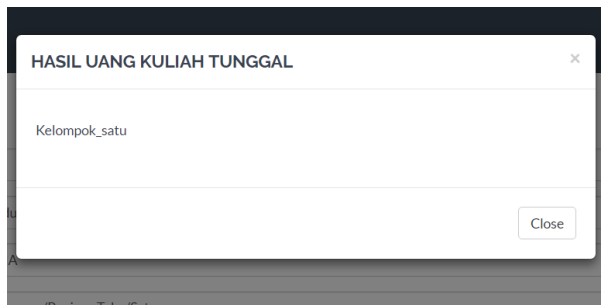
Dari pengujian kedua model ini diketahui bahwa ada perbedaan dalam hasil pengujianya. Pada pengujian model dengan jumlah data 80 didapatkan akurasi sebesar 50% sedangkan untuk pengujian dengan 115 data didapatkan nilai akurasi sebesar 52.63%, dimana jumlah data berpengaruh dalam pengujian model.

### C. Interface Aplikasi

**Gambar 8.** Interface Beranda

Berdasarkan proses pengolahan data menggunakan Algoritma C4.5 yang telah menghasilkan pohon keputusan dan *rule* yang telah terbentuk, selanjutnya akan diimplementasikan *rule* tersebut untuk membuat aplikasi penentuan besaran UKT.

Gambar 8 adalah *interface* beranda yang akan pertama muncul ketika sistem dijalankan. Pada tampilan ini pula akan ditampilkan *form* untuk mengetahui nilai UKT yang harus dibayar oleh mahasiswa baru ketika akan mendaftar dengan memasukkan data yang baru.



Gambar 9. Hasil UKT setelah memasukkan data baru

Gambar 9 merupakan hasil kelompok UKT dari data mahasiswa baru dengan hasil UKT berada pada kelompok satu. Dimana, kelompok satu jumlah UKT-nya berada pada rentang 0 – 3.000.000.

No.	Nama	Kondisi Ayah	Pendidikan Ayah	Pekerjaan Ayah	Penghasilan Ayah	Kondisi Ibu	Pendidikan Ibu	Pekerjaan Ibu	Penghasilan Ibu	Jumlah Tanggungan	Status Rumah	Hasil UKT
1	Ali	Mahasiswa	Magister	PROG/TN/POLESI	Colongan_Sepuluh	Mahasiswa	Sarjana	PROG/TN/POLESI	Colongan_Sepuluh	dua	Milik	Kelompok_dua
2	Baca	Mahasiswa	Tamat SMA	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	Mahasiswa	Tamat SMP	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	satu	Milik	Bekas teridentifikasi
3	Ceal	Mahasiswa	Tamat SMA	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	Mahasiswa	Diploma	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	satu	Milik	Bekas teridentifikasi
4	Dehi	Mahasiswa	Diploma	Wirawasta Bocar	Colongan_Eman	Mahasiswa	Sarjana	PROG/TN/POLESI	Colongan_Delapan	satu	Milik	Kelompok_empat
5	Erik	Mahasiswa	Sarjana	Pesawaran-Gul-3	Colongan_Sembilan	Mahasiswa	Sarjana	PROG/TN/POLESI	Colongan_Sembilan	dua	Milik	Kelompok_tiga
6	Fredo	Mahasiswa	Tamat SD	Petani/Petanyan	Colongan_Tiga	Mahasiswa	Tamat SD	Tidak Bekerja	Colongan_Satu	dua	Milik	Bekas teridentifikasi
7	Gery	Mahasiswa	Diploma	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	Mahasiswa	Tamat SMA	Tidak Bekerja	Colongan_Satu	dua	Milik	Kelompok_dua
8	Hilde	Mahasiswa	Sarjana	Baharsawan	Colongan_Empat	Mahasiswa	Sarjana	Tidak Bekerja	Colongan_Satu	dua	Milik	Bekas teridentifikasi
9	Inen	Mahasiswa	Tamat SMA	Banuh/Bonow/Perajap	Colongan_Empat	Mahasiswa	Sarjana	Pegawai Swasta	Colongan_Tujuh	satu	Milik	Bekas teridentifikasi
10	Jhen	Mahasiswa	Sarjana	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	Mahasiswa	Sarjana	Wirawasta Bocar	Colongan_Sembilan	tiga	Milik	Bekas teridentifikasi
11	IRIF	Mahasiswa	Tidak Bekerja	Tidak Bekerja	Colongan_Satu	Mahasiswa	Tamat SD	Tidak Bekerja	Colongan_Satu	satu	Milik	Bekas teridentifikasi

Gambar 10. Data telah tersimpan

Gambar 10 adalah tampilan data nama mahasiswa baru, kondisi orang tua, Pendidikan orang tua, pekerjaan orang tua, penghasilan orang tua, jumlah tanggungan, status kepemilikan rumah dan Hasil UKT yang telah diproses, dimana data tersebut didapatkan dari inputan yang dilakukan sebelumnya.

## V. PENUTUP

### A. Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti, maka dapat disimpulkan bahwa aplikasi penentuan besaran uang kuliah tunggal (UKT) dapat diprediksi dengan memanfaatkan teknik *data mining* dengan menggunakan algoritma C4.5 untuk menentukan

kelas dari uang kuliah tunggal yang telah ditentukan dengan *data training* yang telah diperoleh. Perbedaan pohon keputusan yang dihasilkan disebabkan oleh perbedaan jumlah data yang digunakan dalam membangun model.

Dari hasil pengujian dapat diketahui tingkat akurasi dari algoritma C4.5 menggunakan *confusion matrix* dengan jumlah data 80 menunjukkan bahwa tingkat akurasi 50%, yang terdiri dari 50% untuk *data training* dan 50% untuk *data testing*. Sedangkan untuk hasil pengujian dengan jumlah data 115 menunjukkan bahwa tingkat akurasi sebesar 52.63%. Dimana jumlah data sangat berpengaruh dalam proses pembentukan model dan proses pengujian model.

### B. Saran

Untuk meningkatkan kinerja dan menyempurnakan penelitian yang telah dibuat, peneliti memberikan saran sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menggabungkan atau membandingkan dengan algoritma klasifikasi lain untuk mendapatkan hasil prediksi yang lebih baik.
2. Sebaiknya jumlah data kuisioner ditambah, sehingga dapat diperoleh hasil akurasi yang lebih baik.
3. Aplikasi ini dapat dikembangkan menjadi otomatis dengan menerapkan algoritma C4.5 dalam aplikasi tanpa memperbaharui kembali aturan ketika ada data baru yang masuk.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Achmad B. D. M. dan Slamet F. 2012. "Klasifikasi Data Karyawan untuk menentukan Jadwal Kerja menggunakan Metode *Decision Tree*". Jurnal IPTEK 2012 Vol. 16 No.1.
- [2] Aradea, Satriyo A., Ariyan Z., Yuliana A. 2011. "Penerapan *Decision Tree* untuk Penentuan Pola Data Penerimaan Mahasiswa Baru". Jurnal Penelitian Sitotika 2011 Vol. 7 No. 1.
- [3] C. Dennis Aprilla, Baskoro Donny Aji, Ambarwati Lia, Wicaksana I Wayan Simri. 2013. "Belajar Data Mining dengan RapidMiner". Jakarta.
- [4] Defiyanti S. dan Pardede D. L. 2010. "Perbandingan Kinerja Algoritma ID3 dan C4.5 dalam Klasifikasi Spam-Mail". Universitas Gunadarma.
- [5] Han J, Kamber M. and Pei J. 2011. "*Data Mining: Concepts and Technique*". Waltham: Morgan Kaufmann.
- [6] Julianto, W, Yunitari R dan Shopan M. K. 2014. "Algoritma C4.5 Untuk Penilaian Kinerja Karyawan". Universitas Trunojoyo Madura. SCAN vol IX no. 2.



- [7] Prasetyo E. 2014. "*Data Mining: Mengolah Data menjadi Informasi menggunakan MatLab*. Andi Offset: Yogyakarta.
- [8] Raditya A. 2012. "Implementasi data mining classification untuk mencari pola prediksi hujan dengan menggunakan algoritma C4.5". Jurusan Teknik Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma.
- [9] Republik Indonesia. 2013. "Peraturan Menteri Pendidikan dan Kebudayaan No. 55 Tahun 2013 Tentang Biaya Kuliah Tunggal dan Uang Kuliah Tunggal pada Perguruan Tinggi Negeri di Lingkungan Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan. Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Republik Indonesia. Jakarta
- [10] Ridwan, M., Suyono, H., & Sarosa, M. 2013. "Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier". *Jurnal EECCIS*, 7(1), 59-64.
- [11] Siallagan T. F. P. 2015. "Pencarian Nasabah dengan Menggunakan *Data Mining* dan Algoritma C4.5 Koperasi Maduma Subang," *JuTISI 2015 Vol. 1*
- [12] Tanjung P. Yudhi. 2016. "Penentuan Daya Listrik Rumah Tangga Menggunakan Metode *Decision Tree*". Skripsi Teknik Informatika Universitas Sam Ratulangi. Manado.

## TENTANG PENULIS



**Budianto Karim**, lahir di Manado pada tanggal 23 April 1995. Penulis menempuh Pendidikan secara berturut-turut di TK Cokroaminoto Manado (2000-2001), SD Negeri 13 Manado (2001-2006), SMP Cokroaminoto Manado (2006-2009), dan lulus dari SMK Negeri 2 Manado dengan Kompetensi Keahlian Multimedia (2009-2012).

Pada tahun 2012, penulis melanjutkan studi di Program Studi Informatika, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi. Selama masa kuliah, penulistelah menjalani kerja praktek di ELFAH Hotel Manado, serta mengikuti kegiatan KuliahKerja Terpadu di Desa Bulu, Kecamatan Wori, Kabupaten Minahasa Utara. Penulis mendapatkan sertifikasi dari Badan Nasional Sertifikasi Profesi (BNSP) untuk Junior Multimedia oleh Lembaga Sertifikasi Profesi Teknologi Informasi dan Komunikasi (LSP TIK) Surabaya. Selama kuliah penulis pernah tergabung dalam organisasi kemahasiswaan yaitu, Badan Tadzkir Fakultas Teknik Universitas Sam Ratulangi, Unsrat IT Community dan Himpunan Mahasiswa Elektro FT-Unsrat. Penulis menyelesaikan studi di Program Studi Informatika, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi pada 8 Juni 2017.