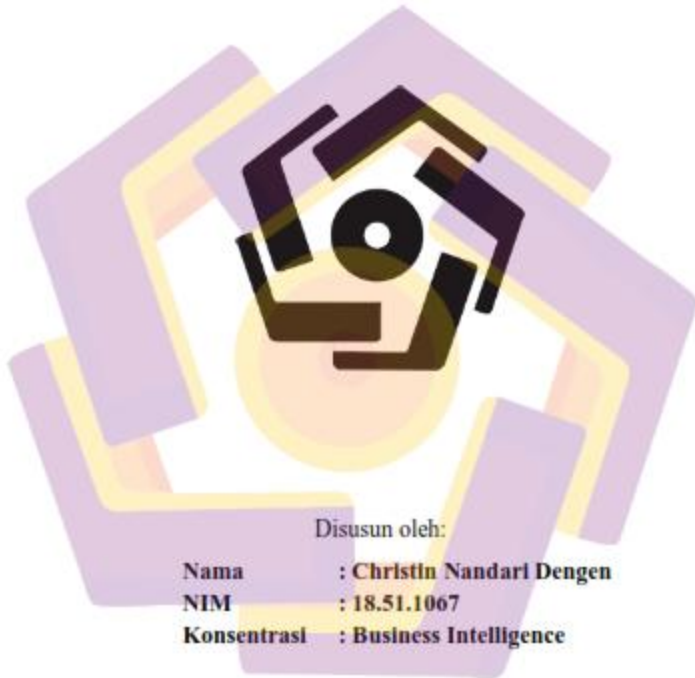


TESIS

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU
MENGUNAKAN ALGORITMA C4.5
(Studi Kasus: FKTI UNIVERSITAS MULAWARMAN)**



**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2019

TESIS

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN
ALGORITMA C4.5
(STUDI KASUS: FKTI UNIVERSITAS MULAWARMAN)**

**PREDICTION OF GRADUATE STUDENTS ON TIME USING C4.5
ALGORITHM
(CASE STUDY: FKTI UNIVERSITY OF MULAWARMAN)**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Christin Nandarl Dengen

NIM : 18.51.1067

Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2019

HALAMAN PENGESAHAN

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN
ALGORITMA C4.5
(STUDI KASUS: FKTI UNIVERSITAS MULAWARMAN)**

**PREDICTION OF GRADUATE STUDENTS ON TIME USING C4.5
ALGORITHM
(CASE STUDY: FKTI UNIVERSITY OF MULAWARMAN)**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Christin Nandari Dengan

18.51.1067

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 6 Desember 2019.

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 6 Desember 2019

Rektor



Prof. Dr. M. Suvanto, M.M.,
NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

**PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA TEPAT WAKTU MENGGUNAKAN
ALGORITMA C4.5
(STUDI KASUS: FKTI UNIVERSITAS MULAWARMAN)**

**PREDICTION OF GRADUATE STUDENTS ON TIME USING C4.5
ALGORITHM
(CASE STUDY: FKTI UNIVERSITY OF MULAWARMAN)**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Christin Nandari Dengan

18.51.1067

Telah Dibacakan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Teknik Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Jumat, 6 Desember 2019

Pembimbing Utama

Dr. Kusriani, M.Kom
NIK. 190302106

Anggota Tim Penguji

Prof. Dr. Ema Utami, S.Si, M.Kom
NIK. 190302037

Pembimbing Pendamping

Emha T. Luthfi, S.T., M.Kom
NIK. 190302125

Prof. Dr. Bambang Sisdjanto, W.A
NIK. 9551296

Dr. Kusriani, M.Kom
NIK. 190302106

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, Jumat, 6 Desember 2019

Direktur Program Pascasarjana

Dr. Kusriani, M.Kom
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Christin Nandari Dengan
NIM : 18.51.1067
Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:
**Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma C4.5
(Studi Kasus: FKTI Universitas Mulawarman)**

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Kusriani, M.Kom
Dosen Pembimbing Pendamping : Emha Taufiq Luthfi, S.T., M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, 6 Desember 2019

Yana Menvastakan,



Christin Nandari Dengan

HALAMAN PERSEMBAHAN

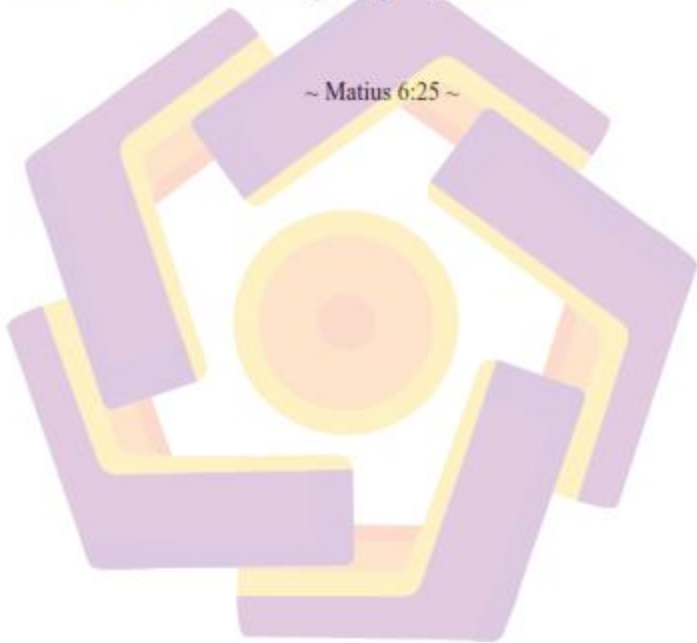
Penelitian tesis ini saya persembahkan kepada Tuhan Yesus Kristus atas penyertaan dan perlindunganNya dalam saya menyelesaikan tesis ini. Selanjutnya karya ini saya persembahkan kepada Orang Tua tersayang (mami, papi, mama dan papa) atas segala bentuk dukungan doa, materi serta semangat yang selalu diberikan sehingga saya bisa selalu termotivasi untuk menyelesaikan penelitian ini dengan baik.



HALAMAN MOTTO

“Karena itu Aku berkata kepadamu: Janganlah kuatir akan hidupmu, akan apa yang hendak kamu makan atau minum, dan janganlah kuatir pula akan tubuhmu, akan apa yang hendak kamu pakai. Bukankah hidup itu lebih penting dari pada makanan dan tubuh itu lebih penting dari pakaian”

~ Matius 6:25 ~



KATA PENGANTAR

Puji Tuhan atas berkat dan karuniaNya sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian tesis ini yang merupakan salah satu syarat dalam menyelesaikan Pendidikan jenjang Pascasarjana Teknik Informatika Universitas Amikom Yogyakarta yang berjudul “Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus: FKTI Universitas Mulawarman) dengan baik dan tepat waktu.

Pada kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Keempat orang tua Ibu Marlina Landung, Bapak Antonius Dengen, Bapak Israel Makole dan Ibu Damaris Dengen yang telah memberikan dukungan doa serta semangat yang selalu diberikan kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian tesis tepat waktu.
2. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, M.M, selaku Rektor Universitas Amikom Yogyakarta.
3. Ibu Dr. Kusriani, M.Kom, selaku Direktur Pascasarjana serta selaku dosen pembimbing utama yang telah banyak memberikan banyak ilmu serta kritik dan saran guna membangun penelitian tesis ini.
4. Bapak Emha Taufiq Luthfi, S.T., M.Kom, selaku pembimbing pendamping yang telah banyak memberikan saran yang membangun pada penelitian ini.

5. Ibu Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom, selaku Wakil Direktur Pascasarjana serta selaku dosen penguji 1 yang telah memberikan saran untuk penelitian ini.
6. Bapak Prof. Dr. Bambang Soedijono W.A, selaku dosen penguji 2 yang telah memberikan kritik dan saran untuk membangun penelitian ini.
7. Sahabat rohani saya Andri Ronaldo yang selalu memberikan semangat dan masukannya dari awal penulis memulai jenjang S2 sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini.
8. Rekan sesama perantauan 'Vacum Cleaner' Kak Nur Fitriyaningsih Hasan, Kak Patmawati Hasan, Kak Elvis Pawan dan Kak Kaharuddin terima kasih untuk kebersamaan yang telah dilalui bersama dan telah banyak membantu dalam proses perkuliahan hingga penyelesaian tesis.
9. Segenap dosen dan staff Magister Teknik Informatika (MTI) Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan banyak ilmu, wawasan dan pengalaman baru dalam proses perkuliahan.
10. Rekan-rekan seperjuangan MTI Angkatan 20A terima kasih untuk pengalaman baru serta kebersamaannya selama ini.
11. Seluruh keluarga besar yang selalu memberikan dukungan semangat serta doa hingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan baik.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan tesis ini terdapat banyak kekurangan. Oleh karena itu penulis dengan senang hati menerima kritik dan saran dari pembaca. Akhir kata, penulis berharap semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi yang membaca.

Yogyakarta, 6 Desember 2019

Christin Nandari Dengen



DAFTAR ISI

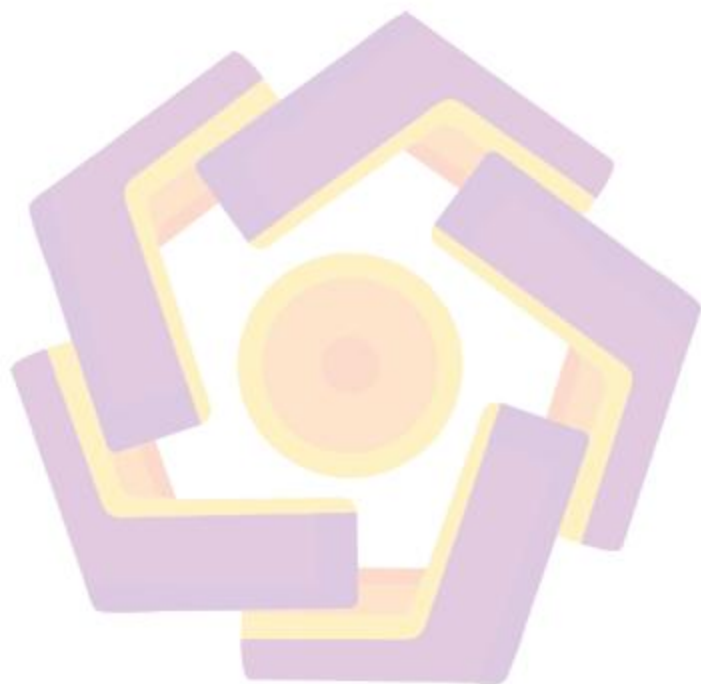
HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
INTISARI.....	xvii
<i>ABSTRACT</i>	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	6
1.3. Batasan Masalah.....	7
1.4. Tujuan Penelitian.....	8
1.5. Manfaat Penelitian.....	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1. Tinjauan Pustaka.....	9
2.2. Keaslian Penelitian.....	13

2.3. Landasan Teori.....	17
2.3.1. Data Mining.....	17
2.3.2. Definisi Prediksi.....	21
2.3.2.1. Teknik Prediksi.....	22
2.3.3. Algoritma C4.5.....	23
BAB III METODE PENELITIAN.....	26
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	26
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	26
3.3. Metode Analisis Data.....	27
3.4. Alur Penelitian.....	28
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	31
4.1. Gambaran Umum.....	31
4.2. Analisis Sistem.....	32
4.3. Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan C4.5.....	36
4.4. Pengujian.....	55
4.4.1. <i>Confusion Matrix</i>	55
4.4.2. <i>K-fold Cross Validation</i>	58
BAB V PENUTUP.....	61
5.1. Kesimpulan.....	61
5.2. Saran.....	61
DAFTAR PUSTAKA.....	63
LAMPIRAN.....	65

DAFTAR TABEL

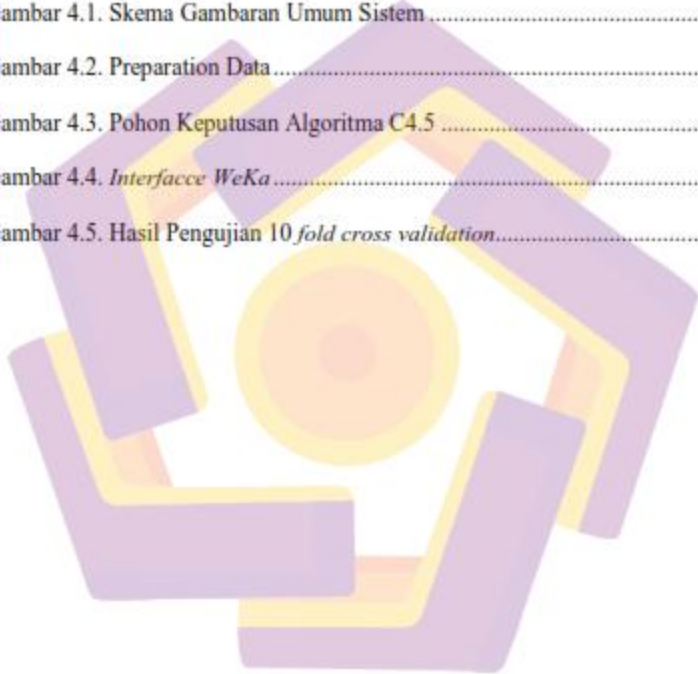
Tabel 1.1. Jumlah Mahasiswa Lulus Tepat Waktu	2
Tabel 2.1. Keaslian Penelitian.....	13
Tabel 4.1. Kategori Atribut.....	34
Tabel 4.2. Atribut Dataset	35
Tabel 4.3. Perhitungan Node 1	39
Tabel 4.4. Perhitungan Node 1.1	40
Tabel 4.5. Perhitungan Node 1.1.1	41
Tabel 4.6. Perhitungan Node 1.1.1.1, 1.1.1.1.1 – 1.1.1.1.2.....	42
Tabel 4.7. Perhitungan Node 1.1.1.2 – 1.1.1.4.....	43
Tabel 4.8. Perhitungan Node 1.1.2.....	44
Tabel 4.9. Perhitungan Node 1.1.2.1, 1.1.2.1.1 – 1.1.2.1.2.....	45
Tabel 4.10. Perhitungan Node 1.1.2.2 dan 1.1.2.2.1	46
Tabel 4.11. Perhitungan Node 1.1.2.3 dan 1.1.2.3.1	47
Tabel 4.12. Perhitungan Node 1.1.2.4.....	48
Tabel 4.13. Perhitungan Node 1.2.....	48
Tabel 4.14. Perhitungan Node 1.2.1, 1.2.1.1 – 1.2.1.4.....	49
Tabel 4.15. Perhitungan Node 1.2.2.....	52
Tabel 4.16. Perhitungan Node 1.2.2.1 – 1.2.2.4.....	52
Tabel 4.17. Skenario Pengujian 1	56
Tabel 4.18. Skenario Pengujian 2	57
Tabel 4.19. Skenario Pengujian 3	58

Tabel 4.20. Skenario Pengujian 4 59



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Teknik Data Mining	19
Gambar 2.2. <i>CRISP-DM</i>	21
Gambar 3.1. Alur Penelitian.....	28
Gambar 4.1. Skema Gambaran Umum Sistem	32
Gambar 4.2. Preparation Data.....	35
Gambar 4.3. Pohon Keputusan Algoritma C4.5	55
Gambar 4.4. <i>Interface WeKa</i>	60
Gambar 4.5. Hasil Pengujian <i>10 fold cross validation</i>	60



INTISARI

Angka kelulusan tepat waktu yang tinggi merupakan salah satu indikator keberhasilan dalam proses penyelenggaraan pendidikan di perguruan tinggi. Dalam mencapai kelulusan terdapat proses yang harus dilalui oleh mahasiswa, diantaranya menyelesaikan sejumlah mata kuliah, menyelesaikan kerja praktik, menyelesaikan seminar proposal penelitian, tugas akhir dan beberapa syarat yang telah ditentukan oleh perguruan tinggi. Dalam penelitian ini membahas mengenai prediksi kelulusan mahasiswa FKTI Universitas Mulawarman tahun 2010 – 2014. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 540 data dengan menggunakan atribut indeks prestasi kumulatif, total sks, organisasi, nilai toefl, dan riwayat mengulang mata kuliah. Dalam penelitian prediksi kelulusan mahasiswa ini menggunakan algoritma C4.5 serta pengujian menggunakan *confusion matrix* dan *k-fold cross validation*. Adapun hasil dari penelitian dengan menggunakan C4.5 dan dilakukan pengujian menggunakan *confusion matrix*, yakni tingkat menemukan kembali informasi (*recall*) 93%, tingkat ketepatan data (*accuracy*) 66% dan tingkat ketepatan informasi (*precision*) 69%.

Kata kunci: Prediksi Kelulusan, Algoritma C4.5, Confusion Matrix



ABSTRACT

High on-time graduation rate is one indicator of success in the process of providing education in tertiary institutions. In achieving graduation, there are processes that must be passed by students, including completing a number of courses, completing practical work, completing research proposal seminars, final assignments and some conditions that have been determined by the tertiary institution. This study discusses the prediction of graduation from FKTI Mulawarman University in 2010-2014. The dataset used in this study is 540 data using cumulative achievement index attributes, total credits, organization, toefl scores, and a repeating history of courses. In this prediction research, the graduation of students uses the C4.5 algorithm and testing uses confusion matrix and k-fold cross-validation. The results of the study using C4.5 and testing using a confusion matrix, namely the level of rediscovering information (recall) 93%, the level of accuracy of data (accuracy) 66% and the level of accuracy of information (precision) 69%.

Keywords: Graduation Prediction, C4.5 Algorithm, Confusion Matrix



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Pada perguruan tinggi, mahasiswa menjadi salah satu parameter penting dalam evaluasi penyelenggaraan program studi. Monitoring absensi kehadiran mahasiswa, prestasi yang dicapai mahasiswa, dan ketercapaian profil lulusan, seharusnya mendapatkan perhatian yang serius. Kuota mahasiswa yang diterima setiap tahun semakin bertambah, namun tidak semua mahasiswa dapat lulus tepat waktu sesuai dengan target yang ditentukan, sehingga mengakibatkan penumpukan jumlah mahasiswa yang tidak lulus sesuai dengan masa studinya.

Kelulusan merupakan tahapan proses yang harus dilalui oleh setiap mahasiswa, diantaranya harus menyelesaikan jumlah matakuliah yang telah ditentukan, melaksanakan kerja praktik, seminar proposal penelitian, seminar tugas akhir dan harus memenuhi beberapa syarat serta ketentuan lain yang telah ditetapkan oleh perguruan tinggi. Proses ini harus diselesaikan dalam jangka waktu yang telah ditentukan, jika tidak maka mahasiswa tersebut dinyatakan *drop-out*. Karena itu, perlu adanya system yang dapat memprediksi kelulusan mahasiswa (Ridwan, 2017).

Universitas Mulawarman merupakan universitas tertua yang ada di Kalimantan Timur dan memiliki 12 fakultas. Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi merupakan salah satu fakultas yang ada di Universitas Mulawarman dan merupakan fakultas termuda. Fakultas Ilmu Komputer dan

Teknologi Informasi (FKTI) berdiri sejak tahun 2010, yang dimana masih memiliki satu program studi yaitu Teknik Informatika kemudian pada tahun 2016 bergabung dengan program Studi Ilmu Komputer dari Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Berdasarkan peraturan akademik Universitas Mulawarman Bab 2, paragraph 2, pasal 6 bahwa masa studi Strata 1 yaitu 4 tahun atau 8 semester. Jumlah mahasiswa yang lulus tidak tepat waktu lebih besar dibandingkan dengan jumlah mahasiswa yang lulus tepat waktu seperti pada tabel 1.1

Tabel 1.1 Jumlah Mahasiswa Lulus Tepat Waktu
Program Studi Teknik Informatika

Tahun Angkatan	Jumlah Mahasiswa	Lulus Tepat Waktu <= 4 Tahun
2010	126	74
2011	359	179
2012	105	43
2013	118	61
2014	179	61

Sumber: Kemahasiswaan dan Alumni FKTI Universitas Mulawarman

Dari data tersebut dapat dilihat bahwa jumlah kelulusan mahasiswa yang lulus tepat waktu semakin berkurang dari tahun ke tahun. Maka dari itu diperlukan system prediksi kelulusan mahasiswa di Program Studi Teknik Informatika.

Angka kelulusan tepat waktu yang tinggi merupakan salah satu indikator keberhasilan dalam proses penyelenggaraan pendidikan di perguruan tinggi. Oleh karena itu perlu adanya pemantauan serta evaluasi terhadap ketepatan kelulusan

masa studi mahasiswa. Teknik dalam memanfaatkan data dalam jumlah yang besar untuk memperoleh informasi berharga yang belum diketahui agar dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan dikenal dengan istilah data mining. Data mining memanfaatkan pengalaman atau bahkan kesalahan di masa lalu untuk meningkatkan kualitas dari model maupun hasil analisisnya, salah satunya dengan kemampuan data mining yaitu klasifikasi. (Susanto and Fatta, 2018).

Data tentang mahasiswa yang lulus terus bertambah di tiap tahunnya dan menumpuk seperti data yang terabaikan karena jarang digunakan. Dalam system, pendidikan, mahasiswa adalah asset penting bagi sebuah institusi pendidikan dan untuk itu perlu diperhatikan tingkat kelulusan mahasiswa tepat waktu. Prediksi kelulusan mahasiswa dapat digunakan lebih lanjut untuk membantu universitas maupun fakultas dalam mengevaluasi dan memperbaiki sistem pembelajaran sehingga universitas dapat menghasilkan lulusan yang berkualitas (Putri and Waspada, 2018). Jumlah kelulusan juga merupakan parameter keberhasilan pihak fakultas maupun universitas terhadap akreditasi yang nantinya dapat dijadikan salah satu indikator dari kualitas fakultas maupun universitas itu sendiri.

Data terkait mahasiswa yang lulus dapat memberikan informasi yang berguna bagi universitas maupun program studi jika dimanfaatkan secara maksimal. Salah satu cara memanfaatkan data tentang mahasiswa yang lulus ini adalah dengan mengolahnya menjadi data *mining* dengan proses data *mining* ini dapat ditemukan pola atau aturan yang dapat digunakan untuk menghasilkan suatu informasi seperti prediksi kelulusan mahasiswa. Ada banyak algoritma pada data mining yang dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi diantaranya seperti

Decision Trees, Algoritma C4.5, Naïve Bayes, Neural Networks Nearest Neighbor, Support Vector Machines dan lainnya. (Ridwan, 2017).

Data mining adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan secara otomatis. Definisi lain diantaranya adalah pembelajaran berbasis induksi dimana proses pembentukan definisi-definisi konsep umum yang dilakukan dengan cara spesifik dari konsep-konsep yang akan dipelajari (Widayu Hikma et al, 2017). Data mining berisi pencarian trend atau pola yang diinginkan dalam database besar untuk membantu pengambilan keputusan di waktu yang akan datang. Data mining memiliki berbagai metode dan fungsi yang dapat digunakan untuk menggali dan menemukan diantaranya deskripsi, estimasi, prediksi, klasifikasi, pengelompokan dan asosiasi (Mustafa et al, 2017). Secara umum, kegunaan data mining dapat dibagi menjadi dua yaitu deskriptif dan prediktif. Deskriptif berarti data mining digunakan untuk mencari pola-pola yang dapat dipahami manusia yang menjelaskan karakteristik data, sedangkan prediktif berarti data mining digunakan untuk membentuk sebuah model pengetahuan yang akan digunakan untuk melakukan prediksi.

Data mining memiliki beberapa algoritma diantaranya ada algoritma C4.5, algoritma apriori, *support vector machines*, K-Means dan Naïve Bayes. Algoritma apriori merupakan algoritma pencarian pola dalam teknik data mining, algoritma ini ditujukan untuk mencari kombinasi item-set. *Support Vector Machine* merupakan metode *machine learning* yang bekerja dengan tujuan menemukan hyperplane terbaik untuk memisahkan dua buah *class* pada input space. *K-Means*

merupakan algoritma merupakan salah satu metode clustering non hirarki yang mempartisi data yang ada ke dalam bentuk satu atau lebih cluster. Naïve bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistic.

Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan dalam pembentukan pohon keputusan. Algoritma C4.5 merupakan pengembangan dari algoritma *Iterative Dichotomiser 3* atau *Introduction of Decision* (ID3) yang diperkenalkan dan dikembangkan pertamakali oleh J.Ross Quinlan pada tahun 1979. Dalam prosedur algoritma ID3, input berupa sampel training, label training, dan atribut. Idenya adalah membuat pohon dengan percabangan awal adalah atribut yang signifikan. Maksud signifikan adalah yang paling bisa mempartisi antara keputusan ya dan tidak (Ridwan, 2017). Algoritma C4.5 merupakan algoritma yang cocok digunakan untuk masalah klasifikasi pada *machine learning* dan data mining. Algoritma C4.5 memetakan atribut dari kelas sehingga dapat digunakan untuk menemukan prediksi terhadap data yang belum muncul (Witno, 2017). Dalam penelitian ini menggunakan algoritma C4.5 karena memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi saat diaplikasikan untuk jumlah data yang besar dibandingkan dengan algoritma pohon keputusan yang lain. Algoritma C4.5 merupakan algoritma yang digunakan untuk membentuk pohon keputusan, dengan metode pohon keputusan yang mempresentasikan aturan. Selain itu juga algoritma C4.5 merupakan algoritma yang cocok digunakan untuk masalah klasifikasi pada *data mining*. (Kusrini and Luthfi, 2009).

Dalam penelitian ini membahas prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan atribut ipk, nilai toefl, organisasi, total sks dan riwayat mengulang.

Penelitian ini mengabaikan atribut cuti dikarenakan menurut data yang didapatkan bahwa dari Angkatan 2010-2014 tidak ada mahasiswa yang mengambil cuti kuliah. Prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan algoritma C4.5 dan menentukan atribut yang berpengaruh dalam prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu, serta dalam pemilihan atribut menggunakan analisis korelasi bivariate pearson dengan SPSS.

Prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan algoritma C4.5 sudah dilakukan oleh beberapa peneliti, akan tetapi dalam penelitian ini tidak hanya akan melakukan prediksi kelulusan dengan algoritma C4.5 tetapi juga akan menentukan factor yang paling berpengaruh dalam prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu.

1.2. Rumusan Masalah

Dari latar belakang diatas, maka didapatkan rumusan masalah yaitu :

- a. Atribut apa saja yang akan digunakan dalam prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu di Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman?
- b. Berapa tingkat *performance* yang diperoleh untuk melakukan prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu di Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman menggunakan algoritma C4.5?
- c. Atribut apa yang mempengaruhi prediksi kelulusan mahasiswa di Program Studi Teknik Informatika?

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini yaitu :

- a. Ruang lingkup penelitian dibatasi pada data kelulusan Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman.
- b. Prediksi kelulusan tepat waktu hanya pada jenjang S1 Program Studi Teknik Informatika Angkatan 2010 – 2014 Universitas Mulawarman.
- c. Data training dan data testing menggunakan data kelulusan dan data mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Mulawarman.
- d. Kriteria kelulusan tepat waktu yaitu 4 tahun, bila lebih dari 4 tahun maka masuk klasifikasi lulus tidak tepat waktu.
- e. Data kelulusan mahasiswa yang akan digunakan yaitu 540 data dari tahun 2010 sampai 2014.
- f. Dalam pemilihan atribut prediksi kelulusan menggunakan analisis korelasi bivariate pearson dengan SPSS, dan atribut cuti diabaikan dalam penelitian ini.
- g. Prediksi kelulusan dan menentukan factor yang berpengaruh dalam prediksi menggunakan algoritma C4.5.
- h. Prediksi kelulusan dapat digunakan oleh mahasiswa diatas semester 5.
- i. Pengujian menggunakan *confusion matrix* dan *10-fold cross validation*.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu:

- a. Menghasilkan prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu pada Program Studi Teknik Informatik Mulawarman.
- b. Mengetahui *performance* prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan algoritma C4.5.
- c. Mengetahui atribut yang paling berpengaruh dalam prediksi kelulusan mahasiswa program studi Universitas Mulawarman.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu:

- a. Diharapkan dengan adanya penelitian ini dapat menjadi bahan pembelajaran bagi pihak Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman untuk membimbing mahasiswanya agar lulus tepat waktu.
- b. Membantu mahasiswa dalam memprediksi masa studi.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian-penelitian sebelumnya yang pernah dilakukan berkaitan dengan system prediksi, antara lain:

Pada penelitian Mujib Ridwan dengan judul “Sistem Rekomendasi Proses Kelulusan Mahasiswa Berbasis Algoritma Klasifikasi C4.5”, variabel yang digunakan dalam penelitian ini yaitu jenis kelamin, asal sekolah, jalur masuk, nilai UNAS, gaji orang tua, indeks prestasi semester 1 sampai 4, ipk semester 1 sampai 4, keterangan lulus dan nilai mata kuliah. Hasil dalam penelitian ini yaitu nilai akurasi dalam kategori *fair classification*, hal ini disebabkan karena factor penentu kelulusan mahasiswa tepat atau tidak tepat waktu pada kenyataannya memiliki nilai yang tidak konsisten (Ridwan, 2017).

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Jajam Haerul Jaman dengan judul ‘Prediksi Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Algoritma C4.5, penelitian ini menggunakan 46 data kelulusan dengan atribut yang digunakan yaitu tempat lahir, usia, gender, provinsi dan pekerjaan. Dalam penelitian ini membentuk pohon keputusan menggunakan algoritma C4.5, akan tetapi tidak menghitung *performance* dari pohon keputusan yang dihasilkan (Jaman, 2013).

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Ratna dan Indra dengan judul “Penerapan Algoritma C4.5 pada Aplikasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Prodi Informatika” menggunakan jenis kelamin, asal daerah, IPK dan skor TOEFL

sebagai kriteria. Dimana dalam penerapan algoritma C4.5 dapat digunakan untuk menghasilkan prediksi kelulusan dengan nilai rata-rata *precision* 63,93%, *recall* 60,73% dan akurasi 60.52% (Putri and Waspada, 2018).

Pada penelitian Irham,dkk dengan judul “Implementasi Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa” menggunakan algoritma apriori yang bertujuan untuk mengetahui nilai matakuliah yang paling dominan untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa. Hasil dari penelitian ini yaitu sistem dapat mengetahui nilai mata kuliah dan IPK yang digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa (Kurnawan et al, 2018).

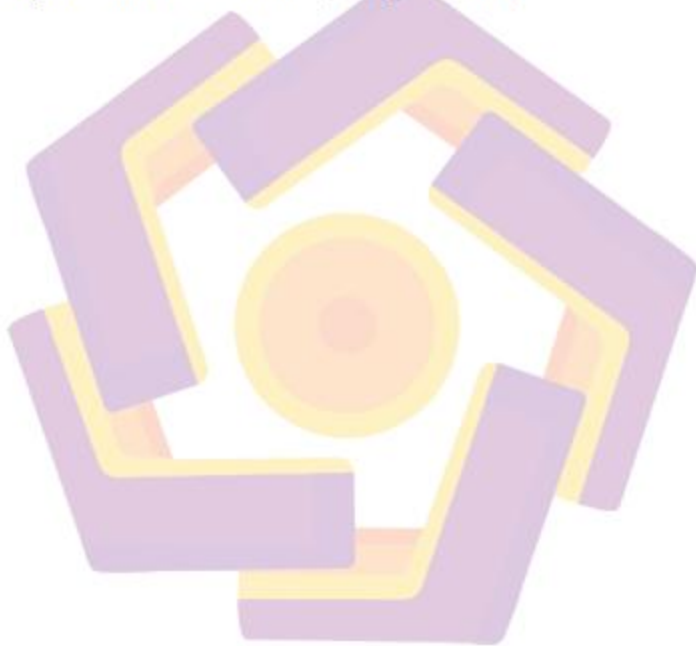
Pada penelitian Kurniawan, dengan judul “Aplikasi Data Mining Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Apriori di Ibi Darmajaya Bandar Lampung”. Dalam penelitian ini menggunakan lama studi dan IPK dalam mengkategorikan tingkat kelulusan dengan menggunakan algoritma apriori dan informasi yang ditampilkan berupa nilai *support* dari masing-masing kategori tingkat kelulusan. Hasil dari penelitian ini yaitu aplikasi data mining dapat digunakan untuk menampilkan informasi tingkat kelulusan. Informasi yang ditampilkan berupa nilai *support* dan *confidence* hubungan tingkat kelulusan dengan data induk mahasiswa. Semakin tinggi nilai *confidence* dan *support* maka semakin kuat nilai hubungan antar atribut. (Kurniawan and Hendra, 2016)

Dalam penelitian A P Fadillah dan B Hardiyana dengan judul “Classification of Subject Concentration using Algorithhm C4.5” tahun 2018. Pada penelitian ini menggunakan 40 data siswa ,dimana dalam proses pengambilan data menggunakan sampel di kelas 2013 yang telah tersedia. Tahap awal yaitu

mengelola pola kurikulum yang digunakan untuk mengetahui mata pelajaran terkait dengan pemilihan konsentrasi, langkah selanjutnya yaitu memisahkan data sampel siswa berdasarkan konsentrasi mata pelajaran untuk menghitung pola dengan data mining agar algoritma dapat dilakukan. Kemudian data nilai yang terkumpul dikonversi menjadi bentuk predikat sesuai dengan aturan yang berlaku di universitas. Setelah data sampel dikonversi kemudian dihitung menggunakan algoritma C4.5. Maka didapatkan hasil bahwa algoritma C4.5 digunakan untuk melakukan pembentukan pohon keputusan, dimana yang terbentuk menghasilkan pola pemilihan kursus di program studi system informasi dengan hasil kesimpulan konsentrasi. Pohon keputusan dari Algoritma C4.5 di department system informasi sangat tergantung pada penilaian setiap mata kuliah yang diberikan oleh masing-masing dosen dalam mata kuliah tersebut (Fadillah and Hardiyana, 2018).

Dalam penelitian Andi Gita dan Dian prasetyo dengan judul "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa" pada tahun 2017 melakukan prediksi kelulusan mahasiswa pada 2 program studi yaitu program studi teknik informatika SI dengan data *training* sebanyak 151 mahasiswa dan data *testing* sebanyak 50 mahasiswa di dapat nilai akurasi sebesar 84%. Untuk program studi system informasi SI dengan jumlah data *training* 55 mahasiswa dan data *testing* 15 mahasiswa didapatkan nilai akurasi sebesar 87%. Dalam penelitian ini menggunakan nilai IPS, jumlah sks yang ditempuh, jurusan SLTA, program studi, asal suku, penghasilan orang tua dan jenis kelamin sebagai atribut. (Novianti, Andi Gita, 2017).

Pada penelitian Kamagi dkk, dengan judul “Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 untuk memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa” pada tahun 2014. Pada penelitian ini menggunakan 100 data, dimana 60 data *training* dan 40 data *testing* dengan atribut IPS 1-4, jenis kelamin, SMA, tipe kelulusan dan jumlah SKS pada semester enam. Dari hasil penelitian ini diperoleh 87.5% berhasil memprediksi kelulusan mahasiswa.(Kamagi et al, 2014)



2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1 Review dan Posisi Penelitian
Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus : FKTI Universitas Mulawarman)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Sistem Rekomendasi Proses Kelulusan Mahasiswa Berbasis Algoritma Klasifikasi C4.5	Mujib Ridwan, Jurnal Ilmiah Informatika, 2017	Membuat sebuah system untuk membantu mahasiswa dalam memprediksi masa studi dengan cara mengevaluasi kinerja pada tahun pertama atau tahun kedua.	Pengujian klasifikasi menggunakan algoritma C4.5 menunjukkan nilai akurasi dalam kategori <i>fair classification</i> , hal ini disebabkan karena factor penentu kelulusan mahasiswa tepat/tidak tepat waktu pada kenyataannya tidak memiliki nilai yang tidak konsisten.	Diberikan kelas data target adalah lulus tidak tepat waktu. Saran ini diberikan untuk menganalisis riwayat akademik mahasiswa yang menjadi data target tersebut.	Penelitian sebelumnya tidak menentukan atribut yang paling berpengaruh dalam rekomendasi kelulusan mahasiswa sedangkan dalam penelitian ini akan menentukan atribut yang paling dominan dalam prediksi kelulusan mahasiswa.
2	Implementasi <i>Data Mining</i> dengan Algoritma Apriori Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa	Irham Kurnawan, Fitri Marisa, Dwi Purnomo, Jurnal Teknologi Informatika, 2018	Mengetahui nilai matakuliah yang paling dominan untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa	Hasil perhitungan dengan algoritma apriori menunjukkan nilai <i>itemset 3</i> dari data matakuliah merupakan nilai dominan yang digunakan dalam meningkatkan ipk pada semester berikutnya	Aplikasi yang telah dibuat hanya bisa digunakan ketika mahasiswa tersebut diatas semester 5, karena matakuliah jenis 2 mulai pada semester 3	Pada penelitian sebelumnya membantu mahasiswa mengetahui nilai matakuliah dan ipk, sedangkan pada penelitian ini membantu mahasiswa untuk memprediksi kelulusan tepat waktu.

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus : FKTI Universitas
Mulawarman) (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
3	Penerapan Algoritma C4.5 Pada Aplikasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Prodi Informatika	Ratna Pusita Sari, Indra Waspada, Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika, 2018	Membangun sebuah aplikasi prediksi kelulusan mahasiswa prodi informatika menggunakan metode pohon keputusan yang dibangun menggunakan algoritma c4.5	Dari hasil penerapan algoritma c4.5 dalam prediksi kelulusan mahasiswa prodi informatika dapat disimpulkan bahwa pemotongan keputusan pada algoritma c4.5 dapat meningkatkan akurasi	Dalam penelitian ini belum menentukan atribut yang paling berpengaruh.	Dalam penelitian sebelumnya tidak menentukan atribut yang paling berpengaruh, sedangkan dalam penelitian ini akan menentukan atribut yang paling berpengaruh berdasarkan nilai node akar(nilai gain terbesar).
4	Prediksi Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Algoritma C4.5	Jajam Haerul Jaman, Jurnal Syntax, 2013	Dapat meningkatkan keberhasilan dan keinginan Lembaga untuk memberikan pandangan dan kebijakan dalam upaya peningkatan presentase kelulusan mahasiswa.	Hasil dari penelitian ini bahwa dalam prediksi kelulusan atribut gender perempuan memiliki presentase lebih besar dibanding gender laki-laki	Dalam penelitian ini tidak melakukan pengujian terhadap pohon keputusan yang dibuat untuk mengetahui tingkat akurasi.	Pada penelitian sebelumnya hanya membuat pohon keputusan menggunakan algoritma C.5, namun dalam penelitian ini akan menguji hasil prediksi menggunakan <i>confusion matrix</i> dan <i>k-fold cross validation</i> .

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
 Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus : FKTI Universitas
 Mulawarman) (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	Aplikasi Data Mining Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Apriori di IBI Darmajaya Bandar Lampung	Nurjoko, Hendra Kurniawan, Jurnal TIM Darmajaya, 2016	Memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa dengan memanfaatkan data induk mahasiswa dan data kelulusan mahasiswa menggunakan teknik <i>data mining</i> .	Dari aplikasi data mining ini dapat digunakan untuk menampilkan informasi tingkat kelulusan berupa nilai <i>support</i> dan <i>confidence</i> hubungan antara tingkat kelulusan dengan data induk mahasiswa.	Dari penelitian yang telah dilakukan, perlu dilakukan penelitian lebih lanjut terkait data prediksi sehingga parameter yang digunakan lebih tepat.	Pada penelitian sebelumnya hanya memprediksi kelulusan mahasiswa, sedangkan dalam penelitian ini juga menentukan atribut yang berpengaruh dalam prediksi kelulusan.
6	Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Prediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa	Novianti Andi Gita, Prasetyo Dian, SEMNAS KOM, 2017	Menerapkan Algoritma K-NN dan fungsi <i>similarity</i> untuk menghitung kemiripan data dalam sebuah perangkat lunak yang dapat memberikan prediksi waktu kelulusan mahasiswa	Penyajian laporan prediksi hanya dapat mencetak laporan masing-masing mahasiswa. Hasil prediksi dapat dijadikan acuan bagi Program studi dalam mengetahui waktu kelulusan mahasiswa	Dalam melakukan pengujian hanya menghitung nilai akurasi.	Penelitian sebelumnya dalam menguji data hanya menggunakan akurasi, namun dalam penelitian ini akan menguji <i>performance</i> yaitu <i>accuracy</i> , <i>recall</i> dan <i>precision</i> .

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review dan Posisi Penelitian
Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus : FKTI Universitas
Mulawarman) (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
7	Implementasi Data Mining dengan Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa	Kamagi, David Hartanto., Seng Hansun ., Ultimatics, 2014	Membantu program studi untuk mengetahui status kelulusan mahasiswa.	Data mining dengan algoritma C4.5 dapat di implementasikan untuk memprediksi tingkat kelulusan mahasiswa dengan empat kategori yaitu lulus cepat, lulus tepat, lulus terlambat dan <i>drop out</i> .	Memberikan rekomendasi terhadap mahasiswa yang diprediksi tidak lulus tepat waktu agar dapat lulus tepat waktu.	Pada penelitian sebelumnya menggunakan 2 angkatan sebagai data training dan 1 angkatan untuk data testing, sedangkan pada penelitian ini menggunakan empat angkatan sebagai data set.
8	Classification Of Subject Concentration Using Algorithm C4.5	A.P Fadillah, B.Hardi yana , IOP Conf. , 2018	Menerapkan algoritma C4.5 untuk mengetahui pembentukan pola dalam mengetahui konsentrasi.	Pola pohon keputusan dihasilkan dari Algoritma C4.5 di departemen sistem informasi sangat tergantung pada penilaian setiap mata kuliah yang diberikan oleh masing-masing dosen dalam mata kuliah tersebut.	Dari penelitian yang telah dilakukan implementasi ke dalam sebuah system.	Penelitian sebelumnya hanya membahas mengenai pola untuk mengetahui konsentrasi, sedangkan dalam penelitian ini yaitu membahas mengenai prediksi kelulusan.

2.3 Landasan Teori

2.3.1 Data Mining

Data mining didefinisikan sebagai proses menemukan pola dalam data. Proses ini harus otomatis atau biasanya secara semi-otomatis. Pola yang dihasilkan harus berarti bahwa pola tersebut memberikan beberapa keuntungan. Pola tersebut diidentifikasi, divalidasi dan digunakan untuk membuat sebuah prediksi. Data mining berguna setiap kali sistem adalah berurusan dengan set data yang besar. Dalam sistem pendidikan, catatan mahasiswa yaitu rincian pendaftaran, kriteria kelayakan saja dan prestasi akademik dapat menjadi pertimbangan penting untuk menganalisis berbagai kecenderungan karena sistem sekarang berbasis komputer (Hadi Aulia Fitrul, 2017).

Data mining berisi pencarian trend atau pola yang diinginkan dalam database besar untuk membantu mengambil keputusan di waktu yang akan datang. Pola-pola ini dikenali oleh perangkat tertentu yang dapat memberikan suatu analisa data yang berguna dan berwawasan yang kemudian dapat dipelajari dengan lebih teliti (Hermawati, 2013).

Data mining telah menarik perhatian dalam dunia sistem informasi dan dalam masyarakat secara keseluruhan dalam beberapa tahun terakhir, karena ketersediaan luas dalam jumlah besar data dan kebutuhan segera untuk mengubah data tersebut menjadi informasi yang berguna dan pengetahuan. Salah satu teknik yang dibuat dalam *data mining* adalah bagaimana menelusuri data yang ada untuk membangun sebuah model, kemudian menggunakan model tersebut agar dapat mengenali pola data yang lain yang tidak berada dalam basis data yang tersimpan.

Kebutuhan untuk prediksi juga dapat memanfaatkan teknik ini. Dalam pengelompokan data juga bisa dilakukan dengan tujuan agar dapat mengetahui pola universal data-data yang ada (Prasetyo, 2012). *Data mining* adalah ekstraksi informasi atau pola yang penting atau menarik dari data yang ada di database yang besar. Karakteristik *data mining* (Salamah and Ulinnuha, 2017) diantaranya :

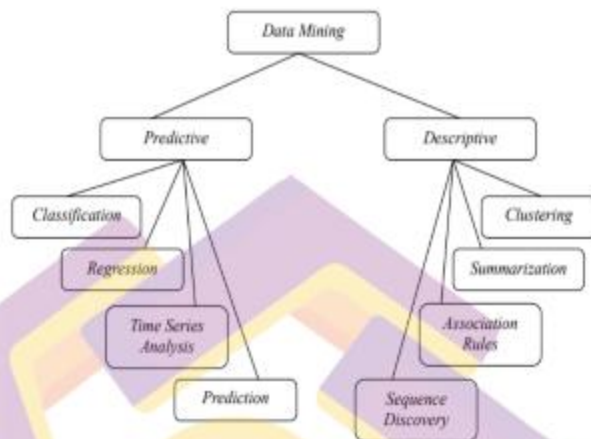
- a. *Data mining* berhubungan dengan penemuan sesuatu yang tersembunyi dan pola data tertentu yang tidak diketahui sebelumnya.
- b. *Data mining* biasa menggunakan data yang sangat besar. Biasanya data yang besar digunakan untuk membuat hasil lebih dipercaya.
- c. *Data mining* berguna untuk membuat keputusan yang kritis terutama dalam strategi.

Data mining sebenarnya memiliki akar yang panjang dari beberapa bidang ilmu seperti kecerdasan buatan (*artificial intelligent*), *machine learning*, statistic dan database. Beberapa metode yang sering disebut dalam literatur *data mining* antara lain *clustering*, *classification*, *association rules mining*, *neural network*, *genetic algorithm* dan lain lain.

2.3.1.1 Teknik Data Mining

Data mining adalah serangkaian proses untuk mengali nilai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual. Teknik data mining biasanya terbagi dalam dua kategori, prediksi dan deskripsi. Teknik prediksi menggunakan data historis untuk menyimpulkan sesuatu tentang kejadian di masa depan. Sedangkan teknik deskripsi bertujuan untuk

menemukan pola dalam data yang menyediakan beberapa informasi tentang hubungan interval yang tersembunyi.



Gambar 2.1 Teknik Data Mining

Terdapat beberapa teknik yang digunakan dalam data mining, yaitu :

- a. *Classification*, teknik yang paling umum diterapkan pada data mining. Pendekatn ini sering menggunakan pohon keputusan (*decision tree*) atau *neural network* berbasis algoritma klasifikasi. Proses klasifikasi data melibatkan *learning* dan klasifikasi. Dalam belaja data pelatihan dianalisis dengan algoritma klasifikasi. Dalam klasifikasi pengujian data dilakukan dengan menggunakan perkiraan akurasi dari aturan klasifikasi. Jika akurasi bisa diterima, maka aturan dapat diterapkan untuk data baru.
- b. *Clustering*, bisa dikatakan sebagai identifikasi kelas objek yang memiliki kemiripan. Dengan menggunakan teknik *clustering* kita bisa lebih lanjut mengidentifikasi kepadatan dan jarak daerah dalam objek ruang dan dapat menemukan secara keseluruhan pola distribusi dan korelasi antar atribut.

Pendekatan klasifikasi secara efektif juga dapat digunakan untuk membedakan kelompok atau kelas objek.

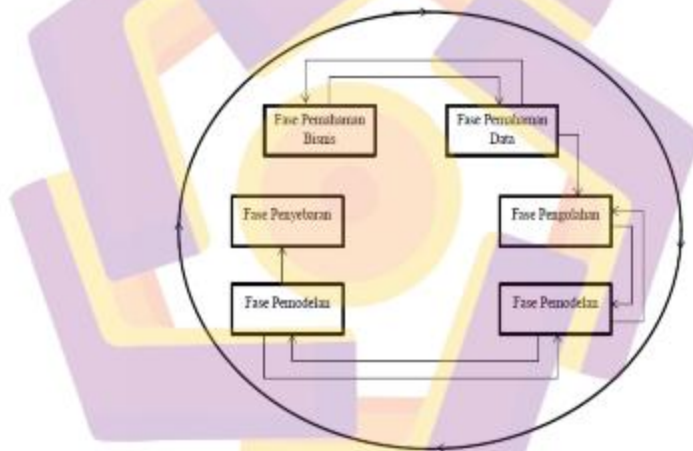
- c. *Predication*, teknik regresi dapat disesuaikan untuk redikasi. Analisis regresi dapat digunakan untuk model hubungan antara satu atau lebih variabel independent dan variabel dependen. Dalam data mining variable independent adalah atribut-atribut yang sudah dikenal dan respon variable yang kita inginkan untuk di prediksi.
- d. *Association Rule*, digunakan untuk mengenali kelakuan dari kejadian-kejadian khusus atau proses dimana link asosiasi muncul pada setiap kejadian. Penting tidaknya suatu aturan asosiatif dapat diketahui dengan dua parameter, *support* yaitu presentasi kombinasi atribut tersebut dalam basis data dan *confidence* yaitu kuatnya hubungan antara atribut tersebut dalam aturan asosiatif.
- e. *Neural Network*, jaringan saraf adalah seperangkat unit penghubung *input* dan *output* dimana setiap koneksinya memiliki bobot. Selama fase *learning*, jaringan belajar dengan menyesuaikan bobot sehingga dapat memprediksi kelas yang benar label dari setiap *input*.
- f. *Decision Tree*, atau pohon keputusan adalah struktur *tree-shaped* yang mewakili set keputusan. Keputusan ini menghasilkan aturan untuk klasifikasi sebuah kumpulan data.

Nearest Neighbor Method, teknik yang mengklasifikasi setiap *record* dalam sebuah kumpulan data berdasarkan sebuah kombinasi suatu kelas *k record* yang sama dalam sebuah kumpulan data historis (dimana *k* lebih besar atau sama dengan 1).

2.3.1.2 Metode *CRISP-DM*

Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) dikembangkan pada tahun 1996 oleh analis dari beberapa industry seperti Daimler Chrysler, SPSS dan NCR. CRISP-DM menyediakan standar proses data mining sebagai strategi pemecahan masalah secara umum dari bisnis atau penelitian.

Dalam CRISP-DM sebuah proyek *data mining* memiliki siklus hidup yang terbagi dalam enam fase. Keseluruhan fase berurutan dan bersifat adaptif. Proses *data mining* CRISP-DM seperti pada gambar 2.



Gambar 2.2 Proses Data Mining menurut CRISP DM (Kusrini and Luthfi 2009)

2.3.2 Definisi Prediksi

Prediksi merupakan memperkirakan peristiwa-peristiwa yang akan terjadi dengan menggunakan data historis dan memproyeksikannya ke masa depan dengan beberapa bentuk model matematis (Aini, Sinurat, and Hutabarat 2018).

Prediksi juga merupakan salah satu cara atau proses untuk memprediksi atau memperkirakan secara urut dan sistematis mengenai sesuatu yang mungkin dapat terjadi pada masa depan berdasarkan tentang informasi pada masa lalu yang dimiliki, agar tingkat error dan kesalahannya dapat diperkecil. Dalam prediksi tidak harus memberikan suatu jawaban secara pasti tentang kejadian yang nanti akan terjadi pada masa yang akan datang, melainkan berusaha untuk mencari jawaban yang akurat mungkin nanti akan terjadi.

2.3.2.1 Teknik Prediksi

Berdasarkan cara atau teknik yang dapat digunakan dalam memprediksi maka prediksi dapat dibagi menjadi dua bagian yaitu prediksi kuantitatif dan prediksi kualitatif (Kusumodestoni and R Hadapiningradja, 2017).

2.3.2.1.1 Prediksi Kuantitatif

Prediksi kuantitatif adalah prediksi yang didasarkan atas dasar data kuantitatif yang terjadi pada masa lalu. Hasil prediksi ini dibuat sangat dipengaruhi oleh metode yang dipergunakan dalam prediksi tersebut. Dengan metode yang berbeda maka akan diperoleh hasil prediksi yang berbeda pula. Hal ini perlu diperhatikan dari penggunaan metode tersebut baik tidaknya metode yang digunakan dan sangat ditentukan dari penyimpangan antara hasil prediksi yang nanti akan terjadi dengan kenyataan yang terjadi. Metode dapat dikatakan baik bila metode yang digunakan memberikan nilai-nilai perbedaan atau penyimpangan yang mungkin. Prediksi kuantitatif ini dapat digunakan bila terdapat 3 kondisi sebagai berikut (Kusumodestoni and R Hadapiningradja, 2017) :

- a. Informasi tersebut dapat dikuantifikasikan ke dalam bentuk data.

- b. Memiliki informasi tentang keadaan yang lain.
- c. Bisa diasumsikan bahwa pola metode yang lalu akan dapat berkelanjutan pada masa yang akan datang.

2.3.2.1.2 Prediksi Kualitatif

Prediksi kualitatif adalah prediksi yang didasarkan atas dasar data kualitatif di masa lalu. Metode kualitatif ini digunakan bila data pada masa lalu dari variable akan diprediksi tidak ada, hilang, tidak cukup atau tidak dipercaya. Hasil prediksi yang akan dibuat tergantung dengan individu yang menyusunnya. Hal ini penting dikarenakan hasil prediksi tersebut ditentukan berdasarkan pemikiran yang bersifat opini, pengetahuan serta pengalaman dari penyusunnya. Oleh karena itu metode kualitatif ini disebut juga subjective (Kusumodestoni and R Hadapiningradja, 2017).

2.3.3 Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 didesain oleh J.Ross Quinlan, dinamakan C4.5 karena merupakan keturunan dari pendekatan ID3 untuk membangun pohon keputusan. C4.5 merupakan algoritma yang cocok digunakan untuk masalah klasifikasi pada *machine learning* dan *data mining*. Algoritma C4.5 memetakan atribut dari kelas sehingga dapat digunakan untuk menemukan prediksi terhadap data yang belum muncul. Didalam pohon keputusan node pusat merupakan atribut dari data yang diujikan (tuple), cabang merupakan hasil dari pengujian atribut dan daun merupakan kelas yang terbentuk (Witno, 2017). Adapun tahapan dari algoritma C4.5 (Raharjo, 2017), yakni :

- a. Menyiapkan data *training*, data *training* biasanya diambil dari data histori yang pernah terjadi sebelumnya dan sudah dikelompokkan ke dalam kelas-kelas tertentu.
- b. Menentukan akar dari pohon. Akar akan diambil dari atribut yang terpilih dengan cara menghitung nilai *gain* dari masing-masing atribut, nilai *gain* yang paling tinggi yang menjadi akar pertama. Sebelum menghitung nilai *gain* dari atribut, hitung dahulu nilai *entropy*. Untuk menghitung nilai *entropy* digunakan rumus :

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

Keterangan:

S = himpunan kasus

n = jumlah partisi S

p_i = proporsi S_i terhadap S

- c. Menghitung nilai *gain* menggunakan rumus :

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

Keterangan:

S = himpunan kasus

A = fitur

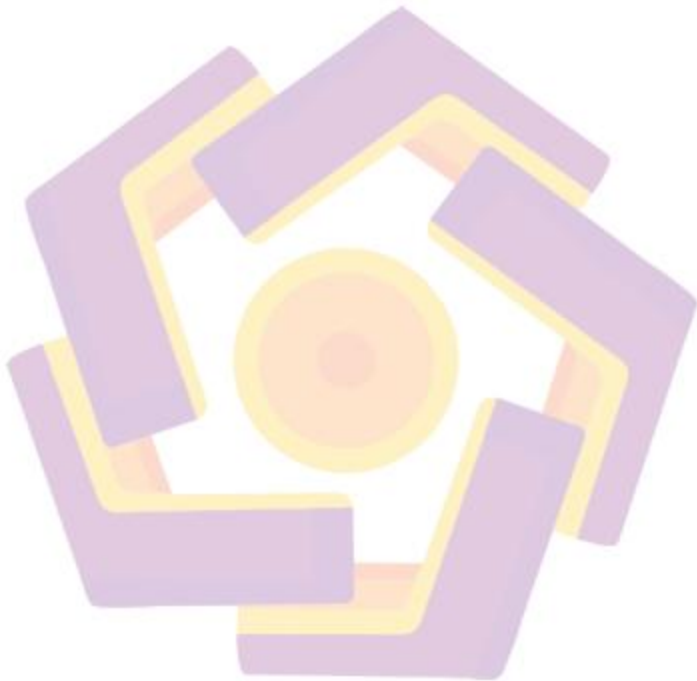
n = jumlah partisi atribut A

$|S_i|$ = jumlah proporsi S_i terhadap S

$|S|$ = jumlah kasus dalam S

- d. Ulangi langkah ke-2 hingga semua *record* terpartisi
- e. Proses partisi pohon keputusan akan berhenti saat :

- Semua *record* dalam simpul N mendapat kelas yang sama.
- Tidak ada atribut di dalam *record* yang dipartisi lagi.
- Tidak ada record di dalam cabang yang kosong.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Dalam penelitian ini menggunakan jenis penelitian eksperimen, yaitu melakukan pengujian *performance* dan memprediksi dengan menggunakan algoritma C4.5 dalam prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan data kelulusan dan data mahasiswa di Program Studi Teknik Informatika.

Adapun penelitian ini dilakukan secara mandiri menggunakan sifat deskriptif dimana dari data yang diperoleh kemudian dibandingkan dengan data yang diuji. Pendekatan penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif.

Penelitian ini menggunakan data kelulusan dan data mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman. Data eksperimen diambil dari data kelulusan dan data mahasiswa tahun 2010 – 2014 kemudian diolah dan dihitung menggunakan algoritma C4.5.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Dalam pengumpulan data, peneliti mengambil data kelulusan mahasiswa dari bagian kemahasiswaan dan alumni Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman. Adapun sumber data yang akan digunakan dalam penelitian ini yaitu data primer dan data sekunder. Data primer merupakan data yang di dapat langsung dari bagian akademik Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, sedangkan data sekunder yaitu sumber data yang diperoleh

dari media perantara atau secara tidak langsung yaitu berupa buku dan jurnal. Untuk mencari data sekunder peneliti akan melakukan pencarian di internet dan melakukan kunjungan ke perpustakaan.

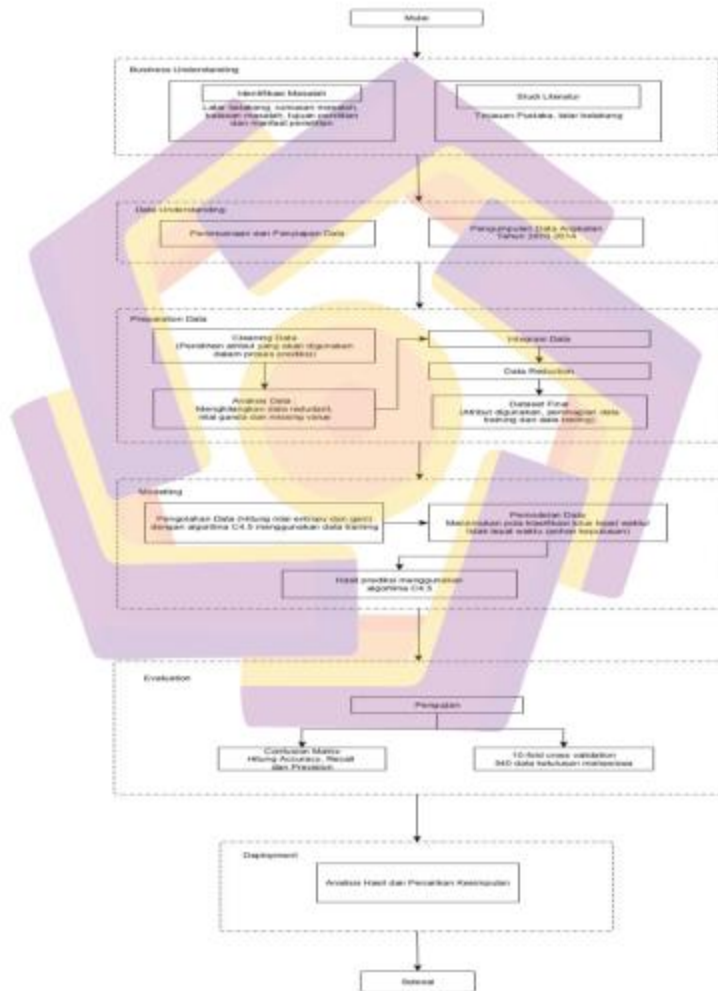
3.3. Metode Analisis Data

Pada penelitian ini dilakukan analisa data terhadap data-data yang diperoleh pada tahap pengumpulan data. Sistem analisa data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu menggunakan algoritma C4.5. Analisa data dilakukan dengan penentuan data set, dimana pengelolaan data set didapatkan dari bagian kemahasiswaan dan alumni Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman. Kemudian dilakukan penentuan atribut untuk menentukan perlu atau tidaknya atribut yang digunakan dalam proses klasifikasi. Dalam proses pemilihan atribut prediksi menggunakan analisis korelasi bivariante pearson dengan SPSS. Kemudian pembagian data set, dimana menyiapkan *data training* dan *data testing*.

Data training ini akan digunakan dalam pembuatan pohon keputusan, sedangkan data testing digunakan untuk mengukur kinerja dari pohon keputusan yang telah dibuat. Unjuk kerja diperoleh dengan memberikan nilai pada *confusion matrix* untuk menghitung nilai *accuracy*, *recall* dan *precision*. Kemudian dilakukan pemodelan, dimana pembuatan model dari data training pada penelitian yaitu menggunakan algoritma C4.5.

3.4. Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain dari *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Adapun alur pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.1.

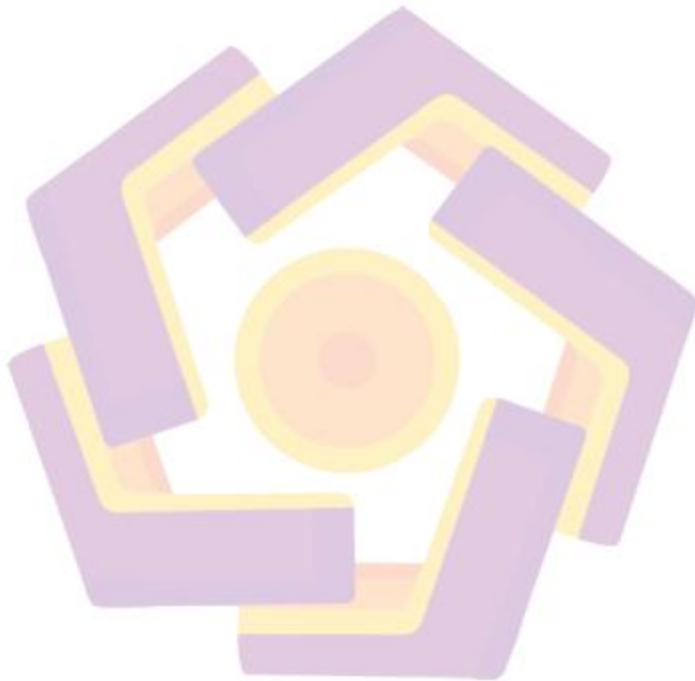


Gambar 3.1 Alur Penelitian

Dari alur penelitian seperti terlihat pada gambar 3.1, maka dapat dijelaskan bahwa enam tahapan yakni *business understanding*, *data understanding*, *preparation data*, *modelling*, *evaluation* dan *deployment*. Pada tahap yang pertama peneliti melakukan identifikasi masalah seperti latar belakang, rumusan masalah, Batasan masalah tujuan penelitian dan manfaat penelitian, kemudian melakukan studi literatur terkait penelitian-penelitian terdahulu yang menyangkut dengan metode dan masalah yang akan diteliti. Pada tahap kedua atau *data understanding* peneliti melakukan perencanaan dan penyiapan data yang akan diambil pada objek penelitian. Setelah itu dilakukan pengumpulan data terkait data tahun 2010 hingga 2014.

Pada tahap ketiga yaitu *preparation data*, pada tahap ini dilakukan proses *cleaning data* untuk pemilihan atribut yang akan digunakan dalam proses prediksi menggunakan analisis korelasi bivariate pearson dengan SPSS. Kemudian dilakukan analisis data untuk menghilangkan data redundant, nilai ganda dan *missing value*. Lalu dilakukan integrasi data guna menyatukan satu data dengan yang lain sehingga semua saling terintegrasi. *Data reduction* dilakukan karena tidak sepenuhnya atribut yang diterima akan digunakan, sehingga atribut yang tidak digunakan akan dihapus. Pada tahap *modelling* dilakukan proses pengolahan data menggunakan algoritma C4.5, setelah dilakukan proses pengolahan data maka akan didapatkan model data (pohon keputusan) klasifikasi lulus tepat waktu/tidak tepat waktu. Kemudian akan dihasilkan prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan algoritma C4.5.

Pada tahap *evaluation* dilakukan dengan tiga bentuk pengujian yaitu menggunakan *confusion matrix* dengan menghitung nilai *accuracy*, *recall* dan *precision*, kemudian menggunakan *10-fold cross validation* dan pengujian menggunakan seluruh dataset, data training dan data testing. Tahap terakhir yaitu *deployment* dilakukan analisis hasil dan penarikan kesimpulan.

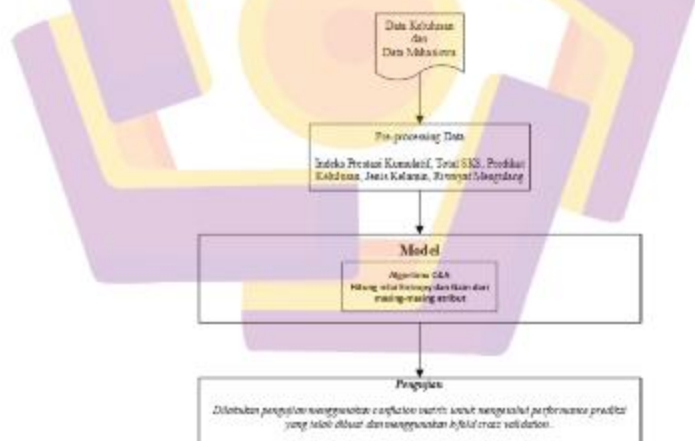


BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1. Gambaran Umum

Penelitian ini melakukan prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan menggunakan data kelulusan mahasiswa tahun 2010 – 2014. Dataset yang digunakan 540 data kelulusan Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman dengan atribut indeks prestasi kumulatif, total sks, organisasi, nilai toefl dan riwayat mengulang. Penelitian ini menggunakan algoritma C4.5 untuk melakukan prediksi kelulusan mahasiswa dan menentukan atribut yang paling berpengaruh dalam prediksi kelulusan mahasiswa.



Gambar 4.1. Skema Gambaran Umum Sistem

Gambar 4.1 menjelaskan mengenai skema gambaran umum, dimana pertama, mempersiapkan data (*data training* dan *data testing*) kelulusan mahasiswa dan data mahasiswa, lalu menentukan atribut yang akan digunakan dalam prediksi kelulusan

mahasiswa tepat waktu. Penelitian ini menggunakan atribut indeks prestasi kumulatif, total sks, organisasi, nilai toefl dan riwayat mengulang. Kemudian masuk dalam proses algoritma C4.5 yaitu menghitung nilai entropi dan gain dari masing-masing atribut untuk membuat pohon keputusan yang digunakan untuk prediksi kelulusan mahasiswa. Setelah dilakukan pemodelan, selanjutnya dilakukan pengujian menggunakan data testing untuk mengukur kinerja pohon keputusan yang dibuat dan menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur *performance* prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu, serta dilakukan pengujian menggunakan *k-fold cross validation*.

4.2 Analisis Sistem

Pada penelitian ini menggunakan model *Cross Industry Standard for Data Mining* (CRISP-DM) (Kusrini and Luthfi 2009) yang terdiri dari enam tahap, yaitu:

1. Tahap Business Understanding

Penelitian pendahuluan dilakukan dengan melakukan observasi terhadap objek penelitian untuk mengetahui secara langsung kondisi dan permasalahan yang terjadi. Terdapat penurunan mahasiswa yang lulus tepat waktu, hal ini belum diketahui sebabnya sehingga perlu dilakukan prediksi kelulusan mahasiswa menggunakan atribut yang telah ditentukan dan dapat menentukan atribut yang berpengaruh dalam kelulusan mahasiswa.

2. Tahap Data Understanding

Data diperoleh dari Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman dari tahun 2010-2014.

Gambar 4.3 merupakan proses dari data preparasi yang dimulai dari pengambilan dataset original dari data kelulusan dan data mahasiswa pada tahun 2010-2014. Data tersebut nantinya akan di proses pada tahap sebagai berikut :

- a. Data cleaning yang bekerja setelah proses pemilihan atribut atau *feature selection* yaitu dilakukannya pemilihan atribut yang akan digunakan dalam proses *machine learning*. Berikut atribut yang diperoleh dari Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman tabel 4.1.

Tabel 4.2 Atribut Dataset

No	Atribut
1	Nomor
2	Nama
3	Nim
4	Jenis Kelamin
5	Jurusan
6	Program Studi
7	Jenjang Studi
8	IPK
9	Total SKS
10	Tanggal Lulus
11	Nilai Toefl
12	Organisasi
13	Keterangan Lulus

- b. Selanjutnya dilakukan proses analisis terhadap data, untuk membersihkan data yang berulang atau *redundant*, data yang memiliki nilai kosong, tidak konsisten atau tupel yang kosong (*missing value and noisy*).
- c. Setelah proses cleaning dilakukan selanjutnya dilakukan tahap *integration data* yang berfungsi menyatukan arsip yang berbeda dalam satu data sehingga semua data saling terintegrasi.
- d. Tahap selanjutnya yaitu dilakukan analisis *data reduction* karena jumlah atribut dan tupel yang digunakan untuk mengolah data tidak sepenuhnya akan digunakan maka beberapa atribut yang tidak diperlukan akan dihapus. Sehingga dalam penelitian ini hanya menggunakan 5 atribut yaitu organisasi, indeks prestasi kumulatif, total sks, nilai toefl dan riwayat mengulang dan jumlah data yang digunakan 433 untuk data training dan 107 untuk data testing.
4. Tahap *Modeling*, berdasarkan studi literature mengenai algoritma C4.5 yang mampu menghasilkan pohon keputusan terbaik, serta menentukan atribut yang paling berpengaruh dalam prediksi kelulusan mahasiswa.
5. Analisa dan *evaluation pattern*, data yang akan digunakan dalam penelitian ini 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing untuk mengukur kinerja pohon keputusan. Evaluasi yang dilakukan dengan mengamati hasil klasifikasi dari penerapan C4.5. Pengukuran *performance* dilakukan dengan menggunakan evaluasi model *confusion matrix* dan *k-fold cross validation*. Dengan demikian dapat diketahui tingkat akurasi dari algoritma tersebut.
6. Deployment phase, dari bentuk pohon keputusan yang dihasilkan pada tahap modeling kemudian dianalisis dan penarikan kesimpulan.

4.3 Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma C4.5

Algoritma ini ditujukan untuk *supervised learning* yang memberikan nilai atribut pada dataset yang digambarkan oleh koleksi atribut dan salah satu dari serangkaian kelas yang saling berhubungan. Terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan dalam membentuk pohon keputusan dengan algoritma C4.5

Langkah pertama yang dilakukan adalah melakukan perhitungan untuk mencari nilai entropi dan gain untuk menentukan node akar dan node selanjutnya. Menghitung jumlah kasus tepat waktu dan jumlah kasus tidak tepat waktu dan entropi dari semua kasus yang dibagi berdasarkan atribut indeks prestasi kumulatif, total sks, organisasi, toefl dan riwayat mengulang. Kemudian dihitung nilai gain tertinggi dari setiap entropi. Perhitungan tersebut dihitung dengan persamaan sebagai berikut:

1) Menghitung jumlah kasus tepat waktu dan jumlah kasus terlambat kemudian menghitung entropi total yaitu 0.99796. Setelah dilakukan perhitungan entropi dari setiap atribut yang digunakan untuk mendapatkan nilai gain, sebagai berikut :

$$\text{Entropy Total} : \left(\left(-\frac{228}{433} \cdot \log_2 \left(\frac{228}{433} \right) \right) + \left(-\frac{205}{433} \cdot \log_2 \left(\frac{205}{433} \right) \right) \right)$$

$$\text{Entropy Total} : 0.99796$$

Setelah itu dilakukan perhitungan entropy dari setiap atribut yang digunakan untuk mendapatkan nilai Gain tertinggi. Contoh perhitungan untuk atribut IPK dengan persamaan sebagai berikut :

$$\text{IPK} > 3.5 = \left(\left(-\frac{143}{212} \cdot \log_2 \left(\frac{143}{212} \right) \right) + \left(-\frac{69}{212} \cdot \log_2 \left(\frac{69}{212} \right) \right) \right)$$

$$\text{IPK} > 3.5 = 0.91023$$

$$\text{IPK} \leq 3.5 = \left(\left(-\frac{85}{221} \cdot \log_2 \left(\frac{85}{221} \right) \right) + \left(-\frac{136}{221} \cdot \log_2 \left(\frac{136}{221} \right) \right) \right)$$

$$IPK \leq 3.5 = 0.96124$$

Tahap selanjutnya dari nilai entropy ipk tersebut akan dihitung untuk mencari nilai gain dengan menggunakan persamaan berikut :

$$\begin{aligned} Gain (Total, IPK) &= Entropy Total - \frac{\sum_{i=1}^n IPK}{Total} * Entropy(IPK) \\ &= 0.99796 - \left(\left(\frac{212}{433} * 0.91023 \right) + \left(\frac{221}{433} * 0.96124 \right) \right) \\ &= 0.0617 \end{aligned}$$

Dari persamaan diatas dilakukan pada semua atribut untuk mendapatkan nilai gain untuk menentukan node pertama, berikut hasil dari perhitungan (tabel 4.3).

Tabel 4.3 Perhitungan Node 1

No	Atribut	Total Kasus	Tepat Waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain	
1		433	228	205	0.99796		
	Organisasi					0.0008	
		Ya	26	12	14	0.9957	
		Tidak	407	216	191	0.9973	
	IPK						0.0617
		> 3.5	212	143	69	0.91023	
		<= 3.5	221	85	136	0.96124	
	Toefl						0.0001
		Elementry	216	115	101	0.99697	
		Low Intermediete	111	58	53	0.99854	
		High Intermediete	63	33	30	0.99836	
		Advance	43	21	22	0.99961	
		Total SKS					0.0222
		<= 120	1	0	1	0	
		<= 144	133	55	78	0.97832	
		>= 145	298	173	125	0.9812	
	Riwayat Mengulang						0.0265
	Ya	76	23	52	0.89644		
	Tidak	358	205	153	0.98473		

Dari tabel 4.3 dapat diketahui bahwa nilai atribut IPK memiliki nilai gain tertinggi, maka atribut tersebut dijadikan sebagai node akar. Pada tahap selanjutnya dilakukan perhitungan untuk $IPK \leq 3.5$ mendapatkan node 1.1 dan $IPK > 3.5$ untuk mendapatkan node 2.

Tabel 4.4 Perhitungan Node 1.1

No	Atribut	Total Kasus	Tepat Waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1	IPK: ≤ 3.5	221	85	136	0.9612366	
	Organisasi					0.014068
	Ya	10	1	9	0.468996	
	Tidak	211	84	127	0.969831	
	TOEFL					0.0091052
	Elementry	117	49	68	0.9808924	
	Low Intermediete	49	14	35	0.8631206	
	High Intermediete	36	14	22	0.9640788	
	Advance	19	8	11	0.9819408	
	Total SKS					0.012248
	≤ 120	0	0	0	0	
	≤ 144	77	23	54	0.8796976	
	≥ 145	144	62	82	0.98604	
	Riwayat Mengulang					0.0294603
	Ya	58	13	45	0.7676516	
Tidak	163	72	91	0.9901765		

Dari tabel 4.4 diatas, dilakukan perhitungan nilai gain dan entropi untuk $IPK \leq 3.5$, sehingga mendapatkan hasil nilai gain tertinggi yaitu riwayat mengulang dengan nilai gain 0.0294603. Sehingga riwayat mengulang menjadi node 1.1.1, sehingga pada tahap selanjutnya akan menghitung $IPK \leq 3.5$ dan riwayat mengulang ya, seperti pada tabel 4.5.

Tabel 4.5. Perhitungan Node 1.1.1

No	Atribut	Total Kasus	Tepat Waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1.1	IPK: \leq 3.5, Riwayat Mengulang: Ya	58	13	45	0.7676516	
	Organisasi					0.0129
	Ya	2	0	2	0	
	Tidak	56	13	43	0.781728	
	TOEFL					0.04484977
	Elementry	30	8	22	0.8366407	
	Low Intermediete	11	2	9	0.6840384	
	High Intermediete	11	3	8	0.8453509	
	Advance	6	0	6	0	
	Total SKS					0.00344424
	\leq 120	0	0	0	0	
	\leq 144	26	5	21	0.7062741	
$>$ 145	32	8	24	0.8112781		

Berdasarkan tabel 4.5 dapat diketahui bahwa nilai gain tertinggi dari atribut IPK \leq 3.5 dan riwayat mengulang ya adalah atribut toefl dengan nilai gain 0.04484977. Hal tersebut berarti toefl merupakan node 1.1.1.1 dan pada perhitungan selanjutnya akan dihitung gain toefl elementary, low intermediate dan high intermediate. Sedangkan untuk advance tidak dihitung karena hasilnya telah diketahui.

Tabel 4.6 Perhitungan Node 1.1.1.1, 1.1.1.1.1 – 1.1.1.1.2

No.	Atribut	Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1. 1.1	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Ya, Toefl: Elementry	30	8	22	0.8366407	
	Organisasi					0.01521
	Ya	1	0	1	0	
	Tidak	29	8	21	0.849751	
	Total SKS					0.10904187
	≤ 120	0	0	0	0	
	≤ 144	13	6	7	0.9957275	
≥ 145	17	2	15	0.5225594		
1.1.1. 1.1	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Ya, Toefl: Elementry, Total SKS: ≥ 145	17	6	11	0.9366674	
	Organisasi					0.03838
	Ya	1	0	1	0	
	Tidak	16	6	10	0.954434	
1.1.1. 1.2	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Ya, Toefl: Elementry, Total SKS: ≤ 144	13	2	11	0.6193822	
	Organisasi					0
	Ya	0	0	0	0	
	Tidak	13	2	11	0.619382	

Berdasarkan tabel 4.6 dengan atribut IPK ≤ 3.5 , riwayat mengulang ya dan toefl elementry didapatkan hasil yaitu nilai gain total sks sebesar 0.10904187, sehingga atribut total sks menjadi node 1.1.1.1.

Tabel 4.7. Perhitungan Node 1.1.1.2 dan 1.1.1.4

No	Atribut		Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1.1.2	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Ya, Toefl: Low intermediete		11	2	9	0.68404	
	Organisasi						0.02774
		Ya	1	0	1	0	
		Tidak	10	2	8	0.72193	
	Total SKS						0.001332
		≤ 120	0	0	0	0	
		≤ 144	5	1	4	0.72193	
	> 145	6	1	5	0.65002		
1.1.1.3	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Ya, Toefl: High intermediete		11	3	8	0.84535	
	Organisasi						0
		Ya	0	0	0	0	
		Tidak	11	3	8	0.84535	
	Total SKS						0.049452
		≤ 120	0	0	0	0	
		≤ 144	5	2	3	0.97095	
	> 145	6	1	5	0.65002		
1.1.1.4	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Ya, Toefl: Advance		6	0	6	0	
	Organisasi						0
		Ya	0	0	0	0	
		Tidak	6	0	6	0	
	Total SKS						0
		≤ 120	0	0	0	0	
		≤ 144	3	0	3	0	
	> 145	3	0	3	0		

Berdasarkan tabel 4.7 dengan didapatkan nilai gain untuk node 1.1.1.2 untuk atribut organisasi sebesar 0.02774, yang berarti bahwa masuk dalam klasifikasi tidak tepat waktu karena nilainya lebih dominan dan untuk node 1.1.1.3 untuk atribut total SKS dengan nilai gain 0.049452.

Kemudian dilakukan kembali perhitungan untuk atribut $IPK \leq 3.5$ dan tidak memiliki riwayat mengulang untuk mendapatkan node 1.1.2, seperti pada tabel 4.8.

Tabel 4.8. Perhitungan Node 1.1.2

No	Atribut	Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1.2	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Tidak	163	72	91	0.9901765	
	Organisasi					0.01741
	Ya	8	1	7	0.543564	
	Tidak	155	71	84	0.99492	
	TOEFL					0.019510111
	Elementry	87	41	46	0.9976161	
	Low Intermediete	38	12	26	0.8997438	
	High Intermediete	25	11	14	0.9895875	
	Advance	13	8	5	0.9612366	
	Total SKS					0.010624613
	≤ 120	0	0	0	0	
	≤ 144	51	18	33	0.9366674	
	≥ 145	112	54	58	0.9990797	

Berdasarkan perhitungan tabel 4.8, dari atribut $IPK \leq 3.5$ tidak memiliki riwayat mengulang didapatkan nilai gain sebesar 0.019510111 dari atribut toefl. Sehingga dari atribut toefl akan dilakukan perhitungan, seperti pada tabel 4.9.

Tabel 4.9. Perhitungan Node 1.1.2.1, 1.1.2.1.1 – 1.1.2.1.2

No	Atribut		Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1.2.1	IPK: \leq 3.5, Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: Elementry		87	41	46	0.9976161	
	Organisasi						0.014
		Ya	5	1	4	0.721928	
		Tidak	82	40	42	0.999571	
	Total SKS						0.0078
		$<$ 120	0	0	0	0	
		$<$ 144	30	18	12	0.9709506	
	$>$ 145	57	29	28	0.999778		
1.1.2.1.1	IPK: \leq 3.5, Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: Elementry, Organisasi : Tidak		82	40	42	0.999571	
	Total SKS						0.0092
		$<$ 120	0	0	0	0	
		$<$ 144	27	11	16	0.975119	
		$>$ 145	55	29	26	0.997853	
1.1.2.1.2	IPK: \leq 3.5, Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: Elementry, Organisasi : Ya		57	29	28	0.999778	
	Total SKS						0.171
		$<$ 120	0	0	0	0	
		$<$ 144	3	1	2	0.918296	
	$>$ 145	2	0	2	0		

Berdasarkan tabel 4.9, maka didapatkan perhitungan untuk node 1.1.2 dari atribut $IPK \leq 3.5$, tidak memiliki riwayat mengulang dan toefl elementary dengan nilai gain sebesar 0.00777862. Kemudian dilakukan perhitungan kembali dengan atribut organisasi ya dan tidak untuk sebagai node selanjutnya. Pada tabel 4.10 merupakan perhitungan untuk node 1.1.2.2 dan 1.1.2.2.1.

Tabel 4.10. Perhitungan node 1.1.2.2 dan 1.1.2.2.1

No	Atribut	Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1.2.2	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: Low Intermediete	38	12	26	0.89974	
	Organisasi					0.01464
	Ya	1	0	1	0	
	Tidak	37	12	25	0.909022	
	Total SKS					0.01294
	≤ 120	0	0	0	0	
	≤ 144	13	3	10	0.24997	
> 145	25	9	16	0.94268		
1.1.2.2.1	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: Low Intermediete, Organisasi : Tidak	37	12	25	0.909022	
	Total SKS					0.0161
	≤ 120	0	0	0	0	
	≤ 144	13	3	10	0.77935	
	> 145	24	9	15	0.954434	

Berdasarkan tabel 4.10 maka untuk node 1.1.2.2 didapatkan nilai gain sebesar 0.01464 yang merupakan atribut organisasi. Kemudian dilakukan kembali perhitungan untuk node 1.1.2.2.1 tabel 4.10.

Pada tabel 4.11 merupakan perhitungan untuk node 1.1.2.3 dan 1.1.2.3.1 dengan atribut toefl high intermediate dan organisasi.

Tabel 4.11. Perhitungan Node 1.1.2.3 dan 1.1.2.3.1

No	Atribut	Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1.2.3	IPK: <= 3.5, Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: High Intermediete	25	11	14	0.9895875	
	Organisasi					0.070842
	Ya	2	0	2	0	
	Tidak	23	11	12	0.998636	
	Total SKS					0.010715849
	<= 120	0	0	0	0	
	<= 144	6	2	4	0.9182958	
>= 145	19	9	10	0.9980009		
1.1.2.3.1	IPK: <= 3.5, Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: High Intermediete, Organisasi : Tidak	23	11	12	0.998636	
	Total SKS					0.004951
	<= 120	0	0	0	0	
	<= 144	5	2	3	0.970951	
	>= 145	18	9	9	1	

Berdasarkan tabel 4.11 didapatkan nilai gain terbesar dari atribut organisasi sebesar 0.070842 untuk node 1.1.2.3. Kemudian proses perhitungan selanjutnya yaitu menggunakan atribut $IPK \leq 3.5$, tidak memiliki riwayat mengulang dan nilai toefl advance, seperti pada tabel 4.12

Tabel 4.12. Perhitungan Node 1.1.2.4

No	Atribut	Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.1. 2.4	IPK: ≤ 3.5 , Riwayat Mengulang: Tidak, Toefl: Advance	13	8	5	0.96124	
	Organisasi					0
	Ya	0	0	0	0	
	Tidak	13	8	5	0.961237	
	Total SKS					0.00722
	≤ 120	0	0	0	0	
	≤ 144	2	1	1	1	
> 145	11	7	4	0.94566		

Pada tabel 4.12 merupakan perhitungan atribut dengan nilai $IPK \leq 3.5$, tidak memiliki riwayat mengulang, nilai toefl advance dengan nilai gain sebesar 0.00722. Selanjutnya melakukan perhitungan untuk $IPK > 3.5$, seperti pada tabel 4.13.

Tabel 4.13. Perhitungan Node 1.2

No	Atribut	Total Kasus	Tepat Waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.2	IPK: > 3.5	212	143	69	0.91023	
	Organisasi					0.0006
	Ya	16	10	6	0.954434	
	Tidak	196	133	3	0.905928	

Tabel 4.13. Perhitungan Node 1.2 (Lanjutan)

Toefl						0.004638
	Elementry	99	66	33	0.9183	
	Low Intermediete	62	44	18	0.86914	
	High Intermediete	27	19	8	0.87672	
	Advance	24	14	10	0.97987	
Total SKS						0.0237
	<= 120	1	0	1	0	
	<= 144	57	31	26	0.99444	
	>= 145	154	111	43	0.85439	
Riwayat Mengulang						0.002059
	Ya	17	10	7	0.97742	
	Tidak	195	133	62	0.90214	

Berdasarkan tabel 4.13, didapatkan nilai gain terbesar yaitu 0.0237 dengan atribut total sks sehingga menjadi node 1.2. Kemudian dilakukan perhitungan dengan total sks <= 144 seperti pada tabel 4.14.

Tabel 4.14. Perhitungan Node 1.2.1, 1.2.1.1 – 1.2.1.4

No	Atribut	Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.2.1	IPK: > 3.5, Total SKS <= 144	57	32	25	0.989093	
	Organisasi					0.00185
	Ya	3	2	1	0.9183	
	Tidak	54	30	24	0.9911	
	Toefl					0.016709
	Elementry	24	12	12	1	
	Low Intermediete	18	12	6	0.918296	
	High Intermediete	8	4	4	1	

Tabel 4.14. Perhitungan Node 1.2.1, 1.2.1.1 – 1.2.1.4 (Lanjutan)

		Advance	7	4	3	0.985228	
	Riwayat Mengulang						4.13E-05
		Ya	7	4	3	0.985228	
		Tidak	50	28	22	0.989588	
1.2. 1.1	IPK: > 3.5, Total SKS <= 144, Toefl : Elementry		24	12	12	1	
	Organisasi						0.04297
		Ya	1	0	1	0	
		Tidak	23	12	11	0.9986	
	Riwayat Mengulang						0
		Ya	2	1	1	1	
		Tidak	22	11	11	1	
1.2. 1.2	IPK: > 3.5, Total SKS <= 144, Toefl : Low Intermediete		18	12	6	0.9183	
	Organisasi						0.03367
		Ya	1	1	0	0	
		Tidak	17	11	6	0.9367	
	Riwayat Mengulang						0.00668
		Ya	4	3	1	0	
		Tidak	14	9	5	0.9367	
1.2.1. 2.1	IPK: > 3.5, Total SKS <= 144, Toefl : Low Intermediete, Organisasi : Tidak		17	11	6	0.9367	
	Riwayat Mengulang						0.01072
		Ya	4	3	1	0.8113	

Tabel 4.14. Perhitungan Node 1.2.1, 1.2.1.1 – 1.2.1.4 (Lanjutan)

		Tidak	13	8	5	0.9612	
1.2.	IPK: > 3.5, Total SKS <= 144, Toefl : High Intermediete		8	4	4	1	
1.3	Organisasi						0.13793
	Ya		1	1	0	0	
	Tidak		7	3	4	0.9852	
	Riwayat Mengulang						0
	Ya		0	0	0	0	
	Tidak		8	4	4	1	
1.2.	IPK: > 3.5, Total SKS <= 144, Toefl: Advance		7	4	3	0.9852	
1.4	Organisasi						0
	Ya		0	0	0	0	
	Tidak		7	4	3	0.9852	
	Riwayat Mengulang						0.19812
	Ya		1	0	1	0	
	Tidak		6	4	2	0.9183	

Pada tabel 4.14 didapatkan gain terbesar yaitu toefl sebesar 0.06179, sehingga dari atribut tersebut dapat dilakukan perhitungan untuk menentukan node 1.2.1.1 - 1.2.1.4. Kemudian proses perhitungan selanjutnya yaitu dengan atribut $IPK > 3.5$ dengan total sks ≥ 145 , seperti pada tabel 4.15.

Tabel 4.15. Perhitungan Node 1.2.2

No	Atribut		Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.2.2	IPK: > 3.5, Total SKS \geq 145		154	111	43	0.85439	
	Organisasi						0.0003
		Ya	13	9	4	0.89049	
		Tidak	141	102	39	0.85077	
	TOEFL						0.0124
		Elementry	75	54	21	0.85545	
		Low Intermediete	44	31	12	0.84535	
		High Intermediete	18	15	3	0.65002	
		Advance	17	10	7	0.97742	
	Riwayat Mengulang						0.0034
		Ya	10	6	4	0.97095	
	Tidak	144	105	39	0.84266		

Berdasarkan tabel 4.15 dengan atribut IPK > 3.5 dan total sks \geq 145, didapatkan nilai gain terbesar yaitu 0.0124 dengan atribut toefl. Sehingga atribut toefl dapat dijadikan node untuk perhitungan selanjutnya seperti pada tabel 4.16.

Tabel 4.16. Perhitungan Node 1.2.2.1 – 1.2.2.4

No	Atribut		Total Kasus	Tepat waktu	Tidak Tepat Waktu	Entropy	Gain
1.2.2.1	IPK: > 3.5, Total SKS \geq 145, Toefl : Elementry		75	54	21	0.855451	
	Organisasi						0.0037
		Ya	8	5	3	0.954434	
		Tidak	67	49	18	0.83953	
	Riwayat Mengulang						0.0231
		Ya	5	2	3	0.970951	
		Tidak	70	52	18	0.822404	

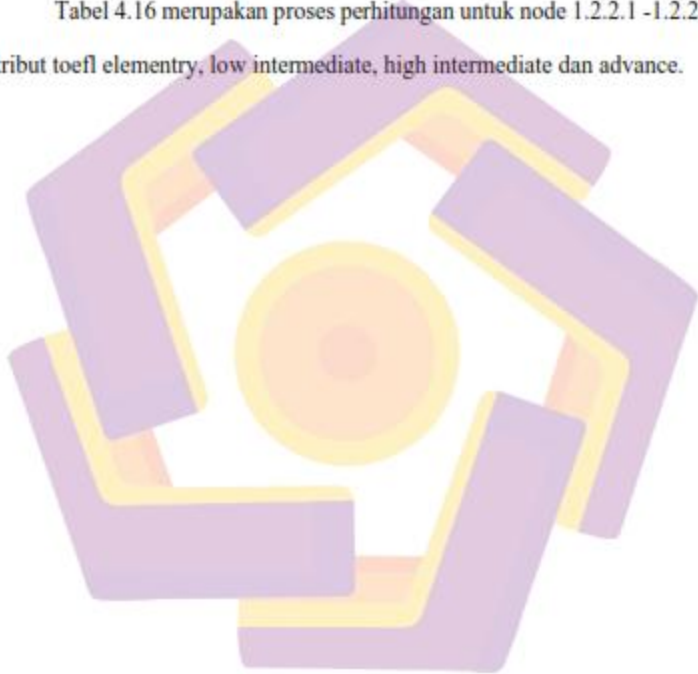
Tabel 4.16. Perhitungan Node 1.2.2.1 – 1.2.2.4 (Lanjutan)

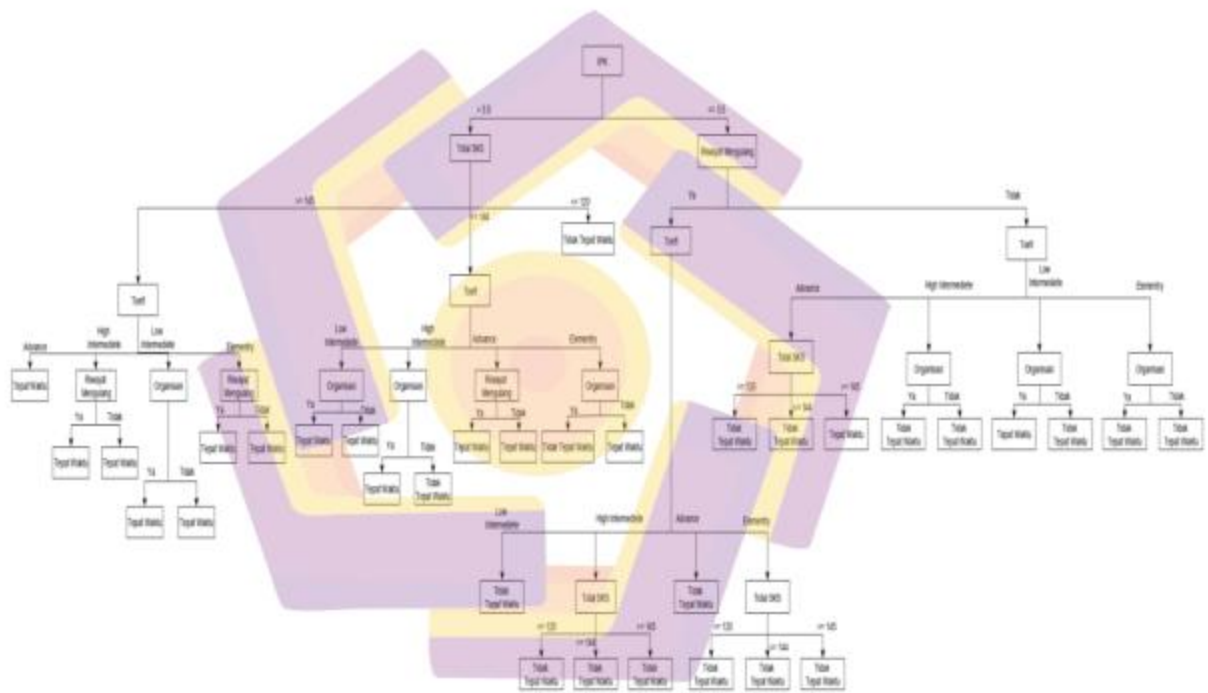
1.2.2.1.1	IPK: > 3.5, Total SKS >= 145, Toefl; Elementry, Riwayat Mengulang : Ya		5	2	3	0.970951	
	Organisasi						0
	Ya	Ya	0	0	0	0	
	Tidak	Tidak	5	2	3	0.970951	
1.2.2.1.2	IPK: > 3.5, Total SKS >= 145, Toefl; Elementry, Riwayat Mengulang : Tidak		70	52	18	0.822404	
	Organisasi						0.0063
	Ya	Ya	8	5	3	0.954434	
	Tidak	Tidak	62	47	15	0.798244	
1.2.2.2	IPK > 3.5, Total SKS >= 145, Toefl; Low Intermediete		44	32	12	0.84535	
	Organisasi						0.01058
	Ya	Ya	1	1	0	0	
	Tidak	Tidak	43	31	12	0.85418	
	Riwayat Mengulang						0.01058
	Ya	Ya	1	1	0	0	
Tidak	Tidak	43	31	12	0.85418		
1.2.2.3	IPK: > 3.5, Total SKS >= 145, Toefl; High Intermediete		18	15	3	0.650022	
	Organisasi						0.0151
	Ya	Ya	1	1	0	0	
	Tidak	Tidak	17	14	3	0.672295	
	Riwayat Mengulang						0.0312
	Ya	Ya	2	2	0	0	
Tidak	Tidak	16	13	3	0.696212		
1.2.2.4	IPK: > 3.5, Total SKS >= 145, Toefl; Advance		17	10	7	0.977418	
	Organisasi						0.004

Tabel 4.16. Perhitungan Node 1.2.2.1 – 1.2.2.4 (Lanjutan)

	Ya	3	2	1	0.918296	
	Tidak	14	8	6	0.985228	
Riwayat Mengulang						0.00305
	Ya	2	1	1	1	
	Tidak	15	9	5	0.970951	

Tabel 4.16 merupakan proses perhitungan untuk node 1.2.2.1 -1.2.2.4 untuk atribut toefl elementary, low intermediate, high intermediate dan advance.





Gambar 4.3 Pohon Keputusan Algorithm C4.5

4.4 Pengujian

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian menggunakan *confusion matrix* dengan 540 data dan *k-fold cross validation*.

4.4.1 Confusion Matrix

Pengujian *confusion matrix* dilakukan menggunakan data set keseluruhan, data training dan data testing.

a. Skenario Pengujian 1 (*Dataset*)

Pada dataset menggunakan 540 dataset yang telah disiapkan. *True* Tepat waktu merupakan data actual yang di klasifikasikan positif dengan jumlah 196 sedangkan *true* tidak tepat waktu merupakan data actual yang diklasifikasikan negative dengan jumlah 111. Prediksi tidak tepat waktu merupakan data prediksi yang diklasifikasikan positif dengan jumlah 86 data, sedangkan prediksi tidak tepat waktu yang diklasifikasikan negative dengan jumlah 147 data.

Dalam pengujian *confusion matrix* akan dihitung nilai *accuracy*, *recall* dan *precision* menggunakan 540 data, seperti pada tabel 4.17.

Tabel 4.17. Pengujian Skenario 1

	True Tepat Waktu	True Tidak Tepat Waktu
Pred. Tepat Waktu	196	122
Pred. Tidak Tepat Waktu	86	147
<i>Accuracy</i>	64%	
<i>Recall</i>	70%	
<i>Precision</i>	64%	

Dari data tabel 4.24, dapat diketahui bahwa nilai *accuracy* sebesar 64% yang berarti bahwa kedekatan antara nilai actual dan nilai prediksi cukup. Untuk

nilai *recall* juga didapatkan sebesar 70% yang berarti bahwa tingkat keberhasilan prediksi dalam menemukan kembali informasi kelulusan mahasiswa tepat waktu cukup, dan untuk nilai *precision* didapatkan sebesar 64% yang berarti tingkat ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan belum maksimal.

b. Skenario Pengujian 2 (Data Training)

Pengujian dengan data training dilakukan untuk menghitung nilai akurasi dari pohon keputusan menggunakan 433 data training, seperti pada tabel 4.18.

Tabel 4.18. Pengujian Skenario 2

	True Tepat Waktu	True Tidak Tepat Waktu
Pred. Tepat Waktu	145	64
Pred. Tidak Tepat Waktu	82	142
<i>Accuracy</i>	66%	
<i>Recall</i>	64%	
<i>Precision</i>	69%	

Dari tabel 4.25 dapat diketahui bahwa nilai *accuracy*, *recall* dan *precision* masing-masing memiliki nilai 66%, 64% dan 69%. Berdasarkan nilai tersebut bahwa dari nilai akurasi kedekatan antara nilai prediksi dan nilai actual cukup baik. Berdasarkan nilai *recall* yang didapatkan bahwa tingkat keberhasilan algoritma C4.5 dalam menemukan kembali informasi yang ada masih cukup baik, dan nilai *precision* yang didapatkan bahwa informasi didapatkan oleh algoritma C4.5 dan data actual cukup sesuai.

c. Skenario Pengujian 3 (Data Testing)

Pengujian dengan data testing menggunakan 107 data yang telah disiapkan untuk mengukur kinerja pohon keputusan yang telah dibuat, seperti pada tabel 4.19.

Tabel 4.19. Pengujian Skenario 3

	True Tepat Waktu	True Tidak Tepat Waktu
Pred. Tepat Waktu	51	47
Pred. Tidak Tepat Waktu	4	5
<i>Accuracy</i>	52%	
<i>Recall</i>	93%	
<i>Precision</i>	52%	

Dari tabel 4.26 dapat diketahui bahwa nilai dari accuracy sebesar 52% yang berarti bahwa kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai actual cukup baik, sedangkan nilai dari *recall* sebesar 93% yang berarti bahwa keberhasilan algoritma C4.5 dalam menemukan kembali informasi yang ada sangat baik, dan dari nilai *precision* sebesar 52% yang berarti bahwa informasi yang diminta dengan jawaban dari algoritma cukup baik.

d. Skenario Pengujian 4

Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan 433 data kelulusan mahasiswa tanpa menggunakan atribut toefl, seperti pada tabel 4.20.

Tabel 4.20. Pengujian Skenario 4

	True Tepat Waktu	True Tidak Tepat Waktu
Pred. Tepat Waktu	140	69
Pred. Tidak Tepat Waktu	87	137
<i>Accuracy</i>	64%	
<i>Recall</i>	62%	
<i>Precision</i>	67%	

Berdasarkan pengujian scenario 4 menggunakan 433 data dengan mengabaikan atribut toefl maka didapatkan akurasi 64%, recall 62% dan precision 67%, yang berarti bahwa dengan menggunakan 100 data *performance* dari akurasi, recall dan precision belum baik.

4.4.2 K-Fold Cross Validation

Pengujian *fold cross validation* menggunakan aplikasi WeKa versi 3.9.3, WeKa merupakan aplikasi yang dapat digunakan untuk melakukan analisis *data mining*, berikut tampilan dari WeKa versi 3.9.3 pada gambar 4.4.



Gambar 4.4 Interface WeKa

Gambar 4.4 merupakan tampilan antarmuka dari aplikasi WeKa versi 3.9.3 menggunakan 6 atribut organisasi, IPK, total sks, nilai toefl, riwayat mengulang dan keterangan lulus.

Untuk mengetahui akurasi dari pohon keputusan, maka dilakukan juga uji akurasi menggunakan *k-fold cross validation*. Dalam pengujian ini menggunakan dataset sebanyak 540 data kelulusan mahasiswa Program Studi Teknik Informatika.

```

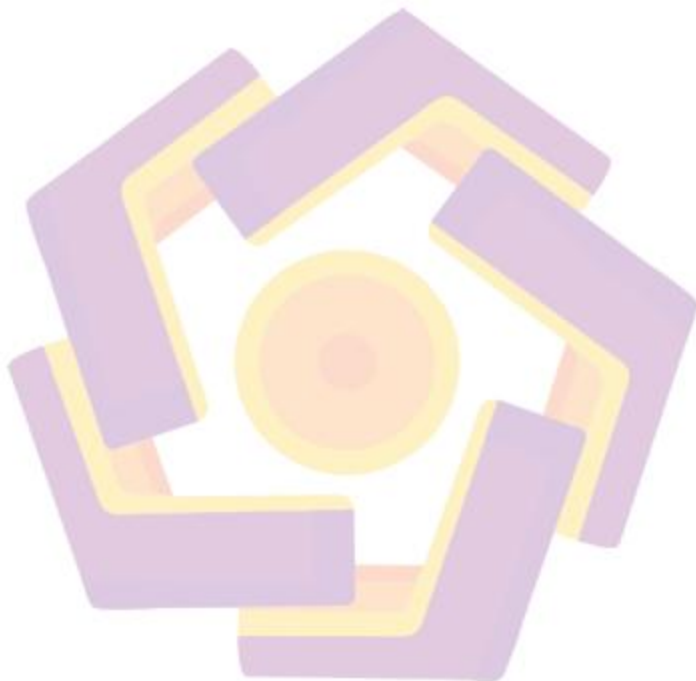
Time taken to build model: 0.03 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      325           60.1852 %
Incorrectly Classified Instances    215           39.8148 %
Kappa statistic                    0.1954
Mean absolute error                 0.4728
Root mean squared error            0.4906
Relative absolute error            94.7761 %
Root relative squared error        98.2329 %
Total Number of Instances          540
  
```

Gambar 4.5 Hasil Pengujian 10-fold cross validation

Berdasarkan pengujian *10-fold cross validation* dengan menggunakan 540 data, 6 atribut dengan 540 *instances* dapat menghasilkan jumlah kebenaran sebesar 325 dengan nilai presentasi 60.1852%. Dari hasil tersebut diketahui bahwa dari 540 data terdapat 215 data yang tidak sesuai dengan data actual yang diinputkan.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

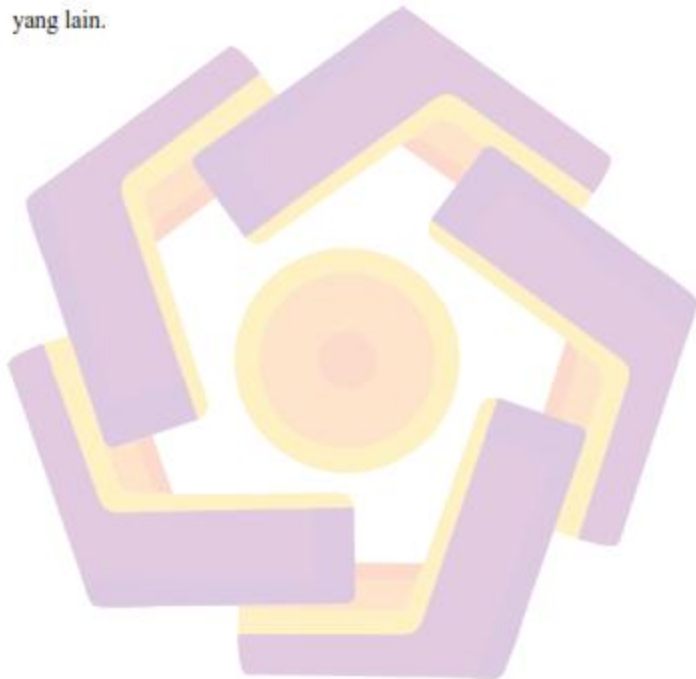
Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, maka didapat beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan *confusion matrix* maka didapatkan bahwa keberhasilan algoritma C4.5 dalam menemukan kembali informasi sudah sangat baik dibuktikan dengan nilai *recall* 93%, sedangkan untuk tingkat ketepatan dan kedekatan informasi cukup baik dibuktikan dengan nilai *accuracy* 66% dan *precision* 69%. Pengujian juga dilakukan menggunakan *10-fold cross validation* dengan menggunakan 540 dataset dan didapatkan nilai presentase akurasi sebesar 60.1852%.
2. Atribut yang digunakan dalam Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Program Studi Teknik Informatika Universitas Mulawarman yaitu indeks prestasi kumulatif, total sks, organisasi, nilai toefl, riwayat mengulang dan keterangan lulus.
3. Atribut yang paling berpengaruh dalam kelulusan mahasiswa tepat waktu yaitu IPK dengan nilai gain tertinggi 0.0617 sebagai node akar.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah disimpulkan maka dalam upaya pengembangan dikemukakan saran sebagai berikut :

- a. Tingkat akurasi prediksi kelulusan mahasiswa tepat waktu menggunakan algoritma C4.5 masih perlu ditingkatkan, sehingga disarankan untuk mengombinasikan dengan metode yang lain untuk meningkatkan akurasi.
- b. Penelitian ini hanya menggunakan 5 atribut seperti ipk, jenis kelamin, nilai toefl, total sks dan riwayat mengulang, sehingga perlu dilakukan penambahan atribut yang lain.



DAFTAR PUSTAKA

PUSTAKA BUKU

- Kusrini, E. T. L. (2009). *Algoritma Data Mining*. (Theresia Ari Prabawati, Ed.). ANDI OFFSET.
- Hermawati, F. A. (2013). *Data Mining*. (Putri Christian, Ed.). Yogyakarta: ANDI OFFSET.
- Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan Aplikasi menggunakan Matlab*. (Nikodemus WK, Ed.). ANDI OFFSET.

PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING

- Aini, Nur, Sinar Sinurat, and Sumiaty Adelina Hutabarat. 2018. "Penerapan Metode Simple Moving Average Untuk Memprediksi Hasil Laba Laundry Karpet Pada CV . Homecare." *Jurnal Riset Komputer* 5(2): 167-75.
- Fadillah, AP, and B Hardiyana. 2018. "Classification of Subject Concentration Using Algorithm C4 . 5."
- Hadi Aulia Fitrul. 2017. "Analisis Data Mining Untuk Menentukan Variabel-Variabel yang Mempengaruhi Kelayakan Kredit Kepemilikan Rumah Menggunakan Teknik Klasifikasi." *KomTekInfo* 4(1): 108-15. <http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:http://lppm.upiypk.ac.id/komtekinfo/index.php/Komtekinfo/article/download/78/71>.
- Hermawati, Fajar Astuti. 2013. *Data Mining*. ed. Putri Christian. Yogyakarta: Andi Offset.
- Jaman, Jajam Haerul. 2013. "Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan Metode Algoritma C4.5." *Jurnal Syntax* 2(2): 39-43.
- Kamagi, David Hartanto., Hansun, Seng. 2014. "Implementasi Data Mining Dengan Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa." *Ultimatics* VI.
- Kurnawan, Irham, Fitri Marisa, and Dwi Purnomo. 2018. "Implementasi Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk." *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika* 4(1).
- Kurniawan, Hendra, and Jurusan Sistem Informasi. 2016. "Aplikasi Datamining Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma

- Apriori Di Ibi Darmajaya Bandar Lampung." 02(01): 79–93.
- Kusrini, and Emha Taufiq Luthfi. 2009. *Algoritma Data Mining*. ed. Theresia Ari Prabawati. Andi Offset.
- Kusumodestoni, R Hadapingradja, Sarwido. 2017. "Komparasi Model Support Vector Machines (Svm) Dan Neural Network Untuk Mengetahui Tingkat Akurasi Prediksi Tertinggi Harga Saham." *Jurnal Informatika UPGRIS* 3(1).
- Mustafa, M Syukri et al. 2017. "Implementasi Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier." *Creative Information Technology Journal* 4(2).
- Novianti, Andi Gita., Prasetyo Dian. 2017. "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Prediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa." *Semnastikom*.
- Prasetyo, Eko. 2012. *Data Mining Konsep Dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. ed. Nikodemus WK. Andi Offset.
- Putri, Ratna, and Indra Waspada. 2018. "Penerapan Algoritma C4.5 Pada Aplikasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Prodi Informatika." *Khazanah Informatika* 4(1): 1–7. <http://journals.ums.ac.id/index.php/khif/issue/view/718>.
- Raharjo, Rudi Apriyadi. 2017. "Kajian Komparasi Penerapan Algoritma C4.5 Neural Network dan SVM dengan Teknik PSO Untuk Pemilihan Karyawan Teladan PT.XYZ." *Jurnal String* 1(3): 345–56.
- Ridwan, Mujib. 2017. "Sistem Rekomendasi Proses Kelulusan Mahasiswa Berbasis Algoritma Klasifikasi C4.5." *Jurnal Ilmiah Informatika* 2(1): 105–11.
- Salamah, Endah Nur, and Nurissaidah Ulinnuha. 2017. "Analisis Pola Pembelian Obat Dan Alat Kesehatan Di Klinik Ibu Dan Anak Graha Amani Dengan Menggunakan Algoritma Apriori." *JURNAL INFORM* (xx): 1–6.
- Susanto, Eri Sasmita, and Hanif Al Fatta. 2018. "Informatika Universitas Amikom Yogyakarta Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor." XIII: 67–72.
- Widayu Hikma, Surya Darma Nasution, Natalia Silalaahi, Mesran. 2017. "Data Mining Untuk Memprediksi Jenis Transaksi Nasabah Pada Koperasi Simpan Pinjam dengan Algoritma C4.5." *Media Informatika Budidarma* 1(2548–8368): 32–37.
- Witno, Suwitno. 2017. "Perancangan Aplikasi Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Pada Universitas Buddhi Dharma Menggunakan Perbandingan Algoritma C4.5 Dan K-NN." *Tech-E* 1(Vol 1 No 1 (2017): Tech-E): 29–36.

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA

No	Nama	Organisasi	IPK	Total SKS	Toefl	Riwayat Mengulang	Keterangan Lulus
1	Ainun Najib	Tidak	> 3.5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
2	Dwi Arief Prambudi	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
3	Kartini Wulan Dari	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	YA	Tepat Waktu
4	Meirita Saputri Ariama	Tidak	> 3.5	<= 144	Advance	Tidak	Tepat Waktu
5	Kaharyadi	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
6	Nur Jannah	Tidak	> 3.5	<= 144	Advance	Tidak	Tepat Waktu
7	Fahmi Romisa	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	YA	Tepat Waktu
8	Arief Dwi Nugraha	Tidak	< 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
9	Muhammad Bambang Firdaus	Tidak	< 3.5	<= 144	High Intermediete	YA	Tepat Waktu
10	Mohamad Yusuf	Tidak	< 3.5	<= 144	Elementry	YA	Tepat Waktu
11	Mifti Khaerati	Tidak	< 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
12	Zainuddin	Tidak	< 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
13	Abdul Kadir Ibrahim	Ya	< 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
14	Ela Astrianingsih	Tidak	< 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
15	Ikrimah Hidayati	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
16	Jahidin Hardin	Tidak	< 3.5	<= 144	Elementry	YA	Tepat Waktu
17	Christiady Purba	Tidak	< 3.5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

18	Redy Ready	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
19	Sulfikar	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
20	Muhammad Shafranuddin	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	High Intermediete	YA	Tepat Waktu
21	RiskiDwiAprianto	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
22	Maryanto	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
23	MiftakhulMunir	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
24	SutantoPurwoPuspito	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	YA	Tepat Waktu
25	Ari Utomo	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
26	FransiscusSidabutar	Tidak	> 3.5	≤ 144	Advance	Tidak	Tepat Waktu
27	Muhammad Arwani	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Advance	Tidak	Tepat Waktu
28	Pradana Putra	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
29	LutfiFahmani	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
30	WidyaAstutiSugeng	Tidak	> 3.5	≤ 144	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
31	AlfiHaryadi	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
32	Kaharudin	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
33	Wastiti Arum Handini	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
34	ApriantoRutadi	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
35	Kiki NurRizki	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
36	Mila Karmila	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	YA	Tepat Waktu

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

37	JeffriyantoPakendek	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
38	Rahayu Nurlinda Oktaviana	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
39	Andi Muhammad Akbar	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
40	Slamat Heriady	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
41	Godeliva Dunjane	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
42	Puji Rahayu	Tidak	> 3.5	≤ 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
43	Syamsul Syahab Mangun	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
44	Herwinda Isnaeni Putri	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
45	Yohaya Sombolayuk	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
46	Selpia	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
47	Reski Fikriani Fahlevie	Tidak	> 3.5	≤ 144	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
48	Ayu Fathanah	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
49	Mochammad Khotib	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
50	Rahmawati	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
51	Gani Wibisono	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
52	Rafli Fadli	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
53	Kristina Ria Hagang	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
54	Rizky Nur Sari, R	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
55	Ruspiandra Iqbal	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

56	Djaffar	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
57	Abdul Basit Aarsal	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
58	Dedy Agusya Putra	Tidak	<= 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
59	Dedy Arianto	Tidak	<= 3.5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
60	Chandra Septian Triatmaja	Tidak	> 3.5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
61	Iqbal Padhillah	Tidak	<= 3.5	<= 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
62	Jajang Sudirman	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
63	Gagang Rimba Borneo	Tidak	> 3.5	<= 120	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
64	Wahyu Permadianto	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
65	Sigit Yoni Santoso	Tidak	<= 3.5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
66	Arpaniansyah	Tidak	<= 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
67	Mardhan Tamanika	Tidak	<= 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
68	Muhammad Syahril Fahri, S.Kom	Tidak	<= 3.5	<= 144	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
69	Hariyono, S.Kom	Tidak	<= 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
70	Arie Christian Sinaga, S.Kom	Tidak	<= 3.5	<= 144	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
71	Cristian Desantos Langoday, S.Kom	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
72	Gilang Hariyandi, S.Kom	Tidak	<= 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
73	Noviyanto Rahmadi, S.Kom	Tidak	> 3.5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
74	Erik Kosasih, S.Kom	Tidak	<= 3.5	>= 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

75	Happy Fourino, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
76	Dian Kemala Putra, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
77	Erda Setyawan, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
78	Deny Prayudha Wardana, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
79	Muhammad Muzakki, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
80	Aziz Azhar, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
81	Rusmansyah, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
82	Fredy Arianto Pangarungan, S.Kom	Ya	<= 3,5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
83	Adam Istiyanto, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
84	Ahmad Yusuf Firdaus, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
85	Elien Norita, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
86	Anita Rahmani, S.Kom	Tidak	> 3,5	<= 144	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
87	Akbar Wilchan Pratama, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
88	Mark Prayer Robinson Sinaga, S.Kom	Tidak	> 3,5	<= 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
89	Septian ZulFaik, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
90	Zamraitul Aini, S.Kom	Tidak	<= 3,5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
91	Mutsla Khalistha, S.Kom	Tidak	> 3,5	<= 144	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

92	Hernanda Septiawan Putra, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
93	Farid Rahman	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
94	Riswan Ardiansyah	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
95	Iman Nugroho	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
96	Aulia Didin Eka Putra	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
97	Ajhari	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
98	Eko Ardana	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
99	Sadrianus Mangopo	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
100	Mahendra Rio Wardhana	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
101	Randa Prambudi	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
102	Novi Handara	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
103	Denny Prayudhi	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
104	Januar Bonggo Rewaldi	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
105	Imam Fajar Saputra	Ya	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
106	Alfiannur	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
107	Zakaria	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
108	Eko Praja Hamid Wijaya, S.Kom	Tidak	> 3.5	≤ 144	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu

LAMPIRAN I DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

109	Winda Nurita, S.Kom	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
110	Erna Dinati, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
111	Ahmad Syachdan, S.Kom	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
112	Ingrid Vinanda, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
113	Bagus Agung Putra, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
114	Rusikah, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
115	Anita Rindana, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
116	Deasy Cipta Mandiri, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
117	Abizar R, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
118	Jusman, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
119	Arinda Istyantho, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
120	Hendi Abdullah, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
121	Virgiawan Listianto, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
122	Riza Purnama, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
123	Sandy Yoga Pratama, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
124	Rizky Pratama, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
125	Fachrud Zaini, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
126	Lutfi Fahlifi, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
127	Rika Ismayanti, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
128	Darna, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
129	Syekh Budi Syam, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
130	Risa Amalia, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	YA	Tepat Waktu

LAMPIRAN 1 DATA KELULUSAN MAHASISWA (LANJUTAN)

131	Wulan Purnayanti,S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
132	Dina Faiqotul Hilmiani,S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
133	Angga Hand Pratama,S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
134	Risty Aryani,S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
135	Rizky Aidil Adha,S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
136	Faisal Rialdy Suryanata, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
137	Abdul Waris Eggy, S.Kom	Tidak	< 3.5	< 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
138	M. Rijaluddin, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
139	Muhammad Nur Salam, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	YA	Tepat Waktu
140	Ayu Mega Pratama,S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
141	Andry Noer Adriansyah ,S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
142	Barto Agustinus,S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
143	Muhammad Rezky Musa,S.Kom	Tidak	< 3.5	< 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
144	Defry Rahadian Al-Azhar,S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
145	Faza Alameka,S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
146	Sartika, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
147	Marlianty Eppang Banne, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
148	Yesi Lebang, S.Kom	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
149	Ika Fahma Rosyida, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	YA	Tepat Waktu

150	Riza Salfian Z, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
151	Mita Riyandini, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
152	Marthen Tandi Buak Payung, S.Kom	Ya	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
153	Yulia Rahmawati, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
154	Muhammad Awaluddin Setiawan, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
155	Rima Roselina, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
156	Melani Malik, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
157	Ratih Al Sabbah, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
158	Tjan Clara Arifin, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
159	Nur Insani, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
160	Dwi Fitriana, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
161	Yosua Jimmy Agustio, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
162	Donna Richard Lasut, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
163	Kukuh Kurnianto, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
164	Audy Sanjaya, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
165	Ramadhani Adji, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
166	Antung Faisal Zulmi, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
167	Fitrah Ramadhani Aznur, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
168	Fitria Mardiana Nugraha, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
169	Luluk Miftahul Jannah, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
170	Arul Epanyah, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
171	M. Rizki Maulidan Noor, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu

172	Mughniar Yuliam Nur, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
173	Rislyon Ripi, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
174	Brigitta Rosari, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
175	Khusnul Khatimah, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	YA	Tepat Waktu
176	Wulan Septa Ningsih, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
177	Dzul Fadli, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
178	Debby Erwina Lestari, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
179	Nur Rizqiyani, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	YA	Tepat Waktu
180	Yordani Laode, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
181	Ardiansyah, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
182	Muhlis, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
183	Syafwan Giffari, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
184	Catur Trisna Perdana, s.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
185	Eko Pebrislustiyo, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
186	Hasbil Hairi, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
187	Desy Shella Waty, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
188	Mirda Fitri Seroya, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
189	William Bonga, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
190	Arya Mufti Ramadhan, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
191	Muhammad Akbar, S.Kom	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
192	Herry Saputra, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu

193	Ragil Septyo Pambudi, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
194	Dwi Setyo Putro, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
195	Ramadani, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
196	Qidam Mahali, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
197	Oldy Rafid Miraj , S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
198	Syarifuddin Anwar, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
199	Marini Amelia, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
200	Hary Gunawan, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
201	Arief Jiwandana, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
202	Rudiansyah, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
203	Muhammad Faisal Ali Mustofa, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
204	Suci Lestari, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
205	Firmansyah, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
206	Ananda Tri Dianata, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
207	Demmy Khasmir, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
208	Nita Lestariani, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
209	Rina Anita Sari, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu

210	Pratiwi Septiana, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	High Intermediete	YA	Tepat Waktu
211	Ahmad Abul Khair, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
212	Tania Nuzzulia, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
213	Desyanti Alfiah, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
214	Nur Kumala Sari, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
215	Rian Hidayat, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
216	Nely Pasedan,S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
217	Deny Kurniawan, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
218	Hadaini,S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
219	Mentari Novitasari, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
220	Arie Prasetya, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
221	Totok Kurnianto, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
222	Muhammad Wulan Yulianto, S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
223	Nur Syahidatul Ummi, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
224	Puspita Sari,S.Kom	Tidak	$\succ 3.5$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
225	Masendra Nugraha, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
226	Andi Alif Akbar,S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
227	Roby Afryadi, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
228	M. Ainul Lutfi, S.Kom	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\succ 145$	Advance	Tidak	Tepat Waktu

229	Caroline Erly Luaq, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
230	Roni Anggara Putra, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Advance	YA	Tepat Waktu
231	Farras Afif Perdana, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
232	Gagah Try Darmawan, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
233	Muhammad Zakaria Ansori, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
234	M. Abdul Ghofur, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
235	Taufiq Septiawan, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
236	Aviv Abdurrazaq, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
237	Mauliyani Septiandy Inalufi, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
238	Restu Dwi Shunu, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
239	Willy Hartoyo, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
240	Sayid Saddam Bayhaqi Alydrus, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tepat Waktu
241	Grandi Yudha Fajrin, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
242	Dzul Kifli, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
243	Abdul Hadi, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
244	I Komang Ari Irawan, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
245	Riko Bayu Wiranata, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
246	I Ketut Arjana Merta, S.Kom	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
247	Tamba Royandi Febriyanto, S.Kom	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

248	Maulana Fallah Adha Supriyatna, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
249	Achmad Arief Saputra, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
250	Adji Giovanni Anata, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
251	Yohanes Kristianto, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
252	Fadelliawan Muhammad Munir, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
253	Jemi Gusti Ramdan, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
254	Akhmad Rahmadi, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
255	Tantowi Pahala Hamonangan Sianipar, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
256	Catur Permadi, S.Kom	Ya	< 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
257	Roniansyah, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
258	Aji Maulani, S.Kom	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
259	Riecko Darmawan, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
260	Ilmi Heri April Lianto, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
261	Ade Setiawan, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
262	Muhammad Wiriyana, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
263	Fadly, S.Kom	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
264	Hardian Dharma Imanthaka	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
265	Ardiyanto Prabowo	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu

266	Yohanes Kevin	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
267	Bayu Prastian	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
268	Octaviana Bheri	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
269	Rifansyah Shobirin	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
270	Andi Indra Pradana Sultan	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
271	Aguslina	Ya	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
272	M. Arif Pamungkas	Tidak	$\hat{>}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
273	Almarudin	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
274	Angga Septiyadi Purba	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
275	Constansius Jango Panggo	Tidak	$\hat{>}_{3.5}$	$\gg 145$	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
276	Bill Juan Hutajulu	Ya	$\hat{>}_{3.5}$	$\gg 145$	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
277	Lukman Efendi	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
278	Sandi Saputra Prawira D	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
279	Aji Ali Mahyudi	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
280	Andi Dery Djunaedy	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
281	Yogi Prasetya	Tidak	$\hat{>}_{3.5}$	$\hat{<}_{144}$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
282	Munawir Mustamin	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
283	Sarah Riswati Patiung	Tidak	$\hat{<}_{3.5}$	$\gg 145$	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

284	Ratih Ramadaniyanti Suwari	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
285	Engla Despahari	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
286	Eko Prasctio	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
287	Ridwan	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
288	Rival Anggi Setyawan	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
289	Herman	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
290	Anjar Widyantoro	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
291	Alfiani	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
292	Andy Setiadi	Tidak	< 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
293	Ferdiyanto	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
294	Muhhammad Dede HAS	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
295	Achmad Rifthan Fathoni	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
296	Efrata Ginting	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
297	Syarif Sabri	Tidak	< 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
298	Muzahidin	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
299	Fajar Guntur Tricahyo	Tidak	< 3.5	>= 145	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
300	Deasy Rizkiyanti	Tidak	< 3.5	>= 145	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu

301	Ahmad Gifary Geovani	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
302	Muhammad Hidayat	Tidak	≤ 3.5	> 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
303	Achmad Baiquny	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
304	Mirza Abdullah	Tidak	> 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
305	Niko Tamtama	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
306	Arizal Akbar Sayogha	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
307	Samsuriadi	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
308	Mirza Marwan	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
309	Akhmad Khoiri	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
310	Zainatul Wulandari	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
311	Muhammad Solikhul Ihsan	Tidak	> 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
312	Denny Ramdhani	Tidak	≤ 3.5	> 145	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
313	Muhammad Rizqi Ramadhan	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
314	Faizal Maulana Hidayat	Tidak	> 3.5	> 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
315	Adi Saputra	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
316	Gusti Arya Ginanjar	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
317	Ahmad Adha Abdullah	Tidak	> 3.5	> 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
318	Boby Twonardo	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

319	Muhammad Awaluddin	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
320	Sampras Akhmad Maulana	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
321	Beres Lando Sianturi	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
322	AS'AD	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
323	Achmad Basyir	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
324	Fenia Paramitha Nizar	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
325	Iin Hasbullah	Tidak	≤ 3.5	> 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
326	Aldi Rinaldi Sasmita	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
327	Rio Andes Daniel Panggabean	Ya	≤ 3.5	> 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
328	Muhammad Nopri Fauzi	Tidak	≤ 3.5	> 145	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
329	Dicky Agung Nugroho	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
330	Prasetyo Hadi Saputra	Tidak	> 3.5	> 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
331	Darmo Tiku Rante	Ya	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
332	Febri Ramadhani	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
333	Siti Fatimah	Tidak	> 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
334	Stefanie	Tidak	> 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
335	Andriani	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
336	Nina Indahsari Herman	Tidak	> 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
337	Muhammad Zaini	Tidak	> 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu

338	Habibi Bahri	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
339	Ahmad Hari Rafsanjani	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
340	Sugianto	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
341	Mega Putri Lisvianingsih	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
342	Regina Astina Putri	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
343	M. Samidriansyah	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
344	Riski Seftiani	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
345	Arlan Febrian Ramadhan	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
346	Ulfa Rafine	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
347	Kadek Rendy Setiawan	Tidak	> 3.5	<= 144	Advance	Tidak	Tepat Waktu
348	Nugraha Saputra	Ya	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
349	Hendra Hermaya	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
350	Andreas Wiebisono	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
351	Illyan Ainun Qalbi	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
352	Nur Indah Nugrahani	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
353	Andi Isdayanti Nurul Hikmah	Tidak	<= 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
354	Septian Hanugrastukma	Tidak	<= 3.5	<= 144	High Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
355	Dhelvina Dwi Nedtri	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
356	Ari Risnawadi	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
357	Juriah	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
358	Olyvia Teko	Ya	<= 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
359	Awang Fauzi Rachmat	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
360	Ulfhi Ludfita Darinandi	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

361	Evi Fitriani	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
362	Angka Oktara Riyandi	Tidak	<= 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
363	Dody Febriyanto	Ya	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
364	Riska Nur Annisa	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
365	Matz Pacioli	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
366	Irwan Aditya Saputra	Tidak	<= 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
367	David Andica Pangondian Sinaga	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
368	Putri Permanansyah Wijayanti	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
369	Rina Hardiyanti Safitri	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
370	Muhammad Anwar Saputera	Tidak	<= 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
371	Arham Fardholla Fikri	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
372	Ronal Syahroni	Tidak	<= 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
373	M. Alamsyah Try Putra	Tidak	<= 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
374	Tansil Choiri	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	YA	Tidak Tepat Waktu
375	Evaningsih Tandirogang	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
376	Ardha Tri Putera	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
377	Megawati	Tidak	<= 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
378	M. Arizal	Tidak	<= 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
379	Wahyu Halifathur Rachman	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
380	Fazliani	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
381	Rizal Setiawan	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

382	Winda Sumarlin	Ya	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
383	Abu Bakar	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
384	Melky Reynaldo Silalahi	Tidak	≤ 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
385	Riris Ichwan	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
386	Muhammad Arif Riyanto	Tidak	> 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
387	Alfian Noor	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
388	Ahmad Nasrudin Baidowi	Tidak	> 3.5	> 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
389	Muhammad Mahdian Noor	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
390	Muhammad Zulmico Ramadan	Tidak	≤ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
391	Gilang Ramadhan	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
392	Toriqh Rintaka Widya Gusti Kresna	Tidak	> 3.5	> 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
393	Rheza Herdian Ramadhan	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
394	Fajar Maitari	Ya	> 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
395	Ketaren, Muhammad Hafizh	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
396	Hadriana Agus Shifa	Tidak	> 3.5	≤ 144	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
397	Adhitama Prasetya	Tidak	≤ 3.5	> 145	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
398	Azriana Sari	Ya	> 3.5	> 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
399	Randi Saputra	Tidak	≤ 3.5	> 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu

400	Danny Agniawan	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
401	Lara Silvia	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
402	Arfan Munandar	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
403	Yogi Rachmat Santosa	Tidak	> 3.5	≥ 145	Advance	YA	Tidak Tepat Waktu
404	Buminda Utama Mulya	Tidak	> 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
405	Syarif Nur Syahbana	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
406	Jamaludin	Ya	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
407	Berry Brawijaya	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
408	Mia Audina	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
409	Novita Winata Mutiara Pratiwi	Ya	> 3.5	≤ 144	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
410	Wahyu Indrawan	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
411	Ayu Puspita Wulandari	Tidak	> 3.5	≤ 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
412	Muh Jamil	Ya	> 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tepat Waktu
413	Citra Widhyani. LW	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
414	Ahmad Firza Nugraha	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
415	Frederik Allotodang	Ya	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
416	Melinda Permata Putri	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
417	Alfredo Sinaga	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	YA	Tepat Waktu
418	Latifa Gorriana Gusmaningrum	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
419	Badaruddin Bin Halib	Tidak	≥ 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
420	Abraham Ody Watulingas	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
421	Puspita Octafiani	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu

422	Herniawan	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
423	Umayatul Chochohrnur	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
424	Muhammad Rizqi Rusydianto	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
425	Nada Sadida Faza	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
426	Fenny Indar	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
427	Hariati	Ya	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
428	Dwi Kinasih Widiyati	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
429	Muhammad Mujahid Al Anshory	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
430	Reza Nur Muhammad	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
431	Yuniar Rahayu	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
432	Rorita Ester Anaya	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
433	Kurnia Asa	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
434	Andri Chandra Purnama	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
435	Nita Julia Ariyani	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
436	Fajar Fatimah	Ya	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
437	Winda Kurnia Setiawati	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
438	Hafizdzaki Mono Cikadiwa	Ya	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
439	Yaya Sulviyana	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
440	Kendy Ega Pratama Sudarminto	Tidak	<= 3.5	<= 120	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
441	Nor Sahid	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
442	Nadila Ulfah	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
443	Prano Pebri Ansari	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	YA	Tepat Waktu
444	Muhamad Arief	Ya	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu

445	Ayu Rusnawati	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
446	Shiva Mutia Maffirotin	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
447	Tomy Nur Hermawan	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
448	Nur Hasanah	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
449	Reza Maulana Yusuf	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
450	Andi Famela Anggita Sari	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
451	Riska Rahmadayanti	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
452	Tisa Yulia Astriana	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
453	Achmad Syaeful	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
454	Annisa Aulia Rahman	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
455	Muhamad Safei	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
456	Nisfu Mahdayani	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
457	Ahmad Wahbi Fadillah	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
458	Farid Al Muhaimin	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
459	Jumriya	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
460	Trias Brata Yudhana Mahmuddin	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
461	Rizky Pratama Putra	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
462	Muh. Septian Ade Pratama	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
463	Muhammad Ridha Febrian	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
464	Wahyudin	Tidak	> 3.5	<= 144	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
465	Wawan Firmansyah	Tidak	> 3.5	<= 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
466	Hans Christiaan Palondongan	Ya	<= 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
467	Taufik Dwi Wahyu Putra	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

468	Friendly Prakoso	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
469	Muhammad Rizky Caesar Baiquni	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	YA	Tidak Tepat Waktu
470	Aprilia Wulansari	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
471	Muhammad Punto Dewo Fadhillah	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
472	Ferrie Azhar Wijaya	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
473	Ardi Irawan	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
474	Riyan Hidayat	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
475	Ary Maulana	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
476	Syahrul Maulidin Basa	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
477	Anggoro Setyo Budi	Tidak	> 3.5	≤ 144	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
478	Rizaldi	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
479	Ramdhani Irchadi	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
480	Asthilia Melinda	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
481	Farid Fitra Febrian	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
482	Ifnu Saputra	Tidak	> 3.5	≤ 144	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
483	Christin Nandari Dengan	Ya	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
484	Anggrey Aditya Saputri	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
485	Nur Fauzan Hidayat	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
486	Abdullah Hanif	Tidak	≥ 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
487	Didit Dyan Sulistyو	Ya	≥ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
488	Aji Sudjai Aswar	Tidak	> 3.5	≥ 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
489	Nur Annisa	Tidak	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu

490	Ali Husni	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
491	Riska Adi Saputra	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
492	Ani Hartini	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
493	Putri Firda Amalia	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
494	Raf Sanjani Najib	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
495	Tedi Arianto	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
496	Arborea Ramdhan Feriyanto	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
497	Niken Novirasari	Ya	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
498	Fatin Fikriyah Aziz	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
499	Doni Kris Setiawan	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
500	Ryan Afriadi Whardana	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
501	Abdul Aziz Ismail Beddu	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
502	Mochammad Taufiq As' Arie	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
503	Dwicky Ari Pandawa	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
504	Ferdy Rianda	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
505	Yunny Fauziyah	Tidak	< 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
506	Putri Lestari Ginting	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
507	Alfan Nurfaizin	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
508	Vinda Nur Vadilla	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
509	Ade Fachreza Arman	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
510	Rizky Ariesta Dwi Rachmawanti	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
511	Asdar Zulkiawan	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
512	Anisa Nur Afiyah	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu

513	Muhammad Safar	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
514	Walinono	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
515	Muhammad Pradana Tri Saputra	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
516	Ananda Nur Syahidah	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
517	Ulvie Ameilia	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
518	Iin Nurkarima	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tepat Waktu
519	Tandy Fadila	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
520	Esti Praty	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
521	Fahmi Akbar	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tepat Waktu
522	Andri Ronaldo	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
523	Muhammad Rifiq Fauzan	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
524	Wahyu Susantini	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
525	Muhammad Sabiq Dzakwan	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
526	Muhammad Riantama Rustam	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
527	Nuzul Firjan	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
528	Farisha Rizky Amalia	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
529	Rizky Asriya Susanti	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
530	Trias Viviolita Hardiyarti	Tidak	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
531	Lia Andriyani	Tidak	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
532	Felix Candra	Tidak	> 3.5	>= 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
533	Fitriyah Amin Muarifah	Ya	> 3.5	>= 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
534	Ardiati	Ya	> 3.5	>= 145	Low Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu
535	Roy Aprilliano Raintung	Tidak	> 3.5	>= 145	High Intermediete	Tidak	Tidak Tepat Waktu

536	Ahmad Dede Zulkipli	Tidak	≤ 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
537	Noval Maringan Sinaga	Tidak	> 3.5	≥ 145	Advance	Tidak	Tidak Tepat Waktu
538	Wahidatin Haqqur Rahmah	Ya	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu
539	Rezky Fadhilah	Tidak	> 3.5	≥ 145	High Intermedicte	Tidak	Tidak Tepat Waktu
540	Adelowys Sinaga	Ya	> 3.5	≥ 145	Elementry	Tidak	Tidak Tepat Waktu

