

Pengklasifikasian Penerimaan Beasiswa Bidikmisi FMIPA UNP Tahun 2016 dengan Menggunakan Metode *Classification and Regression Trees*

Elfin Innaka Hamida^{#1}, Yenni Kurniawati^{*2}

*Jurusan Matematika, Universitas Negeri Padang
Jl. Prof. Hamka Air Tawar, Padang, Indonesia.*

¹elfinnaka@gmail.com
²yenni.mathunp@gmail.com

Abstract – This study discussed about classification of Bidikmisi Scholarship Recipient. The classification was used by Classification and Regression Trees (CART) to college students who proposed Bidikmisi in Mathematics and Natural Sciences Faculty of State University of Padang at 2016. The purpose of this research is to determine characteristic of college student recipient and not recipient of Bidikmisi Scholarship based on seven variable that influence. Optimally Trees was obtained with choose the best separator based on maximal improvement values. Optimally trees was produced four variable, father's occupation, mother's occupation, Father's Income, and building area. Characteristic of college student who bidikmisi recipient was parent's occupation as farmer or etc. (as like as unemployment, the taxi bike, construction laborers, etc.) and father's income \leq one million. While characteristic of college student that not bidikmisi recipient were Father's occupation as civil servants, employees, entrepreneurship, or fisherman.

Keywords – classification of bidikmisi, optimum tree, Classification and Regression Trees (CART)

Abstrak – Penelitian ini membahas tentang klasifikasi penerimaan beasiswa bidikmisi. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *Classification and Regression Trees* (CART) pada mahasiswa yang mengusulkan bidikmisi di FMIPA UNP tahun 2016. Tujuan penelitian adalah mengetahui ciri kelompok mahasiswa yang menerima dan tidak menerima beasiswa bidikmisi berdasarkan 7 variabel yang berpengaruh. Metode CART menghasilkan pohon klasifikasi optimal yang diperoleh dari memilih pemisah terbaiknya berdasarkan nilai *improvement* yang maksimum. Pohon klasifikasi menghasilkan 4 variabel yaitu Pekerjaan Ayah, Pekerjaan Ibu, Penghasilan Ayah, dan Luas Bangunan. Ciri kelompok mahasiswa yang menerima bidikmisi adalah Pekerjaan Orang Tua sebagai Petani atau Lain-lain (seperti tidak bekerja, tukang ojek, kuli bangunan, dll) dan Penghasilan Ayah \leq 1 juta. Sedangkan ciri kelompok mahasiswa yang tidak menerima bidikmisi adalah Pekerjaan Ayah sebagai PNS, Pegawai Swasta, Wirausaha, atau Nelayan.

Kata Kunci – klasifikasi bidikmisi, pohon optimal, *Classification and Regression Trees* (CART)

PENDAHULUAN

Perkembangan sumber daya manusia yang berkualitas salah satunya dihasilkan oleh pendidikan tinggi. Pendidikan tinggi adalah pendidikan lanjutan setelah pendidikan menengah untuk mengembangkan kemampuan akademis peserta didik menjadi profesional dalam bidang ilmu pengetahuan, teknologi dan kesenian yang diselenggarakan oleh perguruan tinggi. Pendidikan tinggi memiliki tujuan untuk mampu bersaing secara global. Pemerintah dalam hal ini selaku penyelenggara

pendidikan tinggi berupaya meningkatkan potensi dan kualitas sumber daya manusia agar meningkatkan kecerdasan dan kesejahteraan masyarakat.

Berbagai permasalahan muncul dari pendidikan tinggi. Salah satu permasalahan tersebut mengenai angka tingkat melanjutkan ke perguruan tinggi. Angka partisipasi sekolah untuk rentang usia 19–24 tahun (usia kuliah) untuk rata-rata nasional hanya 23,93%, dengan kata lain sekitar 76,07% tidak lagi melanjutkan pendidikan[1]. Rendahnya angka partisipasi itu

disebabkan karena berbagai faktor salah satunya faktor biaya perguruan tinggi yang cukup besar.

Pemerintah sebagai penanggung jawab terselenggaranya pemerintahan yang baik, wajib mengatasi masalah tersebut dengan memberikan jaminan mutu pendidikan dan bantuan dana untuk mereka yang tidak mampu secara ekonomi. Pada tahun 2010, pemerintah melalui Dirjen Belmawa Kemenristekdikti meluncurkan program bantuan biaya pendidikan bidikmisi [2] untuk membantu masyarakat tidak mampu. .

Penyelenggaraan program beasiswa bidikmisi harus berdasarkan prinsip 3T (tepat sasaran, tepat jumlah, dan tepat waktu) sehingga tujuan dari penyelenggaraan beasiswa bidikmisi dapat tercapai. Namun, faktanya tak sejalan dengan apa yang diharapkan. Mahasiswa penerima bidikmisi tidak benar-benar berasal dari keluarga yang tidak mampu secara ekonomi dan indeks prestasi mahasiswa tidak memenuhi ketentuan atau pedoman [3].

Permasalahan tersebut dihadapi beberapa universitas juga termasuk Universitas Negeri Padang (UNP). Berdasarkan pengamatan awal di UNP, ditemukan sejumlah permasalahan dalam penyelenggaraan program bidikmisi antara lain, adanya penerima beasiswa bidikmisi yang bukan tergolong keluarga tidak mampu secara ekonomi. Selain itu ditemukan adanya mahasiswa penerima beasiswa bidikmisi yang memiliki indeks prestasi kurang dari 2,5. Beberapa permasalahan tersebut tentunya dapat menjadi hambatan dalam penyelenggaraan program bidikmisi di UNP.

Berdasarkan hasil penelitian dari analisis biplot yang telah dilakukan [4], karakteristik penerimaan mahasiswa bidikmisi berdasarkan pada pendapatan orangtua, satu atau kedua orangtua tidak bekerja, kepemilikan rumah, tanggungan keluarga, luas rumah kurang dari 50 m². Sedangkan hasil penelitian dari analisis CHAID, diperoleh klasifikasi penerimaan beasiswa bidikmisi berdasarkan pada Pekerjaan Ayah, Luas Bangunan Rumah, Penghasilan Ayah, dan Status Kepemilikan Rumah dengan sebagian besar mahasiswa yang menerima bidikmisi memiliki karakteristik yaitu pekerjaan ayah sebagai petani dan lainnya (seperti tidak bekerja, tukang ojek, kuli bangunan dan lain-lain) dan memiliki luas bangunan rumah kurang atau sama dengan 50 m². Analisis perbandingan untuk pohon klasifikasi yang sama dari analisis CHAID adalah metode *Classification and Regression Trees* (CART) yang keduanya merupakan bagian dari pohon keputusan (*data mining*).

Analisis CHAID dan Metode CART memiliki banyak perbedaan dalam membentuk pohon klasifikasi. Analisis CHAID menggunakan uji *Chi-Square* maksimum pada setiap langkahnya untuk menentukan pemilah terbaik. Sedangkan metode CART memilih pemilah terbaiknya dengan menggunakan nilai *improvement* maksimum. Selain itu, pada analisis CHAID bertipe kategorik dengan pembelahan lebih dari dua (*multiple split*), sedangkan metode CART bertipe kategorik dan kontinu tetapi mengalami pembelahan biner.

Metode CART merupakan metode statistik nonparametrik untuk analisis klasifikasi dengan data berskala kategorik maupun kontinu. Metode CART terdiri dari dua tipe analisis yaitu pohon klasifikasi dan pohon regresi. Jika variabel respon bertipe kategorik maka model akan menghasilkan pohon klasifikasi. Sebaliknya, jika variabel respon bertipe kontinu maka model akan menghasilkan pohon regresi. Pada penelitian ini, variabel respon adalah status penerimaan bidikmisi yang dikategorikan menjadi mahasiswa menerima bidikmisi dan tidak menerima bidikmisi, sedangkan variabel bebasnya adalah pekerjaan ayah, pekerjaan ibu, jumlah tanggungan, kepemilikan rumah, luas bangunan, penghasilan ayah, dan penghasilan ibu sehingga penelitian ini menggunakan model pohon klasifikasi (*classification trees*).

Metode CART memiliki kelebihan dibanding metode klasifikasi lain, yaitu hasil dari metode CART lebih mudah diinterpretasi, lebih akurat dan lebih mudah perhitungannya. Selain itu, metode CART dapat diterapkan dengan data yang berjumlah besar dengan pemilahan biner. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui ciri kelompok mahasiswa yang menerima beasiswa bidikmisi.

METODE PENELITIAN

Jenis penelitian ini adalah penelitian terapan. Pada penelitian ini, data yang diperoleh dideskripsikan setelah dilakukan penggunaan dari metode CART. Jenis data yang digunakan adalah data sekunder, yaitu data mahasiswa yang mengusulkan beasiswa bidikmisi di FMIPA UNP tahun 2016 yang berjumlah 275 data [4]. Penelitian ini menggunakan variabel-variabel yang berpengaruh terhadap penerimaan beasiswa bidikmisi yang disajikan pada Tabel 1.

TABEL I
VARIABEL PENELITIAN

Nama Variabel	Keterangan	Kategori
Y	Status Penerimaan Bidikmisi	1: Menerima bidikmisi 0: Tidak menerima bidikmisi
X_1	Pekerjaan Ayah	1: PNS 2: Pegawai Swasta 3: Wirausaha 4: Petani 5: Nelayan 0: Lain-lain
X_2	Pekerjaan Ibu	1: PNS 2: Pegawai Swasta 3: Wirausaha 4: Petani 5: Nelayan 0: Lain-lain
X_3	Jumlah Tanggungan	1: 3 orang lebih 0: Kurang atau sama 3 orang
X_4	Kepemilikan Rumah	1: Sendiri 0: Sewa atau menumpang
X_5	Luas Bangunan	1: 50 m ² lebih 0: Kurang atau sama 50 m ²
X_6	Penghasilan Ayah	2: Lebih dari 2 juta rupiah 1: 1 – 2 Juta rupiah 0: Kurang atau sama 1 juta rupiah
X_7	Penghasilan Ibu	2: Lebih dari 2 juta rupiah 1: 1 – 2 Juta rupiah 0: Kurang atau sama 1 juta rupiah

Data dianalisis dengan menggunakan bantuan *Software Salford Predictive Modeler 8.2*.

Langkah-langkah dalam penyelesaian penelitian ini adalah pemecahan simpul dengan memilih variabel terbaik dengan nilai *improvement* atau perubahan nilai *impurity* maksimum sebagai kriteria pemilihan pemisah terbaik untuk memecah simpul, pelabelan kelas dengan mengidentifikasi kelas pada simpul yang mempunyai proporsi paling tinggi daripada kelas lainnya, penghentian pembentukan pohon klasifikasi karena pada ujung pohon terdapat simpul terminal dengan anggotanya terdapat pada kelas yang sama (homogen), pemangkasan pohon maksimal menjadi pohon yang lebih kecil apabila simpul induk dan dua simpul anak memenuhi persamaan $R(t) = R(t_R) + R(t_L)$, penentuan pohon klasifikasi optimal didasarkan pada pohon yang mempunyai nilai *cross validation relative cost* terkecil, pengujian terhadap keakuratan pohon klasifikasi dengan *confusion matrix*, dan menginterpretasikan hasil pohon klasifikasi dengan metode CART.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Analisis Data

1. Proses Pemecahan Simpul (*Splitting Node*)

Proses pemecahan simpul dilakukan dengan memilih variabel pemisah terbaik dari ketujuh variabel bebas yang didasarkan pada kriteria *goodness of split* (pemilahan terbaik). Kriteria pemilahan terbaik dihitung menggunakan fungsi *impurity* atau *improvement* maksimum. Simpul induk dipecah dengan kriteria pemecahan Pekerjaan Ayah (X_1) sebagai Lain-Lain, Petani. Variabel Pekerjaan Ayah (X_1) terpilih menjadi pemilah terbaik karena nilai *improvement*-nya tertinggi dari variabel lainnya. Setelah kriteria pemilahan terbaik terbentuk, maka simpul induk yang terdiri dari 275 data dipilah menjadi dua simpul terminal.

Terminal Node 1 diperoleh dari kriteria variabel Pekerjaan Ayah (X_1) adalah Lain-lain, Petani. *Terminal Node 2* terbentuk akibat kriteria variabel Pekerjaan Ayah (X_1) adalah PNS, Peg. Swasta, Wirausaha, dan Nelayan. Proses yang sama terus berjalan pada simpul-simpul lainnya, sampai tersisa satu objek saja dalam simpul terakhir atau semua objek terletak di dalam sebuah simpul yang terdapat dalam kelas yang sama (homogen).

2. Pelabelan Kelas

Pada proses ini, simpul-simpul yang telah dibentuk diberikan label kelas. Prosedur pemberian label kelas adalah jika $p(j|t) = \max_i p(i|t)$ maka $j^*(t) = j$, dimana $j^*(t)$ adalah kelas yang diidentifikasi pada simpul t . Sebagai contoh berikut:

$$P(\text{tidak menerima}|t) = \frac{95}{275} = 0,345$$

$$P(\text{menerima}|t) = \frac{180}{275} = 0,655$$

Sehingga simpul induk diberi label kelas menerima, karena peluang kelas menerima lebih besar dari pada peluang kelas tidak menerima. Proses pelabelan dilakukan pada semua simpul, khususnya simpul terminal, karena simpul terminal adalah simpul yang digunakan untuk memprediksi suatu objek pada kelas tertentu dan objek juga terletak dalam simpul tersebut.

3. Proses Penghentian Pemecahan

Proses pemecahan simpul akan terhenti akibat di ujung pohon klasifikasi terdapat simpul terminal yang anggota simpul terdapat pada satu kelas. Pohon maksimal mempunyai 26 simpul nonterminal dan 27 simpul terminal.

4. Proses Pemangkasan Pohon

Proses pemangkasan pohon klasifikasi maksimal membentuk 12 *subtree*. Proses pemangkasan pohon klasifikasi diawali dengan pengambilan t_R yang merupakan simpul anak kanan dan t_L adalah simpul anak kiri dari T_{max} yang diperoleh dari simpul induk t . Jika diperoleh dua simpul anak dan simpul induk yang memenuhi persamaan $R(t) = R(t_R) + R(t_L)$, maka simpul t_R dan t_L dipangkas. Proses tersebut diulangi sehingga tidak ada pemangkasan yang mungkin terjadi lagi.

5. Pohon Klasifikasi Optimal

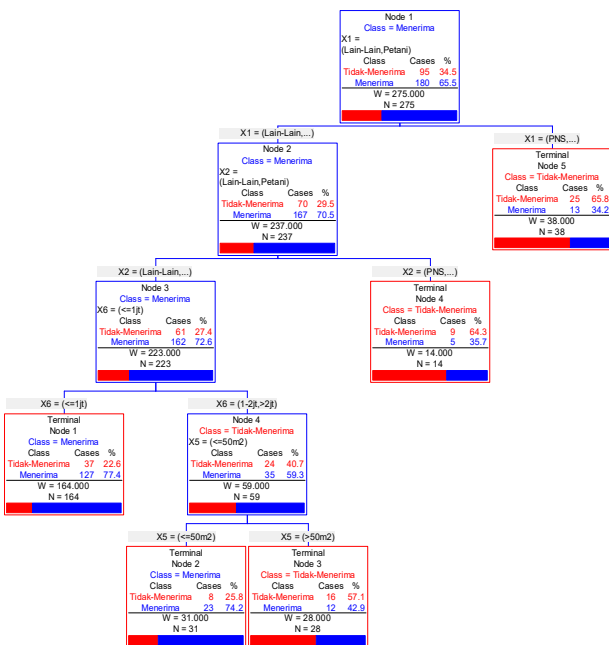
Apabila pemangkasan pohon telah dilakukan, maka akan dipilih satu pohon klasifikasi dengan nilai penduga yang terkecil dari pohon klasifikasi optimal pada 12 subtree. Dalam menentukan pohon klasifikasi optimal digunakan metode *V-Fold Cross Validation Estimates* yaitu $R^{cv}(T) = \frac{1}{N} \sum_i C(i|j)N_{ij}$, karena ukuran data yang kecil. Nilai penduga dari masing-masing subtree terlihat pada Tabel 2.

TABEL 2
TREE SEQUENCE

Tree	Terminal Nodes	Cross Valid Rel Error	Resub Rel Error
1	27	0,77310	0,48655
2	23	0,81520	0,49591
3	19	0,82018	0,51813
4	16	0,82018	0,53538
5	15	0,84971	0,54181
6	12	0,86696	0,56725
7	6	0,85088	0,62924
8	5	0,75906*	0,64035
9	4	0,82836	0,68392
10	3	0,85643	0,74211
11	2	0,83684	0,80906
12	1	1,00000	1,00000

*Optimal

Berdasarkan Tabel 2, dapat diketahui bahwa dari 12 subtree yang diperoleh, subtree nomor 8 dengan 4 simpul terminal adalah pohon klasifikasi optimal, karena memenuhi kriteria nilai *cross validation relative cost* $R^{cv}(T_{k0}) = \min_k R^{LS}(T_k)$ yaitu subtree nomor 8 yang mempunyai nilai terkecil dari 11 subtree lainnya. Pohon klasifikasi optimal dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Pohon Klasifikasi Maksimal

6. Ketepatan Klasifikasi

Setelah Pohon klasifikasi optimal terpilih kemudian dilakukan pengujian tingkat keakuratannya.

TABEL 3
CONFUSION MATRIX DATA AWAL

Actual Class	Total Class	Perfect Correct	Predicted Classes	
			Tidak Menerima N=80	Menerima N=195
Tidak Menerima	95	52,63%	50	45
Menerima	180	83,33%	30	150
Total	275			
Average		67,98%		
Overall % Correct		72,73%		
Specificity		52,63%		
Sensitivity		83,33%		

Berdasarkan Tabel 3, diketahui bahwa tingkat keakuratan klasifikasi pohon optimal dari data awal adalah sebesar 72,73%. Hal ini berarti bahwa sudah cukup baik untuk memodelkan data tersebut. Berikut adalah hasil keakuratan klasifikasi yang diperoleh dari data uji dapat dilihat di Tabel 4.

TABEL 4
CONFUSION MATRIX DATA UJI

Actual Class	Total Class	Perfect Correct	Predicted Classes	
			Tidak Menerima N=84	Menerima N=191
Tidak Menerima	95	46,32%	44	51
Menerima	180	77,78%	40	140
Total	275			
Average		62,05%		
Overall % Correct		66,91%		
Specificity		46,32%		
Sensitivity		77,78%		

Berdasarkan Tabel 4, diketahui bahwa tingkat keakuratan klasifikasi pohon optimal dari data uji adalah sebesar 66,91%. Hal ini berarti bahwa model belum baik digunakan untuk mengklasifikasikan data baru karena tingkat keakuratan yang rendah.

B. Pembahasan

Berdasarkan hasil analisis data, dari 275 data penerimaan bidikmisi dengan 7 variabel dilakukan pemecahan simpul dengan pemisah terbaik Pekerjaan Ayah Lain-lain, Petani dengan nilai *improvement* 0,03265. Langkah pemecahan simpul dilakukan berulang-ulang hingga proses penghentian pemecahan yaitu jika terdapat simpul terminal pada ujung pohon klasifikasi dimana anggotanya terdapat pada kelas yang homogen.

Pada proses penghentian pohon klasifikasi diperoleh pohon klasifikasi maksimal. Pada pohon klasifikasi maksimal yang sudah terbentuk terdapat 26 simpul nonterminal dan 27 simpul terminal sehingga pohon klasifikasi memiliki banyak variabel bebas yang digunakan untuk melakukan prediksi sehingga dilakukan pemangkasan. Proses pemangkasan pohon klasifikasi dilakukan apabila diperoleh dua simpul anak dan simpul induk yang memenuhi persamaan $R(t) = R(t_R) + R(t_L)$, maka simpul anak t_R dan t_L dipangkas. Proses tersebut dilakukan sampai tidak ada lagi pemangkasan yang mungkin terjadi sehingga diperoleh pohon klasifikasi optimal.

Berdasarkan Gambar 1, dapat diketahui bahwa pohon klasifikasi optimal pada penerimaan beasiswa bidikmisi di FMIPA UNP tahun 2016 menggunakan CART terbentuk atas 9 simpul yang terdiri dari 1 simpul induk (*node* 1), 3 simpul anak (*node* 2, 3, dan 4), dan 5 simpul terminal (*terminal node* 1, 2, 3, 4, dan 5). Adapun variabel bebas yang mempengaruhi terbentuknya pohon klasifikasi optimal adalah Pekerjaan Ayah, Pekerjaan Ibu, Penghasilan Ayah, dan Luas Bangunan. Proses penghentian terjadi pada *terminal node* 1, 2, 3, 4, dan 5. Dengan memperhatikan pohon klasifikasi optimal yang terbentuk pada maka kelas penerimaan beasiswa bidikmisi diklasifikasikan seperti Tabel 5.

TABEL 5.
HASIL KLASIFIKASI POHON OPTIMAL DENGAN METODE CART

	Status Penerimaan Bidikmisi	Terminal Node	Persentase	Keterangan
Klasifikasi Penerimaan Bidikmisi	Menerima Bidikmisi	1	77,4%	Mahasiswa yang memiliki karakteristik Pekerjaan Ayah Lain-lain, Petani, Pekerjaan Ibu Lain-lain, Petani, dan Penghasilan Ayah ≤ 1 juta
		2	74,2%	Mahasiswa yang memiliki karakteristik Pekerjaan Ayah Lain-lain, Petani, Pekerjaan Ibu Lain-lain, Petani, Penghasilan Ayah 1-2 juta, > 2 juta, dan Luas Bangunan ≤ 50 m ²
	Tidak Menerima Bidikmisi	3	57,1%	Mahasiswa yang memiliki karakteristik Pekerjaan Ayah Lain-lain, Petani, Pekerjaan Ibu Lain-lain, Petani, Penghasilan Ayah 1-2 juta, > 2 juta, dan Luas Bangunan > 50 m ²
		4	64,3%	Mahasiswa yang memiliki karakteristik Pekerjaan Ayah Lain-lain, Petani, Pekerjaan Ibu PNS, Peg. Swasta, Wirausaha, Nelayan
		5	65,8%	Mahasiswa yang memiliki karakteristik Pekerjaan Ayah PNS, Peg. Swasta, Wirausaha, atau Nelayan

Berdasarkan Tabel 5, klasifikasi penerimaan bidikmisi yang tergolong menerima tertinggi adalah mahasiswa yang memiliki pekerjaan orang tua sebagai petani atau lain-lain (seperti tidak bekerja, tukang ojek, kuli bangunan, dll) dan penghasilan ayah ≤ 1 juta dengan persentase sebesar 77,4%. Sedangkan klasifikasi penerimaan bidikmisi yang tergolong tidak menerima tertinggi adalah mahasiswa yang memiliki pekerjaan ayah sebagai PNS, peg. swasta, wirausaha, atau nelayan dengan persentase sebesar 65,8%. Ciri kelompok dari Tabel 5 dapat disimpulkan, yaitu mahasiswa yang menerima beasiswa bidikmisi adalah mahasiswa yang memiliki pekerjaan orang tua sebagai petani atau lain-lain (seperti tidak bekerja, tukang ojek, kuli bangunan, dll) dan penghasilan ayah ≤ 1 juta dan kelompok yang tidak menerima beasiswa bidikmisi adalah mahasiswa yang memiliki pekerjaan ayah sebagai PNS, peg. Swasta, wirausaha, atau nelayan.

Berdasarkan Tabel 3, diketahui bahwa tingkat keakuratan klasifikasi pohon optimal dari data awal adalah sebesar 72,73%. Hal ini berarti bahwa sudah cukup baik untuk memodelkan data tersebut. Sedangkan berdasarkan Tabel 4, diketahui bahwa tingkat keakuratan klasifikasi pohon optimal dari data uji adalah sebesar 66,91%. Hal ini berarti bahwa belum cukup baik untuk membuat model yang nantinya digunakan untuk mengklasifikasikan data baru karena tingkat keakuratan yang rendah.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa bentuk pohon klasifikasi optimal dari penerima beasiswa bidikmisi dengan menggunakan metode CART dapat dilihat pada Gambar 1. Pohon klasifikasi optimal tersebut menghasilkan 9 simpul yang terdiri dari 1 simpul induk yaitu *Node* 1, 3 simpul anak yaitu *Node* 2, 3, 4, dan 5 simpul terminal yaitu *Terminal Node* 1, 2, 3, 4, dan 5.

Peubah yang membentuk kelas klasifikasi pada penerimaan beasiswa bidikmisi di FMIPA UNP tahun 2016 berdasarkan hasil menggunakan metode CART adalah pekerjaan ayah, pekerjaan ibu, penghasilan ayah, dan luas bangunan. Hasil analisis menggunakan metode CART diperoleh bahwa ciri kelompok mahasiswa yang menerima bidikmisi adalah mahasiswa yang memiliki Pekerjaan Orang Tua sebagai petani dan lain-lain (seperti tidak bekerja, tukang ojek, kuli bangunan, dll) dengan Penghasilan Ayah kurang atau sama dengan 1 juta dengan persentase sebesar 77,4%. Sedangkan ciri kelompok mahasiswa yang tidak menerima bidikmisi adalah mahasiswa yang memiliki Pekerjaan Ayah sebagai PNS, Pegawai Swasta, Wirausaha, atau Nelayan dengan persentase sebesar 65,8%. Keakuratan klasifikasi penerima beasiswa bidikmisi FMIPA UNP menggunakan

metode CART untuk data awal adalah sebesar 72,73% dan untuk data uji adalah sebesar 66,91%.

REFERENSI

- [1] Badan Pusat Statistik. 2017. *Angka Partisipasi Sekolah (APS) menurut Provinsi, 2011-2017*. [Online]. Diakses pada tanggal 8 Februari 2018.
- [2] Belmawa, Dirjen. 2015. *Bidikmisi*. [Online]. Diakses pada tanggal 10 Februari 2018.
- [3] Hardi, Mohamad. 2017. *Permasalahan Beasiswa*. Kemenristekdikti. Jakarta.
- [4] Amalita, N., Kurniawati, Y., & Fitria, D. *Classification Bidikmisi Scholarship Awardee in FMIPA UNP Using Biplot Analysis. Mathematics and Mathematics Education (ICM2E)*, 242.
- [5] Lewis, R.J. 2000. *An Introduction to Classification and Regression Trees (CART) Analysis*. 2000 Annual Meeting of the Society for Academic Emergency Medicine in Sn Fransisco. [Online]. Diakses pada tanggal 8 April 2018.