

## Implementasi Metode Decision Tree Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Peminatan Jurusan Robotika oleh Mahasiswa

Mugi Raharjo<sup>1</sup>, Ridwan<sup>2</sup>, Jordy Lasmana Putra<sup>3</sup>, Tommi Alfian Armawan Sandi<sup>4</sup>

<sup>1</sup>STMIK Nusa Mandiri  
e-mail: mugimou@gmail.com

<sup>2</sup>STMIK Nusa Mandiri  
e-mail: ridwans70@gmail.com

<sup>3</sup>STMIK Nusa Mandiri  
e-mail: balakusalo@gmail.com

<sup>4</sup>STMIK Nusa Mandiri  
e-mail: alfian.armawan@gmail.com

**Abstract** - Specialization of majors in a study program becomes something important must be an option for a student, for that they must think carefully before choosing the majors. Because later this thing can determine the success or failure of a student to understand what they learned to apply to during the final project. In the past few years there has been a question about the problem of electing majors in the Computer Technology Study Program. Because almost every year the majority of interest voters in majors are interested in computer network majors rather than robotics majors. majoring in majors, so the authors analyzed and retrieved data from 145 student samples in the electronic practicum course and chose 7 attributes in this study because this course was very influential on the interest in the robotics department in the Computer Technology study program. The author uses the classification tree Decision method to predict interest in students. Therefore, with this research, the authors hope that in the future with the results of this analysis can be found a solution to the problem of why students are more inclined to choose the interests of departments other than robotics, whether due to factors or other factors..

**Keywords:** Computer Technology, Analysis, Classification

### PENDAHULUAN

Pemanfaatan teknologi terhadap berbagai aspek kehidupan saat ini sangatlah dibutuhkan, tidak lain halnya dalam bidang pengumpulan dan pengolahan data. Dalam mengumpulkan atau mengolah data mungkin memang bisa dilakukan tanpa sebuah bantuan aplikasi atau teknologi lainnya, tetapi bagaimana jika data yang kita kumpulkan dan olah adalah data yang cukup besar tentunya dalam hal tersebut kita membutuhkan bantuan dari sebuah teknologi untuk mempermudah dan mempercepat kita dalam proses mengumpulkan dan mengolah data. Apalagi dalam era seperti sekarang ini teknologi penyimpanan, pengolahan data sudah semakin berkembang tentunya dunia bisnis, industri, instansi pendidikan yang mempunyai segudang data untuk di simpan dan diolah memerlukan akan bantuan teknologi tersebut.

Program studi Teknologi Komputer merupakan salah satu pilihan studi yang terdapat di Universitas Bina Sarana Informatika. Dalam Program Studi

tersebut terdapat 2 peminatan Jurusan yaitu robotika dan Jaringan Komputer, lalu pada saat Mahasiswa menyusun tugas akhir ada beberapa pilihan outline yang dapat dipilih diantaranya Jaringan Komputer, Robotika dan Program Science. Dari kedua peminatan di atas mayoritas Mahasiswa memilih jaringan computer sebagai peminatan di setiap angkatannya.

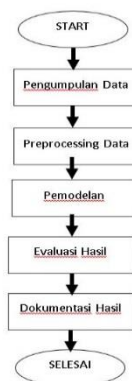
Dalam artian pada kondisi peminatan tersebut diperlukan penelitian untuk memprediksi dan mengklasifikasi peminatan mahasiswa terhadap jurusan melalui hasil penilaian di matakuliah Praktikum Elektronika. Pemilihan Praktikum elektronika ini dipilih karena matakuliah ini sangat berhubungan dengan peminatan jurusan untuk robotika, untuk itu penulis menggunakan beberapa sample dari hasil pengumpulan data yang dilakukan penulis. Tentunya tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan dan memprediksi minat mahasiswa terhadap peminatan jurusan robotika melalui data yang Penulis ambil dari penilaian di laboratorium Praktikum elektronika di Program

Studi Teknologi Komputer Universitas Bina Sarana Informatika. Menerapkan algoritma C4.5 untuk meningkatkan keakuratan sebuah analisa terhadap peminatan Mahasiswa berdasarkan matakuliah yang sangat berkaitan dengan jurusan tersebut.

Beberapa tinjauan pustaka terkait yang penulis ambil terkait decision tree adalah penelitian yang dilakukan oleh (Ariesty & Gunadarma, 2017) *Decision Tree Learning* Untuk Penentuan Jalur Kelulusan Mahasiswa. (Kamagi & Hansun, 2014) Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa. (Fakultas, Dan, & Surakarta, 2014) Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Predikat Kelulusan Mahasiswa Fakultas Komunikasi Dan Informatika Universitas Muhammadiyah Surakarta.

### METODOLOGI PENELITIAN

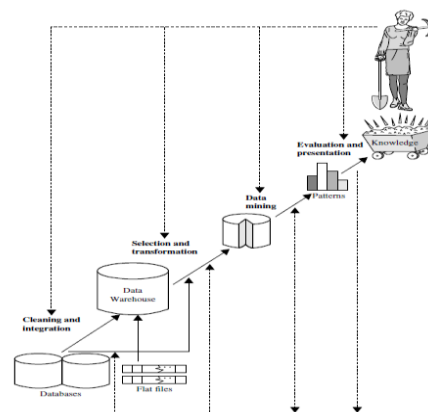
Penelitian ini mengacu kepada studi literatur atau kepustakaan yang dilakukan dengan menelusuri literatur serta menelaahnya untuk mencari penelitian-penelitian yang sedang berkembang, mencari metode penelitian yang sudah digunakan terdahulu untuk memperoleh orientasi yang ada dalam permasalahan. Selanjutnya adalah pemilihan obyek penelitian yang dilakukan untuk mengprediksi peminatan Mahasiswa terhadap peminatan jurusan Robotika dengan acuan matakuliah Praktikum Elektronika. Obyek penelitian ini sengaja dipilih dengan pertimbangan jumlah peminat terhadap jurusan Robotika masih sedikit dan perlu adanya sebuah penelitian apakah matakuliah praktikum elektronika bisa mempengaruhi peminatan tersebut. Tahap berikutnya dalam penelitian ini adalah menganalisis Algoritma yang akan digunakan dalam klasifikasi mahasiswa, menelaah berbagai metode yang bisa digunakan agar tingkat akurasi yang diperoleh nantinya bisa maksimal. Dalam hal ini peneliti menggunakan Algoritma C4.5 (*Decision Tree*) sebagai Algoritma yang digunakan.



Sumber: Dokumen Penelitian  
Gambar II.1 Alur Penelitian

### 1. Data Mining

Data Mining adalah proses menemukan pola wawasan, menarik, dan baru, sebagai serta model deskriptif, dapat dipahami, dan prediktif dari data berskala besar. Kita Mulailah bab ini dengan melihat sifat-sifat dasar dari data yang dimodelkan sebagai matriks data. Kami menekankan pandangan geometrik dan aljabar, serta interpretasi probabilistic data. Kami kemudian membahas tugas data mining, yang mencakup data eksplorasi analisis, pola yang sering, pengelompokan, dan klasifikasi, meletakkan peta jalan untuk buku itu. (Zaki, n.d., 2014)



Gambar II.2  
Proses penemuan pengetahuan

Banyak orang memperlakukan data mining sebagai sinonim untuk istilah populer lainnya yang digunakan, penemuan pengetahuan dari data, atau KDD, sementara yang lain melihat data mining hanya sebagai sebuah langkah penting dalam proses penemuan pengetahuan.

Proses penemuan pengetahuan adalah ditunjukkan pada Gambar 1.4 sebagai urutan iteratif dari langkah-langkah berikut:

- 1) Data Cleaning (untuk menghilangkan derau dan data yang tidak konsisten)
- 2) Data Integration (dimana beberapa sumber data dapat digabungkan)
- 3) Data Selection (dimana data yang relevan dengan tugas analisis diambil dari database)
- 4) Data Transformation (di mana data diubah dan dikonsolidasikan ke dalam bentuk sesuai untuk data mining dengan melakukan operasi ringkasan atau agregasi)
- 4) Data Mining (proses penting di mana metode cerdas diterapkan untuk mengekstraksi pola data)
- 6) Pattern evaluation (untuk mengidentifikasi pola yang benar-benar menarik yang

mewakili pengetahuan berdasarkan langkah-langkah menarik )

- 7) Knowledge presentatio (di mana teknik visualisasi dan representasi pengetahuan digunakan untuk menyajikan pengetahuan yang ditambang kepada pengguna)

fungsi: Data mining adalah proses menemukan pola yang menarik dan pengetahuan dari sejumlah besar data. Sumber data dapat mencakup database, data gudang, theWeb, informasi lainnya (Han, 2015)

## 2. Decision Tree

Pohon keputusan adalah model prediksi menggunakan struktur pohon atau struktur berhirarki. Selain karena pembangunannya relatif cepat, hasil dari model yang dibangun juga mudah untuk dipahami, sehingga *Decision Tree* ini merupakan metode klasifikasi yang paling populer digunakan *Decision Tree* adalah *flow-chart* seperti struktur *tree*, dimana tiap *internal node* menunjukkan sebuah *test* pada sebuah atribut, tiap cabang menunjukkan hasil dari *test* dan *leaf node* menunjukkan *class-class* atau *class distribution* (Ginting, Zarman & Hamidah 2014)

## 3. Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 merupakan kelompok algoritma *Decision Tree*. Algoritma ini mempunyai input berupa *training samples* dan *samples*. *Training samples* berupa data contoh yang akan digunakan untuk membangun sebuah *tree* yang telah diuji kebenarannya. Sedangkan *samples* merupakan *field-field* data yang nantinya akan digunakan sebagai parameter dalam melakukan klasifikasi data (Ginting, Zarman & Hamidah 2014)

## 4. Classification

Klasifikasi adalah teknik penambangan data pembelajaran mesin klasik. Pada dasarnya klasifikasi digunakan untuk mengklasifikasikan setiap item dalam suatu Kumpulan data ke dalam satu set kelas atau grup yang telah ditentukan . Metode Klasifikasi menggunakan teknik matematika seperti pohon keputusan, pemrograman linier, jaringan syaraf tiruan dan statistik. Dalam klasifikasi, kami mengembangkan perangkat lunak yang dapat belajar bagaimana caranya mengklasifikasikan item data ke dalam grup (Goyal, 2013)

Penelitian tentang Decision Tree C4.5 telah dilakukan untuk menentukan kepuasan pelanggan, dengan hasil penelitian yang ada akurasi sebesar 91%, dengan a nilai presisi pada prediksi yang memuaskan oleh 92,21% dan nilai presisi pada yang tidak puas prediksi sebesar 90,91%. Peningkat kelas untuk dipenuhi oleh 97,71% dan kelas ingat untuk tidak puas sebesar 75%. (Tarigan et al., 2014)

Data Mining, dengan metode algoritma C4.5. Di Selain itu, ada perangkat lunak lain seperti Weka, Sipina, Matlab, dan seterusnya. Keuntungan dari RapidMiner dapat menerapkan berbagai algoritma dan menggabungkan fitur visualisasi data. RapidMiner sangat mudah dan efisien untuk berkomputer dengan cepat waktu relatif dibandingkan dengan perangkat lunak lain. (Wahyuni et al, 2017)

Untuk memilih atribut sebagai akar, didasarkan pada nilai *Gain* tertinggi dari atribut atribut yang ada. Untuk menghitung *Gain* digunakan rumus seperti tertera dalam persamaan berikut :

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

Keterangan :

- S : Himpunan Kasus
- A : Atribut
- N : Jumlah partisi atribut A
- |Si| : Jumlah kasus pada partisi ke-i
- |S| : Jumlah kasus dalam S

Setelah mendapatkan nilai *Gain*, ada satu hal lagi yang perlu dilakukan perhitungan yaitu mencari *Entropy-Entropy* digunakan untuk memmtukan seberapa *informative* sebuah atribut untuk menghasilkan *output* atribut.

Rumus dasar dari entropy tersebut adalah :

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

Keterangan :

- S : Himpunan Kasus
- n : Jumlah partisi S
- pi : Proporsi dari Si terhadap S

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Pengumpulan Dan Preprocessing Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset mahasiswa Teknologi Komputer Universitas Bina Sarana Informatika angkatan 2017 dengan format.xlsx (excel). Dataset mahasiswa terdiri dari atribut, Kelas, Nim, Nama, Jenis kelamin, Absen, Tugas, Uts, Uas, Grade dan Peminatan Jurusan. Adapun atribut yang di pakai dalam algoritma adalah Jenis Kelamin, Absen, Tugas, Uts, Uas dan Peminatan Jurusan Robotika.

Pada atribut dilakukan proses klasifikasi data, berikut

rumus yang diberikan :

=IF(G2>=80,"BAIK",IF(G2>=68, "CUKUP BAIK",  
IF(G2>=56, "CUKUP",IF(G2>=40, "TIDAK BAIK",  
IF(G2>=0,"SANGAT TIDAK BAIK" ))))

=IF(I2>=80,"LULUS",IF(I2>=68, "LULUS",  
IF(I2>=56, "LULUS",IF(I2 >=40, "TIDAK LULUS",  
IF(I2>=0,"TIDAK LULUS" ))))

Untuk lebih jelasnya Klasifikasi atribut mahasiswa dapat dilihat pada tabel 1 di bawah ini.

a. Tabel Klasifikasi

Tabel III.1

Tabel klasifikasi

Atribut	Value	Range
ABSEN	BAIK	80-100
	CUKUP BAIK	68-79
	CUKUP	56-67
	TIDAK BAIK	40-55
	SANGAT TIDAK BAIK	0-39
TUGAS	BAIK	80-100
	CUKUP BAIK	68-79
	CUKUP	56-67
	TIDAK BAIK	40-55
	SANGAT TIDAK BAIK	0-39
UTS	BAIK	80-100
	CUKUP BAIK	68-79
	CUKUP	56-67
	TIDAK BAIK	40-55
	SANGAT TIDAK BAIK	0-39
UAS	BAIK	80-100
	CUKUP BAIK	68-79
	CUKUP	56-67
	TIDAK BAIK	40-55
	SANGAT TIDAK BAIK	0-39
GRADE	LULUS	56-100
	TIDAK LULUS	0-55

Pada tahap preprocessing, data mahasiswa yang diproses untuk dipilih menyesuaikan kebutuhan pemodelan. Berikutnya data tersebut ditransformasi dan reduksi. Pada proses transformasi, data ditransformasikan dalam bentuk yang sesuai untuk proses data mining. Selanjutnya data direduksi yaitu dengan melakukan penghilangan atribut yang tidak diperlukan sehingga ukuran dari database menjadi kecil dan hanya menyertakan atribut yang diperlukan dalam proses data mining. Dari dua proses yang ada tersebut telah dilakukan didapatkan hasil seperti tabel 2 berikut ini.

b. Tabel Preprocessing

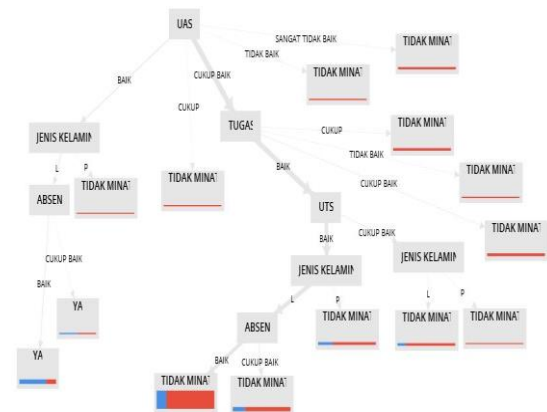
Tabel III.2  
Tabel Hasil Preprocessing

JENIS KELAMI	ABSE N	TUGA S	UTS	UAS	GRADE	PEMINATAN ROBOTIKA
L	BAIK	BAIK	BAI K	CUKU P	LULUS	YA
P	BAIK	BAIK	BAI K	CUKU P	LULUS	TIDAK MINAT
L	BAIK	BAIK	BAI K	CUKU P	LULUS	TIDAK MINAT
L	BAIK	BAIK	BAI K	CUKU P	LULUS	YA
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....

2. Pemodelan

Pemodelan merupakan tahap yang secara langsung melibatkan Algoritma data mining, dengan menentukan algoritma yang akan digunakan. Algoritma yang penulis gunakan dalam penelitian ini adalah algoritma decision tree . Penulis menggunakan bantuan tool yang digunakan adalah RapidMiner Studio.

Berikut merupakan pengolahan data dengan menggunakan decision tree pada RapidMiner :



Sumber: Dokumen Probad

Gambar III.1  
Pohon Keputusan

Berikut adalah deskripsi berdasarkan dari pohon keputusan tersebut untuk menentukan jalur peminatan berdasarkan atribut-atribut pada penelitian ini.

**Tree**

```

UAS = BAIK
|
| JENIS KELAMIN = L
| |
| | | ABSEN = BAIK: YA (YA=11, TIDAK MINAT=4)
| | | ABSEN = CUKUP BAIK: YA (YA=1, TIDAK MINAT=1)
| | JENIS KELAMIN = P: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=1)
UAS = CUKUP: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=2)
UAS = CUKUP BAIK
|
| TUGAS = BAIK
| |
| | | UTS = BAIK
| | |
| | | | JENIS KELAMIN = L
| | | |
| | | | | ABSEN = BAIK: TIDAK MINAT (YA=12, TIDAK MINAT=56)
| | | | | ABSEN = CUKUP BAIK: TIDAK MINAT (YA=3, TIDAK MINAT=11)
| | | | JENIS KELAMIN = P: TIDAK MINAT (YA=2, TIDAK MINAT=6)
| | | UTS = CUKUP BAIK
| | |
| | | | JENIS KELAMIN = L: TIDAK MINAT (YA=1, TIDAK MINAT=6)
| | | | JENIS KELAMIN = P: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=1)
| | TUGAS = CUKUP: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=7)
| | TUGAS = CUKUP BAIK: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=8)
| | TUGAS = TIDAK BAIK: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=2)
UAS = SANGAT TIDAK BAIK: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=6)
UAS = TIDAK BAIK: TIDAK MINAT (YA=0, TIDAK MINAT=2)
    
```

Sumber: Dokumen Probad

Gambar III.2  
Pohon Keputusan

Metode ini bisa dievaluasi berdasarkan kriteria seperti tingkat accuracy , precision dan recall. Hasil pengujian model yang dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi dan AUC (Area Under Curve) dari hasil diagnosa dengan menggunakan operator Performance. Hasil dari uji coba yang dilakukan yaitu untuk menghasilkan nilai accuracy dan nilai AUC (Area Under Curve). Operator ini digunakan untuk evaluasi kinerja. Ini memberikan daftar nilai kriteria kinerja. Kriteria kinerja ini secara otomatis ditentukan agar sesuai dengan jenis tugas penelitian.

**3.Evaluasi Hasil**

Dari hasil evaluasi menggunakan operator Performance yang dilakukan maka terdapat beberapa hasil yang didapatkan penulis yaitu informasi mengenai akurasi, positif class, precision , recall dan AUC.Berikut adalah hasil accuracy yang di dapatkan.

accuracy: 84.14%

	true YA	true TIDAK MINAT	class precision
pred. YA	12	5	70.58%
pred. TIDAK MINAT	18	110	85.94%
class recall	40.00%	95.65%	

Sumber : Dokumen Probad

Gambar III.2  
Hasil Akurasi

Jumlah True Positive (TP) adalah 12 Record, False Negatif (FN) sebanyak 5, True Negatif (TN) sebanyak 18 dan False Positive (FP) sebanyak 119 Record. Berdasarkan data pada tabel, maka dapat dihitung nilai accuracy,precisi,recall,optimistuc dan pesimisticnya.

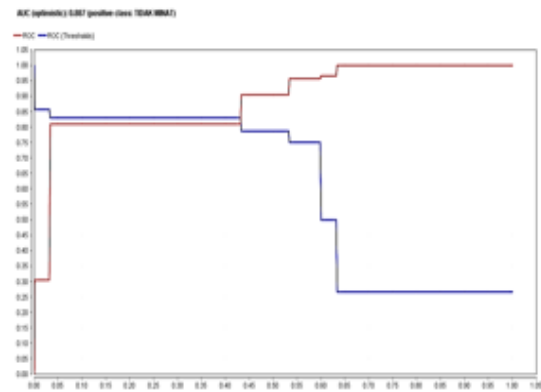
b.Tabel Akurasi

Tabel III.3  
Tabel Hasil Akurasi

	Hasil
<b>Accuracy</b>	84.14%
<b>Precision</b>	85.94%
<b>Recall</b>	95.65%
<b>AUC optimistic</b>	88.70%
<b>AUC</b>	77.20%
<b>AUC Pesimistic</b>	65.70%

Sumber: Dokumen Pribadi

Pada gambar berikut menunjukkan grafik ROC dengan nilai AUC (Area Under Curve) sebesar 0.887 sehingga Akurasi disebut memiliki tingkat klasifikasi yaitu baik.



Sumber: Dokumen Probad

Gambar III.3  
AUC

Hasil dari pengujian diatas dengan menggunakan Performance bahwa hasil pengujian algoritma seleksi atribut C4.5 sangat baik. Untuk klasifikasi data mining, nilai Area Under Curve (AUC) dapat dideskripsikan sebagai berikut :

PerformanceVector:

accuracy: 84.14%

ConfusionMatrix:

True: YA TIDAK MINAT

YA: 12 5

TIDAK MINAT: 18 110

precision: 85.94% (positive class: TIDAK MINAT)

ConfusionMatrix:

True: YA TIDAK MINAT

YA: 12 5

TIDAK MINAT: 18 110

recall: 95.65% (positive class: TIDAK MINAT)

ConfusionMatrix:

True: YA TIDAK MINAT

YA: 12 5

TIDAK MINAT: 18 110

AUC (optimistic): 0.887 (positive class: TIDAK MINAT)

Nilai Area Under Curve (AUC) untuk model algoritma C4.5 dengan seleksi atribut sebesar 0.887 dan nilai accuracy sebesar 84.14% dengan klasifikasi baik.

## KESIMPULAN

Kesimpulan yang penulis dapat setelah melakukan penelitian peminatan jurusan adalah :

1. Hasil penelitian ini telah mendapatkan sebuah pohon keputusan yang menghasilkan sebuah deskripsi dari penggunaan algoritma decision tree.

2. Hasil penelitian untuk nilai akurasi algoritma klasifikasi C4.5 adalah 84.14%.

3. Hasil evaluasi Penulis menggunakan nilai AUC adalah 0.887 dengan tingkat klasifikasi yang baik Berdasarkan proses pengujian dan kesimpulan yang telah dilakukan, maka ada beberapa saran dalam penelitian ini yaitu:

- a. Jumlah data yang digunakan hanya 145 dengan 7 atribut, sehingga untuk hasil pengukuran yang lebih baik lagi disarankan untuk menambah jumlah data yang lebih besar dan jumlah atribut yang lebih banyak.
- b. Melakukan penggunaan metode optimalisasi lainnya yang memungkinkan mendapatkan tingkat akurasi yang lebih tinggi lagi.
- c. Meningkatkan sistem analisa untuk penentuan peminatan Mahasiswa Program Studi Teknologi Komputer.
- d. Menganalisa apakah model yang telah dikembangkan berhasil atau tidak, evaluasi digunakan untuk mengukur keakuratan hasil yang dicapai oleh model.

## REFERENSI

1,2,3 1. (2017), *10*, 2013–2016.

Ariestya, W. W., & Gunadarma, U. (2017). DECISION TREE LEARNING UNTUK PENENTUAN JALUR KELULUSAN Decision Tree Learning Untuk Penentuan Jalur Kelulusan Mahasiswa, (May 2016). <https://doi.org/10.22441/fifo.v8i1.1304>

Fakultas, M., Dan, K., & Surakarta, U. M. (2014). Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST) 2014 Yogyakarta, 15 November 2014 ISSN: 1979-911X, (November), 1–6.

Goyal, V. K. (n.d.). A Comparative Study of

Classification Methods in Data Mining using RapidMiner Studio.

Han, J. (2015). *Data Mining: Concepts and Techniques*.

Kamagi, D. H., & Hansun, S. (2014). Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa, *VI(1)*, 15–20.

Penelitian, J., Masyarakat, P., Mipa, F., Pgri, U. I., Kel, R. T., Timur, J., & Mining, D. (2014). Harry Dhika Tirigan, 2 Fitriana Destiwati, 3 Aswin Fitriansyah, 80–86.

Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST) 2014 Yogyakarta, 15 November 2014 ISSN: 1979-911X. (2014), (November).

Zaki, M. J. (n.d.). *DATA MINING Fundamental Concepts and Algorithms*.

## PROFIL PENULIS

Mugi Raharjo

Lahir di Jakarta, 29 Agustus 1995, berpendidikan terakhir meraih gelar Sarjana Komputer pada tahun 2017 di Program STMIK Nusamandiri Jakarta dan sedang melanjutkan studi Pasca Sarjana Ilmu Komputer, bekerja sebagai Instruktur Komputer pada Program Studi Sistem Informasi STMIK Nusamandiri Jakarta.

Ridwan

Lahir di Jakarta, 7 Oktober 1988, berpendidikan terakhir meraih gelar Sarjana Komputer pada tahun 2017 di Program Universitas Muhammadiyah Jakarta dan sedang melanjutkan studi Pasca Sarjana Ilmu Komputer, bekerja sebagai Instruktur Komputer pada Program Studi Sistem Informasi STMIK Nusamandiri Jakarta.

Jordy Lasmana Putra

Lahir di Lebak, 18 Oktober 1996, berpendidikan terakhir meraih gelar Sarjana Komputer pada tahun 2017 di Program STMIK Nusamandiri Jakarta dan sedang melanjutkan studi Pasca Sarjana Ilmu Komputer, bekerja sebagai Instruktur Komputer pada Program Studi Sistem Informasi STMIK Nusamandiri Jakarta.

Tommi Alfian Armawan Sandi

Lahir di Jakarta, 5 April 1996, berpendidikan terakhir meraih gelar Sarjana Komputer pada tahun 2017 di Program STMIK Nusamandiri Jakarta dan sedang melanjutkan studi Pasca Sarjana Ilmu Komputer, bekerja sebagai Instruktur Komputer pada Program Studi Sistem Informasi STMIK Nusamandiri Jakarta.