

**KAJIAN DATA MINING DALAM KLASIFIKASI KELULUSAN  
MAHASISWA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA  
NEURAL NETWORK DAN DECISION TREE  
(Studi Kasus: Fakultas Ekonomi Universitas Garut)**

**TESIS**

Disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Komputer  
dari Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer LIKMI

Oleh:

**FIKRI FAHRU ROJI  
NPM : 2018210011**



**PROGRAM STUDI PASCASARJANA MAGISTER SISTEM INFORMASI  
SEKOLAH TINGGI MANAJEMEN INFORMATIKA DAN KOMPUTER LIKMI BANDUNG  
2020**

**KAJIAN *DATA MINING* DALAM KLASIFIKASI KELULUSAN  
MAHASISWA DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA  
*NEURAL NETWORK* DAN *DECISION TREE*  
(Studi Kasus: Fakultas Ekonomi Universitas Garut)**

Oleh :

**FIKRI FAHRU ROJI**

**NPM : 2018210011**

Bandung, 14 April 2020

Menyetujui,

**Dr. Eng. H. Ana Hadiana**  
Pembimbing

**PROGRAM STUDI PASCASARJANA  
MAGISTER SISTEM INFORMASI  
SEKOLAH TINGGI MANAJEMEN INFORMATIKA DAN KOMPUTER LIKMI  
BANDUNG  
2019**

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ ءَامَنُوا اسْتَعِينُوا بِالصَّبْرِ وَالصَّلَاةِ إِنَّ اللَّهَ مَعَ الصَّابِرِينَ

(البقرة : ١٥٣)

“Hai orang-orang yang beriman, mintalah pertolongan (kepada Allah) dengan sabar dan (mengerjakan) shalat, sesungguhnya Allah beserta orang-orang yang sabar.”  
(Al-Baqarah:153)

*Dipersembahkan untuk:*

*Ibunda dan Ayahanda Tercinta,  
Tek Nisa, A Ridwan, dan (alm) Rizal Rizki Fauzi*

## ABSTRAK

### **KAJIAN DATA MINING DALAM KLASIFIKASI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN MENGUNAKAN ALGORITMA NEURAL NETWORK DAN DECISION TREE (Studi Kasus: Fakultas Ekonomi Universitas Garut)**

Oleh :  
FIKRI FAHRU ROJI  
NPM : 2018210011

Kinerja akademik menjadi salah satu dari sekian banyak aspek yang menjadi tolak ukur keberhasilan dari sebuah perguruan tinggi dalam menyelenggarakan kegiatan pembelajaran. Salah satu indikator kinerja akademik yang baik bagi suatu perguruan tinggi adalah mahasiswa dapat menyelesaikan masa studi dengan batas minimal waktu yang telah ditentukan, atau bisa dikatakan mahasiswa bisa lulus dengan tepat waktu. Permasalahan mengenai kinerja akademik mahasiswa dalam hal menyelesaikan masa studi secara tepat waktu masih banyak ditemui di Fakultas Ekonomi Universitas Garut.

Dalam penelitian ini akan dilakukan pencarian suatu model yang bisa mengklasifikasi pola kelulusan mahasiswa dengan menggunakan teknik *Data Mining* klasifikasi dengan membandingkan algoritma *Decision Tree* dan *Neural Network*. Klasifikasi digunakan dengan cara mengevaluasi hasil kinerja akademik mahasiswa berupa IPS dan jumlah SKS pada tahun pertama dan kedua serta menggunakan demografi mahasiswa sebagai atribut yang akan digunakan dalam *dataset*.

Berdasarkan beberapa skenario uji dengan menggunakan metode *k-fold cross validation*, terdapat 14 atribut yang mempengaruhi kelulusan mahasiswa. Berdasarkan evaluasi nilai *accuracy*, *recall*, *precision* dan *f-measure*, secara garis besar algoritma NN memiliki nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan *decision tree*. Model yang dihasilkan bisa diimplementasikan untuk melakukan klasifikasi mahasiswa aktif angkatan 2016 dan 2017 dengan nilai *accuracy* sebesar 81.82% dan nilai *recall* sebesar 50.57%.

Kata Kunci : *Data Mining*, Klasifikasi, Kelulusan Mahasiswa, *Neural Network*, *Decision Tree*, *k-fold cross validation*, *confusion matrix*.

## **ABSTRACT**

### **The study of Neural Network Algorithm and Decision Tree For Classification Of Student Graduation (Case Study : Faculty of Economics, University of Garut)**

Author :  
FIKRI FAHRU ROJI  
Student ID : 2018210011

The academic performance is one of aspect which has remained the benchmark of the success in learning activities at the university. The indicator of academic performance in the university is the students able to complete their studies on time. Unfortunately, the problem regarding academic performance was associated with the completion time of student studies in Faculty of Economics, University of Garut.

In this research explore the model that able to classify the graduation of student through the data mining classification technique by comparing the Decision Tree and Neural Network Algorithm. The classification conducted by evaluating the academic performance based on Semester Performance Index (IPS) and Semester Credit Unit (SKS) during two years in the beginning and use the demographics of students as attributes that will be used in the dataset.

Based on the examinations that conducted by using k-fold cross validation, there are 14 attributes that influence the graduation of students. Moreover, based on the evaluation of accuracy, recall, precision and f-measure score, the Neural Network Algorithm indicated the higher value than decision tree. The model that represented able to applied for classify the active students in 2016 and 2017 that indicate accuracy value of 81.82% and recall value was 50.57%.

**Key Words :** Data Mining, Classifications, Student Graduation, Neural Network, Decision Tree, K-Fold Cross Validation, Confusion Matrix.

## KATA PENGANTAR

Dengan memanjatkan Puji Sukur Kehadirat Allah SWT atas segala Rahmat dan Karunianya pada penulis, akhirnya penulis dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul “Kajian *Data Mining* Dalam Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Dengan Menggunakan Algoritma *Neural Network* Dan *Decision Tree* (Studi Kasus: Fakultas Ekonomi Universitas Garut)”. Penulis lebih khusus mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Ana Hadiana, M.Eng, atas segala bimbingan dan motivasinya sehingga penulis tetap semangat dalam menyelesaikan segala permasalahan yang dihadapi dan akhirnya tesis ini bisa diselesaikan dengan baik.

Penulis menyadari bahwa tesis dapat diselesaikan berkat dukungan dan bantuan dari berbagai pihak, oleh karena itu penulis juga ingin menyampaikan apresiasi yang setinggi-tingginya kepada:

1. Ibu Dr. Wati Susilawati, S.E., M.Si. selaku Dekan Fakultas Ekonomi Universitas Garut (FEKON UNIGA) yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk melaksanakan penelitian di FEKON UNIGA;
2. Seluruh Civitas Akademika FEKON UNIGA yang telah bekerja sama dalam proses pengumpulan data dan wawancara yang tidak dapat disebutkan satu persatu penulis ucapkan terima kasih atas partisipasinya;
3. Seluruh Civitas Akademika STMIK LIKMI yang telah banyak membantu kelancaran aktifitas perkuliahan;
4. Rekan-rekan seperjuangan program Pascasarjana (S2) angkatan 2018 kelas S yang tidak bisa disebutkan semuanya, terima kasih motivasi dan kebersamaan selama melaksanakan perkuliahan;
5. Ibu Rahmawati selaku partner diskusi dalam penyusunan Tesis ini, penulis mengucapkan terima kasih;
6. Ayahanda Olih Solih dan Ibunda Dede Saripah yang tak mengenal lelah memperjuangkan dan mendidik serta memberikan dukungan baik moril maupun materil dari mulai penulis dilahirkan hingga saat ini, semoga apa yang mereka telah

lakukan menjadi amalan yang diterima di sisi Allah S.W.T. Saudara-saudaraku khususnya Alm. Rizal semoga engkau berada di tempat terindah di sisi Allah S.W.T. saat ini, aamiin.

Ucapan terima kasih, disampaikan kepada semua pihak yang tidak dapat disebutkan namanya satu-persatu, yang telah banyak memberikan dukungan, semoga Allah S.W.T. memberikan rahmat, hidayah-Nya serta menggantinya dengan yang lebih baik dan sempurna. Amin. "*Manusia merupakan tempat khilaf dan lupa*", demikian juga dengan penelitian ini, masih banyak kekurangan dan kekeliruan, untuk itu kritik serta saran yang sifatnya membangun, sangat diharapkan. Terima kasih.

Bandung, 1 April 2020

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
PENGESAHAN .....	i
ABSTRAK.....	iii
ABSTRACT .....	iv
KATA PENGANTAR .....	v
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR .....	x
DAFTAR TABEL .....	xii
DAFTAR RUMUS.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1    Latar Belakang .....	1
1.2    Rumusan Masalah .....	4
1.3    Tujuan .....	4
1.4    Ruang Lingkup Penelitian .....	5
1.5    Metodologi Penelitian .....	5
1.6    Sistematika Penulisan .....	7
BAB II LANDASAN TEORI.....	7
2.1 <i>Data Mining</i> .....	7
2.1.1 <i>Educational Data Mining</i> .....	9
2.1.2    Klasifikasi .....	12
2.1.3 <i>Neural Network</i> .....	12
2.1.4 <i>Decision Tree</i> .....	14
2.2 <i>K-Fold Cross Validation</i> .....	15
2.3 <i>Confusion Matrix</i> .....	16
2.4 <i>CRoss-Industry Standard Process for Data Mining</i> .....	17
2.5    Penelitian Terkait .....	20
BAB III OBJEK DAN METODOLOGI PENELITIAN .....	22

3.1	Profil Fakultas Ekonomi Universitas Garut .....	22
3.2	Metodologi Penelitian .....	23
3.3	Profil Data.....	25
3.3.1	Data Demografi .....	25
3.3.2	Data Akademik.....	27
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PERANCANGAN <i>DATA MINING</i> .....		29
4.1	<i>Business Understanding</i> .....	29
4.1.1	Skema Kelulusan FEKON UNIGA .....	29
4.1.2	Identifikasi Tujuan <i>Data Mining</i> .....	31
4.1.3	Menilai Situasi .....	31
4.1.4	Menentukan Tujuan <i>Data Mining</i> .....	32
4.2	<i>Data Understanding</i> .....	33
4.2.1	Pengumpulan Data .....	33
4.2.2	Penjelasan Data .....	33
4.2.3	Eksplorasi Data .....	33
4.3	<i>Data Preparation</i> .....	45
4.3.1	Persiapan <i>Dataset</i> Demografi .....	45
4.3.2	Persiapan <i>Dataset</i> Akademik.....	49
4.3.3	Persiapan <i>Dataset</i> Gabungan.....	51
4.4	<i>Modeling</i> .....	55
4.4.1	Skenario Pertama.....	57
4.4.2	Skenario Kedua.....	58
4.4.3	Skenario Ketiga .....	59
4.4.4	Skenario Keempat.....	59
4.4.5	Skenario Kelima .....	60
4.5	<i>Evaluation</i> .....	60
4.5.1	Evaluasi Nilai <i>Accuracy</i> .....	61
4.5.2	Evaluasi Nilai <i>Recall</i> .....	62
4.5.3	Evaluasi Nilai <i>Precision</i> .....	63

4.5.4	Evaluasi Nilai <i>f-measure</i> .....	63
4.5.5	Model Yang Direkomendasikan .....	64
4.6	<i>Deployment</i> .....	65
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....		66
5.1	Kesimpulan.....	66
5.2	Saran.....	66
DAFTAR PUSTAKA .....		68
LAMPIRAN .....		70
Lampiran A Hasil Pemodelan Dengan Rapidminer .....		70
Lampiran B Hasil <i>Confusion Matrix</i> .....		73
Lampiran C Deskripsi Model MD11 .....		79
Lampiran D <i>Dataset</i> Akademik.....		85
Lampiran E <i>Dataset</i> Demografi .....		86
Lampiran F <i>Dataset</i> Gabungan .....		87
Lampiran G Hasil Klasifikasi Mahasiswa Angkatan 2016-2017 .....		88

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 1.1 Metodologi penelitian yang digunakan .....	6
Gambar 2.1 Proses <i>Knowledge Discovery from Data</i> .....	7
Gambar 2.2 <i>Kerangka ANN</i> .....	13
Gambar 2.3 <i>Simple Decision Tree</i> .....	14
Gambar 2.4 Contoh Pembagian <i>10-fold cross-validation</i> .....	15
Gambar 2.5 <i>Confusion matrix</i> , dengan total tuple positif dan negatif .....	17
Gambar 2.6 <i>CRISP-DM Process Model</i> .....	18
Gambar 3.1 <i>Metodologi Penelitian</i> .....	23
Gambar 4.1 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut Prodi terhadap atribut TepatWaktu .....	34
Gambar 4.2 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut Angkatan terhadap atribut TepatWaktu .....	35
Gambar 4.3 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut Program terhadap atribut TepatWaktu .....	35
Gambar 4.4 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut StatusAwal terhadap atribut TepatWaktu .....	35
Gambar 4.5 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut Kelamin terhadap atribut TepatWaktu .....	36
Gambar 4.6 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut Kota terhadap atribut TepatWaktu .....	36
Gambar 4.7 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut Menikah terhadap atribut TepatWaktu .....	36
Gambar 4.8 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut HidupAyah terhadap atribut TepatWaktu .....	37
Gambar 4.9 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut HidupIbu terhadap atribut TepatWaktu .....	37
Gambar 4.10 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut PekerjaanAyah terhadap atribut TepatWaktu .....	37
Gambar 4.11 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut PendidikanAyah terhadap atribut TepatWaktu .....	38
Gambar 4.12 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut PendidikanIbu terhadap atribut TepatWaktu .....	38
Gambar 4.13 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS1 terhadap atribut TepatWaktu .....	38
Gambar 4.14 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS2 terhadap atribut TepatWaktu .....	39
Gambar 4.15 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS3 terhadap atribut TepatWaktu .....	39

Gambar 4.16 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS4 terhadap atribut TepatWaktu.....	39
Gambar 4.17 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS5 terhadap atribut TepatWaktu.....	40
Gambar 4.18 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS6 terhadap atribut TepatWaktu.....	40
Gambar 4.19 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS7 terhadap atribut TepatWaktu.....	40
Gambar 4.20 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut IPS8 terhadap atribut TepatWaktu.....	41
Gambar 4.21 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS1 terhadap atribut TepatWaktu .....	41
Gambar 4.22 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS2 terhadap atribut TepatWaktu .....	41
Gambar 4.23 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS3 terhadap atribut TepatWaktu .....	42
Gambar 4.24 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS4 terhadap atribut TepatWaktu .....	42
Gambar 4.25 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS5 terhadap atribut TepatWaktu .....	42
Gambar 4.26 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS6 terhadap atribut TepatWaktu .....	43
Gambar 4.27 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS7 terhadap atribut TepatWaktu .....	43
Gambar 4.28 <i>Bar Plot</i> Sebaran data atribut SKS8 terhadap atribut TepatWaktu .....	43
Gambar 4. 29 Proses Persiapan Data .....	45
Gambar 4.30 Grafik Pengujian <i>Accuracy Performance</i> pada semua model .....	62
Gambar 4.31 Grafik Pengujian <i>Recall Performance</i> pada semua model .....	62
Gambar 4.32 Grafik Pengujian <i>Precission Performance</i> pada semua model .....	63
Gambar 4.33 Grafik Pengujian <i>f-measure Performance</i> pada semua model.....	64
Gambar 4.34 Sebaran data klasifikasi kelulusan berdasarkan angkatan.....	66
Gambar A.1 Pemodelan Skenario Pertama pada <i>Rapidminer</i> .....	70
Gambar A.2 Pemodelan Skenario Kedua pada <i>Rapidminer</i> .....	70
Gambar A.3 Pemodelan Skenario Ketiga pada <i>Rapidminer</i> .....	71
Gambar A.4 Pemodelan Skenario Keempat pada <i>Rapidminer</i> .....	71
Gambar A.5 Pemodelan Skenario Keempat pada <i>Rapidminer</i> .....	72
Gambar C.1 Model Neural Network rekomendasi (MD11) .....	79

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1.1 Persentase Lulusan Tepat Waktu Mahasiswa FEKON UNIGA.....	2
Tabel 1.2 Rata-rata Lama Lulusan Mahasiswa FEKON UNIGA .....	2
Tabel 2.1 <i>Evaluation measures</i> .....	17
Tabel 2.2 Penelitian Terkait .....	20
Tabel 3.1 Penjelasan atribut Demografi.....	26
Tabel 3.2 Penjelasan atribut Demografi Mahasiswa .....	27
Tabel 4.1 Analisis Statistik data Demografi .....	44
Tabel 4.2 Analisis Statistik data Akademik .....	44
Tabel 4.3 Atribut dataset Demografi yang dihilangkan .....	46
Tabel 4.4 Atribut yang digunakan dalam <i>dataset</i> Demografi.....	48
Tabel 4.5 Atribut <i>dataset</i> Akademik yang dihilangkan.....	49
Tabel 4.6 Atribut yang digunakan dalam Dataset Akademik.....	50
Tabel 4.7 Atribut dataset Gabungan yang akan dihilangkan .....	51
Tabel 4.8 <i>Atribut yang digunakan dalam Dataset Gabungan</i> .....	54
Tabel 4.9 <i>Information Gain dataset Demografi</i> .....	56
Tabel 4.10 <i>Information Gain dataset Akademik</i> .....	56
Tabel 4.11 <i>Information Gain dataset Gabungan</i> .....	57
Tabel 4.12 Hasil Klasifikasi Skenario Pertama .....	57
Tabel 4.13 Hasil Klasifikasi Skenario Kedua .....	58
Tabel 4.14 Hasil Klasifikasi Skenario Ketiga.....	59
Tabel 4.15 Hasil Klasifikasi Skenario Keempat .....	59
Tabel 4.16 Hasil Klasifikasi Skenario Keempat .....	60
Tabel 4.17 Rekapitulasi performa seluruh model .....	61
Tabel 4.18 Rekapitulasi klasifikasi kelulusan mahasiswa angkatan 2016-2018 .....	65
Tabel B.1 <i>Confusion Matrix</i> model MD1 .....	73
Tabel B.2 <i>Confusion Matrix</i> model MD2 .....	73

Tabel B.3 <i>Confusion Matrix</i> model MD3 .....	73
Tabel B.4 <i>Confusion Matrix</i> model MD4 .....	73
Tabel B.5 <i>Confusion Matrix</i> model MD5 .....	73
Tabel B.6 <i>Confusion Matrix</i> model MD6 .....	74
Tabel B.7 <i>Confusion Matrix</i> model MD7 .....	74
Tabel B.8 <i>Confusion Matrix</i> model MD8 .....	74
Tabel B.9 <i>Confusion Matrix</i> model MD9 .....	74
Tabel B.10 <i>Confusion Matrix</i> model MD10 .....	74
Tabel B.11 <i>Confusion Matrix</i> model MD11 .....	75
Tabel B.12 <i>Confusion Matrix</i> model MD12 .....	75
Tabel B.13 <i>Confusion Matrix</i> model MD13 .....	75
Tabel B.14 <i>Confusion Matrix</i> model MD14 .....	75
Tabel B.15 <i>Confusion Matrix</i> model MD15 .....	75
Tabel B.16 <i>Confusion Matrix</i> model MD16 .....	76
Tabel B.17 <i>Confusion Matrix</i> model MD17 .....	76
Tabel B.18 <i>Confusion Matrix</i> model MD18 .....	76
Tabel B.19 <i>Confusion Matrix</i> model MD19 .....	76
Tabel B.20 <i>Confusion Matrix</i> model MD20 .....	76
Tabel B.21 <i>Confusion Matrix</i> model MD21 .....	77
Tabel B.22 <i>Confusion Matrix</i> model MD22 .....	77
Tabel B.23 <i>Confusion Matrix</i> model MD23 .....	77
Tabel B.24 <i>Confusion Matrix</i> model MD24 .....	77
Tabel B.25 <i>Confusion Matrix</i> model MD25 .....	77
Tabel B.26 <i>Confusion Matrix</i> model MD26 .....	78
Tabel B.27 <i>Confusion Matrix</i> model MD27 .....	78
Tabel B.28 <i>Confusion Matrix</i> model MD28 .....	78
Tabel B.29 <i>Confusion Matrix</i> model MD29 .....	78
Tabel B.30 <i>Confusion Matrix</i> model MD30 .....	78
Tabel D.1 <i>Dataset Akademik</i> .....	85

Tabel E.1 <i>Dataset</i> Demografi.....	86
Tabel F.1 <i>Dataset</i> Gabungan.....	87
Tabel G.1 Hasil Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Angkatan 2016-2017.....	88

## DAFTAR RUMUS

	Halaman
Rumus 2.1 <i>Recall</i> .....	17
Rumus 2.2 <i>Precision</i> .....	17
Rumus 2.3 <i>Recall</i> .....	17
Rumus 2.4 <i>f-measure</i> .....	17

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kinerja akademik menjadi salah satu dari sekian banyak aspek yang menjadi tolak ukur keberhasilan dari sebuah perguruan tinggi dalam menyelenggarakan kegiatan pembelajaran (Suryaningsih & Imron, 2019). Kinerja sebuah perguruan tinggi dapat dilihat dari indikator mahasiswa, baik dari jumlah mahasiswa masuk, peningkatan kemampuan mahasiswa, capaian prestasi mahasiswa, rasio jumlah lulusan terhadap jumlah mahasiswa masuk, dan kompetensi lulusan. Salah satu indikator kinerja akademik yang baik bagi suatu perguruan tinggi adalah mahasiswa dapat menyelesaikan masa studi dengan batas minimal waktu yang telah ditentukan, atau bisa dikatakan mahasiswa bisa lulus dengan tepat waktu.

Ketentuan masa studi sudah diatur dalam ketetapan Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan Direktorat Jendral Perguruan Tinggi (KEMENRISTEK DIKTI) tentang sistem pendidikan perguruan tinggi yang menjelaskan bahwa kompetensi lulusan harus menyelesaikan beban wajib dengan minimal capaian 144 SKS (Satuan Kredit Semester) untuk tingkat Strata Satu (S1) dan 108 SKS untuk Diploma Tiga (D3), yang diselesaikan dalam 8 semester untuk S1 dan 4 semester untuk D3, yang dapat ditempuh dalam waktu paling lama sampai 14 semester untuk S1 dan 10 semester untuk D3 (KEMENRISTEK DIKTI NO 44, 2015). Berdasarkan buku pedoman akreditasi yang dikeluarkan oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT) pada tahun 2008, masa studi mahasiswa menjadi salah satu aspek penting dalam penilaian suatu Program Studi (Prodi) pada suatu perguruan tinggi swasta. Selain itu masa studi yang diselesaikan dengan tepat waktu juga mendorong berkurangnya penumpukan mahasiswa di semester akhir yang bisa mengakibatkan rasio mahasiswa dan dosen tidak baik.

Fakultas Ekonomi Universitas Garut (FEKON UNIGA) merupakan salah satu fakultas yang ada di Universitas Garut (UNIGA) yang didirikan pada 15 Desember 1998. FEKON UNIGA memiliki 4 Prodi yang terdiri dari 3 Prodi S1 dan 1 Prodi D3, yaitu Prodi

Akuntansi D3, Prodi Akuntansi S1, Prodi Manajemen S1, dan Prodi Pariwisata S1. Permasalahan mengenai kinerja akademik mahasiswa dalam hal menyelesaikan masa studi secara tepat waktu masih banyak ditemui di FEKON UNIGA. Tabel 1.1 menunjukkan persentase lulusan mahasiswa FEKON UNIGA yang bisa menyelesaikan masa studi secara tepat waktu dari tahun 2015 sampai dengan tahun 2018. Berdasarkan data tersebut masih cukup banyak mahasiswa yang menyelesaikan studi melebihi batas masa studi ideal, yaitu selama 8 semester bagi S1 dan 6 semester bagi D3.

Tabel 1.1  
Persentase Lulusan Tepat Waktu Mahasiswa FEKON UNIGA tahun 2015-2018  
(Sumber: Borang Program Studi Manajemen S1 (T. B. F. UNIGA, 2018))

Tahun	Akuntansi D3	Akuntansi S1	Manajemen S1
2015	0%	7%	10%
2016	0%	14%	11%
2017	36%	19%	10%
2018	0%	23%	16%

Pada Tabel 1.2 menunjukkan rata-rata lama studi mahasiswa yang lulus dari tahun 2015 sampai 2018, di mana untuk Prodi Akuntansi D3 adalah 7,71 semester, sedangkan untuk Prodi Akuntansi S1 adalah 9,68 semester dan Prodi Manajemen S1 adalah 9,8 semester. Banyaknya mahasiswa yang tidak dapat menyelesaikan masa studi dengan tepat waktu menimbulkan permasalahan di antaranya, membuat jumlah rasio antara dosen dan mahasiswa menjadi tidak ideal yang berakibat nilai akreditasi program studi mengenai kemahasiswaan tidak maksimal dan terlalu banyaknya mahasiswa yang aktif bisa menimbulkan kegiatan belajar mengajar kurang kondusif.

Tabel 1.2  
Rata-rata Lama Lulusan Mahasiswa FEKON UNIGA tahun 2015-2018  
(Sumber: Borang Program Studi Manajemen S1 (T. B. F. UNIGA, 2018))

Tahun	Akuntansi D3	Akuntansi S1	Manajemen S1
2015	8,25 Semester	10,3 Semester	10,41 Semester
2016	7,82 Semester	9,64 Semester	10,2 Semester
2017	6,64 Semester	9,65 Semester	9,4 Semester
2018	8,13 Semester	9,12 Semester	9,19 Semester

Ada beberapa faktor mahasiswa baik di FEKON UNIGA ataupun kampus lainnya yang menjadikan mahasiswa tidak lulus tepat waktu di antaranya banyaknya mata kuliah

yang mengulang (tidak lulus kemudian diambil kembali) dan sedikitnya mata kuliah yang diambil setiap semesternya dikarenakan peraturan akademik yang membatasi jumlah pengambilan SKS berdasarkan Indeks Prestasi Semester (IPS) (Azwanti, 2018). Untuk menangani mahasiswa yang terindikasi tidak akan lulus tepat waktu, FEKON UNIGA dalam hal ini program studi dan dosen wali mahasiswa tersebut melakukan beberapa perlakuan kepada mahasiswa tersebut. Salah satu perlakuan yang dilakukan dengan menyarankan untuk mengikuti semester pendek dan beberapa perlakuan lainnya berdasarkan kebijakan program studi. Adapun kendala yang dihadapi adalah untuk menentukan mahasiswa yang terindikasi tidak akan lulus tepat waktu, dikarenakan banyaknya jumlah mahasiswa yang ditangani oleh satu dosen wali dan sedikitnya jumlah sumber daya manusia dalam hal ini program studi dan pihak dosen wali di FEKON UNIGA.

Seiring dengan pertumbuhan teknologi informasi yang pesat ini telah menciptakan akumulasi data yang sangat besar namun minim informasi, dalam pencarian informasi tersebut muncullah istilah *Data Mining*. *Data Mining* adalah proses menemukan pola dan pengetahuan menarik dari kumpulan data dari *database*, *data warehouses*, *data marts* dan repositori (Han et al., 2012) yang fokus dalam melakukan ekstraksi pengetahuan yang tersembunyi (Hussain et al., 2018). *Data Mining* dapat dijadikan sebagai pengambilan keputusan di berbagai bidang, termasuk pemasaran, telekomunikasi, pengawasan, perbankan, deteksi penipuan dan di bidang pendidikan (*Educational Data Mining*). *Educational Data Mining* (EDM) banyak digunakan di dunia pendidikan untuk mengeksplorasi dan menganalisis kinerja akademik siswa, prediksi *drop out*, menganalisis *feedback*, visualisasi data dan penilaian dalam proses belajar. Hadirnya EDM diharapkan bisa membantu dalam menilai kinerja siswa, dikarenakan kinerja siswa bisa diukur tergantung pada berbagai faktor seperti informasi pribadi, sosial, ekonomi dan lingkungan lainnya (Hussain et al., 2018).

Metode klasifikasi merupakan salah satu metode dalam *Data Mining* yang sering digunakan di dalam EDM, klasifikasi banyak dimanfaatkan untuk memprediksi kinerja siswa (Shahiri et al., 2015). Ada beberapa algoritma klasifikasi yang telah diterapkan untuk memprediksi kinerja siswa, diantara algoritma yang digunakan adalah *Decision Tree*,

*Neural Network, Naïve Bayes, K-Nearest neighbor* dan *Support Vector Machines* (Hussain et al., 2018). *Decision Tree* dan *Neural Network* merupakan algoritma klasifikasi yang banyak digunakan oleh para peneliti untuk memprediksi kinerja siswa (Shahiri et al., 2015).

Dalam penelitian ini akan dilakukan pencarian suatu model yang bisa mengklasifikasi pola kelulusan mahasiswa dengan menggunakan teknik *Data Mining* klasifikasi dengan membandingkan algoritma *Decision Tree* dan *Neural Network*. Klasifikasi digunakan dengan cara mengevaluasi hasil kinerja akademik mahasiswa berupa IPS dan jumlah SKS pada tahun pertama dan kedua serta menggunakan demografi mahasiswa sebagai atribut yang akan digunakan dalam *dataset*. Model dari hasil klasifikasi diimplementasikan pada suatu grafik dan *list* mahasiswa yang sudah diklasifikasikan kelulusannya sebagai visualisasi data dari hasil klasifikasi kelulusan mahasiswa agar mudah dibaca oleh pihak Prodi dan dosen wali. Dengan adanya klasifikasi kelulusan mahasiswa diharapkan bisa membantu pengambil keputusan untuk dapat melakukan tindakan-tindakan yang diperlukan jika masa studi mahasiswa dapat diketahui lebih dini.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Dari uraian latar belakang masalah yang dijelaskan sebelumnya, dapat dirumuskan beberapa rumusan masalah pada penelitian ini:

1. Bagaimana menemukan faktor-faktor yang bisa mempengaruhi kelulusan mahasiswa?
2. Menentukan algoritma mana yang lebih baik dalam membuat model klasifikasi kelulusan mahasiswa?
3. Bagaimana melakukan visualisasi data dari hasil klasifikasi kelulusan mahasiswa?

## **1.3 Tujuan**

Adapun tujuan yang ingin dicapai melalui penelitian ini baik dari hasil dan proses penelitian ini adalah:

1. Menemukan faktor-faktor yang bisa mempengaruhi kelulusan mahasiswa.

2. Membandingkan algoritma mana yang lebih baik antara *Decision Tree* dan *Neural Network* dalam membuat model klasifikasi kelulusan mahasiswa.
3. Membuat suatu visualisasi data dari hasil klasifikasi kelulusan mahasiswa.

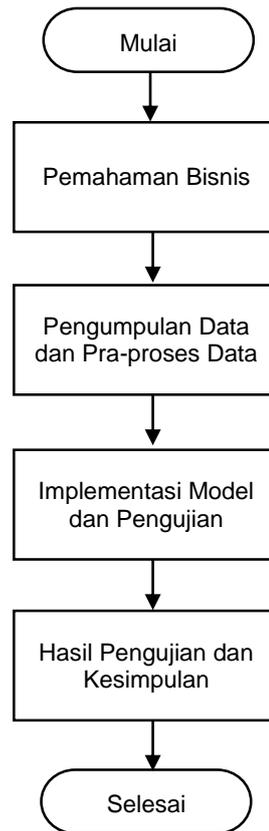
#### **1.4 Ruang Lingkup Penelitian**

Untuk menghindari pembahasan di luar lingkup permasalahan penelitian, maka dibuat ruang lingkup dari penelitian ini:

1. Penelitian ini dilakukan hanya pada data lulusan tahun 2015 sampai 2018 di Fakultas Ekonomi Universitas Garut.
2. Atribut yang digunakan mengacu kepada ketersediaan data pada sistem informasi yang berjalan di Fakultas Ekonomi Universitas Garut.

#### **1.5 Metodologi Penelitian**

Metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini ditampilkan pada Gambar 1.1. Berdasarkan gambar 1.1 terdapat 4 fase terkait penelitian yang dilakukan. Fase pertama dalam penelitian dimulai dari pemahaman bisnis. Dalam fase pemahaman bisnis, studi literatur, observasi dan wawancara dilakukan agar analisa masalah dan tujuan penelitian dapat diinisialisasikan secara jelas. Setelah analisa masalah dan tujuan penelitian diinisialisasikan secara jelas selanjutnya fase pengumpulan data dan pra-proses data. Pengumpulan data disertai dengan mengeksplorasi data dilakukan untuk mengetahui secara lebih dalam tentang struktur data yang akan diproses dan mengkonfirmasi lebih lanjut lagi terkait tujuan penelitian sebelumnya. Tahap pra-proses data dilakukan agar data dapat diproses pada tahap pemodelan. Fase implementasi model dan pengujian merupakan fase selanjutnya untuk dilakukannya pengujian terkait hasil yang ditunjukkan antara data dan algoritma yang dipakai. Tahap selanjutnya hasil pengujian dan kesimpulan yang merupakan tahap terakhir sebagai hasil eksperimen dan penarikan kesimpulan terkait penelitian.



Gambar 1.1  
Metodologi penelitian yang digunakan

Fase-fase berikut penjelasan terkait metodologi penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Pemahaman Bisnis

Dalam fase pemahaman bisnis terdapat kegiatan-kegiatan yang dilakukan agar pemahaman dalam bisnis dapat dipahami. Kegiatan pemahaman bisnis adalah sebagai berikut :

a. Studi Literatur

Pencarian dan pengumpulan referensi yang relevan dengan topik penelitian dilakukan, sehingga sesuai dengan rumusan masalah dan tujuan yang akan diteliti dalam karya tulis ini. Kegiatan ini mencakup studi untuk menggali informasi tentang analisis masalah, *data mining*, metodologi yang digunakan, penelitian-penelitian yang terkait.

b. Observasi

Observasi dilakukan dengan cara melakukan kunjungan langsung ke Fakultas Ekonomi Universitas Garut. Hal ini dilakukan agar kegiatan-kegiatan yang menjadi dasar penelitian dapat dirasakan secara langsung.

c. Wawancara

Wawancara dilakukan dengan berkomunikasi langsung dengan para pemangku kepentingan. Hal ini dilakukan agar tujuan bisnis yang ingin dicapai perusahaan dapat ditangkap dengan baik.

Berdasarkan kegiatan tersebut diperoleh tujuan dari bisnis berdasarkan permasalahan bisnis, penilaian terhadap situasi yang ada dan tujuan dari *data mining*.

2. Pengumpulan Data dan Pra-proses Data

Pengumpulan data dan pra-proses data sebelum memasuki tahap *data mining*. Tahap ini dilakukan dari pengumpulan data, deskripsi data, eksplorasi data, pemilihan data, pembersihan data, transformasi data dan penggabungan data.

3. Implementasi Model dan Pengujian

Tahap ini dilakukan berbagai eksperimen terhadap *dataset* untuk mendapatkan parameter dan model terbaik dalam memprediksi jumlah interaksi yang terjadi. Dilakukan juga pengujian akurasi untuk setiap model yang telah dihasilkan.

4. Hasil Akhir dan Kesimpulan

Tahap ini dilakukan penarikan kesimpulan terhadap hasil dari seluruh penelitian yang telah dilaksanakan. Diberikan juga masukan atau saran untuk penelitian lanjutan.

## 1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan hasil penelitian ini dibagi kepada lima bab, sebagai berikut:

BAB I Pendahuluan. Bab ini membahas mengenai latar belakang masalah, identifikasi masalah yang ditemukan, rumusan masalah, tujuan penelitian, ruang lingkup penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II Landasan Teori. Bab ini membahas mengenai teori-teori dan studi literatur mengenai *Data Mining*, Klasifikasi pada *Data Mining*, penerapan *Data Mining* di dunia

pendidikan, algoritma yang digunakan serta membahas tentang beberapa penelitian yang terkait.

BAB III Objek dan Metodologi Penelitian. Bab ini berisi metode penelitian yang digunakan pada penelitian dan profil Fakultas Ekonomi Universitas Garut beserta profil data yang akan digunakan sebelum implementasi dan perancangan *Data Mining*.

BAB IV Implementasi dan Perancangan *Data Mining*. Bab ini berisi pembahasan terkait tahapan eksperimen yang sesuai dengan metodologi penelitian, dimulai dengan menentukan tujuan *data mining* sampai dengan penerapan model *Data Mining* yang dihasilkan.

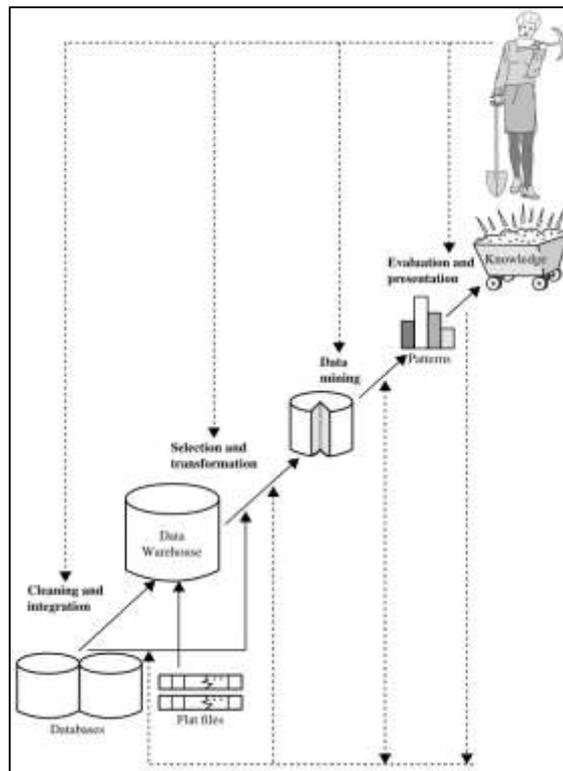
BAB V Kesimpulan dan Saran. Bab ini berisi mengenai kesimpulan atas penelitian yang dilakukan dan saran penulis yang ditujukan kepada peneliti lainnya.

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Data Mining

*Data Mining* merupakan proses menemukan pola yang menarik dari data yang berukuran besar (Han et al., 2012) dan merupakan salah satu tahapan dalam *Knowledge Discovery in Database* (KDD), di mana KDD merupakan suatu kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam data yang berukuran besar (Ridwan, 2013). Gambar 2.1 merupakan proses-proses yang terjadi dalam KDD. *Data Mining* merupakan salah satu langkah dalam proses penemuan KDD, namun dalam industri, media, dan di dalam lingkungan penelitian, istilah *Data Mining* sering digunakan untuk merujuk pada seluruh proses penemuan pengetahuan (Han et al., 2012).



Gambar 2.1  
Proses *Knowledge Discovery from Data* (Han et al., 2012)

Proses *Knowledge Discovery from Data* ditunjukkan pada Gambar 2.1 bisa diurutkan menjadi langkah-langkah sebagai berikut:

1. *Data cleaning* (Pembersihan data)

Pembersihan data merupakan proses menghilangkan *noise* dan data yang tidak konsisten atau data tidak relevan.

2. *Data integration* (Integrasi data)

Integrasi data merupakan penggabungan data dari berbagai *database* ke dalam satu *database* baru.

3. *Data selection* (Seleksi data)

Data yang ada pada *database* sering kali tidak semuanya dipakai, oleh karena itu hanya data yang sesuai untuk dianalisis yang akan diambil dari *database*.

4. *Data transformation* (Transformasi data)

Data diubah atau digabung ke dalam format yang sesuai untuk diproses dalam *Data Mining*

5. *Data mining*

Merupakan suatu proses utama saat metode diterapkan untuk menemukan pengetahuan berharga dan tersembunyi dari data. Beberapa metode yang dapat digunakan berdasarkan pengelompokan teknik *Data Mining*.

6. *Pattern evaluation* (Evaluasi pola)

Untuk mengidentifikasi pola-pola menarik ke dalam *knowledge based* yang ditemukan

7. *Knowledge presentation* (Penyajian Pengetahuan)

Merupakan visualisasi dan menyajikan pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna di mana teknik visualisasi dan representasi pengetahuan digunakan untuk menyajikan pengetahuan yang ditambang kepada pengguna.

Dari uraian langkah KDD di atas, bisa dikatakan langkah 1 sampai 4 sebagai bentuk *preprocessing data*, di mana data dipersiapkan untuk di-*Mining*. Langkah *Data Mining* dapat berinteraksi dengan pengguna atau basis pengetahuan. Pola yang menarik disajikan

kepada pengguna dan dapat disimpan sebagai pengetahuan baru dalam basis pengetahuan. Sebagai proses penemuan pengetahuan, dalam *Data Mining* biasanya melibatkan pembersihan data, integrasi data, pemilihan data, transformasi data, penemuan pola, evaluasi pola, dan presentasi pengetahuan. Pola yang menarik disajikan ke pengguna dan dapat disimpan dijadikan suatu pengetahuan baru dalam basis pengetahuan.

Pada hakikatnya, *Data Mining* merupakan disiplin ilmu yang tujuan utamanya untuk menemukan, menggali, atau menambang pengetahuan dari data atau informasi yang kita miliki dengan proses menganalisis data dari perspektif yang berbeda dan dapat menyimpulkan menjadi informasi-informasi penting yang bisa digunakan untuk memperkecil biaya pengeluaran, meningkatkan keuntungan atau keduanya (Mabrur & Lubis, 2012). Dengan kata lain *Data Mining* bisa dikatakan sebagai kegiatan mengumpulkan data yang diekstraksi menjadi suatu pengetahuan baru berupa pola, kecenderungan atau keteraturan yang dapat digunakan sebagai acuan dalam rangka pengambilan keputusan atau untuk keperluan suatu bisnis. Fungsi umum dalam *data mining* terbagi menjadi enam (Larose & Larose, 2014), yaitu Deskripsi, Estimasi, Prediksi, Klasifikasi, Klustering dan Asosiasi.

### **2.1.1 Educational Data Mining**

*Educational Data Mining* (EDM) merupakan disiplin ilmu yang muncul dengan rangkaian metode komputasi dan psikologis serta dengan pendekatan penelitian untuk memahami bagaimana siswa belajar (Baker, 2010). EDM merupakan konsep *Data Mining* yang digunakan untuk mengeksplorasi data pendidikan untuk mengetahui pola dan prediksi deskriptif yang mencirikan perilaku dan pencapaian siswa, pengetahuan konten domain, penilaian, fungsi pendidikan dan aplikasi pendidikan (Peña-Ayala, 2014). EDM banyak digunakan di dunia pendidikan untuk mengeksplorasi dan menganalisis kinerja akademik siswa, prediksi *drop out*, menganalisis *feedback*, visualisasi data dan penilaian dalam proses belajar (Hussain et al., 2018). Dengan kata lain EDM adalah bidang ilmu pembelajaran dalam *Data Mining* yang hadir atas berkembangnya dan ketersediaan data

pendidikan untuk mengetahui pola dan prediksi deskriptif dan memahami bagaimana siswa belajar.

EDM menganalisis data yang dihasilkan oleh berbagai jenis sistem informasi yang mendukung pembelajaran atau pendidikan. Data yang digunakan tidak terbatas pada interaksi siswa individu dengan sistem pendidikan seperti nilai ujian, nilai kehadiran dan nilai latihan, tetapi mungkin juga mencakup data administratif, data demografis, aktivitas siswa dan sebagainya. Data dalam pendidikan memiliki karakteristik khas seperti beberapa tingkat hierarki (subjek, penugasan, tingkat pertanyaan), konteks (siswa tertentu di kelas tertentu yang menemui pertanyaan tertentu pada waktu tertentu dan pada tanggal tertentu) dan longitudinal (banyak data yang direkam selama banyak sesi untuk jangka waktu yang panjang) (Cristobal Romero & Ventura, 2013).

Tujuan EDM dapat diklasifikasikan tergantung pada sudut pandang *end user*, diantaranya (Cristobal Romero & Ventura, 2013):

1. Untuk *Learners* digunakan untuk mendukung refleksi peserta didik, untuk memberikan umpan balik atau rekomendasi yang adaptif kepada peserta didik, untuk menanggapi kebutuhan peserta didik, untuk meningkatkan kinerja pembelajaran.
2. Untuk *Educators* digunakan untuk memahami proses pembelajaran siswa dan merefleksikan metode pengajaran yang dilakukan untuk meningkatkan kinerja mengajar, untuk memahami aspek sosial, kognitif dan perilaku.
3. Untuk *Researchers* digunakan untuk mengembangkan dan membandingkan teknik *Data Mining* supaya dapat merekomendasikan salah satu yang paling berguna untuk setiap tugas pendidikan atau masalah tertentu, mengevaluasi efektivitas belajar ketika menggunakan cara dan metode metode yang berbeda.
4. Untuk *Administrators* digunakan untuk mengevaluasi cara terbaik untuk mengatur sumber daya kelembagaan.

Sudut pandang di atas menunjukkan manfaat dari EDM untuk pengguna akhir, akan tetapi sulit untuk mengklasifikasikan semua tujuan EDM hanya dengan empat aktor,

terutama ketika sebuah tujuan terkait dengan lebih dari satu aktor. (Peña-Ayala, 2014) membedakan beberapa tujuan umum EDM yang sebagai berikut:

1. Pemodelan siswa
2. Memprediksi hasil belajar dan kinerja siswa
3. Memberikan rekomendasi
4. Menganalisis perilaku siswa
5. Berkomunikasi dengan para pemangku kepentingan
6. Analisis struktur domain
7. Mempertahankan dan meningkatkan kursus
8. Mempelajari efek dari berbagai jenis dukungan pedagogis yang disediakan oleh perangkat lunak pembelajaran
9. Memajukan pengetahuan ilmiah mengenai pembelajaran dan pembelajar melalui pembangunan, penemuan atau penyempurnaan model siswa, domain, dan dukungan pedagogis.

Untuk mencapai tujuan EDM, sebagian besar teknik *Data Mining* tradisional tidak terbatas pada klasifikasi, *clustering* dan teknik analisis Asosiasi telah berhasil diterapkan di domain pendidikan. Sistem pendidikan memiliki karakteristik khusus yang membutuhkan perlakuan yang berbeda dari masalah pertambangan (Cristóbal Romero et al., 2011). Para peneliti yang terlibat dalam EDM tidak hanya menerapkan teknik *Data Mining*, tetapi juga mengusulkan, mengembangkan dan menerapkan metode dan teknik yang diambil dari berbagai bidang yang berkaitan dengan EDM (statistik, *machine learning*, *text mining*, web log analisis, *psychometrics*) (Peña-Ayala, 2014).

Teknik *Data Mining* yang paling populer dalam EDM adalah prediksi, Clustering, *relationship mining*, *distillation for human judgment*, penemuan model (Baker, 2010) dan *taxonomy* (Cristobal Romero & Ventura, 2013). Secara garis besar teknik *Data Mining* yang biasa digunakan dalam EDM bisa dikategorikan sebagai berikut (Peña-Ayala, 2014):

1. *Prediction*;
2. *Clustering*;
3. *Relationship mining*;

4. *Distillation of data for human judgment;*
5. *Discovery with models;*
6. *Outlier Detection;*
7. *Social Network Analysis;*
8. *Process Mining;*
9. *Text Mining;*
10. *Knowledge Tracing;*
11. *Matrix Factorization;*

### **2.1.2 Klasifikasi**

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep dengan tujuan memprediksi kelas untuk data yang tidak diketahui kelasnya (Sugianti, 2012). Klasifikasi memprediksi kategori (*discrete, unordered*) ke dalam label *class*. Klasifikasi merupakan proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau *class data*, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui (Han et al., 2012).

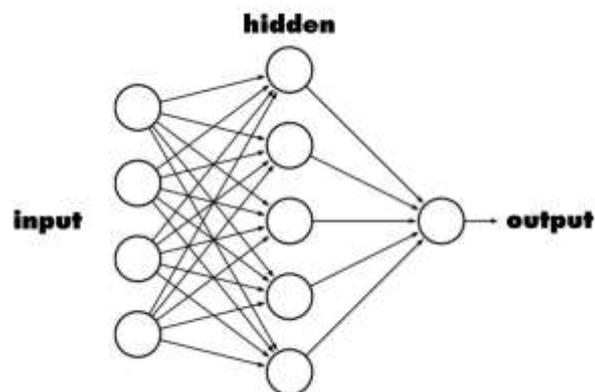
Dalam klasifikasi, koleksi dari suatu *record* berupa *training dataset*, dimana setiap *record* berisi seperangkat atribut dan salah satu atribut adalah suatu kelas. Yang harus dilakukan adalah mencari model untuk atribut kelas sebagai fungsi dari nilai atribut yang lain dengan tujuan mendapatkan suatu kelas yang seakurat mungkin dari catatan *record* sebelumnya yang tidak terlihat. Satu *training dataset* dipersiapkan untuk menentukan keakuratan model dan sekaligus validasinya (Wahyudi, 2013).

### **2.1.3 Neural Network**

*Neural Network* (NN) sering disebut dengan nama Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Hal tersebut dikarenakan oleh metode ini merupakan tiruan susunan syaraf (neuron) manusia (Habibi & Riksakomara, 2017). *Neural Network* terinspirasi dari cara kerja otak manusia. Otak manusia dapat memproses sejumlah besar informasi menggunakan data yang dikirim oleh indra manusia (terutama visi). Pengolahannya dilakukan oleh neuron, yang bekerja

pada sinyal listrik melewati mereka dan menerapkan logika Flip-Flop, seperti membuka dan menutup gerbang untuk sinyal untuk mengirimkan melalui (Ciaburro & Venkateswaran, 2017).

Pada jaringan manusia, neuron berfungsi untuk menerima dan menghantarkan suatu rangsangan ke badan sel. Badan sel bertugas untuk menerima rangsangan dari neuron dan meneruskannya ke akson. Fungsi akson ialah meneruskan impuls ke neuron lainnya (Habibi & Riksakomara, 2017). Sama halnya dengan struktur neuron biologis, *Artificial Neural Network* (ANN) mendefinisikan neuron sebagai unit pengolahan pusat yang melakukan operasi matematika untuk menghasilkan satu *output* dari satu set *input*. *Output* dari neuron merupakan fungsi dari jumlah bobot *input* ditambah bias (Ciaburro & Venkateswaran, 2017).



Gambar 2.2  
Kerangka ANN (Ciaburro & Venkateswaran, 2017)

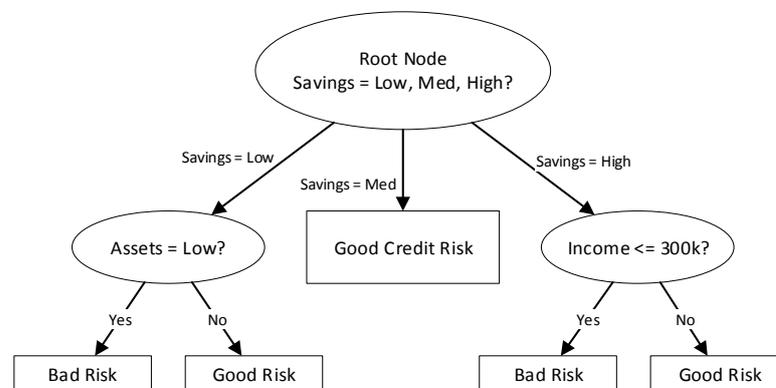
Model kerangka ANN memiliki arsitektur seperti pada Gambar 2.2. Ada satu set *input*, *prosesor*, dan satu set *output*. Pendekatan berlapis ini juga diikuti dalam NN. *Input* membentuk *input layer*, lapisan tengah (s) melakukan pengolahan disebut *hidden layers* (s), dan *output* (s) membentuk *output layer*. Suatu informasi ( $\alpha$ ) akan diterima oleh *input layer* dengan menggunakan bobot kedatangan ( $w$ ) tertentu. Setelah itu dilakukan penjumlahan bobot pada *hidden layer*. Selanjutnya hasil dari penjumlahan tersebut dibandingkan dengan nilai ambang (*threshold*). Jika nilai melewati ambang batas, maka akan diteruskan ke *output layer*, sedangkan jika nilai tidak melewati ambang batas, maka tidak akan diteruskan ke *output layer*. Fungsi dari ANN hanyalah perhitungan *output* dari

semua neuron yang merupakan perhitungan deterministik (Ciaburro & Venkateswaran, 2017).

#### 2.1.4 Decision Tree

*Decision Tree* adalah model prediksi yang dapat digunakan untuk mewakili kedua pengklasifikasi dan model regresi, dalam pohon keputusan penelitian operasi mengacu pada model hierarki keputusan dan konsekuensinya (Rokach & Maimon, 2015). *Decision Tree* juga merupakan struktur *flowchart* yang menyerupai pohon (*tree*), dimana setiap simpul internal menandakan suatu tes pada atribut, setiap cabang hasil tes, dan simpul daun mempresentasikan kelas atau distribusi kelas (Han et al., 2012). *Decision Tree* terdiri dari *node* yang membentuk pohon berakar. *Tree* diarahkan dengan *node* yang disebut "*root*" yang tidak memiliki masukan. Semua *node* lain memiliki tepat satu tepi masukan. Sebuah *node* dengan tepi keluar disebut sebagai *internal node* atau *test node* dan semua *node* lain disebut *leaves* (Rokach & Maimon, 2015).

Dalam pohon keputusan, masing-masing *node* internal membagi ruang *instance* menjadi dua atau lebih sub-ruang sesuai dengan fungsi diskrit tertentu dari nilai atribut *input*. Dimulai pada simpul akar, yang dengan Konvensi ditempatkan di bagian atas diagram *Decision Tree*. Atribut diuji pada *node* keputusan dengan setiap hasil yang mungkin mengakibatkan cabang. Setiap cabang kemudian mengarah ke simpul keputusan lain atau ke simpul *leaves* (Larose & Larose, 2014). Gambar 2.3 menunjukkan contoh sederhana dari *Decision Tree*.



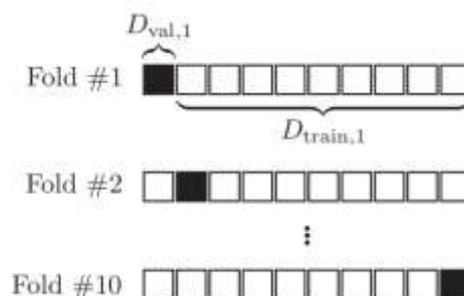
Gambar 2.3  
Simple Decision Tree (Larose & Larose, 2014)

Algoritma C4.5 merupakan sebuah algoritma yang digunakan untuk membangun *Decision Tree* (Azwanti, 2018) yang dikembangkan oleh Ross Quinlan. *Decision Tree* yang dihasilkan oleh C4.5 dapat digunakan untuk klasifikasi. Algoritma ini memiliki *input* berupa *training sample* dan *samples*. *Training sample* berupa data contoh yang akan digunakan untuk membangun sebuah *tree* yang telah diuji kebenarannya, sedangkan *sample* adalah *field-field* data yang nantinya akan kita gunakan sebagai parameter dalam melakukan klasifikasi data.

## 2.2 K-Fold Cross Validation

*Cross Validation* mirip dengan metode sub sampling acak yang berulang, namun pengambilan sampel dilakukan sedemikian rupa sehingga tidak ada dua set pengujian yang tumpang tindih (Berrar, 2018). Dalam *k-fold cross-validation*, data awal dipartisi secara acak ke dalam subset  $k$  yang saling bertumpuk (*fold*),  $D_1, D_2, \dots, D_k$ , masing-masing berukuran kurang lebih sama (Han et al., 2012). Dengan kata lain *K-fold cross validation* adalah metode yang digunakan untuk mengetahui rata-rata keberhasilan dari suatu model dengan cara melakukan perulangan dan mengacak atribut *input* sehingga sistem tersebut teruji untuk beberapa atribut dengan *input* yang acak.

*Data training* dan *testing* dilakukan sebanyak  $k$  kali. Dalam iterasi  $i$ , partisi  $D_i$  dicadangkan sebagai set tes dan partisi yang tersisa secara kolektif digunakan untuk melatih model. Untuk klasifikasi perkiraan akurasi adalah jumlah keseluruhan klasifikasi yang benar dari iterasi  $k$ , dibagi dengan jumlah total tupel pada data awal. Secara umum,  $k$  bernilai 10 dan dianjurkan untuk memperkirakan nilai akurasi (jika daya komputasi memungkinkan bisa lebih) karena bias yang relatif rendah dan varians (Han et al., 2012).



Gambar 2.4  
Contoh Pembagian 10-fold cross-validation (Berrar, 2018)

Gambar 2.4 menunjukkan ilustrasi proses *10-fold cross-validation*. Cara kerja *K-fold cross validation* adalah sebagai berikut:

1. Total instance dibagi menjadi  $N$  bagian.
2. *Fold* ke-1 adalah ketika bagian ke-1 menjadi data uji (*testing data*) dan sisanya menjadi data latih (*training data*). Selanjutnya, hitung akurasi berdasarkan porsi data tersebut.
3. *Fold* ke-2 adalah ketika bagian ke-2 menjadi data uji (*testing data*) dan sisanya menjadi data latih (*training data*). Selanjutnya, hitung akurasi berdasarkan porsi data tersebut.
4. Demikian seterusnya hingga mencapai *fold* ke- $K$ . Hitung rata-rata akurasi dari  $K$  buah akurasi di atas. Rata-rata akurasi ini menjadi akurasi final.

### 2.3 Confusion Matrix

Dalam menilai kinerja suatu model klasifikasi bisa dijelaskan oleh *confusion matrix* atau tabel kebenaran. Biasanya, kesalahan dalam teknik klasifikasi ditunjukkan dalam *confusion matrix*, di mana *confusion matrix* merupakan bentuk *output* standar dalam klasifikasi yang memberikan relasi koresponden antara kategori yang diprediksi dan kategori sampel yang melekat (Xiong, 2012). Gambar 2.5 menunjukkan contoh dari *confusion matrix*. Tabel 2.1 merupakan rumus evaluasi teknik klasifikasi yang mana terdapat *accuracy* (juga dikenal sebagai *recognition rate*), *sensitivity (recall)*, *speciality*, *precision*,  $F_1$  dan  $F_\beta$ . Meskipun *accuracy* adalah ukuran tertentu kata "*accuracy*" juga digunakan sebagai istilah umum untuk merujuk pada kemampuan klasifikasi dalam melakukan prediksi (Han et al., 2012). Istilah yang biasa digunakan dalam *confusion matrix* adalah:

1. **True positives (TF)**: Tupel positif yang diberi label dengan benar oleh *classifier*.
2. **True negatives (TN)**: Tupel negatif yang diberi label dengan benar oleh *classifier*.
3. **False positives (FP)**: Tupel negatif yang salah dicap sebagai positif oleh *classifier*.

4. **False negative (FN):** Tupel positif yang salah dicap sebagai negatif oleh *classifier*.
5. **P:** Jumlah tupel positif.
6. **N:** Jumlah tupel negatif.

		Predicted class		Total
		yes	no	
Actual class	yes	TF	FN	P
	no	FP	TN	N
Total		P	N	P + N

Gambar 2.5  
Confusion matrix, dengan total tuple positif dan negatif (Han et al., 2012)

Confusion matrix digunakan sebagai indikasi sifat aturan klasifikasi yang berisi jumlah elemen yang benar atau salah ketika diklasifikasikan untuk setiap kelasnya. TP dan TN memberitahu ketika *classifier* benar dalam melakukan klasifikasi, sementara FP dan FN memberitahu ketika *classifier* salah dalam melakukan klasifikasi.

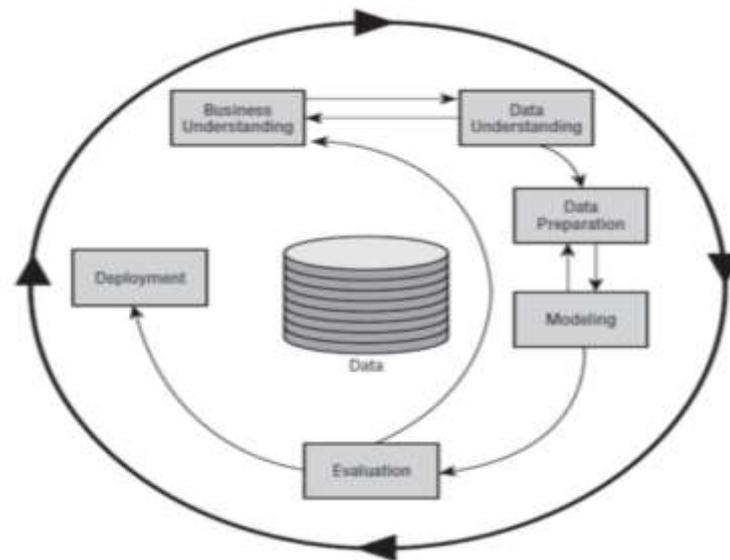
Tabel 2.1  
Evaluation measures (Han et al., 2012)

Measure	Formula	
Accuracy	$\frac{TF + TN}{TF + TN + FP + FN}$	(2.1)
Precision	$\frac{TF}{TF + FP}$	(2.2)
Recall	$\frac{TF}{TF + FN}$	(2.3)
F-Score / F measure	$2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$	(2.4)

## 2.4 CRoss-Industry Standard Process for Data Mining

CRoss-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) dikembangkan oleh Daimler Chrysler (kemudian Daimler-Benz), SPSS dan NCR pada tahun 1999, versi CRISP-DM 1.0 diterbitkan dan lengkap serta didokumentasikan. Saat ini model proses untuk *Data Mining* memberikan gambaran umum dari siklus hidup proyek *Data Mining*, yang berisi fase proyek, tugas masing-masing dan hubungan antara tugas-tugas dalam proyek (Chapman et al., 2000). Pada dasarnya, hubungan bisa ada antara tugas-tugas

*Data Mining* tergantung pada tujuan, latar belakang dan minat pengguna dan yang paling penting adalah pada ketersediaan data. Siklus hidup proyek penambangan data terdiri dari enam fase (Chapman et al., 2000). Gambar 2.4 menunjukkan fase proses CRISP-DM. Urutan fase tidak kaku yang berarti bergerak bolak-balik di antara beberapa fase yang tergantung pada hasil dari setiap fase.



Gambar 2.6  
*CRISP-DM Process Model* (Chapman et al., 2000)

Proses CRISP-DM dapat diurutkan menjadi langkah-langkah berikut (Chapman et al., 2000):

1. *Business Understanding*

Pada fase ini berfokus pada pemahaman tujuan dan persyaratan proyek dari perspektif bisnis dan mengubah pengetahuan bisnis ke dalam definisi masalah *Data Mining* dan rencana awal rancangan untuk mencapai tujuan bisnis.

2. *Data Understanding*

Fase ini dimulai dengan mengumpulkan data, jika data berasal lebih dari satu sumber, maka dilakukan proses integrasi data. Selanjutnya membiasakan diri dengan data dengan mengidentifikasi kualitas data, mengembangkan analisis penyelidikan data untuk mengenali data lebih lanjut dan pencarian wawasan

pertama ke dalam data atau untuk mendeteksi *subset* yang menarik untuk membentuk hipotesis tentang informasi tersembunyi.

### 3. *Data Preparation*

Fase ini mencakup semua kegiatan untuk membangun *dataset* akhir dari data mentah awal. Tugas persiapan data memungkinkan dilakukan beberapa kali dan tidak dalam urutan yang ditentukan. Tugas meliputi tabel, catatan dan seleksi atribut serta transformasi dan *data cleaning* untuk digunakan dalam fase pemodelan.

### 4. *Modeling*

Terdapat empat tahapan dalam fase pemodelan :

- a. Pilih dan aplikasikan teknik pemodelan data yang sesuai.
- b. Kalibrasi aturan model untuk mengoptimalkan hasil.
- c. Dapat menggunakan beberapa teknik yang sama untuk permasalahan yang sama.
- d. Dapat kembali ke fase persiapan data jika diperlukan untuk menjadikan data ke dalam bentuk kebutuhan tertentu.

### 5. *Evaluation*

Pada fase ini dilakukan evaluasi satu atau lebih model yang digunakan dalam fase pemodelan atau proses *Evaluation Pattern* untuk menetapkan apakah model atau pola yang digunakan telah relevan dengan tujuan bisnis pada fase awal. Kemudian menentukan apakah terdapat permasalahan penting dari bisnis atau penelitian yang tidak tertangani dengan baik.

### 6. *Deployment*

Pada fase *deployment*, dari hasil data yang diperoleh perlu adanya pengelompokan data dan dirangkai agar dapat menyesuaikan kebutuhan user dan dapat melakukan proses *Data Mining* secara berulang. Bentuk dari fase ini dapat berupa pembuatan laporan atau penerapan proses *Data Mining* pada departemen lain.

## 2.5 Penelitian Terkait

Terdapat beberapa studi literatur yang mendukung terbentuknya penelitian ini. Terdapat beberapa penelitian-penelitian yang berkaitan dan mendukung terbentuknya penelitian ini. Tabel 2.2 Menunjukkan beberapa penelitian yang berkaitan dengan penelitian ini.

Tabel 2.2  
Penelitian Terkait

No	Peneliti	Metode dan Hasil Penelitian
1	(Shafique & Qaiser, 2014)	Penelitian ini melakukan perbandingan beberapa metodologi dalam pengembangan <i>Data Mining</i> dan berkesimpulan bahwa proyek <i>Data Mining</i> banyak menggunakan CRISP-DM serta dianggap cukup lengkap.
2	(Shahiri, Husain, & Rashid, 2015)	Penelitian ini melakukan ulasan terhadap penelitian-penelitian yang berkaitan dengan implementasi <i>Data Mining</i> dalam melakukan prediksi masa studi dan menghasilkan ulasan tentang atribut-atribut pada <i>dataset</i> yang digunakan dalam melakukan prediksi kelulusan menggunakan <i>Data Mining</i> beserta algoritma yang dipakai. Hasil akhir dalam penelitian tersebut mengemukakan jika algoritma <i>Neural Network</i> dan <i>Decision Tree</i> merupakan algoritma yang paling populer dan memiliki tingkat akurasi yang baik untuk digunakan dalam prediksi kelulusan mahasiswa.
3	(Obsie & Adem, 2018)	Penelitian ini membuat suatu rancangan aplikasi untuk memprediksi kinerja akademik siswa pada tahap awal sebelum lulus dan mengurangi terjadinya putus sekolah dengan menggunakan algoritma <i>Neural Network</i> , <i>Support Vector Regression</i> dan <i>Linear Regression</i> , kemudian melakukan percobaan perbandingan untuk menentukan algoritma mana yang lebih akurat.
4	(Azwanti, 2018)	Penelitian ini melakukan prediksi mahasiswa yang mengulang mata kuliah di AMIK Labuhan Batu dengan menggunakan teknik <i>Data Mining</i> dengan Algoritma C4.5. Algoritma C4.5 yang digunakan memberikan informasi berupa <i>rule</i> untuk menggambarkan proses yang terkait dengan prediksi mahasiswa yang mengulang.

Berdasarkan penelitian-penelitian di atas, penulis bermaksud melakukan komparasi dua algoritma. Merujuk pada penelitian yang dilakukan oleh (Shahiri et al., 2015), penulis bermaksud menggunakan algoritma NN yang akan dibandingkan dengan algoritma *Decision Tree* seperti yang dilakukan oleh (Azwanti, 2018). Dalam pemilihan atribut yang akan digunakan pada *dataset*, merujuk kepada penelitian (Obsie & Adem, 2018), penulis bermaksud menggunakan demografi mahasiswa, IPS dan menambah beberapa atribut pada *dataset* yang digunakan seperti jumlah SKS. Adapun metodologi dalam melakukan perancangan *Data Mining* menggunakan metodologi CRISP-DM, mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh (Shafique & Qaiser, 2014).

## BAB III

### OBJEK DAN METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Profil Fakultas Ekonomi Universitas Garut

FEKON UNIGA merupakan pengembangan dari Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Garut (STIEG) yang didirikan pada tahun 1990 di bawah binaan Yayasan Perguruan Tinggi (YAPERTI) Garut. Bergabungnya YAPERTI Garut dengan Yayasan Prima dan Yayasan Gilang Kencana menjadi Yayasan Universitas Garut pada tanggal 15 Desember 1998 telah disahkan dengan Surat Keputusan Mendikbud Nomor: 173/D/O/1998. Untuk menunjang proses belajar mengajar, FEKON UNIGA menyediakan berbagai sarana dan prasarana yang dianggap memadai untuk penyelenggaraan pendidikan tinggi jenjang strata satu dan jenjang diploma tiga. FEKON UNIGA memiliki tiga Prodi S1 dan 1 Prodi D3, yaitu:

1. Prodi Manajemen S1

Lulusan dipersiapkan untuk menjadi manajer profesional yang memiliki kompetensi keilmuan dan kompetensi personal dengan kemampuan membuat keputusan yang tepat dalam kepemimpinan dan manajerial.

2. Prodi Akuntansi S1

Mempersiapkan lulusan agar memiliki kualitas dan kompetensi keilmuan serta profesionalisme akuntansi sehingga memiliki kemampuan adaptasi danantisipasi yang tinggi terhadap dinamika ekonomi baik pada tataran lokal, regional, nasional maupun internasional.

3. Prodi Pariwisata S1

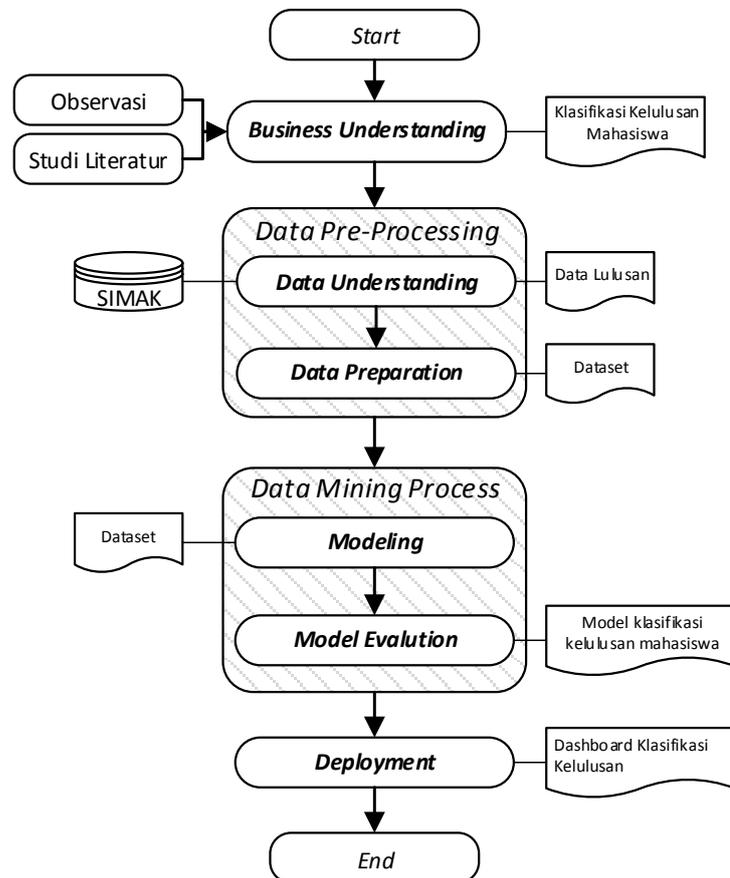
Lulusan pariwisata S-1 Universitas Garut diarahkan agar mampu menjadi tenaga ahli pariwisata yang berkualitas pada lembaga-lembaga publik, BUMN, BUMD dan organisasi swasta dan mampu mengembangkan pariwisata di Indonesia untuk meningkatkan jumlah kunjungan wisatawan ke Indonesia.

4. Prodi Akuntansi D3

Mempersiapkan tenaga-tenaga profesional yang handal dan terampil di bidang akuntansi terapan dan mampu bersaing dalam tataran nasional dan global.

### 3.2 Metodologi Penelitian

Metodologi utama yang digunakan dalam melakukan penelitian ini adalah dengan menggunakan metode CRISP-DM. Gambar 3.1 menunjukkan langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian ini.



Gambar 3.1  
Metodologi Penelitian

#### 1. Business Understanding

Tahapan pertama adalah melakukan identifikasi komponen-komponen yang terkait penelitian dengan melakukan observasi dan studi dokumen yang digunakan dalam proses yang berhubungan dengan skema kelulusan di lingkungan FEKON UNIGA. Tahapan ini berfokus dalam bagaimana membangun atau mendapatkan data dan bagaimana mengubah pengetahuan skema kelulusan di lingkungan FEKON UNIGA ke dalam definisi masalah *Data Mining* dan rencana awal rancangan untuk membuat suatu model klasifikasi kelulusan mahasiswa.

## 2. *Data Understanding*

Tahap ini merupakan proses pengumpulan data dari berbagai sumber data yang bisa digunakan. Pada tahap ini dilakukan identifikasi data yang relevan dari *database* Sistem Informasi Akademik (SIMAK) yang digunakan di lingkungan FEKON UNIGA. Data yang diambil adalah data alumni FEKON UNIGA dengan atribut yang meliputi seluruh histori kegiatan akademik berupa data demografi dan data akademik selama menjadi mahasiswa. Ringkasan dari data kelulusan mahasiswa dapat berguna untuk mengkonfirmasi apakah data terdistribusi seperti yang diharapkan, atau ada penyimpangan tak terduga yang perlu ditangani pada tahap selanjutnya.

## 3. *Data Preparation*

Tahapan ini dilakukan pengecekan data yang diidentifikasi pada tahap sebelumnya dan menyiapkannya untuk analisis dengan menggunakan metode-metode *Data Mining*. Tahapan awal dalam *Data Preparation* adalah menentukan atribut yang akan digunakan selanjutnya dan data yang dikumpulkan pada proses sebelumnya ditransformasikan menjadi *dataset* akhir dengan atribut-atribut yang sudah diinisialisasi. Setelah data dipilih *Data Cleaning* (proses pembersihan data) dilakukan untuk menghilangkan duplikasi data, menghilangkan kesalahan pada data. *Data cleaning* dilakukan karena pada umumnya data yang sudah dikumpulkan tidak semuanya lengkap (tidak adanya nilai pada atribut-atributnya, tidak adanya atribut tertentu), berisi data yang *error* atau data yang tidak diinginkan dan data yang tidak konsisten.

## 4. *Modeling*

Tahapan pertama yang akan dilakukan dalam fase ini adalah pembuatan model dengan mengaplikasikan algoritma *Decision Tree* ke dalam *dataset* kelulusan mahasiswa. Selanjutnya model dikalibrasi untuk hasil yang optimal. Selanjutnya mengaplikasikan algoritma NN ke dalam *dataset* kelulusan mahasiswa untuk dilakukan perbandingan. Terakhir jika diperlukan kembali ke fase *data preparation*

untuk merubah data ke dalam bentuk lain dengan cara membuang atau menambahkan atribut tertentu yang ada pada *dataset* kelulusan mahasiswa.

#### 5. *Evaluation*

Fase selanjutnya dilakukan evaluasi model yang dihasilkan dalam fase pemodelan untuk menetapkan apakah model yang digunakan telah relevan dengan proses klasifikasi kelulusan mahasiswa FEKON UNIGA. Evaluasi tersebut mencakup algoritma mana yang memiliki nilai akurasi paling tinggi dan kualitas setiap atribut yang digunakan. Selain itu jika akurasi yang didapat dirasa masih kurang memuaskan, maka bisa kembali ke fase *data preparation* untuk menjadikan *dataset* yang digunakan ke dalam bentuk lain untuk dilakukan pemodelan ulang.

#### 6. *Deployment*

Pada fase *deployment*, dari model klasifikasi kelulusan mahasiswa yang diperoleh dilakukan pengelompokan data dan dirangkai agar dapat disesuaikan dengan kebutuhan pihak Pordi ataupun dosen wali. Bentuk dari fase ini berupa pembuatan laporan pengerjaan dan model klasifikasi yang sudah dibuat diaplikasikan ke dalam *file spreadsheet* dan chart berupa daftar mahasiswa yang akan dilakukan klasifikasi kelulusannya.

### 3.3 Profil Data

Data yang digunakan dalam penelitian yaitu data demografi dan data akademik. Data demografi dan akademik lulusan diambil dari sistem informasi akademik (SIMAK) yang berjalan di lingkungan FEKON UNIGA.

#### 3.3.1 Data Demografi

Data demografi merupakan data pribadi mahasiswa FEKON UNIGA yang sudah lulus pada tahun 2015 sampai 2018 berupa *file worksheet* dengan jumlah 20 atribut. Data ini merupakan data mentah dari tabel mahasiswa yang ada pada *database* SIMAK. Dari data mahasiswa ini nantinya akan diambil data demografi pribadi mahasiswa berdasarkan lulusan 2015 sampai 2018. Masing-masing atribut yang ada pada data demografi dijelaskan dalam Tabel 3.1.

Tabel 3.1  
Penjelasan atribut Demografi

No.	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	NPM	Nominal	Nomor Pokok Mahasiswa berisi karakter unik untuk setiap mahasiswanya.
2	Nama	Nominal	Nama Mahasiswa berisi nama untuk setiap mahasiswanya.
3	Prodi	Nominal	Nama Program Studi. Akuntansi D3 = 021 Akuntansi S1 = 022 Manajemen S1 = 023 Pariwisata S1 = 024
4	Angkatan	Nominal	Tahun mahasiswa terdaftar sebagai mahasiswa (1998 - 2018).
5	Program	Nominal	Jenis program yang ada di FEKON UNIGA. Reguler = REG Non Reguler = NON
6	StatusAwal	Nominal	Status awal mahasiswa Baru = B Pindahan = P
7	Kelamin	Nominal	Jenis kelamin mahasiswa (L dan P).
8	KotaLahir	Nominal	Kota lahir mahasiswa.
9	TanggalLahir	Tanggal	Tanggal lahir mahasiswa.
10	Alamat	Nominal	Alamat asal mahasiswa.
11	Kota	Nominal	Kota asal mahasiswa.
12	Menikah	Nominal	Status pernikahan mahasiswa. Lajang = B Menikah = L
13	HidupAyah	Nominal	Status hidup ayah kandung Masih Hidup = 1 Sudah Meninggal = 2
14	HidupIbu	Nominal	Status hidup ibu kandung Masih Hidup = 1 Sudah Meninggal = 2
15	PekerjaanAyah	Nominal	Pekerjaan ayah kandung Tidak Bekerja = 1 Pegawai Swasta = 2 Pegawai Negeri = 3 Wiraswasta = 4 Pensiun = 5 Lain-lain = 6
16	PendidikanAyah	Nominal	Pendidikan terakhir ayah kandung. Tidak Sekolah = 1 SD = 2 SMP = 3 SMA = 4 Diploma = 5 Sarjana = 6 Magister = 7 Doktor = 8
17	PendidikanIbu	Nominal	Pendidikan terakhir ibu kandung. Tidak Sekolah = 1 SD = 2 SMP = 3 SMA = 4 Diploma = 5 Sarjana = 6

No.	Atribut	Tipe Data	Keterangan
			Magister = 7 Doktor = 8
18	TanggalMasuk	Tanggal	Tanggal SK diterima sebagai mahasiswa.
19	TanggalLulus	Tanggal	Tanggal SK lulus / tanggal sidang.
20	TepatWaktu	Tanggal	Tanggal SK diterima sebagai mahasiswa.

### 3.3.2 Data Akademik

Data akademik merupakan rekapan nilai akademis mahasiswa FEKON UNIGA yang sudah lulus pada tahun 2015 sampai 2018 berupa *file worksheet*. Data yang didapat memiliki 20 atribut. Data ini merupakan data mentah dari tabel KHS (Kartu Hasil Studi) mahasiswa yang ada pada *database* SIMAK. Masing-masing atribut yang ada pada data akademik dijelaskan dalam Tabel 3.2.

Tabel 3.2  
Penjelasan atribut Demografi Mahasiswa

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	NPM	Nominal	Nomor Pokok Mahasiswa berisi karakter unik untuk setiap mahasiswanya.
2	Prodi	Nominal	Nama Program Studi. Akuntansi D3 = 021 Akuntansi S1 = 022 Manajemen S1 = 023 Pariwisata S1 = 024
3	StatusAwal	Nominal	Status awal mahasiswa Baru = B Pindahan = P
4	IPS1	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 1 mahasiswa (0.00 – 4.00).
5	IPS2	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 2 mahasiswa (0.00 – 4.00).
6	IPS3	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 3 mahasiswa (0.00 – 4.00).
7	IPS4	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 4 mahasiswa (0.00 – 4.00).
8	IPS5	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 5 mahasiswa (0.00 – 4.00).
9	IPS6	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 6 mahasiswa (0.00 – 4.00).
10	IPS7	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 7 mahasiswa (0.00 – 4.00).
11	IPS8	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 8 mahasiswa (0.00 – 4.00).
12	SKS1	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 1 (0 – 24).
13	SKS2	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 2 (0 – 24).
14	SKS3	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 3 (0 – 24).

<b>No</b>	<b>Atribut</b>	<b>Tipe Data</b>	<b>Keterangan</b>
15	SKS4	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 4 (0 – 24).
16	SKS5	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 5 (0 – 24).
17	SKS6	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 6 (0 – 24).
18	SKS7	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 7 (0 – 24).
19	SKS8	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 8 (0 – 24).
20	TepatWaktu	Nominal	Status kelulusan tepat waktu mahasiswa Ya dan tidak

## BAB IV

### IMPLEMENTASI DAN PERANCANGAN *DATA MINING*

#### 4.1 *Business Understanding*

Langkah pertama berfokus pada memahami tujuan dan kebutuhan berdasarkan penilaian bisnis. Pemahaman bisnis tersebut diubah menjadi rencana awal proyek *Data Mining* yang dirancang untuk mencapai tujuan. Pemahaman bisnis mengacu pada aturan kelulusan Mahasiswa yang ditentukan oleh FEKON UNIGA. Tahapan ini memerlukan pemahaman tentang latar belakang dan tujuan pada proses bisnis yang berhubungan dengan kelulusan mahasiswa.

##### 4.1.1 Skema Kelulusan FEKON UNIGA

Ketentuan masa studi di perguruan tinggi negeri maupun swasta sudah diatur dalam ketetapan KEMENRISTEK DIKTI. KEMENRISTEK DIKTI menetapkan bahwa kompetensi lulusan pendidikan perguruan tinggi harus memenuhi beban SKS (Satuan Kredit Semester) sesuai dengan tingkatannya. Peserta pendidikan perguruan tinggi harus menyelesaikan beban wajib dengan minimal capaian 144 SKS untuk tingkat S1 yang dapat ditempuh dalam waktu 8 semester dan paling lama sampai 14 semester. Sedangkan untuk tingkat D3 harus memenuhi 108 SKS yang diselesaikan dalam 4 semester dan waktu paling lama sampai 10 semester (KEMENRISTEK DIKTI NO 44, 2015).

Dalam skema kelulusan di FEKON UNIGA, semua mahasiswa diwajibkan menyusun tugas akhir. Tugas Akhir (TA) adalah karya tulis ilmiah mahasiswa yang disusun berdasar hasil penelitian, telaah pustaka, pemagangan, dan/atau praktik/inovasi produksi mandiri/wirausaha, dan atau bentuk kegiatan lain yang ditetapkan sepadan sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Universitas Garut. TA harus disusun dengan berpedoman pada format penulisan tertentu sesuai dengan Buku Pedoman Penulisan Tugas Akhir Fakultas/Jurusan. Bagi mahasiswa S1, Tugas Akhir berupa Skripsi dan tugas akhir untuk Diploma 3. Tugas Akhir ini merupakan prasyarat bagi mahasiswa untuk menempuh Ujian Akhir Studi (A. F. UNIGA, 2018).

Seorang mahasiswa dinyatakan telah selesai program studinya bila telah memenuhi persyaratan sebagai berikut (A. F. UNIGA, 2018):

1. Mengumpulkan sekurang-kurangnya jumlah kredit minimum seperti telah ditentukan dalam kurikulum untuk Jenjang Pendidikan S1 Pedoman Penulisan Skripsi dan Pedoman Tugas Akhir.
2. Mencapai Indeks Prestasi Kumulatif lebih besar atau sama dengan 2,00 (dua koma nol nol).
3. Tidak ada Mata Kuliah yang bernilai E.
4. Nilai D maksimal dua mata kuliah yang bukan mata kuliah inti keilmuan Program Studi.
5. Telah lulus Ujian Komprehensif dalam sidang sarjana bagi mahasiswa Program Studi Manajemen S1.
6. Telah mengikuti Uji Kompetensi Akuntansi bagi mahasiswa Program Studi Akuntansi S-1 dan Diploma 3 yang diselenggarakan oleh Ikatan Akuntan Indonesia.
7. Telah menyelesaikan Skripsi yang disyaratkan bagi mahasiswa jalur Skripsi Jenjang Pendidikan S-1
8. Telah menyelesaikan Tugas Akhir yang disyaratkan bagi mahasiswa Diploma 3.

Apabila Indeks Prestasi Kumulatif yang dicapai mahasiswa kurang dari 2,00 (dua koma nol nol) maka mahasiswa diperkenankan untuk memperbaikinya selama masa batas studi tidak terlampaui dengan memprogramkan kembali dalam FRS. Bagi Mata Kuliah yang diperbaiki, nilai tertinggillah yang dipergunakan untuk penentuan IPK. Dalam faktor penilaian FEKON UNIGA menerapkan peraturan sebagai berikut (A. F. UNIGA, 2018):

1. Hasil penilaian capaian pembelajaran lulusan pada akhir Program Studi dinyatakan dengan IPK.
2. Indeks Prestasi Semester (IPS) dinyatakan dalam besaran yang dihitung dengan cara menjumlahkan perkalian antara nilai huruf setiap mata kuliah yang ditempuh dan SKS mata kuliah bersangkutan dibagi dengan jumlah SKS mata kuliah yang diambil dalam satu semester.

3. IPK dinyatakan dalam besaran yang dihitung dengan cara menjumlahkan perkalian antara nilai huruf setiap mata kuliah yang ditempuh dan SKS mata kuliah bersangkutan dibagi dengan jumlah SKS mata kuliah yang diambil yang telah ditempuh.
4. Mahasiswa Program Diploma dan Program Sarjana dinyatakan lulus apabila telah menempuh seluruh beban belajar yang ditetapkan dan memiliki capaian pembelajaran lulusan yang ditargetkan oleh Program Studi dengan IPK lebih besar atau sama dengan 2,00 (dua koma nol nol).
5. Mahasiswa dinyatakan lulus dengan predikat Memuaskan apabila mencapai IPK 2,76 (dua koma tujuh enam) sampai dengan 3,00 (tiga koma nol nol).
6. Mahasiswa dinyatakan lulus dengan predikat Sangat Memuaskan apabila mencapai IPK 3,01 (tiga koma nol satu) sampai dengan 3,50 (tiga koma lima nol).
7. Mahasiswa dinyatakan lulus dengan predikat Pujian apabila mencapai Indeks IPK lebih dari 3,50 (tiga koma nol).

#### **4.1.2 Identifikasi Tujuan *Data Mining***

Permasalahan mengenai kinerja akademik mahasiswa dalam hal menyelesaikan masa studi secara tepat waktu masih banyak ditemui di FEKON UNIGA. Berdasarkan yang sudah dipaparkan pada BAB I sub bab 1.1, persentase lulusan mahasiswa FEKON UNIGA yang bisa menyelesaikan masa studi secara tepat waktu dari tahun 2015 sampai dengan tahun 2018 dengan rata-rata lama studi mahasiswa yang lulus untuk Prodi Akuntansi D3 selama 7,71 semester, Prodi Akuntansi S1 9,68 semester dan Prodi Manajemen S1 9,8 semester. Dengan hasil seperti itu FEKON UNIGA membutuhkan sistem atau suatu model bisnis yang bisa menekan mahasiswa yang menyelesaikan masa studinya secara tidak tepat waktu dengan menemukan pola kelulusan.

#### **4.1.3 Menilai Situasi**

Tugas dari penilaian situasi yaitu untuk merinci semua fakta yang ada tentang sumber daya, kendala, asumsi dan faktor yang harus dipertimbangkan dalam proses *Data Mining*. Untuk menangani mahasiswa yang terindikasi tidak akan lulus tepat waktu, FEKON

UNIGA dalam hal ini program studi dan dosen wali mahasiswa tersebut melakukan beberapa perlakuan kepada mahasiswa tersebut. Salah satu perlakuan yang dilakukan dengan menyarankan untuk mengikuti semester pendek dan beberapa perlakuan lainnya berdasarkan kebijakan program studi. Kendala yang dihadapi adalah untuk menentukan mahasiswa yang terindikasi tidak akan lulus tepat waktu, dikarenakan banyaknya jumlah mahasiswa yang ditangani oleh satu dosen wali dan sedikitnya jumlah sumber daya manusia dalam hal ini program studi dan pihak dosen wali di FEKON UNIGA. Selain itu, terdapat batasan pada penelitian ini yaitu data yang akan digunakan sudah memiliki izin dari pihak FEKON UNIGA data yang menjadi tanggung jawab bagian unit sistem informasi FEKON UNIGA.

#### **4.1.4 Menentukan Tujuan *Data Mining***

Berdasarkan poin yang dijelaskan pada BAB I sub bab 1.1, FEKON UNIGA mengembangkan suatu model *Data Mining* dengan tujuan:

1. Melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa pada tahun kedua (semester keempat) berdasarkan data karakteristik mahasiswa dan beberapa pencapaian selama dua tahun.
2. Menemukan faktor yang paling mempengaruhi selama dua tahun baik dari sisi demografi mahasiswa maupun hasil akademik mahasiswa.
3. Memberikan kemudahan kepada dosen wali dan Prodi dalam memberikan perlakuan khusus kepada mahasiswa yang teridentifikasi tidak akan lulus tepat waktu.
4. Meningkatkan kualitas mahasiswa serta kualitas sistem pendidikan dan pembelajaran di FEKON UNIGA.

Informasi dari klasifikasi kelulusan mahasiswa ini dapat digunakan dosen wali baik Prodi guna lebih memahami karakteristik dan memberikan perlakuan khusus kepada mahasiswanya. Dengan adanya klasifikasi kelulusan ini diharapkan bisa meningkatkan jumlah mahasiswa yang menyelesaikan studi secara tepat waktu.

## **4.2 Data Understanding**

Penelitian ini menggunakan dua jenis data yaitu data demografi dan data hasil akademik mahasiswa FEKON UNIGA dari lulusan tahun 2015 sampai tahun 2018 yang terdiri atas Prodi Akuntansi D3, Prodi Akuntansi S1 dan Prodi Manajemen S1.

### **4.2.1 Pengumpulan Data**

Data yang digunakan dalam penelitian yaitu data demografi dan data akademik. Data demografi dan akademik lulusan diambil dari sistem informasi akademik (SIMAK) yang berjalan di lingkungan FEKON UNIGA. Data tersebut diambil oleh Unit Sistem Informasi FEKON UNIGA dalam bentuk *file worksheet (excel format \*.xlsx)*. Selain itu data yang akan digunakan pada penelitian ini hanya data yang berada dalam tanggung jawab Unit Sistem Informasi FEKON UNIGA.

### **4.2.2 Penjelasan Data**

Data yang digunakan dalam penelitian yaitu data demografi dan data akademik. Data demografi dan akademik lulusan diambil dari sistem informasi akademik (SIMAK) yang berjalan di lingkungan FEKON UNIGA. Data demografi merupakan data pribadi mahasiswa FEKON UNIGA yang sudah lulus pada tahun 2015 sampai 2018 dengan jumlah 20 atribut seperti yang sudah dijelaskan pada BAB III sub bab 3.3.1. Sedangkan data akademik merupakan rekapan nilai akademis mahasiswa FEKON UNIGA yang sudah lulus pada tahun 2015 sampai 2018 yang memiliki 20 atribut seperti yang sudah dijelaskan pada BAB III sub bab 3.3.2.

### **4.2.3 Eksplorasi Data**

Tahapan eksplorasi data bisa membantu tercapainya tujuan dari *Data Mining*, dalam penelitian ini eksplorasi data meliputi analisis statistik deskriptif dan visualisasi pada data Demografi dan data Akademik.

### 1. Data Demografi

Data demografi merupakan data pribadi mahasiswa yang sudah lulus pada tahun 2015 sampai 2018 dengan jumlah 1373 *record data* dan 19 atribut. Isi dari data Demografi dapat dilihat dalam Lampiran A.

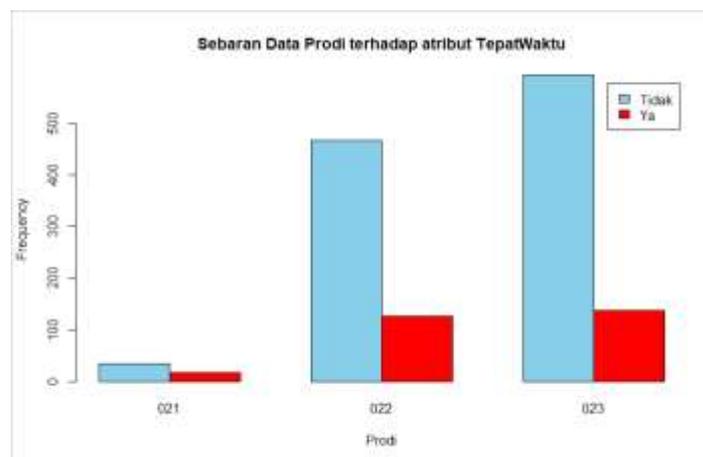
### 2. Data Akademik

Data akademik merupakan rekapan nilai akademis mahasiswa yang sudah lulus pada tahun 2015 sampai 2018 dengan jumlah 1373 *record data* dan 17 atribut. Isi dari data Demografi dapat dilihat dalam Lampiran B.

### 3. Visualisasi Data

Visualisasi data dilakukan dengan melihat sebaran data terhadap atribut target yaitu TepatWaktu dari setiap atribut yang ada dan bukan merupakan atribut yang bersifat unik seperti NPM, Nama dan alamat baik itu data Demografi maupun data Akademik dalam bentuk *bar plot*.

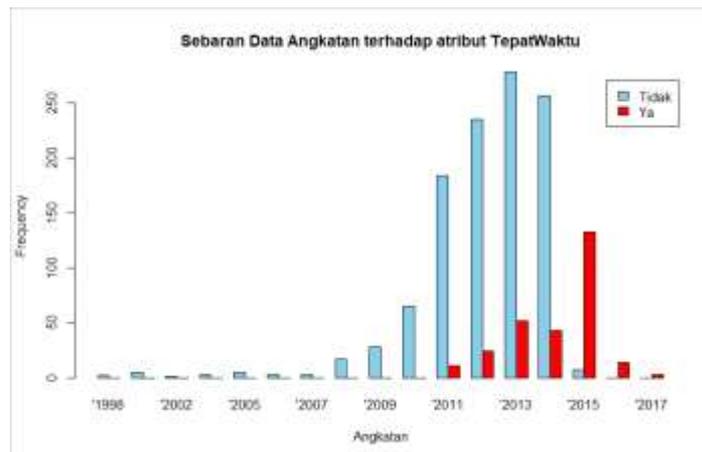
#### a. Prodi



Gambar 4.1

*Bar Plot* Sebaran data atribut Prodi terhadap atribut TepatWaktu

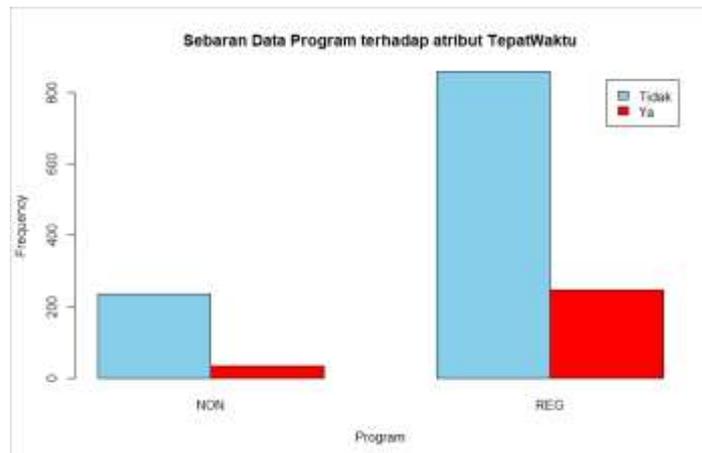
## b. Angkatan



Gambar 4.2

*Bar Plot* Sebaran data atribut Angkatan terhadap atribut TepatWaktu

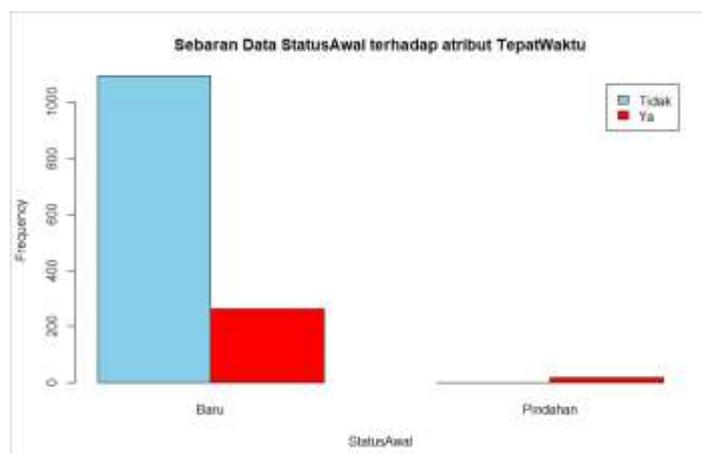
## c. Program



Gambar 4.3

*Bar Plot* Sebaran data atribut Program terhadap atribut TepatWaktu

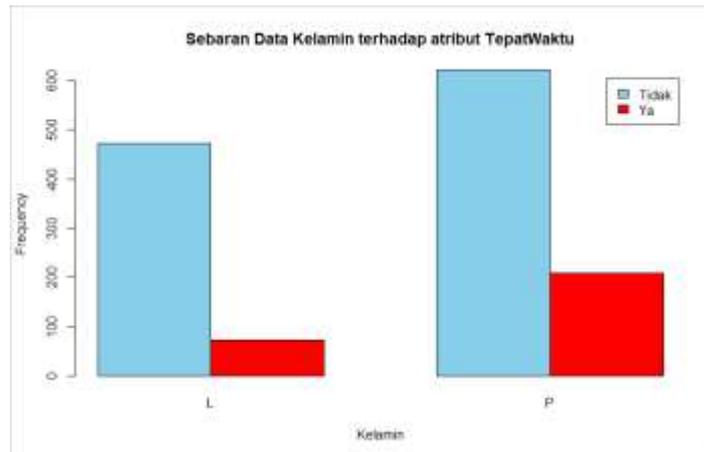
## d. StatusAwal



Gambar 4.4

*Bar Plot* Sebaran data atribut StatusAwal terhadap atribut TepatWaktu

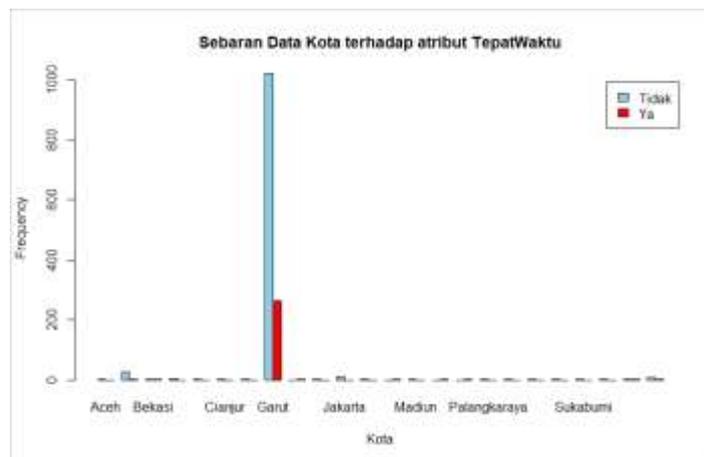
e. Kelamin



Gambar 4.5

*Bar Plot* Sebaran data atribut Kelamin terhadap atribut TepatWaktu

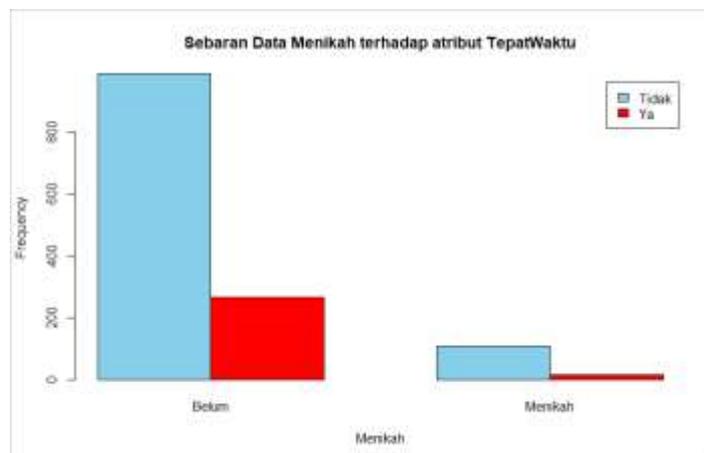
f. Kota



Gambar 4.6

*Bar Plot* Sebaran data atribut Kota terhadap atribut TepatWaktu

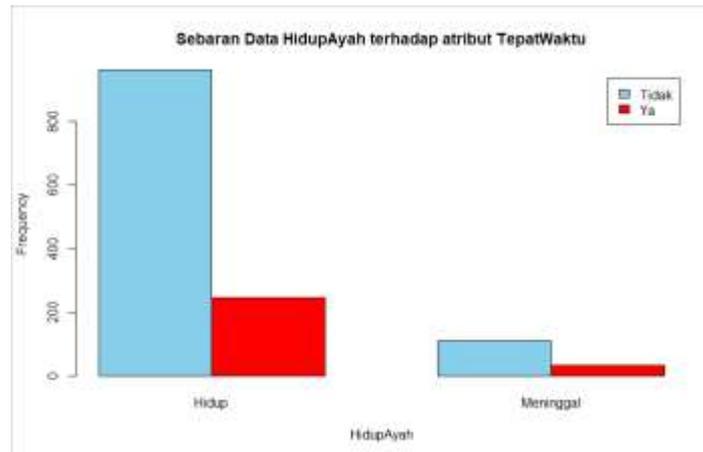
g. Menikah



Gambar 4.7

*Bar Plot* Sebaran data atribut Menikah terhadap atribut TepatWaktu

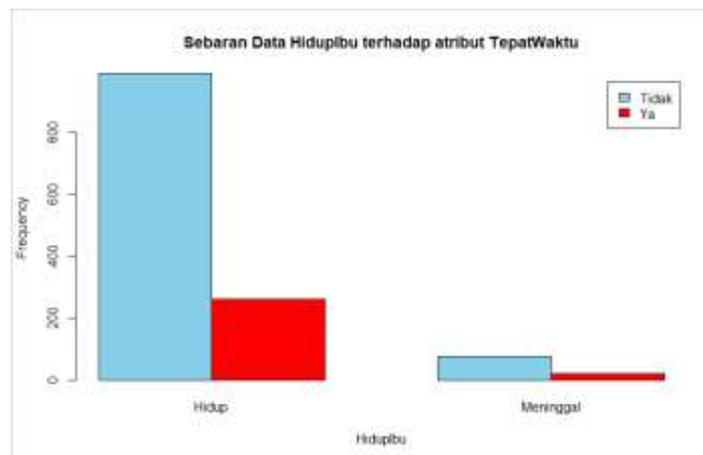
## h. HidupAyah



Gambar 4.8

*Bar Plot* Sebaran data atribut HidupAyah terhadap atribut TepatWaktu

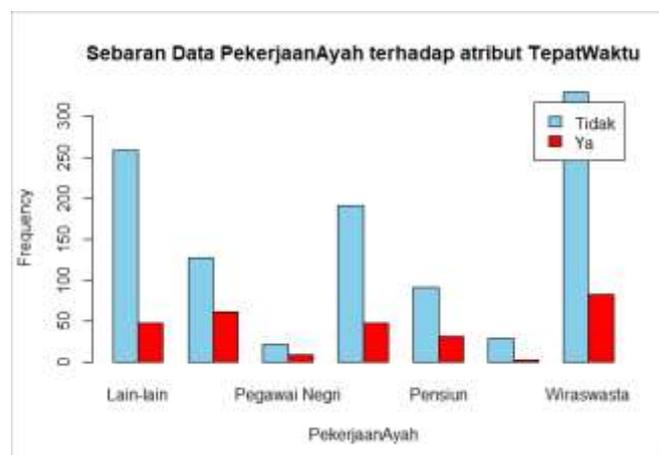
## i. HidupIbu



Gambar 4.9

*Bar Plot* Sebaran data atribut HidupIbu terhadap atribut TepatWaktu

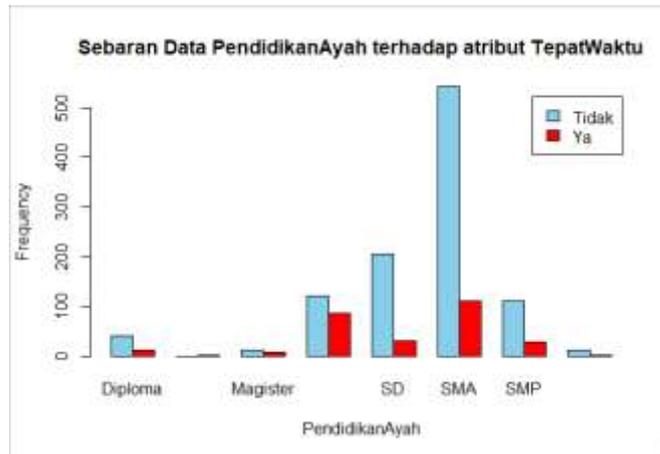
## j. PekerjaanAyah



Gambar 4.10

*Bar Plot* Sebaran data atribut PekerjaanAyah terhadap atribut TepatWaktu

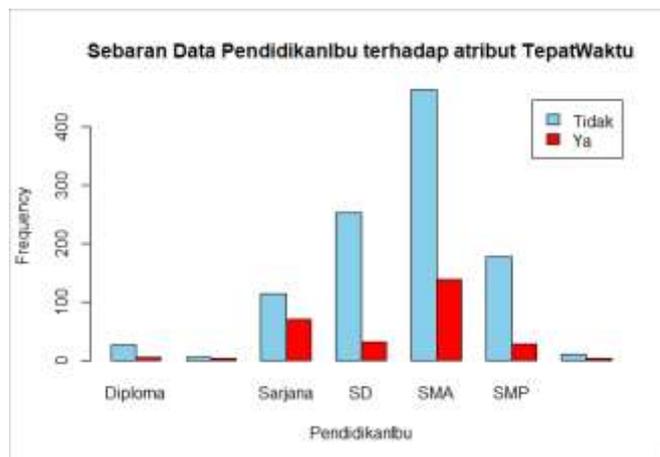
k. PendidikanAyah



Gambar 4.11

Bar Plot Sebaran data atribut PendidikanAyah terhadap atribut TepatWaktu

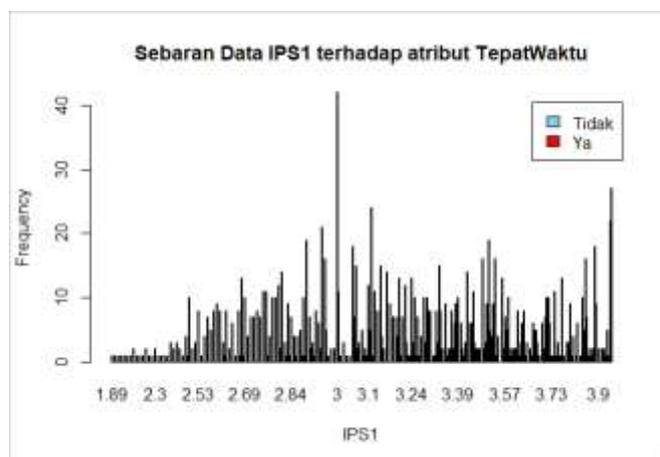
l. PendidikanIbu



Gambar 4.12

Bar Plot Sebaran data atribut PendidikanIbu terhadap atribut TepatWaktu

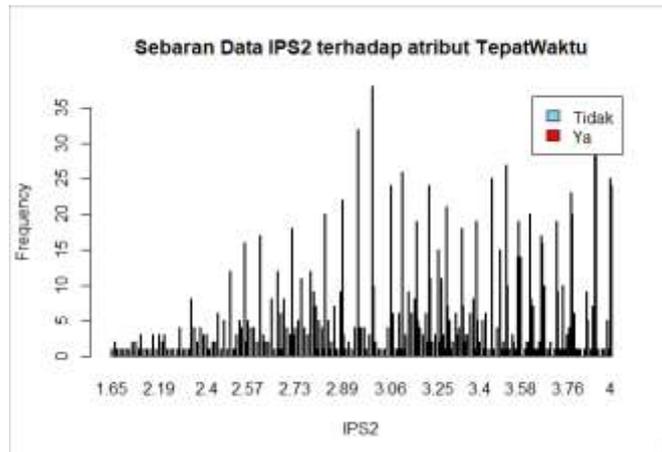
m. IPS1



Gambar 4.13

Bar Plot Sebaran data atribut IPS1 terhadap atribut TepatWaktu

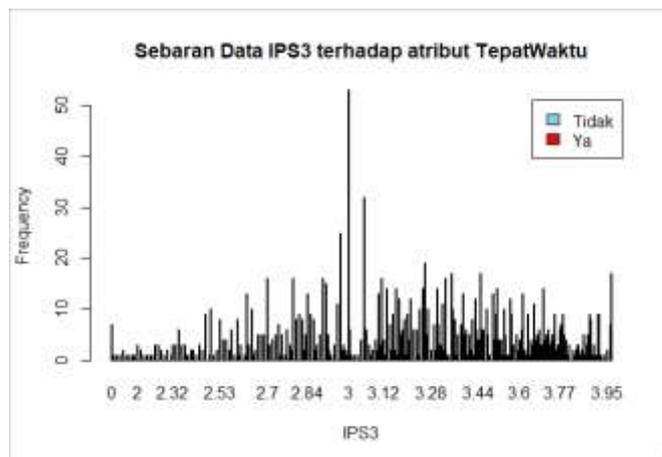
n. IPS2



Gambar 4.14

*Bar Plot* Sebaran data atribut IPS2 terhadap atribut TepatWaktu

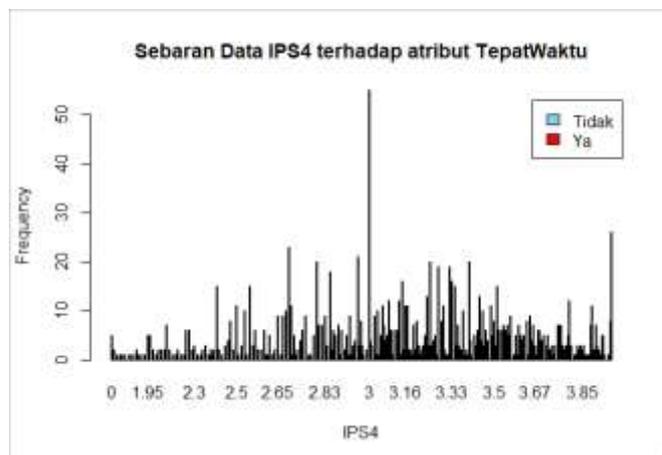
o. IPS3



Gambar 4.15

*Bar Plot* Sebaran data atribut IPS3 terhadap atribut TepatWaktu

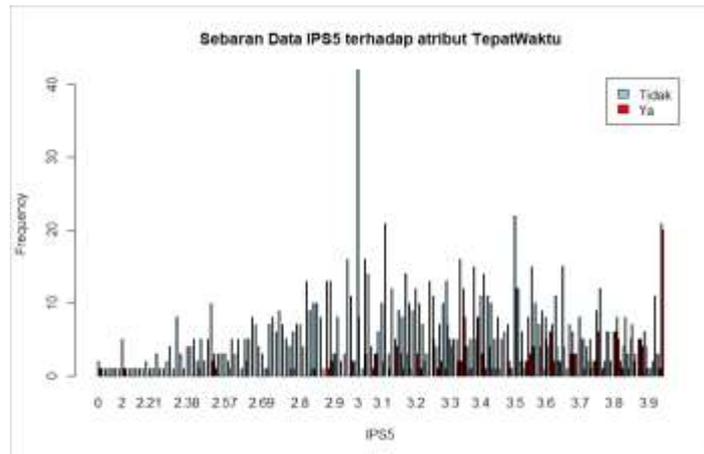
p. IPS4



Gambar 4.16

*Bar Plot* Sebaran data atribut IPS4 terhadap atribut TepatWaktu

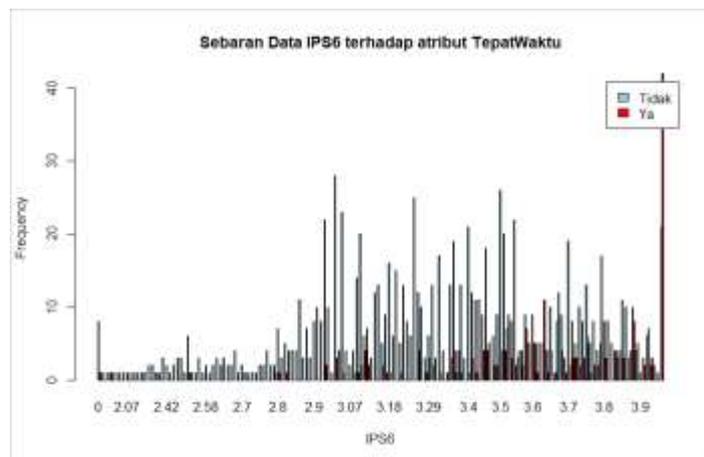
q. IPS5



Gambar 4.17

Bar Plot Sebaran data atribut IPS5 terhadap atribut TepatWaktu

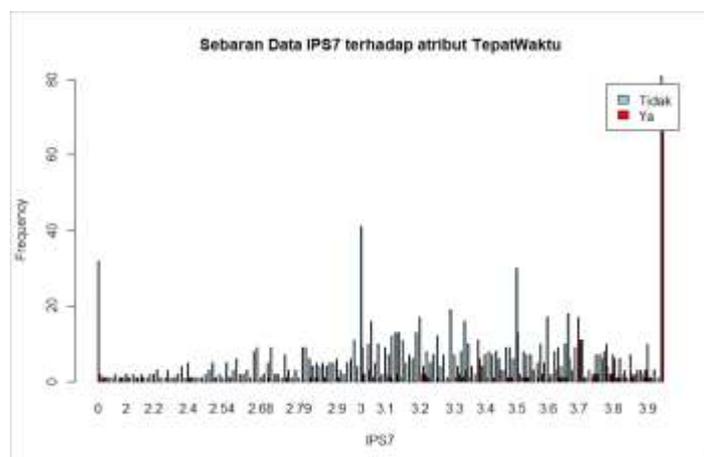
r. IPS6



Gambar 4.18

Bar Plot Sebaran data atribut IPS6 terhadap atribut TepatWaktu

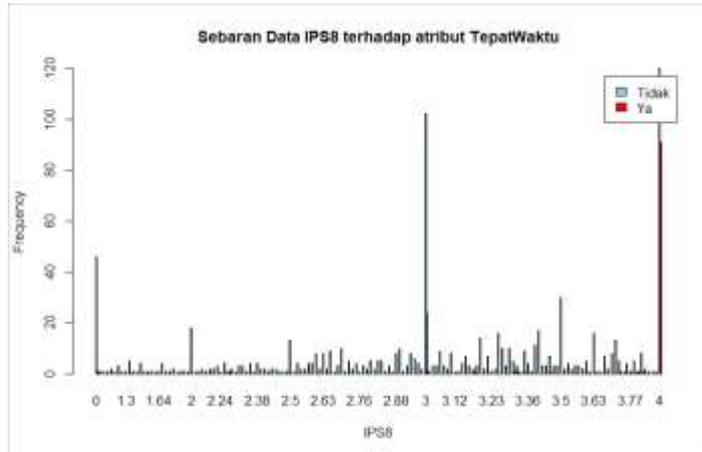
s. IPS7



Gambar 4.19

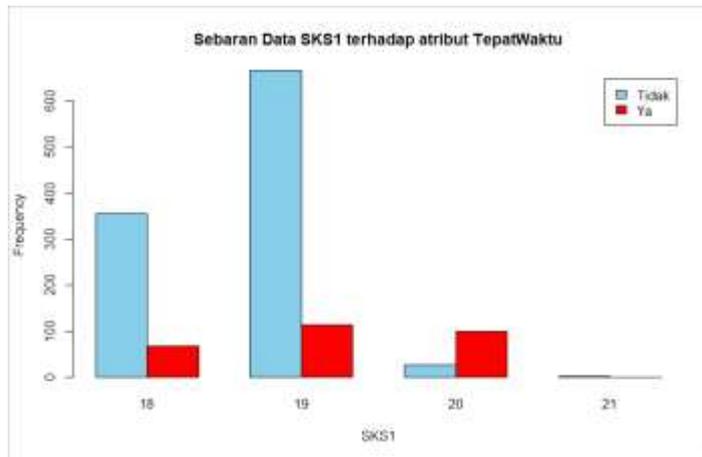
Bar Plot Sebaran data atribut IPS7 terhadap atribut TepatWaktu

t. IPS8



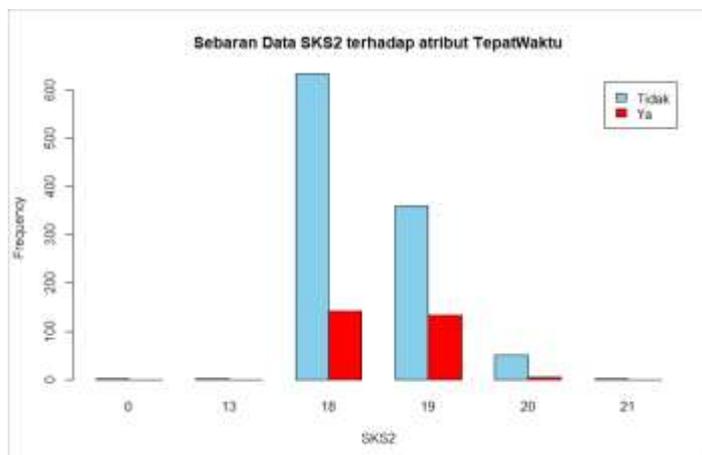
Gambar 4.20  
Bar Plot Sebaran data atribut IPS8 terhadap atribut TepatWaktu

u. SKS1



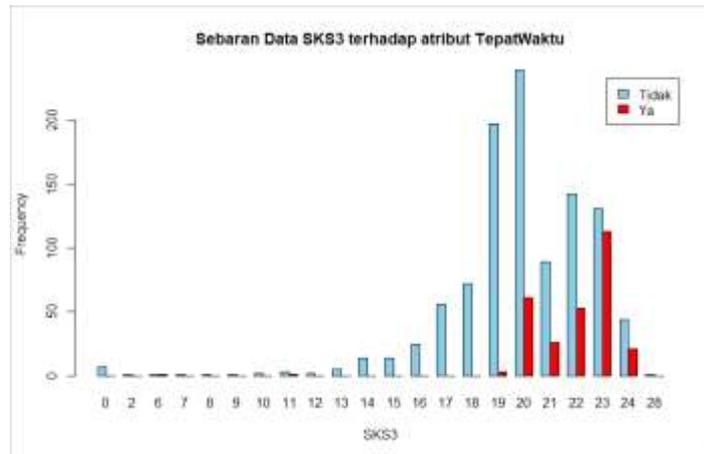
Gambar 4.21  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS1 terhadap atribut TepatWaktu

v. SKS2



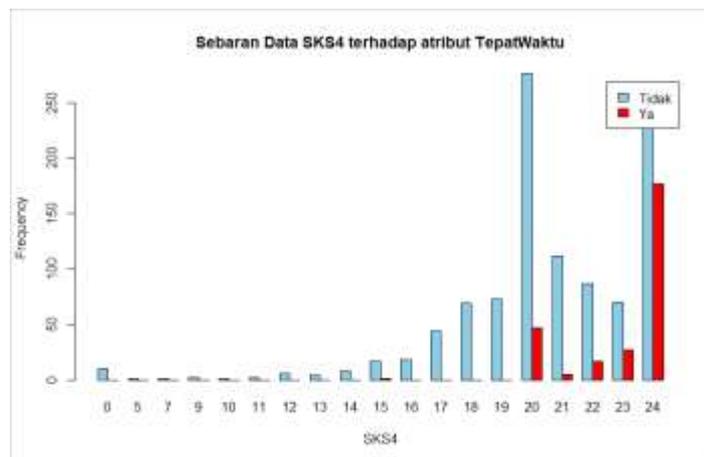
Gambar 4.22  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS2 terhadap atribut TepatWaktu

w. SKS3



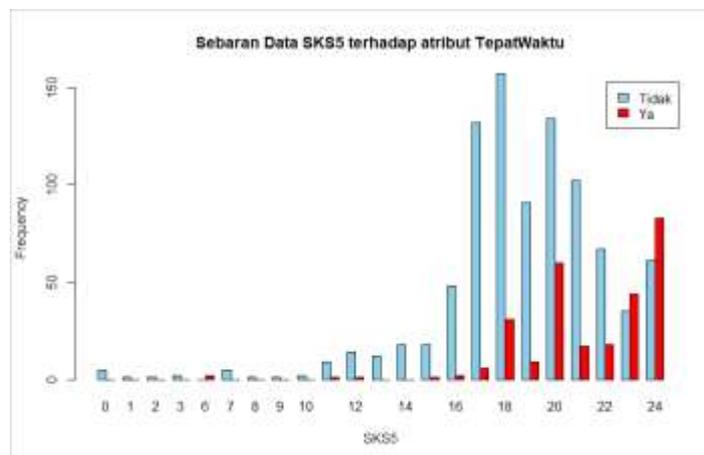
Gambar 4.23  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS3 terhadap atribut TepatWaktu

x. SKS4



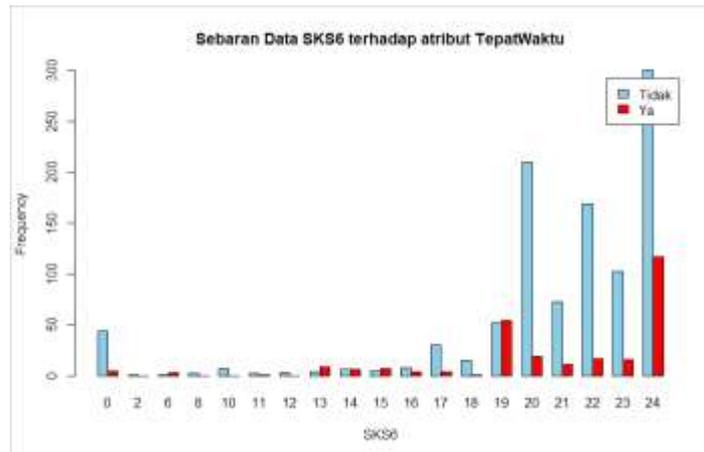
Gambar 4.24  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS4 terhadap atribut TepatWaktu

y. SKS5



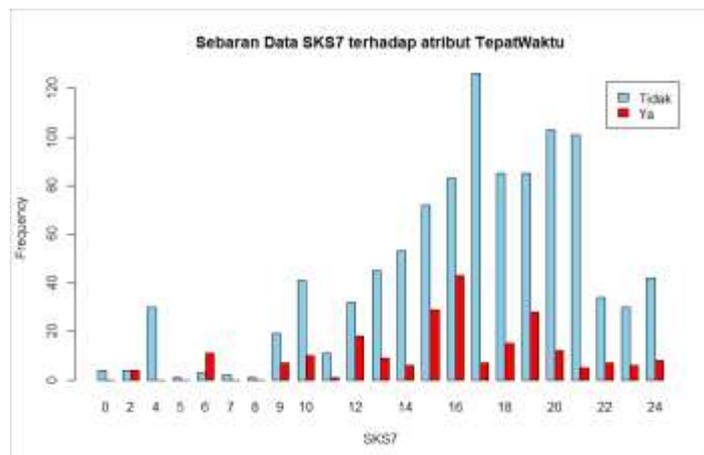
Gambar 4.25  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS5 terhadap atribut TepatWaktu

z. SKS6



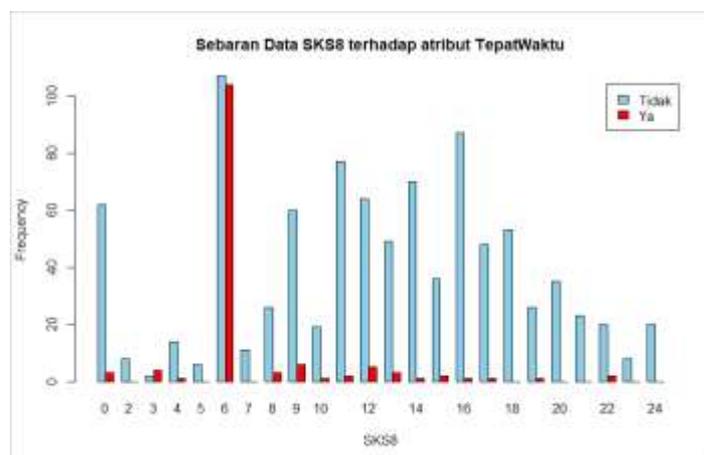
Gambar 4.26  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS6 terhadap atribut TepatWaktu

aa. SKS7



Gambar 4.27  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS7 terhadap atribut TepatWaktu

bb. SKS8



Gambar 4.28  
Bar Plot Sebaran data atribut SKS8 terhadap atribut TepatWaktu

## 4. Analisis Statistik data Demografi

Tabel 4.1  
Analisis Statistik data Demografi

No	Atribut	Missing	Distinct	Most Value
1	NPM	0	1373	-
2	Nama	0	1365	-
3	Prodi	0	3	023
4	Angkatan	0	17	2013
5	Program	0	2	REG
6	StatusAwal	0	2	B
7	Kelamin	0	2	P
8	KotaLahir	0	54	Garut
9	TanggalLahir	0	1069	-
10	Alamat	416	927	-
11	Kota	8	24	Garut
12	Menikah	0	2	L
13	HidupAyah	22	2	1
14	HidupIbu	27	2	1
15	PekerjaanAyah	47	7	4
16	PendidikanAyah	47	8	4
17	PendidikanIbu	46	7	4
18	TanggalMasuk	0	17	-
19	TanggalLulus	0	320	-
20	TepatWaktu	0	2	Tidak

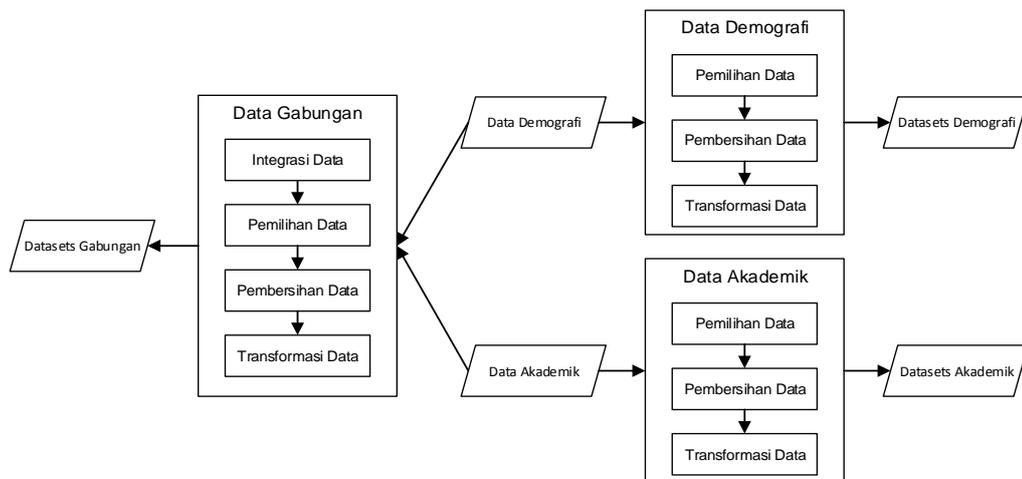
## 5. Analisis Statistik data Akademik

Tabel 4.2  
Analisis Statistik data Akademik

No	Atribut	Missing	Distinct	Mean	Min	Max	Median
1	NPM	0	1373	-	-	-	-
2	Prodi	0	3	-	-	-	-
3	StatusAwal	0	2	-	-	-	-
4	IPS1	47	162	3.22	1.89	4	3.21
5	IPS2	48	169	3.21	1.65	4	3.24
6	IPS3	44	171	3.18	0	4	3.21
7	IPS4	48	181	3.14	0	4	3.18
8	IPS5	47	166	3.24	0	4	3.28
9	IPS6	83	158	3.35	0	4	3.41
10	IPS7	145	164	3.25	0	4	3.35
11	IPS8	403	155	3.05	0	4	3.19
12	SKS1	47	4	18.78	18	21	19
13	SKS2	48	6	18.44	0	21	18
14	SKS3	46	22	20.31	0	24	20
15	SKS4	60	19	21.04	0	24	21
16	SKS5	182	23	19.34	0	24	20
17	SKS6	65	19	20.59	0	24	22
18	SKS7	140	23	16.58	0	24	17
19	SKS8	302	24	11.64	0	24	12
20	TepatWaktu	0	2	-	-	-	-

### 4.3 Data Preparation

Pada penelitian ini, proses persiapan data dilakukan terpisah pada data demografi, data akademik serta data gabungan. Karena setiap data memiliki atribut dan format yang berbeda, langkah-langkah yang dilakukan dalam proses persiapan data akan berbeda pula. Langkah-langkah persiapan untuk masing-masing data ditampilkan pada Gambar 4.29. Langkah ini pada akhirnya menghasilkan tiga *dataset* berupa data demografi, data akademik dan data gabungan.



Gambar 4.29  
Proses Persiapan Data

#### 4.3.1 Persiapan *Dataset* Demografi

Berdasarkan Gambar 4.29, langkah-langkah yang akan dilakukan dalam persiapan *dataset* Demografi bisa dilakukan menjadi beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Pemilihan Data

Pemilihan data dilakukan melalui penghapusan beberapa atribut yang dinilai tidak memberikan pengaruh dalam proses *Data Mining*. Ada banyak faktor yang bisa mempengaruhi dalam proses *Data Mining* yang terdiri dari akurasi, kelengkapan, konsistensi, ketepatan waktu, kepercayaan, dan kemampuan interpretabilitas (Han et al., 2012). Tabel 4.3 merupakan atribut-atribut pada data Demografi yang akan dihilangkan.

Tabel 4.3  
Atribut dataset Demografi yang dihilangkan

No	Atribut	Keterangan
1	NPM	Memiliki nilai unik
2	Nama	Memiliki nilai yang dianggap unik
3	Angkatan	Tidak bisa digunakan untuk data mahasiswa baru
4	StatusAwal	Keseragaman Mendekati 100%
5	KotaLahir	Dianggap sama dengan daerah asal
6	Alamat	Memiliki nilai yang dianggap unik
7	TanggalMasuk	Keseragaman Mendekati 100%
8	TanggalLulus	Keseragaman Mendekati 100%

Setelah proses pengurangan data dilakukan, data diperiksa secara manual untuk melihat apakah terdapat kesalahan, inkonsistensi, serta *noise* yang dapat mempengaruhi hasil pemodelan. Selanjutnya proses pembersihan data dilakukan.

## 2. Pembersihan Data

Penanganan *missing value* pada *dataset* bisa dilakukan dengan memberikan nilai konstanta, nilai tengah atau rata-rata atribut atau memberikan nilai yang banyak keluar pada atribut tersebut (Han et al., 2012). Berikut adalah beberapa temuan serta pembersihan data yang dilakukan pada *dataset* Demografi:

- a. Terdapat delapan data yang kosong pada atribut Kota yang kemudian diisikan dengan kota garut, mengingat garut merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut Kota.
- b. Terdapat 22 data yang kosong pada atribut HidupAyah yang kemudian diisikan dengan nilai 1 (Masih Hidup), mengingat nilai 1 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut HidupAyah.
- c. Terdapat 27 data yang kosong pada atribut HidupIbu yang kemudian diisikan dengan nilai 1 (Masih Hidup), mengingat nilai 1 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut HidupIbu.
- d. Terdapat 47 data yang kosong pada atribut PekerjaanAyah yang kemudian diisikan dengan nilai 4 (Wiraswasta), mengingat nilai 4 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut PekerjaanAyah.
- e. Terdapat 47 data yang kosong pada atribut PendidikanAyah yang kemudian diisikan dengan nilai 4 (SMA), mengingat nilai 4 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut PendidikanAyah.

- f. Terdapat 46 data yang kosong pada atribut PendidikanIbu yang kemudian diisikan dengan nilai 4 (SMA), mengingat nilai 4 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut PendidikanIbu.
- g. Mahasiswa dengan nilai prodi 021 (Akuntansi D3) tidak memenuhi kriteria klasifikasi kelulusan, mahasiswa jenjang D3 dianggap lulus tepat waktu jika dapat menyelesaikan studi selama maksimal enam semester.
- h. Mahasiswa dengan nilai StatusAwal P (Pindahan) tidak memenuhi kriteria klasifikasi kelulusan, mahasiswa dengan status awal pindahan bisa saja menyelesaikan studi selama satu semester.

### 3. Transformasi Data

Transformasi dilakukan untuk atribut-atribut berikut:

- a. Prodi: atribut ini diisi dengan angka 021 untuk Prodi Akuntansi D3, 022 untuk Prodi Akuntansi S1 dan 023 untuk Prodi Manajemen S1. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti 021 dengan abjad A, 022 dengan abjad B dan 023 dengan abjad C.
- b. Kota: atribut ini diisi dengan nama kota, untuk memperkecil jumlah kategori pada atribut Kota, nama atribut diubah menjadi luarkota kota isi data menjadi ya untuk nilai selain Garut dan Tidak untuk nilai garut.
- c. TanggalLahir: atribut ini diturunkan menjadi atribut UsiaMasuk, usia masuk mengacu kepada tanggal masuk dan tanggal lahir.
- d. Menikah: atribut ini diisi abjad L untuk menikah dan abjad B untuk lajang. Untuk mempermudah pembacaan nilai dengan abjad L diubah menjadi Ya dan B menjadi Tidak.
- e. HidupAyah dan HidupIbu: kedua atribut ini diisi dengan angka 1 untuk nilai masih hidup dan 2 untuk nilai sudah meninggal. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti 1 dengan nilai Ya dan 2 dengan nilai Tidak.

- f. PekerjaanAyah: format untuk atribut ini adalah pengisian dengan angka 1 sampai 6. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti menjadi abjad A sampai F.
- g. PendidikanAyah dan PendidikanIbu: format untuk atribut ini adalah pengisian dengan angka 1 sampai 7. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti menjadi abjad A sampai G.

#### 4. *Dataset* Demografi

Tabel 4.4 merupakan atribut-atribut yang digunakan dalam *dataset* Demografi.

Tabel 4.4  
Atribut yang digunakan dalam *dataset* Demografi

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	Prodi	Nominal	Nama Program Studi. Akuntansi D3 = A Akuntansi S1 = B Manajemen S1 = C Pariwisata S1 = D
2	Program	Nominal	Jenis program yang ada di FEKON UNIGA. Reguler = REG Non Reguler = NON
3	Kelamin	Nominal	Jenis kelamin mahasiswa (L dan P).
4	UsiaMasuk	Numerik	Usia mahasiswa ketika masuk
5	LuarKota	Nominal	Kota asal mahasiswa (Ya dan Tidak).
6	Menikah	Nominal	Status pernikahan mahasiswa. Lajang = Tidak Menikah = Ya
7	HidupAyah	Nominal	Status hidup ayah kandung Masih Hidup = Ya Sudah Meninggal = Tidak
8	HidupIbu	Nominal	Status hidup ibu kandung Masih Hidup = Ya Sudah Meninggal = Tidak
9	PekerjaanAyah	Nominal	Pekerjaan ayah kandung Tidak Bekerja = A Pegawai Swasta = B Pegawai Negeri = C Wiraswasta = D Pensiun = E Lain-lain = F
10	PendidikanAyah	Nominal	Pendidikan terakhir ayah kandung. Tidak Sekolah = A SD = B SMP = C SMA = D Diploma = E Sarjana = F Magister = G Doktor = H

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
11	PendidikanIbu	Nominal	Pendidikan terakhir ibu kandung. Tidak Sekolah = A SD = B SMP = C SMA = D Diploma = E Sarjana = F Magister = G Doktor = H
12	TepatWaktu	Tanggal	Label

### 4.3.2 Persiapan *Dataset* Akademik

#### 1. Pemilihan Data

Tabel 4.5 merupakan atribut-atribut pada data Akademik yang akan dihilangkan.

Tabel 4.5  
Atribut *dataset* Akademik yang dihilangkan

No	Atribut	Keterangan
1	NPM	Memiliki nilai unik.
2	StatusAwal	Keseragaman Mendekati 100%
3	IPS5	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
4	IPS6	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
5	IPS7	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
6	IPS8	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
7	SKS1	Keseragaman Mendekati 100% karena nilai ditentukan oleh kurikulum (Paket SKS).
8	SKS2	Keseragaman Mendekati 100% karena nilai ditentukan oleh kurikulum (Paket SKS).
9	SKS5	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
10	SKS6	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
11	SKS7	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
12	SKS8	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
13	TanggalMasuk	Tidak bisa digunakan untuk data mahasiswa baru
14	TanggalLulus	Tidak bisa digunakan untuk data mahasiswa baru

#### 2. Pembersihan Data

Berikut adalah beberapa temuan serta pembersihan data yang dilakukan pada *dataset* Akademik:

- a. Mahasiswa dengan nilai prodi 021 (Akuntansi D3) tidak memenuhi kriteria klasifikasi kelulusan, mahasiswa jenjang D3 dianggap lulus tepat waktu jika dapat menyelesaikan studi selama maksimal enam semester.
  - b. Mahasiswa dengan nilai StatusAwal P (Pindahan) tidak memenuhi kriteria klasifikasi kelulusan, mahasiswa dengan status awal pindahan bisa saja menyelesaikan studi selama satu semester.
  - c. Terdapat 47 data yang kosong pada atribut IPS1 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.22 yang merupakan mean pada atribut IPS1.
  - d. Terdapat 48 data yang kosong pada atribut IPS2 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.22 yang merupakan mean pada atribut IPS2.
  - e. Terdapat 44 data yang kosong pada atribut IPS3 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.18 yang merupakan mean pada atribut IPS3.
  - f. Terdapat 48 data yang kosong pada atribut IPS4 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.14 yang merupakan mean pada atribut IPS4.
  - g. Terdapat 46 data yang kosong pada atribut SKS3 yang kemudian diisikan dengan nilai 20 yang merupakan median pada atribut SKS3.
  - h. Terdapat 60 data yang kosong pada atribut SKS4 yang kemudian diisikan dengan nilai 21 yang merupakan median pada atribut SKS4.
3. Transformasi Data

Transformasi Data dilakukan untuk atribut Prodi. Atribut Prodi diisi dengan angka 021 untuk Prodi Akuntansi D3, 022 untuk Prodi Akuntansi S1 dan 023 untuk Prodi Manajemen S1. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti 021 dengan abjad A, 022 dengan abjad B dan 023 dengan abjad C.

4. *Dataset* Demografi

Tabel 4.6 merupakan atribut-atribut yang digunakan dalam *dataset* Akademik.

Tabel 4.6  
Atribut yang digunakan dalam Dataset Akademik

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	Prodi	Nominal	Nama Program Studi. Akuntansi D3 = A Akuntansi S1 = B

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
			Manajemen S1 = C Pariwisata S1 = D
2	IPS1	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 1 mahasiswa (0.00 – 4.00).
3	IPS2	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 2 mahasiswa (0.00 – 4.00).
4	IPS3	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 3 mahasiswa (0.00 – 4.00).
5	IPS4	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 4 mahasiswa (0.00 – 4.00).
6	SKS3	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 3 (0 – 24).
7	SKS4	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 4 (0 – 24).
8	TepatWaktu	Nominal	Label

### 4.3.3 Persiapan *Dataset Gabungan*

#### 1. Integrasi Data

Data demografi dan data akademik digabungkan. Penggabungan data mengacu kepada atribut NPM menghindari kesalahan integrasi data demografi dan data akademik.

#### 2. Pemilihan Data

Tabel 4.7 merupakan atribut-atribut pada data Gabungan yang akan dihilangkan.

Tabel 4.7  
Atribut dataset Gabungan yang akan dihilangkan

No	Atribut	Keterangan
1	NPM	Memiliki nilai unik
2	Nama	Memiliki nilai yang dianggap unik
3	Angkatan	Tidak bisa digunakan untuk data mahasiswa baru
4	StatusAwal	Keseragaman Mendekati 100%
5	KotaLahir	Dianggap sama dengan daerah asal
6	Alamat	Memiliki nilai yang dianggap unik
7	TanggalMasuk	Keseragaman Mendekati 100%
8	TanggalLulus	Keseragaman Mendekati 100%
9	NPM	Memiliki nilai unik.
10	Nama	Memiliki nilai yang dianggap unik.
11	StatusAwal	Keseragaman Mendekati 100%.
12	IPS5	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
13	IPS6	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
14	IPS7	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
15	IPS8	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
16	SKS1	Keseragaman Mendekati 100% karena nilai ditentukan oleh kurikulum (Paket SKS).

No	Atribut	Keterangan
17	SKS2	Keseragaman Mendekati 100% karena nilai ditentukan oleh kurikulum (Paket SKS).
18	SKS5	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
19	SKS6	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
20	SKS7	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
21	SKS8	Tidak bisa digunakan untuk prediksi pada mahasiswa di tahun ke dua.
22	TanggalMasuk	Tidak bisa digunakan untuk data mahasiswa baru.
23	TanggalLulus	Tidak bisa digunakan untuk data mahasiswa baru.

### 3. Pembersihan Data

Berikut adalah beberapa temuan serta pembersihan data yang dilakukan pada *dataset* Demografi:

- a. Terdapat delapan data yang kosong pada atribut Kota yang kemudian diisikan dengan kota garut, mengingat garut merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut Kota.
- b. Terdapat 22 data yang kosong pada atribut HidupAyah yang kemudian diisikan dengan nilai 1 (Masih Hidup), mengingat nilai 1 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut HidupAyah.
- c. Terdapat 27 data yang kosong pada atribut HidupIbu yang kemudian diisikan dengan nilai 1 (Masih Hidup), mengingat nilai 1 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut HidupIbu.
- d. Terdapat 47 data yang kosong pada atribut PekerjaanAyah yang kemudian diisikan dengan nilai 4 (Wiraswasta), mengingat nilai 4 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut PekerjaanAyah.
- e. Terdapat 47 data yang kosong pada atribut PendidikanAyah yang kemudian diisikan dengan nilai 4 (SMA), mengingat nilai 4 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut PendidikanAyah.
- f. Terdapat 46 data yang kosong pada atribut PendidikanIbu yang kemudian diisikan dengan nilai 4 (SMA), mengingat nilai 4 merupakan nilai yang paling sering muncul pada atribut PendidikanIbu.

- g. Mahasiswa dengan nilai prodi 021 (Akuntansi D3) tidak memenuhi kriteria klasifikasi kelulusan, mahasiswa jenjang D3 dianggap lulus tepat waktu jika dapat menyelesaikan studi selama maksimal enam semester.
  - h. Mahasiswa dengan nilai StatusAwal P (Pindahan) tidak memenuhi kriteria klasifikasi kelulusan, mahasiswa dengan status awal pindahan bisa saja menyelesaikan studi selama satu semester.
  - i. Terdapat 47 data yang kosong pada atribut IPS1 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.22 yang merupakan mean pada atribut IPS1.
  - j. Terdapat 48 data yang kosong pada atribut IPS2 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.22 yang merupakan mean pada atribut IPS2.
  - k. Terdapat 44 data yang kosong pada atribut IPS3 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.18 yang merupakan mean pada atribut IPS3.
  - l. Terdapat 48 data yang kosong pada atribut IPS4 yang kemudian diisikan dengan nilai 3.14 yang merupakan mean pada atribut IPS4.
  - m. Terdapat 46 data yang kosong pada atribut SKS3 yang kemudian diisikan dengan nilai 20 yang merupakan median pada atribut SKS3.
  - n. Terdapat 60 data yang kosong pada atribut SKS4 yang kemudian diisikan dengan nilai 21 yang merupakan median pada atribut SKS4.
4. Transformasi Data
- a. Prodi: atribut ini diisi dengan angka 021 untuk Prodi Akuntansi D3, 022 untuk Prodi Akuntansi S1 dan 023 untuk Prodi Manajemen S1. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti 021 dengan abjad A, 022 dengan abjad B dan 023 dengan abjad C.
  - b. Kota: atribut ini diisi dengan nama kota, untuk memperkecil jumlah kategori pada atribut Kota, nama atribut diubah menjadi luarkota kota isi data menjadi ya untuk nilai selain Garut dan Tidak untuk nilai garut.
  - c. TanggalLahir: atribut ini diturunkan menjadi atribut UsiaMasuk, usia masuk mengacu kepada tanggal masuk dan tanggal lahir.

- d. Menikah: atribut ini diisi abjad L untuk menikah dan abjad B untuk lajang. Untuk mempermudah pembacaan nilai dengan abjad L diubah menjadi Ya dan B menjadi Tidak.
- e. HidupAyah dan HidupIbu: kedua atribut ini diisi dengan angka 1 untuk nilai masih hidup dan 2 untuk nilai sudah meninggal. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti 1 dengan nilai Ya dan 2 dengan nilai Tidak.
- f. PekerjaanAyah: format untuk atribut ini adalah pengisian dengan angka 1 sampai 6. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti menjadi abjad A sampai F.
- g. PendidikanAyah dan PendidikanIbu: format untuk atribut ini adalah pengisian dengan angka 1 sampai 7. Untuk membedakan dengan format numerik maka disesuaikan dengan mengganti menjadi abjad A sampai G.

#### 5. *Dataset* Gabungan

Tabel 4.8 merupakan atribut-atribut yang digunakan dalam *dataset* Gabungan.

Tabel 4.8  
*Atribut yang digunakan dalam Dataset Gabungan*

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	Prodi	Nominal	Nama Program Studi. Akuntansi D3 = A Akuntansi S1 = B Manajemen S1 = C Pariwisata S1 = D
2	Program	Nominal	Jenis program yang ada di FEKON UNIGA. Reguler = REG Non Reguler = NON
3	Kelamin	Nominal	Jenis kelamin mahasiswa (L dan P).
4	UsiaMasuk	Numerik	Usia mahasiswa ketika masuk
5	LuarKota	Nominal	Kota asal mahasiswa (Ya dan Tidak).
6	Menikah	Nominal	Status pernikahan mahasiswa. Lajang = Tidak Menikah = Ya
7	HidupAyah	Nominal	Status hidup ayah kandung Masih Hidup = Ya Sudah Meninggal = Tidak
8	HidupIbu	Nominal	Status hidup ibu kandung Masih Hidup = Ya Sudah Meninggal = Tidak
9	PekerjaanAyah	Nominal	Pekerjaan ayah kandung Tidak Bekerja = A Pegawai Swasta = B

No	Atribut	Tipe Data	Keterangan
			Pegawai Negeri = C Wiraswasta = D Pensiun = E Lain-lain = F
10	PendidikanAyah	Nominal	Pendidikan terakhir ayah kandung. Tidak Sekolah = A SD = B SMP = C SMA = D Diploma = E Sarjana = F Magister = G Doktor = H
11	PendidikanIbu	Nominal	Pendidikan terakhir ibu kandung. Tidak Sekolah = A SD = B SMP = C SMA = D Diploma = E Sarjana = F Magister = G Doktor = H
12	IPS1	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 1 mahasiswa (0.00 – 4.00).
13	IPS2	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 2 mahasiswa (0.00 – 4.00).
14	IPS3	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 3 mahasiswa (0.00 – 4.00).
15	IPS4	Numerik	Nilai indeks prestasi semester 4 mahasiswa (0.00 – 4.00).
16	SKS3	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 3 (0 – 24).
17	SKS4	Numerik	Jumlah SKS yang diambil pada semester 4 (0 – 24).
18	TepatWaktu	Nominal	Label

#### 4.4 Modeling

Pada pemodelan ini, dilakukan 3 jenis pemodelan terhadap *dataset* demografi, *dataset* akademik, dan *dataset* gabungan keduanya dengan menggunakan algoritma *Decision Tree* dan *Neural Network*. Penentuan *data train* dan *data testing* pada proses pemodelan ini menggunakan metode *K-Fold Cross Calidation* dengan nilai 10 *fold*. Selanjutnya model yang dihasilkan dievaluasi untuk mengetahui *dataset* mana yang memberikan hasil pemodelan paling baik dan algoritma mana yang memiliki hasil akurasi yang paling baik. Setiap *dataset* memiliki jumlah *record* sebanyak 1304 data. Untuk menemukan nilai pembanding, dalam setiap percobaan akan dicari nilai *accuracy*, *recall*,

*precision* dan *F-measure* yang dihasilkan dari *confusion matrix*. Hasil dari *confusion matrix* pada setiap percobaan bisa dilihat pada lampiran B.

Atribut yang digunakan pada *dataset* demografi, *dataset* akademik, dan *dataset* gabungan diurutkan berdasarkan *information gain*. Skenario penelitian ini menggunakan semua atribut pada skenario pertama di setiap *dataset*, kemudian menghapus atribut dengan nilai *information gain* terendah pada eksperimen berikutnya. Eksperimen akan dilakukan sampai dengan nilai *confusion matrix* dari model menunjukkan nilai tertinggi. Tabel 4.9, Tabel 4.10 dan Tabel 4.11 menunjukkan nilai *information gain* pada setiap atribut. Dalam melakukan pemodelan, penelitian ini dibantu dengan menggunakan perangkat lunak *Rapidminer*, proses pembuatan model dalam *Rapidminer* bisa dilihat di lampiran A.

Tabel 4.9  
*Information Gain dataset Demografi*

No	Atribut	Information Gain
1	PendidikanAyah	0.0307381
2	PendidikanIbu	0.0212307
3	Kelamin	0.0113722
4	PekerjaanAyah	0.0112650
5	Program	0.0097202
6	Menikah	0.0040050
7	LuarKota	0.0024583
8	Prodi	0.0003442
9	HidupAyah	0.0003266
10	HidupIbu	0.0002653
11	UsiaMasuk	0.0000000

Tabel 4.10  
*Information Gain dataset Akademik*

No	Atribut	Information Gain
1	SKS4	0.1042820
2	SKS3	0.0937728
3	IPS4	0.0767301
4	IPS3	0.0719908
5	IPS1	0.0650817
6	IPS2	0.0571957
7	Prodi	0.0003442

Tabel 4.11  
Information Gain dataset Gabungan

No	Atribut	Information Gain
1	SKS4	0.1042820
2	SKS3	0.0937728
3	IPS4	0.0767301
4	IPS3	0.0719908
5	IPS1	0.0650817
6	IPS2	0.0571957
7	PendidikanAyah	0.0307381
8	PendidikanIbu	0.0212307
9	Kelamin	0.0113722
10	PekerjaanAyah	0.0112650
11	Program	0.0097202
12	Menikah	0.0040050
13	LuarKota	0.0024583
14	Prodi	0.0003442
15	HidupAyah	0.0003266
16	HidupIbu	0.0002653
17	UsiaMasuk	0.0000000

#### 4.4.1 Skenario Pertama

Pada percobaan pertama klasifikasi dilakukan terhadap 3 jenis dataset (demografi, akademik dan gabungan) dengan semua atribut hasil dari *data preparation*. Tabel 4.12 menunjukkan hasil percobaan pertama dengan menggunakan algoritma NN dan *Decision Tree* beserta dengan atribut yang dipakai.

Tabel 4.12  
Hasil Klasifikasi Skenario Pertama

	Dataset Demografi		Dataset Akademik		Dataset Gabungan	
Nama Model	MD1	MD2	MD3	MD4	MD5	MD6
Algoritma	NN	Tree	NN	Tree	NN	Tree
Accuracy	78.22%	80.21%	85.20%	81.59%	81.74%	81.52%
Recall	18.75%	17.96%	46.58%	8.92%	42.37%	10.15%
Precision	34.90%	43.12%	85.19%	48.69%	51.61%	51.69%
F-measure	24.39%	25.36%	60.23%	15.08%	46.54%	16.97%

<b>Atribut</b>	PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi HidupAyah HidupIbu UsiaMasuk	SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2 Prodi	SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2 PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi HidupAyah HidupIbu UsiaMasuk
----------------	--	---	--

#### 4.4.2 Skenario Kedua

Percobaan kedua dilakukan penghapusan satu atribut dengan nilai *information gain* terendah pada *dataset* demografi (UsiaMasuk), *dataset* akademik (Prodi) dan *dataset* gabungan (UsiaMasuk). Tabel 4.13 menunjukkan hasil percobaan kedua dengan menggunakan algoritma NN dan *Descision Tree* beserta dengan atribut yang dipakai.

Tabel 4.13  
Hasil Klasifikasi Skenario Kedua

	<b>Dataset Demografi</b>		<b>Dataset Akademik</b>		<b>Dataset Gabungan</b>	
<b>Nama Model</b>	MD7	MD8	MD9	MD10	MD11	MD12
<b>Algoritma</b>	NN	Tree	NN	Tree	NN	Tree
<b>Accuracy</b>	78.37%	78.38%	82.98%	81.90%	81.52%	81.82%
<b>Recall</b>	19.52%	18.37%	35.07%	10.13%	50.57%	10.95%
<b>Precision</b>	36.58%	34.69%	66.25%	60.36%	50.79%	55.52%
<b>F-measure</b>	25.46%	24.02%	45.86%	17.35%	50.68%	18.29%
<b>Atribut</b>	PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi HidupAyah HidupIbu		SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2		SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2 PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi HidupAyah HidupIbu	

#### 4.4.3 Skenario Ketiga

Percobaan ketiga dilakukan penghapusan satu atribut dengan nilai *information gain* terendah pada *dataset* demografi (HidupIbu), *dataset* akademik (IPS2) dan *dataset* gabungan (HidupIbu). Tabel 4.14 menunjukkan hasil percobaan ketiga dengan menggunakan algoritma NN dan *Descision Tree* beserta dengan atribut yang dipakai.

Tabel 4.14  
Hasil Klasifikasi Skenario Ketiga

	<b>Dataset Demografi</b>		<b>Dataset Akademik</b>		<b>Dataset Gabungan</b>	
<b>Nama Model</b>	MD13	MD14	MD15	MD16	MD17	MD18
<b>Algoritma</b>	NN	Tree	NN	Tree	NN	Tree
<b>Accuracy</b>	78.83%	78.37%	82.52%	81.90%	81.67%	81.82%
<b>Recall</b>	20.33%	18.40%	35.85%	10.55%	43.62%	10.95%
<b>Precision</b>	43.29%	35.20%	56.14%	60.28%	51.90%	55.52%
<b>F-measure</b>	27.67%	24.17%	43.76%	17.96%	47.40%	18.29%
<b>Atribut</b>	PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi HidupAyah		SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1		SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2 PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi HidupAyah	

#### 4.4.4 Skenario Keempat

Percobaan keempat dilakukan penghapusan satu atribut dengan nilai *information gain* terendah pada *dataset* demografi (HidupAyah), *dataset* akademik (IPS1) dan *dataset* gabungan (HidupAyah). Tabel 4.15 menunjukkan hasil percobaan keempat dengan menggunakan algoritma NN dan *Descision Tree* beserta dengan atribut yang dipakai.

Tabel 4.15  
Hasil Klasifikasi Skenario Keempat

	<b>Dataset Demografi</b>		<b>Dataset Akademik</b>		<b>Dataset Gabungan</b>	
<b>Nama Model</b>	MD19	MD20	MD21	MD22	MD23	MD24
<b>Algoritma</b>	NN	Tree	NN	Tree	NN	Tree
<b>Accuracy</b>	77.84%	79.53%	83.44%	81.59%	81.67%	81.98%
<b>Recall</b>	17.90%	19.23%	40.38%	8.93%	43.62%	10.95%
<b>Precision</b>	34.89%	41.83%	60.49%	61.00%	52.07%	56.00%
<b>F-measure</b>	23.66%	26.35%	48.43%	15.58%	47.47%	18.32%

<b>Atribut</b>	PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi	SKS4 SKS3 IPS4 IPS3	SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2 PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota Prodi
----------------	--	------------------------------	--

#### 4.4.5 Skenario Kelima

Percobaan keempat dilakukan penghapusan satu atribut dengan nilai *information gain* terendah pada *dataset* demografi (Prodi), *dataset* akademik (IPS3) dan *dataset* gabungan (Prodi). Tabel 4.16 menunjukkan hasil percobaan kelima dengan menggunakan algoritma NN dan *Descision Tree* beserta dengan atribut yang dipakai.

Tabel 4.16  
Hasil Klasifikasi Skenario Keempat.

	<b>Dataset Demografi</b>		<b>Dataset Akademik</b>		<b>Dataset Gabungan</b>	
<b>Nama Model</b>	MD25	MD26	MD27	MD28	MD29	MD30
<b>Algoritma</b>	NN	Tree	NN	Tree	NN	Tree
<b>Accuracy</b>	80.29%	80.14%	83.97%	81.83%	80.90%	82.05%
<b>Recall</b>	17.13%	17.97%	34.33%	24.45%	39.10%	10.15%
<b>Precision</b>	49.34%	45.04%	61.80%	50.48%	49.01%	59.33%
<b>F-measure</b>	25.43%	25.69%	44.14%	32.94%	43.50%	17.33%
<b>Atribut</b>	PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota		SKS4 SKS3 IPS4		SKS4 SKS3 IPS4 IPS3 IPS1 IPS2 PendidikanAyah PendidikanIbu Kelamin PekerjaanAyah Program Menikah LuarKota	

#### 4.5 Evaluation

Evaluasi dilakukan terhadap model-model paling baik yang dihasilkan tiap tahap pemodelan. Tujuan evaluasi adalah untuk mengetahui model mana yang paling baik dalam mengklasifikasikan kelulusan mahasiswa. Perbandingannya didapat *dataset* akademik, *dataset* demografi dan *dataset* gabungan, atribut yang digunakan dan algoritma mana

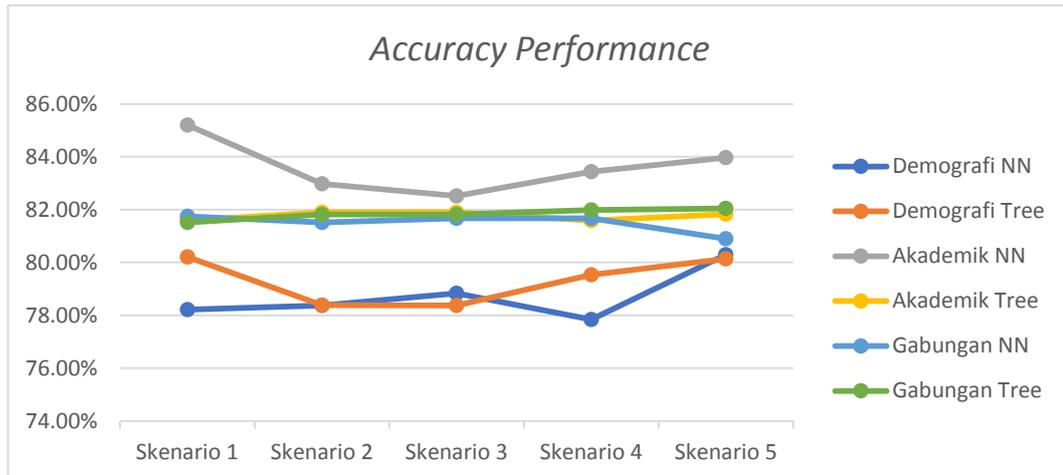
yang digunakan. Evaluasi ini dilakukan dengan menganalisis nilai *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f-measure* yang dihasilkan oleh setiap model. Tabel 4.17 merupakan rekapitulasi performa dari seluruh model yang sudah dibuat.

Tabel 4.17  
Rekapitulasi performa seluruh model

Skenario	Dataset	Algoritma	Nama Model	Accuracy	Recall	Precision	F-measure
1	Demografi	NN	MD1	78,22%	18,75%	34,90%	24,39%
		Tree	MD2	80,21%	17,96%	43,12%	25,36%
	Akademik	NN	MD3	85,20%	46,58%	85,19%	60,23%
		Tree	MD4	81,59%	8,92%	48,69%	15,08%
	Gabungan	NN	MD5	81,74%	42,37%	51,61%	46,54%
		Tree	MD6	81,52%	10,15%	51,69%	16,97%
2	Demografi	NN	MD7	78,37%	19,52%	36,58%	25,46%
		Tree	MD8	78,38%	18,37%	34,69%	24,02%
	Akademik	NN	MD9	82,98%	35,07%	66,25%	45,86%
		Tree	MD10	81,90%	10,13%	60,36%	17,35%
	Gabungan	NN	MD11	81,52%	50,57%	50,79%	50,68%
		Tree	MD12	81,82%	10,95%	55,52%	18,29%
3	Demografi	NN	MD13	78,83%	20,33%	43,29%	27,67%
		Tree	MD14	78,37%	18,40%	35,20%	24,17%
	Akademik	NN	MD15	82,52%	35,85%	56,14%	43,76%
		Tree	MD16	81,90%	10,55%	60,28%	17,96%
	Gabungan	NN	MD17	81,67%	43,62%	51,90%	47,40%
		Tree	MD18	81,82%	10,95%	55,52%	18,29%
4	Demografi	NN	MD19	77,84%	17,90%	34,89%	23,66%
		Tree	MD20	79,53%	19,23%	41,83%	26,35%
	Akademik	NN	MD21	83,44%	40,38%	60,49%	48,43%
		Tree	MD22	81,59%	8,93%	61,00%	15,58%
	Gabungan	NN	MD23	81,67%	43,62%	52,07%	47,47%
		Tree	MD24	81,98%	10,95%	56,00%	18,32%
5	Demografi	NN	MD25	80,29%	17,13%	49,34%	25,43%
		Tree	MD26	80,14%	17,97%	45,04%	25,69%
	Akademik	NN	MD27	83,97%	34,33%	61,80%	44,14%
		Tree	MD28	81,83%	24,45%	50,48%	32,94%
	Gabungan	NN	MD29	80,90%	39,10%	49,01%	43,50%
		Tree	MD30	82,05%	10,15%	59,33%	17,33%

#### 4.5.1 Evaluasi Nilai Accuracy

*Accuracy* menunjukkan rasio prediksi Benar (*true positive* dan *true negative*) dari keseluruhan data. *Accuracy* menjawab pertanyaan “Berapa persen mahasiswa yang benar diprediksi Lulus Tepat Waktu dan Lulus Tidak Tepat Waktu dari keseluruhan mahasiswa”. Gambar 4.30 merupakan grafik pengujian nilai *accuracy* pada semua model yang sudah dibuat.

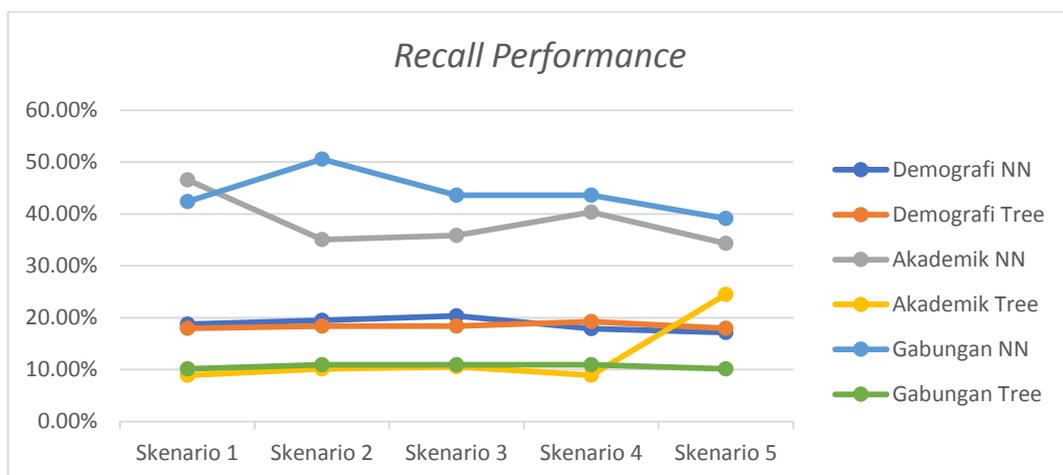


Gambar 4.30  
Grafik Pengujian *Accuracy Performance* pada semua model

Berdasarkan gambar 4.30, model pada skenario pertama dengan *dataset* akademik dan algoritma NN memiliki nilai *accuracy* paling tinggi dengan nilai 85,2%.

#### 4.5.2 Evaluasi Nilai *Recall*

*Recall* menunjukkan rasio prediksi *true positive* dibandingkan dengan keseluruhan data yang bernilai *true*. *Recall* menjawab pertanyaan “Berapa persen mahasiswa yang diprediksi Lulus Tidak Tepat Waktu dibandingkan keseluruhan mahasiswa yang sebenarnya Lulus Tidak Tepat Waktu”. Gambar 4.31 merupakan grafik pengujian nilai *recall* pada semua model yang sudah dibuat.

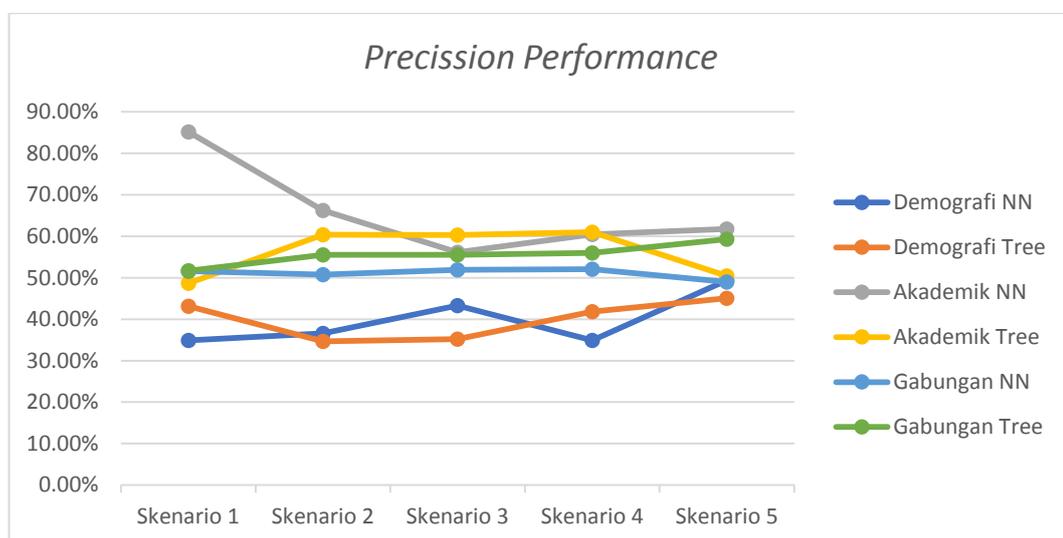


Gambar 4.31  
Grafik Pengujian *Recall Performance* pada semua model

Berdasarkan gambar 4.31, model pada skenario kedua dengan *dataset* gabungan dan algoritma NN memiliki nilai *recall* paling tinggi dengan nilai 50,57%.

#### 4.5.3 Evaluasi Nilai *Precision*

*Precision* merupakan rasio prediksi *True Negative* dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi *negative*. *Precision* menjawab pertanyaan “Berapa persen mahasiswa yang Lulus Tidak Tepat Waktu dari keseluruhan mahasiswa yang diprediksi Lulus Tidak Tepat Waktu?”. Gambar 4.32 merupakan grafik pengujian nilai *precision* pada semua model yang sudah dibuat.

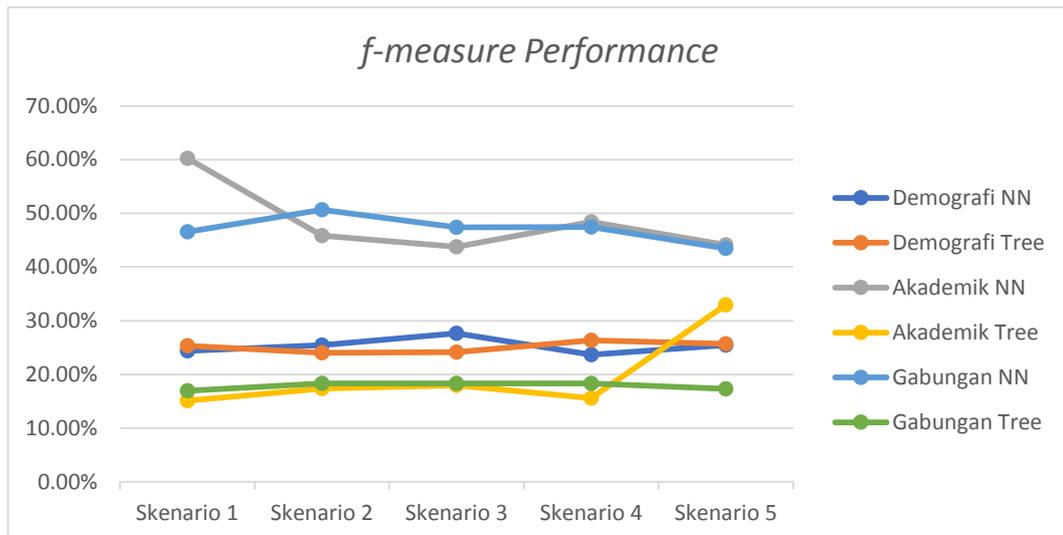


Gambar 4.32  
Grafik Pengujian *Precision Performance* pada semua model

Berdasarkan gambar 4.32, model pada skenario pertama dengan *dataset* akademik dan algoritma NN memiliki nilai *recall* paling tinggi dengan nilai 85,19%.

#### 4.5.4 Evaluasi Nilai *f-measure*

*F-measure* merupakan perbandingan rata-rata *precision* dan *recall* yang dibobotkan. Gambar 4.33 merupakan grafik pengujian nilai *f-measure* pada semua model yang sudah dibuat.



Gambar 4.33  
Grafik Pengujian *f-measure Performance* pada semua model

Berdasarkan gambar 4.33, model pada skenario pertama dengan *dataset* akademik dan algoritma NN memiliki nilai *f-measure* paling tinggi dengan nilai 60,23%.

#### 4.5.5 Model Yang Direkomendasikan

Dalam menentukan model yang paling tepat bisa ditentukan dengan mengacu kepada nilai dari *accuracy*, *recall*, *precision* atau *f-measure*. Nilai *accuracy* sangat bagus digunakan sebagai acuan performansi algoritma jika *dataset* memiliki jumlah data *False Negatif* dan *False Positif* yang sangat mendekati (*Symmetric*). Nilai *recall* tinggi sangat bagus jika memilih *False Positif* lebih baik terjadi daripada *False Negatif*. Nilai *precision* tinggi sangat bagus jika menginginkan terjadinya *True Positif* dan sangat tidak menginginkan terjadinya *False Positif*. Nilai *f-measure* mempertimbangkan baik. Secara garis besar nilai *f-measure* merupakan rata-rata dari nilai *precision* dan *recall*.

Dalam melakukan klasifikasi mahasiswa, sangat diharapkan nilai yang dihasilkan memiliki nilai *False Positive* atau lulus tidak tepat waktu. Hasil klasifikasi tersebut bisa dijadikan peringatan kepada dosen wali atau kepala Prodi untuk melakukan tindakan kepada mahasiswa yang terklasifikasi lulus tidak tepat waktu. Maka dari itu dapat disimpulkan model yang direkomendasikan adalah model dengan nilai *recall* paling baik sebagai model yang memilih *False Positif* lebih baik terjadi daripada *False Negatif*.

Berdasarkan gambar 4.31, nilai *recall* tertinggi ada pada model MD11, diaman pada model tersebut menggunakan *dataset* Data Gabungan dengan algoritma NN dimana dan memiliki 16 atribut (SKS4, SKS3, IPS4, IPS3, IPS1, IPS2, PendidikanAyah, PendidikanIbu, Kelamin, PekerjaanAyah, Program, Menikah, LuarKota, Prodi, HidupAyah, HidupIbu) dengan nilai *recall* 50.57%, selain itu model MD11 memiliki nilai *accuracy* yang cukup tinggi, yaitu 81.52%. Deskripsi dari model MD11 bisa dilihat di Lampiran C.

#### 4.6 Deployment

Dalam tahapan ini, dilakukan pengambilan data mahasiswa seperti yang sudah dijelaskan pada sub bab 4.2.1, hanya saja data mahasiswa yang diambil belum dinyatakan lulus dan merupakan mahasiswa angkatan 2016 dan 2017 dari semua mahasiswa FEKON UNIGA yang mana pada angkatan tersebut sudah memenuhi kriteria klasifikasi. Data diambil dari sistem informasi akademik (SIMAK). *Dataset* yang diambil memiliki 16 atribut (SKS4, SKS3, IPS4, IPS3, IPS1, IPS2, PendidikanAyah, PendidikanIbu, Kelamin, PekerjaanAyah, Program, Menikah, LuarKota, Prodi, HidupAyah, HidupIbu). Selanjutnya dilakukan klasifikasi kelulusan dengan menggunakan model hasil rekomendasi dari sub bab sebelumnya.

Total ada 999 data yang didapat, di mana mahasiswa angkatan 2017 berjumlah 423 data dan mahasiswa angkatan 2016 berjumlah 576 data. Selanjutnya dilakukan proses *data preprocessing* seperti yang dijelaskan di sub bab 4.3 dan menyisakan sebanyak 809 data (436 data angkatan 2016 dan 373 angkatan 2017) yang siap dilakukan klasifikasi kelulusan. Tabel 4.21 merupakan rekapitulasi dari klasifikasi kelulusan mahasiswa angkatan 2016 dan 2018 FEKON UNIGA. Selanjutnya Gambar 4.30 menunjukkan sebaran data klasifikasi kelulusan berdasarkan angkatan. Hasil dari klasifikasi mahasiswa angkatan 2016-2017 bisa dilihat di lampiran E.

Tabel 4.18  
Rekapitulasi klasifikasi kelulusan mahasiswa angkatan 2016-2018

Prediksi Tepat Waktu	Jumlah	Confidence (Mean)	Persentase
Ya	175	0.222	21.6%
Tidak	634	0.772	78.4%



Gambar 4.34  
Sebaran data klasifikasi kelulusan berdasarkan angkatan

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan yang telah dijelaskan sesuai dengan tahapan penelitian pada masing-masing bab sebelumnya, maka dapat diambil beberapa kesimpulan:

1. Berdasarkan beberapa skenario uji, faktor-faktor yang bisa mempengaruhi kelulusan mahasiswa adalah jumlah SKS di semester 4, jumlah SKS di semester 4, nilai IPS di semester 1, nilai IPS di semester 2, nilai IPS di semester 3, nilai IPS di semester 4, pendidikan terakhir ayah, pendidikan terakhir ibu, jenis kelamin, pekerjaan ayah, program kuliah, status pernikahan, kota asal (dalam kota atau luar kota), program studi, dan status hidup ayah dan ibu.
2. Jika menilai pada *accuracy*, pada *dataset* akademik dan demografi algoritma NN jauh lebih baik dalam melakukan klasifikasi kelulusan mahasiswa dengan nilai 80.29% dan 85.20%, sedangkan jika pada *dataset* gabungan, *decision tree* lebih baik dengan nilai *accuracy* 82.05%.
3. Berdasarkan evaluasi nilai *accuracy*, *recall*, *precision* dan *f-measure* pada semua *dataset*, secara garis besar algoritma NN memiliki nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan *decision tree*.
4. Model yang dihasilkan bisa diimplementasikan untuk melakukan klasifikasi mahasiswa aktif angkatan 2016 dan 2017 dengan jumlah data sebanyak 809 mahasiswa di mana terdapat 634 mahasiswa yang terindikasi tidak akan lulus tepat waktu.

#### 5.2 Saran

Berikut beberapa saran yang disampaikan agar hasil penelitian ini dapat bermanfaat dan dapat lebih baik pada penelitian selanjutnya, adapun saran-saran tersebut adalah:

1. Data lulusan bisa diperluas tidak hanya pada satu fakultas dan bisa mencakup satu universitas.
2. Sumber data yang diambil bisa diperluas tidak hanya pada satu sumber.
3. Menambahkan algoritma yang lain pada proses komparasi.
4. Menambahkan beberapa metode uji.

## DAFTAR PUSTAKA

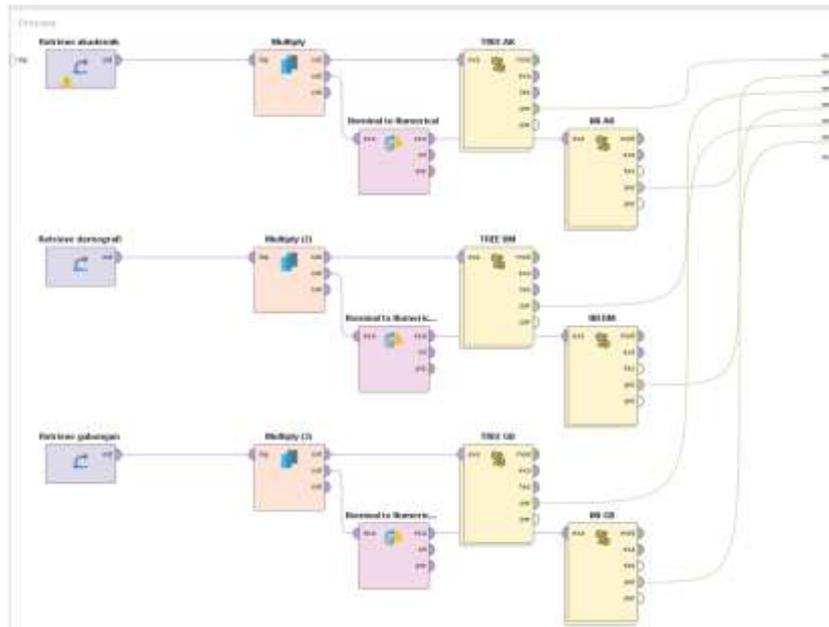
- Azwanti, N. (2018). Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Mahasiswa Yang Mengulang Mata Kuliah (Studi Kasus Di AMIK Labuhan Batu). *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 9(1), 11–22.
- Baker, R. S. J. (2010). Data Mining for Education Data Mining for Education Advantages Relative to Traditional Educational Research Paradigms. *International Encyclopedia of Education*, 7(3), 112–118.
- Berrar, D. (2018). Cross-Validation. *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, 1–4.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., & Wirth, R. (2000). *CRISP-DM Step-by-step Data Mining Guide*. SPSS Inc.
- Ciaburro, G., & Venkateswaran, B. (2017). *Neural Networks with R*. Packt Publishing.
- Habibi, M. Y., & Riksakomara, E. (2017). Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan Artificial Neural Network Feedforward-Backpropagation (Studi Kasus : PT. Garam Mas, Rembang, Jawa Tengah). *Jurnal Teknik Institut Teknologi Sepuluh November*, 6(2), 306–310.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Data mining concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann Publishers.
- Hussain, S., Dahan, N. A., Ba-Alwib, F. M., & Ribata, N. (2018). Educational Data Mining and Analysis of Students' Academic Performance Using WEKA. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 9(2), 447–459.
- Larose, D. T., & Larose, C. D. (2014). *Discovering Knowledge In Data, An Introduction to Data Mining* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- Mabrur, A. G., & Lubis, R. (2012). Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Kriteria Nasabah Kredit. *Jurnal Komputer Dan Informatika (KOMPUTA)*, 1(1), 53–57.
- Obsie, E. Y., & Adem, S. A. (2018). Prediction of Student Academic Performance using Neural Network, Linear Regression and Support Vector Regression: A Case Study. *International Journal of Computer Applications*, 180(40), 39–47.
- Peña-Ayala, A. (2014). *Educational Data Mining Applications and Trends*. Springer.
- Ridwan, M. (2013). Penerapan Data Mining Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa

- Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Jurnal EECCIS (Electrics, Electronics, Communications, Controls, Informatics, Systems)*, 7(1), 59–64.
- Rokach, L., & Maimon, O. (2015). *Data Mining With Decision Trees Theory And Applications* (2nd ed.). World Scientific Publishing.
- Romero, Cristobal, & Ventura, S. (2013). Data Mining in Education. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 3(1), 12–27.
- Romero, Cristóbal, Ventura, S., Pechenizkiy, M., & Baker, R. S. J. d. (2011). *Handbook of Educational Data Mining*. CRC Press.
- Shafique, U., & Qaiser, H. (2014). A Comparative Study of Data Mining Process Models (KDD, CRISP-DM and SEMMA). *International Journal of Innovation and Scientific Research*, 12(1), 217–222.
- Shahiri, A. M., Husain, W., & Rashid, N. A. (2015). A Review on Predicting Student's Performance Using Data Mining Techniques. *Procedia Computer Science*, 72, 414–422.
- Sugianti, D. (2012). Algoritma Bayesian Classification untuk Memprediksi Heregistrasi Mahasiswa Baru di STMIK Widya Pratama. *Jurnal Ilmiah ICTech*, 10(2), 1–5.
- Suryaningsih, T., & Imron, A. (2019). Komitmen Pimpinan Dalam Implementasi Sistem Penjaminan Mutu Akademik Perguruan Tinggi (Studi Kasus Pada STKIP PGRI Tulungagung). *Jurnal Penjaminan Mutu*, 5(1), 109–118.
- UNIGA, A. F. (2018). *Pedoman Akademik Fakultas Ekonomi Universitas Garut Tahun 2018/2019*. FEKON UNIGA.
- UNIGA, T. B. F. (2018). *Buku IIIA Borang Akreditasi Program Studi Manajemen S1*. FEKON UNIGA.
- Wahyudi, E. N. (2013). Teknik Klasifikasi untuk Melihat Kecenderungan Calon Mahasiswa Baru dalam Memilih Jenjang Pendidikan Program Studi di Perguruan Tinggi. *Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK*, 18(1), 55–64.
- Xiong, Y. (2012). Building Text Hierarchical Structure By Using Confusion Matrix. *International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI 2012)*, 5, 1250–1254.

## LAMPIRAN

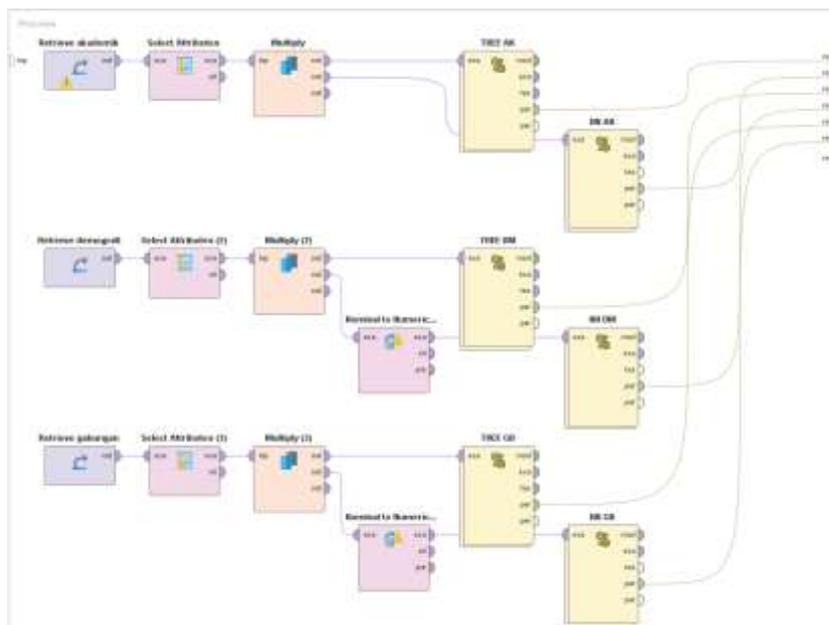
### Lampiran A Hasil Pemodelan Dengan Rapidminer

#### 1. Skenario Pertama



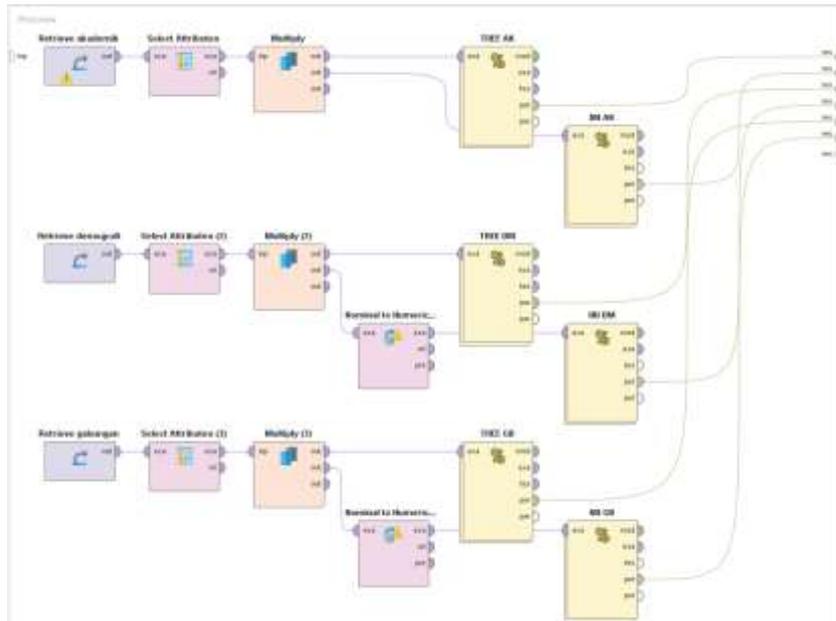
Gambar A.1  
Pemodelan Skenario Pertama pada *Rapidminer*

#### 2. Skenario Kedua



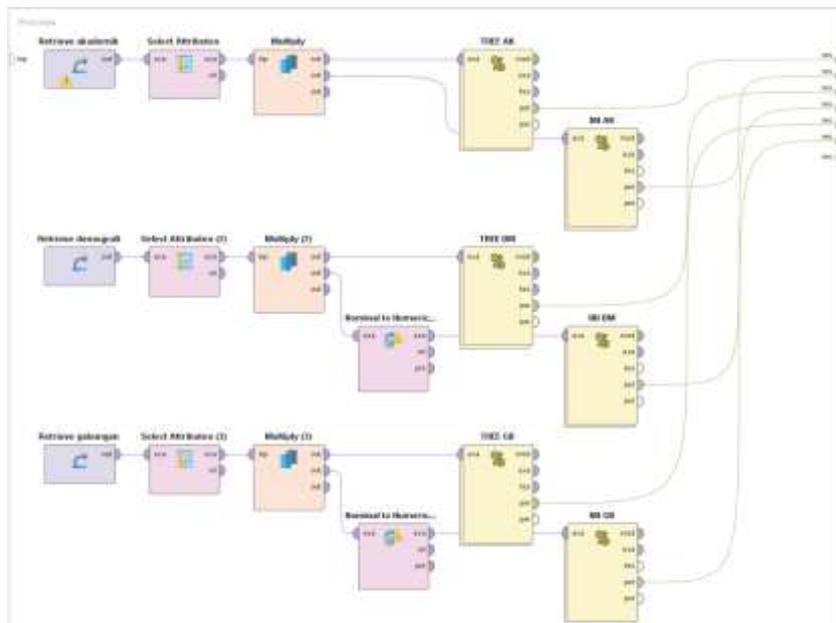
Gambar A.2  
Pemodelan Skenario Kedua pada *Rapidminer*

### 3. Skenario Ketiga



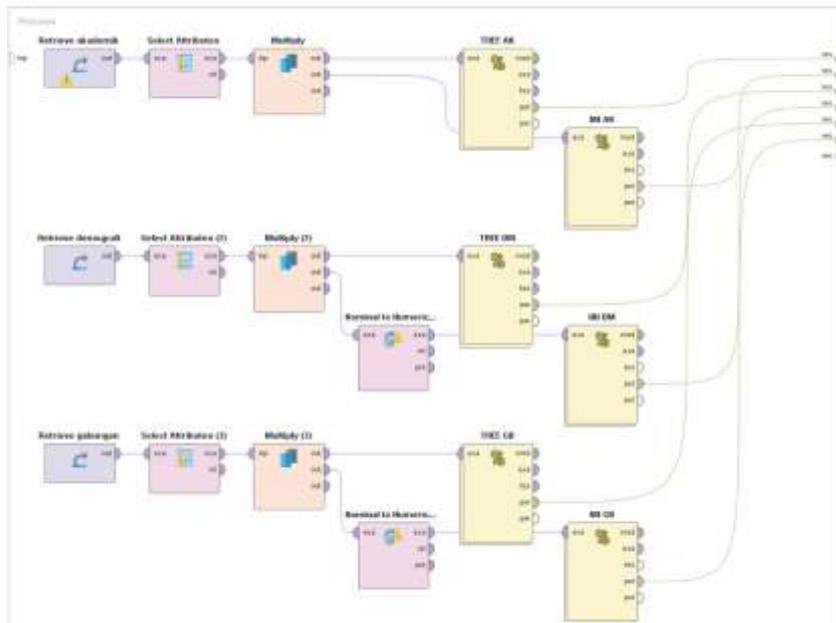
Gambar A.3  
Pemodelan Skenario Ketiga pada *Rapidminer*

### 4. Skenario Keempat



Gambar A.4  
Pemodelan Skenario Keempat pada *Rapidminer*

## 5. Skenario Kelima



Gambar A.5  
Pemodelan Skenario Keempat pada *Rapidminer*

## Lampiran B Hasil *Confusion Matrix*

### 1. Hasil *Confusion Matrix* model MD1

Tabel B.1  
*Confusion Matrix* model MD1

	true Tidak	true Ya	class precision
<i>pred. Tidak</i>	974	199	83.03%
<i>pred. Ya</i>	85	46	35.11%
<i>class recall</i>	91.97%	18.78%	

### 2. Hasil *Confusion Matrix* model MD2

Tabel B.2  
*Confusion Matrix* model MD2

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1002	201	83.29%
<i>pred. Ya</i>	57	44	43.56%
<i>class recall</i>	94.62%	17.96%	

### 3. Hasil *Confusion Matrix* model MD3

Tabel B.3  
*Confusion Matrix* model MD3

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	997	131	88.39%
<i>pred. Ya</i>	62	114	64.77%
<i>class recall</i>	94.15%	46.53%	

### 4. Hasil *Confusion Matrix* model MD4

Tabel B.4  
*Confusion Matrix* model MD4

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1042	223	82.37%
<i>pred. Ya</i>	17	22	56.41%
<i>class recall</i>	98.39%	8.98%	

### 5. Hasil *Confusion Matrix* model MD5

Tabel B.5  
*Confusion Matrix* model MD5

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	962	141	87.22%
<i>pred. Ya</i>	97	104	51.74%
<i>class recall</i>	90.84%	42.45%	

6. Hasil *Confusion Matrix* model MD6

Tabel B.6  
*Confusion Matrix* model MD6

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1038	220	82.51%
<i>pred. Ya</i>	21	25	54.35%
<i>class recall</i>	98.02%	10.20%	

7. Hasil *Confusion Matrix* model MD7

Tabel B.7  
*Confusion Matrix* model MD7

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	974	197	83.18%
<i>pred. Ya</i>	85	48	36.09%
<i>class recall</i>	91.97%	19.59%	

8. Hasil *Confusion Matrix* model MD8

Tabel B.8  
*Confusion Matrix* model MD8

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	977	200	83.01%
<i>pred. Ya</i>	82	45	35.43%
<i>class recall</i>	92.26%	18.37%	

9. Hasil *Confusion Matrix* model MD9

Tabel B.9  
*Confusion Matrix* model MD9

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1043	220	82.58%
<i>pred. Ya</i>	16	25	60.98%
<i>class recall</i>	98.49%	10.20%	

10. Hasil *Confusion Matrix* model MD10

Tabel B.10  
*Confusion Matrix* model MD10

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	996	159	86.23%
<i>pred. Ya</i>	63	86	57.72%
<i>class recall</i>	94.05%	35.10%	

11. Hasil *Confusion Matrix* model MD11

Tabel B.11  
*Confusion Matrix* model MD11

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	939	121	88.58%
<i>pred. Ya</i>	120	124	50.82%
<i>class recall</i>	88.67%	50.61%	

12. Hasil *Confusion Matrix* model MD12

Tabel B.12  
*Confusion Matrix* model MD12

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1040	218	82.67%
<i>pred. Ya</i>	19	27	58.70%
<i>class recall</i>	98.21%	11.02%	

13. Hasil *Confusion Matrix* model MD13

Tabel B.13  
*Confusion Matrix* model MD13

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	978	195	83.38%
<i>pred. Ya</i>	81	50	38.17%
<i>class recall</i>	92.35%	20.41%	

14. Hasil *Confusion Matrix* model MD14

Tabel B.14  
*Confusion Matrix* model MD14

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	977	200	83.01%
<i>pred. Ya</i>	82	45	35.43%
<i>class recall</i>	92.26%	18.37%	

15. Hasil *Confusion Matrix* model MD15

Tabel B.15  
*Confusion Matrix* model MD15

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1042	219	82.63%
<i>pred. Ya</i>	17	26	60.47%
<i>class recall</i>	98.39%	10.61%	

16. Hasil *Confusion Matrix* model MD16

Tabel B.16  
*Confusion Matrix* model MD16

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1042	219	82.63%
<i>pred. Ya</i>	17	26	60.47%
<i>class recall</i>	98.39%	10.61%	

17. Hasil *Confusion Matrix* model MD17

Tabel B.17  
*Confusion Matrix* model MD17

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	958	138	87.41%
<i>pred. Ya</i>	101	107	51.44%
<i>class recall</i>	90.46%	43.67%	

18. Hasil *Confusion Matrix* model MD18

Tabel B.18  
*Confusion Matrix* model MD18

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1040	218	82.67%
<i>pred. Ya</i>	19	27	58.70%
<i>class recall</i>	98.21%	11.02%	

19. Hasil *Confusion Matrix* model MD19

Tabel B.19  
*Confusion Matrix* model MD19

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	971	201	82.85%
<i>pred. Ya</i>	88	44	33.33%
<i>class recall</i>	91.69%	17.96%	

20. Hasil *Confusion Matrix* model MD20

Tabel B.20  
*Confusion Matrix* model MD20

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	990	198	83.33%
<i>pred. Ya</i>	69	47	40.52%
<i>class recall</i>	93.48%	19.18%	

21. Hasil *Confusion Matrix* model MD21

Tabel B.21  
*Confusion Matrix* model MD21

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	989	146	87.14%
<i>pred. Ya</i>	70	99	58.58%
<i>class recall</i>	93.39%	40.41%	

22. Hasil *Confusion Matrix* model MD22

Tabel B.22  
*Confusion Matrix* model MD22

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1042	223	82.37%
<i>pred. Ya</i>	17	22	56.41%
<i>class recall</i>	98.39%	8.98%	

23. Hasil *Confusion Matrix* model MD23

Tabel B.23  
*Confusion Matrix* model MD23

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	958	138	87.41%
<i>pred. Ya</i>	101	107	51.44%
<i>class recall</i>	90.46%	43.67%	

24. Hasil *Confusion Matrix* model MD24

Tabel B.24  
*Confusion Matrix* model MD24

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1042	218	82.70%
<i>pred. Ya</i>	17	27	61.36%
<i>class recall</i>	98.39%	11.02%	

25. Hasil *Confusion Matrix* model MD25

Tabel B.25  
*Confusion Matrix* model MD25

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1005	203	83.20%
<i>pred. Ya</i>	54	42	43.75%
<i>class recall</i>	94.90%	17.14%	

26. Hasil *Confusion Matrix* model MD26

Tabel B.26  
*Confusion Matrix* model MD26

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1001	201	83.28%
<i>pred. Ya</i>	58	44	43.14%
<i>class recall</i>	94.52%	17.96%	

27. Hasil *Confusion Matrix* model MD27

Tabel B.27  
*Confusion Matrix* model MD27

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1011	161	86.26%
<i>pred. Ya</i>	48	84	63.64%
<i>class recall</i>	95.47%	34.29%	

28. Hasil *Confusion Matrix* model MD28

Tabel B.28  
*Confusion Matrix* model MD28

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1007	185	84.48%
<i>pred. Ya</i>	52	60	53.57%
<i>class recall</i>	95.09%	24.49%	

29. Hasil *Confusion Matrix* model MD29

Tabel B.29  
*Confusion Matrix* model MD29

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	959	149	86.55%
<i>pred. Ya</i>	100	96	48.98%
<i>class recall</i>	90.56%	39.18%	

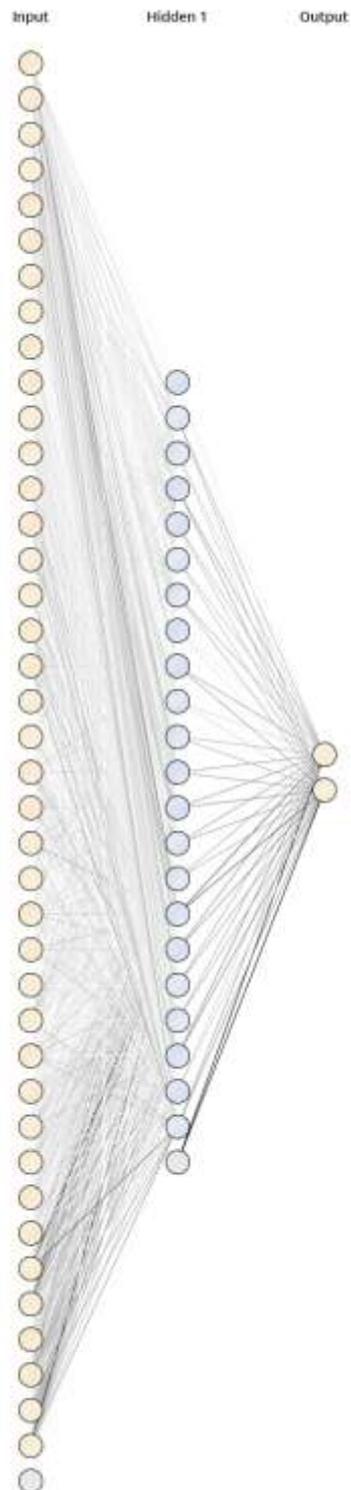
30. Hasil *Confusion Matrix* model MD30

Tabel B.30  
*Confusion Matrix* model MD30

	<i>true Tidak</i>	<i>true Ya</i>	<i>class precision</i>
<i>pred. Tidak</i>	1045	220	82.61%
<i>pred. Ya</i>	14	25	64.10%
<i>class recall</i>	98.68%	10.20%	

### Lampiran C Deskripsi Model MD11

1. Gambar *node* beserta neuron pada model MD11.



Gambar C.1  
Model Neural Network rekomendasi (MD11)

## 2. Deskripsi Model rekomendasi (MD11)

<p>Hidden 1</p> <p>Node 1 (Sigmoid)</p> <p>-----</p> <p>Prodi = C: -0.278            Prodi = B: 0.211            Program = REG: 0.113            Program = NON: -0.106            Kelamin = L: 0.263            Kelamin = P: -0.211            LuarKota = Tidak: -0.177            LuarKota = Ya: 0.262            Menikah = Ya: 0.134            Menikah = Tidak: -0.127            HidupAyah = Ya: -0.070            HidupAyah = Tidak: 0.027            HidupIbu = Ya: -0.048            HidupIbu = Tidak: 0.066            PekerjaanAyah = D: -0.117            PekerjaanAyah = F: 0.331            PekerjaanAyah = E: -0.075            PekerjaanAyah = C: -0.323            PekerjaanAyah = A: 0.347            PekerjaanAyah = B: 0.025            PendidikanAyah = D: 0.149            PendidikanAyah = B: 0.287            PendidikanAyah = E: -0.169            PendidikanAyah = F: -0.134            PendidikanAyah = C: -0.098            PendidikanAyah = G: 0.098            PendidikanAyah = A: 0.160            PendidikanIbu = D: 0.302            PendidikanIbu = B: 0.182            PendidikanIbu = E: 0.191            PendidikanIbu = C: -0.148            PendidikanIbu = F: -0.121            PendidikanIbu = A: -0.187            PendidikanIbu = G: -0.002            IPS1: -0.044            IPS2: -0.078            IPS3: -0.467            IPS4: -0.660            SKS3: -0.455            SKS4: -0.815            Bias: -0.055</p> <p>Node 4 (Sigmoid)</p> <p>-----</p> <p>Prodi = C: 0.888            Prodi = B: -0.857            Program = REG: 0.814            Program = NON: -0.857            Kelamin = L: -0.555            Kelamin = P: 0.563            LuarKota = Tidak: -0.001            LuarKota = Ya: -0.028            Menikah = Ya: -0.022            Menikah = Tidak: 0.048            HidupAyah = Ya: 1.720            HidupAyah = Tidak: -1.653            HidupIbu = Ya: 0.361            HidupIbu = Tidak: -0.377            PekerjaanAyah = D: -0.876            PekerjaanAyah = F: -1.485            PekerjaanAyah = E: 0.698            PekerjaanAyah = C: 0.188            PekerjaanAyah = A: 0.148            PekerjaanAyah = B: 2.302            PendidikanAyah = D: 0.882            PendidikanAyah = B: 0.139            PendidikanAyah = E: 0.358            PendidikanAyah = F: -0.609            PendidikanAyah = C: -0.776            PendidikanAyah = G: 0.898            PendidikanAyah = A: 0.279            PendidikanIbu = D: -2.517            PendidikanIbu = B: 0.718            PendidikanIbu = E: 0.647            PendidikanIbu = C: 2.270            PendidikanIbu = F: -0.450            PendidikanIbu = A: 0.143            PendidikanIbu = G: 0.481            IPS1: 2.379            IPS2: 0.367</p>	<p>Node 2 (Sigmoid)</p> <p>-----</p> <p>Prodi = C: -1.303            Prodi = B: 1.311            Program = REG: 0.108            Program = NON: -0.089            Kelamin = L: 1.377            Kelamin = P: -1.350            LuarKota = Tidak: -0.478            LuarKota = Ya: 0.480            Menikah = Ya: 0.329            Menikah = Tidak: -0.381            HidupAyah = Ya: -0.220            HidupAyah = Tidak: 0.233            HidupIbu = Ya: -0.201            HidupIbu = Tidak: 0.143            PekerjaanAyah = D: -0.463            PekerjaanAyah = F: 1.467            PekerjaanAyah = E: -1.204            PekerjaanAyah = C: -0.743            PekerjaanAyah = A: 0.880            PekerjaanAyah = B: -0.303            PendidikanAyah = D: -0.278            PendidikanAyah = B: 0.668            PendidikanAyah = E: -0.168            PendidikanAyah = F: -0.996            PendidikanAyah = C: -0.210            PendidikanAyah = G: 0.386            PendidikanAyah = A: 0.183            PendidikanIbu = D: 0.095            PendidikanIbu = B: 0.577            PendidikanIbu = E: 0.746            PendidikanIbu = C: 0.136            PendidikanIbu = F: -0.796            PendidikanIbu = A: -0.808            PendidikanIbu = G: -0.298            IPS1: 0.238            IPS2: -0.497            IPS3: -1.041            IPS4: -0.658            SKS3: -0.550            SKS4: -1.285            Bias: 0.037</p> <p>Node 5 (Sigmoid)</p> <p>-----</p> <p>Prodi = C: -0.886            Prodi = B: 0.942            Program = REG: -0.667            Program = NON: 0.613            Kelamin = L: 0.615            Kelamin = P: -0.587            LuarKota = Tidak: -0.433            LuarKota = Ya: 0.488            Menikah = Ya: 0.659            Menikah = Tidak: -0.600            HidupAyah = Ya: -0.002            HidupAyah = Tidak: -0.017            HidupIbu = Ya: -0.539            HidupIbu = Tidak: 0.464            PekerjaanAyah = D: 0.007            PekerjaanAyah = F: 0.306            PekerjaanAyah = E: -0.625            PekerjaanAyah = C: -1.199            PekerjaanAyah = A: 0.104            PekerjaanAyah = B: 0.629            PendidikanAyah = D: 0.113            PendidikanAyah = B: -0.115            PendidikanAyah = E: -0.954            PendidikanAyah = F: -0.304            PendidikanAyah = C: 1.128            PendidikanAyah = G: -0.747            PendidikanAyah = A: -0.254            PendidikanIbu = D: 0.598            PendidikanIbu = B: 0.636            PendidikanIbu = E: -0.054            PendidikanIbu = C: -0.476            PendidikanIbu = F: -0.234            PendidikanIbu = A: -0.936            PendidikanIbu = G: -0.664            IPS1: -1.308            IPS2: -0.647</p>	<p>Node 3 (Sigmoid)</p> <p>-----</p> <p>Prodi = C: -0.993            Prodi = B: 0.999            Program = REG: 0.004            Program = NON: 0.005            Kelamin = L: 0.716            Kelamin = P: -0.644            LuarKota = Tidak: -0.378            LuarKota = Ya: 0.390            Menikah = Ya: 0.136            Menikah = Tidak: -0.182            HidupAyah = Ya: 0.205            HidupAyah = Tidak: -0.198            HidupIbu = Ya: -0.176            HidupIbu = Tidak: 0.217            PekerjaanAyah = D: -0.669            PekerjaanAyah = F: 1.411            PekerjaanAyah = E: -0.373            PekerjaanAyah = C: -0.771            PekerjaanAyah = A: 0.544            PekerjaanAyah = B: -0.052            PendidikanAyah = D: 0.417            PendidikanAyah = B: 0.441            PendidikanAyah = E: -0.537            PendidikanAyah = F: -0.273            PendidikanAyah = C: -0.344            PendidikanAyah = G: -0.019            PendidikanAyah = A: 0.231            PendidikanIbu = D: 0.497            PendidikanIbu = B: 0.867            PendidikanIbu = E: 0.157            PendidikanIbu = C: -0.213            PendidikanIbu = F: -0.910            PendidikanIbu = A: -0.180            PendidikanIbu = G: -0.294            IPS1: -0.007            IPS2: -0.420            IPS3: -0.848            IPS4: -0.551            SKS3: -0.480            SKS4: -1.344            Bias: -0.055</p> <p>Node 6 (Sigmoid)</p> <p>-----</p> <p>Prodi = C: -0.727            Prodi = B: 0.753            Program = REG: -0.653            Program = NON: 0.666            Kelamin = L: 0.165            Kelamin = P: -0.123            LuarKota = Tidak: 0.134            LuarKota = Ya: -0.130            Menikah = Ya: 0.645            Menikah = Tidak: -0.593            HidupAyah = Ya: 0.073            HidupAyah = Tidak: -0.117            HidupIbu = Ya: -0.199            HidupIbu = Tidak: 0.188            PekerjaanAyah = D: 1.394            PekerjaanAyah = F: -0.770            PekerjaanAyah = E: -0.113            PekerjaanAyah = C: -1.225            PekerjaanAyah = A: 0.073            PekerjaanAyah = B: 0.642            PendidikanAyah = D: 0.146            PendidikanAyah = B: -0.659            PendidikanAyah = E: 0.453            PendidikanAyah = F: -0.735            PendidikanAyah = C: 1.288            PendidikanAyah = G: -0.443            PendidikanAyah = A: 0.002            PendidikanIbu = D: 0.079            PendidikanIbu = B: 0.142            PendidikanIbu = E: -0.242            PendidikanIbu = C: 0.825            PendidikanIbu = F: -0.138            PendidikanIbu = A: -0.032            PendidikanIbu = G: -0.692            IPS1: -0.086            IPS2: 0.035</p>
--	---	---

IPS3: -1.753  
 IPS4: -2.846  
 SKS3: -1.574  
 SKS4: -2.964  
 Bias: -0.227

Node 7 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 0.050  
 Prodi = B: -0.033  
 Program = REG: 0.174  
 Program = NON: -0.204  
 Kelamin = L: 0.862  
 Kelamin = P: -0.898  
 LuarKota = Tidak: -0.849  
 LuarKota = Ya: 0.866  
 Menikah = Ya: 0.956  
 Menikah = Tidak: -0.961  
 HidupAyah = Ya: -0.999  
 HidupAyah = Tidak: 1.018  
 HidupIbu = Ya: 0.188  
 HidupIbu = Tidak: -0.186  
 PekerjaanAyah = D: 1.133  
 PekerjaanAyah = F: -0.041  
 PekerjaanAyah = E: -1.003  
 PekerjaanAyah = C: -0.739  
 PekerjaanAyah = A: 0.007  
 PekerjaanAyah = B: -0.021  
 PendidikanAyah = D: -0.373  
 PendidikanAyah = B: -0.081  
 PendidikanAyah = E: 0.150  
 PendidikanAyah = F: -0.777  
 PendidikanAyah = C: 0.296  
 PendidikanAyah = G: -0.015  
 PendidikanAyah = A: -0.039  
 PendidikanIbu = D: 1.073  
 PendidikanIbu = B: -0.401  
 PendidikanIbu = E: -0.037  
 PendidikanIbu = C: -0.822  
 PendidikanIbu = F: 0.227  
 PendidikanIbu = A: -0.451  
 PendidikanIbu = G: -0.489  
 IPS1: -0.512  
 IPS2: -0.846  
 IPS3: -1.152  
 IPS4: -0.840  
 SKS3: -1.424  
 SKS4: -1.111  
 Bias: 0.171

Node 10 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: -0.109  
 Prodi = B: 0.181  
 Program = REG: 0.406  
 Program = NON: -0.423  
 Kelamin = L: -0.936  
 Kelamin = P: 0.966  
 LuarKota = Tidak: -0.482  
 LuarKota = Ya: 0.463  
 Menikah = Ya: 0.140  
 Menikah = Tidak: -0.150  
 HidupAyah = Ya: 0.414  
 HidupAyah = Tidak: -0.408  
 HidupIbu = Ya: -0.698  
 HidupIbu = Tidak: 0.711  
 PekerjaanAyah = D: -0.019  
 PekerjaanAyah = F: 1.004  
 PekerjaanAyah = E: 0.172  
 PekerjaanAyah = C: -0.302  
 PekerjaanAyah = A: 0.236  
 PekerjaanAyah = B: -0.561  
 PendidikanAyah = D: 1.384  
 PendidikanAyah = B: -0.103  
 PendidikanAyah = E: -0.132  
 PendidikanAyah = F: 0.044  
 PendidikanAyah = C: -0.302  
 PendidikanAyah = G: -0.464  
 PendidikanAyah = A: 0.206  
 PendidikanIbu = D: 1.475  
 PendidikanIbu = B: 0.063  
 PendidikanIbu = E: -0.131  
 PendidikanIbu = C: -0.763  
 PendidikanIbu = F: 0.145  
 PendidikanIbu = A: 0.025  
 PendidikanIbu = G: -0.183

IPS3: -0.332  
 IPS4: -0.837  
 SKS3: -0.670  
 SKS4: -1.313  
 Bias: 0.240

Node 8 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 0.523  
 Prodi = B: -0.517  
 Program = REG: -0.286  
 Program = NON: 0.293  
 Kelamin = L: -0.104  
 Kelamin = P: 0.126  
 LuarKota = Tidak: -0.214  
 LuarKota = Ya: 0.123  
 Menikah = Ya: -0.068  
 Menikah = Tidak: 0.084  
 HidupAyah = Ya: -0.194  
 HidupAyah = Tidak: 0.159  
 HidupIbu = Ya: -0.173  
 HidupIbu = Tidak: 0.126  
 PekerjaanAyah = D: 0.736  
 PekerjaanAyah = F: 0.224  
 PekerjaanAyah = E: 0.397  
 PekerjaanAyah = C: -0.658  
 PekerjaanAyah = A: 0.007  
 PekerjaanAyah = B: -0.456  
 PendidikanAyah = D: 0.171  
 PendidikanAyah = B: 0.179  
 PendidikanAyah = E: -0.143  
 PendidikanAyah = F: 0.075  
 PendidikanAyah = C: -0.151  
 PendidikanAyah = G: 0.103  
 PendidikanAyah = A: -0.025  
 PendidikanIbu = D: 0.448  
 PendidikanIbu = B: 0.059  
 PendidikanIbu = E: 0.250  
 PendidikanIbu = C: -0.603  
 PendidikanIbu = F: 0.454  
 PendidikanIbu = A: -0.340  
 PendidikanIbu = G: -0.072  
 IPS1: -0.046  
 IPS2: 0.898  
 IPS3: -0.352  
 IPS4: -1.078  
 SKS3: -0.709  
 SKS4: -1.011  
 Bias: -0.069

Node 11 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: -1.002  
 Prodi = B: 0.923  
 Program = REG: -0.179  
 Program = NON: 0.168  
 Kelamin = L: -0.386  
 Kelamin = P: 0.385  
 LuarKota = Tidak: -0.366  
 LuarKota = Ya: 0.319  
 Menikah = Ya: 0.080  
 Menikah = Tidak: -0.127  
 HidupAyah = Ya: -0.719  
 HidupAyah = Tidak: 0.712  
 HidupIbu = Ya: -0.030  
 HidupIbu = Tidak: 0.063  
 PekerjaanAyah = D: 0.799  
 PekerjaanAyah = F: -1.201  
 PekerjaanAyah = E: 1.074  
 PekerjaanAyah = C: -1.084  
 PekerjaanAyah = A: -0.014  
 PekerjaanAyah = B: -0.488  
 PendidikanAyah = D: -0.568  
 PendidikanAyah = B: -0.696  
 PendidikanAyah = E: 1.216  
 PendidikanAyah = F: -1.081  
 PendidikanAyah = C: 0.418  
 PendidikanAyah = G: -0.667  
 PendidikanAyah = A: 0.178  
 PendidikanIbu = D: -1.309  
 PendidikanIbu = B: -0.048  
 PendidikanIbu = E: 0.395  
 PendidikanIbu = C: -0.033  
 PendidikanIbu = F: 0.007  
 PendidikanIbu = A: 0.683  
 PendidikanIbu = G: -1.047

IPS3: -0.389  
 IPS4: -0.988  
 SKS3: -0.631  
 SKS4: -1.938  
 Bias: 0.057

Node 9 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: -1.473  
 Prodi = B: 1.423  
 Program = REG: -0.235  
 Program = NON: 0.180  
 Kelamin = L: -0.048  
 Kelamin = P: 0.116  
 LuarKota = Tidak: 0.024  
 LuarKota = Ya: 0.034  
 Menikah = Ya: -0.124  
 Menikah = Tidak: 0.197  
 HidupAyah = Ya: 0.308  
 HidupAyah = Tidak: -0.295  
 HidupIbu = Ya: -0.661  
 HidupIbu = Tidak: 0.666  
 PekerjaanAyah = D: -1.867  
 PekerjaanAyah = F: -0.427  
 PekerjaanAyah = E: 0.231  
 PekerjaanAyah = C: 1.760  
 PekerjaanAyah = A: 0.155  
 PekerjaanAyah = B: -0.195  
 PendidikanAyah = D: 2.738  
 PendidikanAyah = B: 0.007  
 PendidikanAyah = E: 0.079  
 PendidikanAyah = F: -1.399  
 PendidikanAyah = C: -0.148  
 PendidikanAyah = G: -1.476  
 PendidikanAyah = A: -0.172  
 PendidikanIbu = D: -1.816  
 PendidikanIbu = B: 1.042  
 PendidikanIbu = E: -0.765  
 PendidikanIbu = C: 0.112  
 PendidikanIbu = F: 1.213  
 PendidikanIbu = A: 0.424  
 PendidikanIbu = G: -0.493  
 IPS1: -0.600  
 IPS2: -0.161  
 IPS3: -1.083  
 IPS4: -1.052  
 SKS3: -1.026  
 SKS4: -2.974  
 Bias: 0.080

Node 12 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 2.041  
 Prodi = B: -2.037  
 Program = REG: -1.238  
 Program = NON: 1.205  
 Kelamin = L: 0.410  
 Kelamin = P: -0.481  
 LuarKota = Tidak: 0.882  
 LuarKota = Ya: -0.835  
 Menikah = Ya: -0.913  
 Menikah = Tidak: 0.913  
 HidupAyah = Ya: 0.775  
 HidupAyah = Tidak: -0.867  
 HidupIbu = Ya: 0.939  
 HidupIbu = Tidak: -0.902  
 PekerjaanAyah = D: 1.132  
 PekerjaanAyah = F: -0.863  
 PekerjaanAyah = E: -1.339  
 PekerjaanAyah = C: 1.428  
 PekerjaanAyah = A: 0.089  
 PekerjaanAyah = B: 1.334  
 PendidikanAyah = D: 2.059  
 PendidikanAyah = B: -0.884  
 PendidikanAyah = E: 0.378  
 PendidikanAyah = F: 0.612  
 PendidikanAyah = C: 0.748  
 PendidikanAyah = G: -0.202  
 PendidikanAyah = A: -0.302  
 PendidikanIbu = D: 1.173  
 PendidikanIbu = B: -0.206  
 PendidikanIbu = E: 0.760  
 PendidikanIbu = C: 0.667  
 PendidikanIbu = F: -0.285  
 PendidikanIbu = A: -0.024  
 PendidikanIbu = G: 0.238

IPS1: -0.786  
 IPS2: 0.494  
 IPS3: -0.216  
 IPS4: -0.948  
 SKS3: -0.468  
 SKS4: -1.265  
 Bias: -0.136

## Node 13 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 0.132  
 Prodi = B: -0.128  
 Program = REG: 1.006  
 Program = NON: -1.059  
 Kelamin = L: 0.839  
 Kelamin = P: -0.823  
 LuarKota = Tidak: -0.150  
 LuarKota = Ya: 0.137  
 Menikah = Ya: -0.658  
 Menikah = Tidak: 0.569  
 HidupAyah = Ya: 1.492  
 HidupAyah = Tidak: -1.473  
 HidupIbu = Ya: -1.591  
 HidupIbu = Tidak: 1.637  
 PekerjaanAyah = D: -1.961  
 PekerjaanAyah = F: 0.468  
 PekerjaanAyah = E: -0.361  
 PekerjaanAyah = C: -0.238  
 PekerjaanAyah = A: 0.081  
 PekerjaanAyah = B: 0.374  
 PendidikanAyah = D: -0.343  
 PendidikanAyah = B: 1.415  
 PendidikanAyah = E: -1.413  
 PendidikanAyah = F: -1.639  
 PendidikanAyah = C: -1.375  
 PendidikanAyah = G: 1.179  
 PendidikanAyah = A: 0.165  
 PendidikanIbu = D: -1.101  
 PendidikanIbu = B: 1.149  
 PendidikanIbu = E: -0.374  
 PendidikanIbu = C: 0.392  
 PendidikanIbu = F: -0.662  
 PendidikanIbu = A: -1.191  
 PendidikanIbu = G: -0.204  
 IPS1: -0.730  
 IPS2: -4.142  
 IPS3: -1.809  
 IPS4: -2.368  
 SKS3: -1.518  
 SKS4: -1.936  
 Bias: 0.434

## Node 16 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: -3.254  
 Prodi = B: 3.185  
 Program = REG: -0.945  
 Program = NON: 0.934  
 Kelamin = L: -1.805  
 Kelamin = P: 1.800  
 LuarKota = Tidak: -0.400  
 LuarKota = Ya: 0.385  
 Menikah = Ya: -1.451  
 Menikah = Tidak: 1.523  
 HidupAyah = Ya: 0.935  
 HidupAyah = Tidak: -0.972  
 HidupIbu = Ya: 0.868  
 HidupIbu = Tidak: -0.810  
 PekerjaanAyah = D: 0.249  
 PekerjaanAyah = F: -0.808  
 PekerjaanAyah = E: 1.523  
 PekerjaanAyah = C: 0.226  
 PekerjaanAyah = A: -0.585  
 PekerjaanAyah = B: -1.076  
 PendidikanAyah = D: -1.565  
 PendidikanAyah = B: 1.057  
 PendidikanAyah = E: 3.119  
 PendidikanAyah = F: 0.365  
 PendidikanAyah = C: -1.880  
 PendidikanAyah = G: -2.100  
 PendidikanAyah = A: 0.335  
 PendidikanIbu = D: 1.401  
 PendidikanIbu = B: -1.882  
 PendidikanIbu = E: 0.170  
 PendidikanIbu = C: 1.683  
 PendidikanIbu = F: -2.233

IPS1: -1.410  
 IPS2: -1.597  
 IPS3: -0.641  
 IPS4: 0.136  
 SKS3: -0.731  
 SKS4: -2.389  
 Bias: 0.218

## Node 14 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 1.175  
 Prodi = B: -1.128  
 Program = REG: -1.761  
 Program = NON: 1.782  
 Kelamin = L: -0.225  
 Kelamin = P: 0.186  
 LuarKota = Tidak: 0.094  
 LuarKota = Ya: -0.152  
 Menikah = Ya: 0.512  
 Menikah = Tidak: -0.559  
 HidupAyah = Ya: 0.417  
 HidupAyah = Tidak: -0.486  
 HidupIbu = Ya: -1.203  
 HidupIbu = Tidak: 1.166  
 PekerjaanAyah = D: 1.793  
 PekerjaanAyah = F: 1.203  
 PekerjaanAyah = E: -0.579  
 PekerjaanAyah = C: -1.327  
 PekerjaanAyah = A: -0.845  
 PekerjaanAyah = B: 0.209  
 PendidikanAyah = D: -0.969  
 PendidikanAyah = B: 0.188  
 PendidikanAyah = E: -0.362  
 PendidikanAyah = F: 0.813  
 PendidikanAyah = C: 1.173  
 PendidikanAyah = G: 0.035  
 PendidikanAyah = A: -0.355  
 PendidikanIbu = D: -0.710  
 PendidikanIbu = B: -0.003  
 PendidikanIbu = E: 0.167  
 PendidikanIbu = C: 0.433  
 PendidikanIbu = F: 1.605  
 PendidikanIbu = A: -0.603  
 PendidikanIbu = G: -0.472  
 IPS1: -0.309  
 IPS2: 1.204  
 IPS3: 0.053  
 IPS4: -1.523  
 SKS3: -0.531  
 SKS4: -1.755  
 Bias: -0.100

## Node 17 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: -2.008  
 Prodi = B: 1.952  
 Program = REG: -1.019  
 Program = NON: 1.048  
 Kelamin = L: 0.258  
 Kelamin = P: -0.293  
 LuarKota = Tidak: 0.013  
 LuarKota = Ya: 0.012  
 Menikah = Ya: 0.498  
 Menikah = Tidak: -0.464  
 HidupAyah = Ya: 0.477  
 HidupAyah = Tidak: -0.534  
 HidupIbu = Ya: 0.494  
 HidupIbu = Tidak: -0.486  
 PekerjaanAyah = D: -0.158  
 PekerjaanAyah = F: 0.039  
 PekerjaanAyah = E: -0.565  
 PekerjaanAyah = C: -1.887  
 PekerjaanAyah = A: 0.787  
 PekerjaanAyah = B: 1.457  
 PendidikanAyah = D: 1.292  
 PendidikanAyah = B: -1.064  
 PendidikanAyah = E: -1.021  
 PendidikanAyah = F: -0.510  
 PendidikanAyah = C: 1.869  
 PendidikanAyah = G: -1.395  
 PendidikanAyah = A: 0.366  
 PendidikanIbu = D: -0.287  
 PendidikanIbu = B: 0.607  
 PendidikanIbu = E: -0.859  
 PendidikanIbu = C: 1.381  
 PendidikanIbu = F: -0.831

IPS1: 2.262  
 IPS2: 2.636  
 IPS3: -0.235  
 IPS4: -3.481  
 SKS3: -1.310  
 SKS4: -2.985  
 Bias: -0.501

## Node 15 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 0.792  
 Prodi = B: -0.789  
 Program = REG: -0.371  
 Program = NON: 0.327  
 Kelamin = L: 0.060  
 Kelamin = P: -0.071  
 LuarKota = Tidak: -0.228  
 LuarKota = Ya: 0.253  
 Menikah = Ya: -0.242  
 Menikah = Tidak: 0.188  
 HidupAyah = Ya: -0.452  
 HidupAyah = Tidak: 0.397  
 HidupIbu = Ya: 0.324  
 HidupIbu = Tidak: -0.330  
 PekerjaanAyah = D: 1.303  
 PekerjaanAyah = F: 0.216  
 PekerjaanAyah = E: 1.191  
 PekerjaanAyah = C: -1.551  
 PekerjaanAyah = A: 0.026  
 PekerjaanAyah = B: -0.819  
 PendidikanAyah = D: 0.504  
 PendidikanAyah = B: 0.877  
 PendidikanAyah = E: -0.562  
 PendidikanAyah = F: 0.316  
 PendidikanAyah = C: -1.354  
 PendidikanAyah = G: 0.337  
 PendidikanAyah = A: 0.553  
 PendidikanIbu = D: 0.951  
 PendidikanIbu = B: 0.948  
 PendidikanIbu = E: 0.231  
 PendidikanIbu = C: -1.454  
 PendidikanIbu = F: 0.481  
 PendidikanIbu = A: -0.499  
 PendidikanIbu = G: -0.196  
 IPS1: 1.661  
 IPS2: 3.407  
 IPS3: -0.643  
 IPS4: -2.333  
 SKS3: -1.694  
 SKS4: -2.344  
 Bias: -0.064

## Node 18 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 1.689  
 Prodi = B: -1.669  
 Program = REG: 0.981  
 Program = NON: -1.016  
 Kelamin = L: -1.276  
 Kelamin = P: 1.310  
 LuarKota = Tidak: -0.369  
 LuarKota = Ya: 0.351  
 Menikah = Ya: 0.604  
 Menikah = Tidak: -0.655  
 HidupAyah = Ya: -0.696  
 HidupAyah = Tidak: 0.662  
 HidupIbu = Ya: -0.458  
 HidupIbu = Tidak: 0.409  
 PekerjaanAyah = D: -0.403  
 PekerjaanAyah = F: 1.856  
 PekerjaanAyah = E: -1.257  
 PekerjaanAyah = C: 0.239  
 PekerjaanAyah = A: -0.236  
 PekerjaanAyah = B: 0.120  
 PendidikanAyah = D: 1.796  
 PendidikanAyah = B: -1.332  
 PendidikanAyah = E: -0.440  
 PendidikanAyah = F: -0.645  
 PendidikanAyah = C: 0.650  
 PendidikanAyah = G: 0.489  
 PendidikanAyah = A: -0.025  
 PendidikanIbu = D: -0.215  
 PendidikanIbu = B: 1.809  
 PendidikanIbu = E: 1.447  
 PendidikanIbu = C: -1.267  
 PendidikanIbu = F: -1.100

PendidikanIbu = A: 1.630  
 PendidikanIbu = G: -1.373  
 IPS1: -5.764  
 IPS2: -4.188  
 IPS3: -0.118  
 IPS4: -0.157  
 SKS3: -1.124  
 SKS4: -7.598  
 Bias: 0.121

Node 19 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 0.556  
 Prodi = B: -0.591  
 Program = REG: 0.847  
 Program = NON: -0.786  
 Kelamin = L: -0.449  
 Kelamin = P: 0.441  
 LuarKota = Tidak: -0.099  
 LuarKota = Ya: 0.078  
 Menikah = Ya: -0.358  
 Menikah = Tidak: 0.405  
 HidupAyah = Ya: 0.594  
 HidupAyah = Tidak: -0.601  
 HidupIbu = Ya: 0.502  
 HidupIbu = Tidak: -0.448  
 PekerjaanAyah = D: -1.347  
 PekerjaanAyah = F: 1.274  
 PekerjaanAyah = E: 0.418  
 PekerjaanAyah = C: 0.963  
 PekerjaanAyah = A: 0.314  
 PekerjaanAyah = B: -0.790  
 PendidikanAyah = D: -2.169  
 PendidikanAyah = B: 1.517  
 PendidikanAyah = E: -0.208  
 PendidikanAyah = F: 1.166  
 PendidikanAyah = C: -1.163  
 PendidikanAyah = G: 1.293  
 PendidikanAyah = A: 0.617  
 PendidikanIbu = D: -0.059  
 PendidikanIbu = B: -0.787  
 PendidikanIbu = E: 1.656  
 PendidikanIbu = C: -0.429  
 PendidikanIbu = F: 0.967  
 PendidikanIbu = A: -0.917  
 PendidikanIbu = G: 0.433  
 IPS1: 1.223  
 IPS2: 0.621  
 IPS3: 0.505  
 IPS4: -2.068  
 SKS3: -1.440  
 SKS4: -2.732  
 Bias: -0.229

Node 22 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 0.241  
 Prodi = B: -0.226  
 Program = REG: 2.090  
 Program = NON: -2.053  
 Kelamin = L: 0.838  
 Kelamin = P: -0.864  
 LuarKota = Tidak: -0.418  
 LuarKota = Ya: 0.490  
 Menikah = Ya: -0.336  
 Menikah = Tidak: 0.349  
 HidupAyah = Ya: 0.344  
 HidupAyah = Tidak: -0.400  
 HidupIbu = Ya: -1.795  
 HidupIbu = Tidak: 1.795  
 PekerjaanAyah = D: -0.348  
 PekerjaanAyah = F: -0.173  
 PekerjaanAyah = E: -1.664  
 PekerjaanAyah = C: 2.523  
 PekerjaanAyah = A: -0.106  
 PekerjaanAyah = B: -1.232  
 PendidikanAyah = D: -0.696  
 PendidikanAyah = B: 0.151  
 PendidikanAyah = E: 1.281  
 PendidikanAyah = F: -0.292  
 PendidikanAyah = C: -0.955  
 PendidikanAyah = G: -0.397  
 PendidikanAyah = A: -0.397  
 PendidikanIbu = D: 1.730  
 PendidikanIbu = B: -1.781  
 PendidikanIbu = E: -0.660

PendidikanIbu = A: 0.959  
 PendidikanIbu = G: -1.582  
 IPS1: -2.268  
 IPS2: -1.389  
 IPS3: -1.451  
 IPS4: -0.805  
 SKS3: -0.272  
 SKS4: -3.267  
 Bias: 0.112

Node 20 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 1.245  
 Prodi = B: -1.166  
 Program = REG: 0.537  
 Program = NON: -0.614  
 Kelamin = L: 0.478  
 Kelamin = P: -0.399  
 LuarKota = Tidak: 0.072  
 LuarKota = Ya: -0.102  
 Menikah = Ya: 0.378  
 Menikah = Tidak: -0.416  
 HidupAyah = Ya: -1.018  
 HidupAyah = Tidak: 1.008  
 HidupIbu = Ya: 1.642  
 HidupIbu = Tidak: -1.646  
 PekerjaanAyah = D: 0.897  
 PekerjaanAyah = F: -0.695  
 PekerjaanAyah = E: 1.715  
 PekerjaanAyah = C: -1.430  
 PekerjaanAyah = A: -0.195  
 PekerjaanAyah = B: 0.107  
 PendidikanAyah = D: -0.273  
 PendidikanAyah = B: 0.125  
 PendidikanAyah = E: 0.154  
 PendidikanAyah = F: -0.289  
 PendidikanAyah = C: -0.945  
 PendidikanAyah = G: 1.713  
 PendidikanAyah = A: -0.158  
 PendidikanIbu = D: 0.412  
 PendidikanIbu = B: -0.183  
 PendidikanIbu = E: 1.038  
 PendidikanIbu = C: -1.764  
 PendidikanIbu = F: 0.756  
 PendidikanIbu = A: -0.235  
 PendidikanIbu = G: 0.330  
 IPS1: 1.409  
 IPS2: 2.479  
 IPS3: -2.025  
 IPS4: -2.764  
 SKS3: -2.970  
 SKS4: -1.685  
 Bias: -0.070

PendidikanIbu = A: -0.275  
 PendidikanIbu = G: 0.196  
 IPS1: -0.847  
 IPS2: 2.830  
 IPS3: -0.927  
 IPS4: -2.493  
 SKS3: -1.414  
 SKS4: -2.166  
 Bias: -0.086

Node 21 (Sigmoid)

-----  
 Prodi = C: 1.102  
 Prodi = B: -1.125  
 Program = REG: 0.599  
 Program = NON: -0.646  
 Kelamin = L: -1.015  
 Kelamin = P: 1.087  
 LuarKota = Tidak: -0.249  
 LuarKota = Ya: 0.221  
 Menikah = Ya: 0.327  
 Menikah = Tidak: -0.413  
 HidupAyah = Ya: -0.347  
 HidupAyah = Tidak: 0.391  
 HidupIbu = Ya: -0.321  
 HidupIbu = Tidak: 0.286  
 PekerjaanAyah = D: -0.078  
 PekerjaanAyah = F: 1.204  
 PekerjaanAyah = E: -0.583  
 PekerjaanAyah = C: 0.100  
 PekerjaanAyah = A: -0.315  
 PekerjaanAyah = B: -0.022  
 PendidikanAyah = D: 1.118  
 PendidikanAyah = B: -1.108  
 PendidikanAyah = E: -0.134  
 PendidikanAyah = F: -0.451  
 PendidikanAyah = C: 0.561  
 PendidikanAyah = G: 0.347  
 PendidikanAyah = A: 0.143  
 PendidikanIbu = D: -0.140  
 PendidikanIbu = B: 1.456  
 PendidikanIbu = E: 0.525  
 PendidikanIbu = C: -0.841  
 PendidikanIbu = F: -0.591  
 PendidikanIbu = A: -0.085  
 PendidikanIbu = G: 0.028  
 IPS1: -0.496  
 IPS2: 1.844  
 IPS3: -0.651  
 IPS4: -2.042  
 SKS3: -1.136  
 SKS4: -1.660  
 Bias: -0.041

```

PendidikanIbu = C: 0.676
PendidikanIbu = F: -0.385
PendidikanIbu = A: -0.427
PendidikanIbu = G: -0.467
IPS1: -4.177
IPS2: -1.398
IPS3: -1.012
IPS4: -2.365
SKS3: -2.532
SKS4: -3.053
Bias: 0.248

```

Output

=====

Class 'Tidak' (Sigmoid)

```

-----
Node 1: 0.425
Node 2: 2.284
Node 3: 1.418
Node 4: 2.836
Node 5: 1.922
Node 6: 1.867
Node 7: 2.288
Node 8: 0.822
Node 9: 2.950
Node 10: 1.232
Node 11: 2.367
Node 12: 2.928
Node 13: 3.346
Node 14: 3.119
Node 15: 2.556
Node 16: 5.148
Node 17: 3.332
Node 18: 2.670
Node 19: 2.309
Node 20: 3.707
Node 21: 1.520
Node 22: 3.095
Threshold: -7.417

```

Class 'Ya'  
(Sigmoid)

```

-----
Node 1: -0.421
Node 2: -2.249
Node 3: -1.451
Node 4: -2.836
Node 5: -1.927
Node 6: -1.876
Node 7: -2.294
Node 8: -0.823
Node 9: -2.952
Node 10: -1.228
Node 11: -2.376
Node 12: -2.929
Node 13: -3.347
Node 14: -3.114
Node 15: -2.560
Node 16: -5.147
Node 17: -3.320
Node 18: -2.663
Node 19: -2.310
Node 20: -3.701
Node 21: -1.529
Node 22: -3.095
Threshold: 7.418

```

Lampiran D *Dataset Akademik*Tabel D.1  
*Dataset Akademik*

Rec No	Prodi	IPS1	IPS2	IPS3	IPS4	SKS3	SKS4	TepatWaktu
1	C	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
2	C	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
3	C	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
4	C	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
5	C	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
6	C	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
7	B	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
8	B	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
9	B	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
10	B	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
...	...	...	...	...	...	...	...	...
1295	C	3.76	3.5	3.78	4	23	24	Ya
1296	C	3.33	3.22	3.45	3.67	20	22	Ya
1297	C	3.67	3.61	3.7	4	20	20	Ya
1298	C	3.43	3.17	3.1	3.39	20	22	Ya
1299	C	3.67	3.78	3.7	4	20	20	Ya
1300	C	3.33	3	2.98	2.72	22	20	Ya
1301	C	3.24	2.89	3.25	2.83	20	20	Ya
1302	C	3.43	3.33	3.4	3.7	20	20	Ya
1303	C	3.36	3.68	3.12	3.15	24	20	Ya
1304	C	3.41	3	3.7	3.85	20	20	Ya

Lampiran E *Dataset Demografi*Tabel E.1  
*Dataset Demografi*

Rec No	Prodi	Program	Kelamin	UsiaMasuk	LuarKota	Menikah	HidupAyah	HidupIbu	PekerjaanAyah	PendidikanAyah	PendidikanIbu	TepatWaktu
1	C	REG	L	22	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
2	C	REG	P	18	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
3	C	REG	L	21	Tidak	Tidak	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
4	C	NON	P	19	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
5	C	NON	L	20	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
6	C	NON	L	25	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
7	B	REG	L	18	Tidak	Ya	Ya	Ya	F	B	B	Tidak
8	B	REG	L	18	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	Tidak
9	B	NON	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	E	E	B	Tidak
10	B	NON	P	23	Ya	Ya	Tidak	Tidak	D	D	D	Tidak
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1295	C	REG	P	19	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	C	F	F	Ya
1296	C	REG	L	20	Tidak	Tidak	Ya	Ya	E	D	D	Ya
1297	C	REG	L	17	Tidak	Tidak	Ya	Ya	C	F	F	Ya
1298	C	REG	L	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	C	E	D	Ya
1299	C	REG	P	17	Tidak	Tidak	Ya	Ya	B	D	E	Ya
1300	C	REG	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	A	C	F	Ya
1301	C	REG	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	B	D	E	Ya
1302	C	REG	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	D	D	F	Ya
1303	C	NON	P	18	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	C	F	F	Ya
1304	C	NON	L	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	F	E	D	Ya

Lampiran F *Dataset Gabungan*Tabel F.1  
*Dataset Gabungan*

Rec No.	Prodi	Program	Kelamin	UsiaMasuk	LuarKota	Menikah	HidupAyah	HidupIbu	PekerjaanAyah	PendidikanAyah	PendidikanIbu	IPS1	IPS2	IPS3	IPS4	SKS3	SKS4	TepatWaktu
1	C	REG	L	22	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
2	C	REG	P	18	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
3	C	REG	L	21	Tidak	Tidak	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
4	C	NON	P	19	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
5	C	NON	L	20	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
6	C	NON	L	25	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
7	B	REG	L	18	Tidak	Ya	Ya	Ya	F	B	B	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
8	B	REG	L	18	Tidak	Ya	Ya	Ya	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
9	B	NON	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	E	E	B	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
10	B	NON	P	23	Ya	Ya	Tidak	Tidak	D	D	D	3.22	3.22	3.18	3.14	20	21	Tidak
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1295	C	REG	P	19	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	C	F	F	3.76	3.5	3.78	4	23	24	Ya
1296	C	REG	L	20	Tidak	Tidak	Ya	Ya	E	D	D	3.33	3.22	3.45	3.67	20	22	Ya
1297	C	REG	L	17	Tidak	Tidak	Ya	Ya	C	F	F	3.67	3.61	3.7	4	20	20	Ya
1298	C	REG	L	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	C	E	D	3.43	3.17	3.1	3.39	20	22	Ya
1299	C	REG	P	17	Tidak	Tidak	Ya	Ya	B	D	E	3.67	3.78	3.7	4	20	20	Ya
1300	C	REG	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	A	C	F	3.33	3	2.98	2.72	22	20	Ya
1301	C	REG	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	B	D	E	3.24	2.89	3.25	2.83	20	20	Ya
1302	C	REG	P	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	D	D	F	3.43	3.33	3.4	3.7	20	20	Ya
1303	C	NON	P	18	Tidak	Tidak	Tidak	Tidak	C	F	F	3.36	3.68	3.12	3.15	24	20	Ya
1304	C	NON	L	18	Tidak	Tidak	Ya	Ya	F	E	D	3.41	3	3.7	3.85	20	20	Ya

## Lampiran G Hasil Klasifikasi Mahasiswa Angkatan 2016-2017

Tabel G.1  
Hasil Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Angkatan 2016-2017

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)	NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022116034	Tidak	0.99886	0.00114	24023116362	Tidak	0.99215	0.00785
24022116035	Tidak	0.99920	0.00080	24023116363	Tidak	0.95229	0.04771
24022116036	Tidak	1.00000	0.00000	24023116364	Tidak	0.53234	0.46766
24022116038	Tidak	0.99785	0.00215	24023116366	Tidak	0.99948	0.00052
24022116039	Ya	0.06630	0.93370	24023116367	Ya	0.38132	0.61868
24022116040	Tidak	1.00000	0.00000	24023116368	Ya	0.00430	0.99570
24022116042	Tidak	0.68609	0.31391	24023116370	Tidak	0.98121	0.01879
24022116043	Ya	0.43686	0.56314	24023116371	Tidak	0.78426	0.21574
24022116045	Ya	0.03671	0.96329	24023116372	Tidak	0.99256	0.00744
24022116047	Tidak	0.99885	0.00115	24023116374	Tidak	0.99414	0.00586
24022116049	Tidak	1.00000	0.00000	24023116375	Tidak	0.99989	0.00011
24022116050	Tidak	0.98900	0.01100	24023116376	Tidak	0.70561	0.29439
24022116051	Tidak	0.93582	0.06418	24023116377	Ya	0.23922	0.76078
24022116052	Ya	0.33800	0.66200	24023116379	Tidak	0.99294	0.00706
24022116053	Tidak	0.99906	0.00094	24023116380	Tidak	0.65538	0.34462
24022116054	Tidak	0.74090	0.25910	24023116381	Ya	0.14006	0.85994
24022116056	Tidak	0.99185	0.00815	24023116383	Tidak	0.99951	0.00049
24022116057	Tidak	1.00000	0.00000	24023116384	Ya	0.46512	0.53488
24022116058	Tidak	0.99981	0.00019	24023116388	Tidak	0.99823	0.00177
24022116059	Tidak	0.99056	0.00944	24023116389	Ya	0.08979	0.91021
24022116060	Ya	0.10932	0.89068	24023116390	Tidak	0.94013	0.05987
24022116061	Tidak	0.67494	0.32506	24023116392	Tidak	0.99122	0.00878
24022116062	Tidak	0.87143	0.12857	24023116393	Tidak	0.97988	0.02012
24022116064	Tidak	0.60741	0.39259	24023116394	Ya	0.11471	0.88529
24022116065	Tidak	0.51588	0.48412	24023116395	Tidak	0.74993	0.25007
24022116066	Ya	0.20646	0.79354	24023116396	Tidak	0.91875	0.08125
24022116067	Tidak	1.00000	0.00000	24023116397	Tidak	0.99734	0.00266
24022116068	Tidak	0.89144	0.10856	24023116398	Tidak	0.96518	0.03482
24022116069	Ya	0.48890	0.51110	24023116399	Tidak	0.99992	0.00008
24022116070	Tidak	0.99951	0.00049	24023116400	Tidak	1.00000	0.00000
24022116071	Tidak	0.99999	0.00001	24023116401	Tidak	1.00000	0.00000
24022116072	Tidak	0.99019	0.00981	24023116402	Tidak	1.00000	0.00000
24022116073	Tidak	0.69929	0.30071	24023116404	Ya	0.47797	0.52203
24022116074	Tidak	0.99708	0.00292	24023116405	Tidak	0.99990	0.00010
24022116075	Tidak	0.90111	0.09889	24023116406	Tidak	0.68835	0.31165
24022116076	Tidak	0.99972	0.00028	24023116409	Tidak	0.88372	0.11628
24022116078	Ya	0.01409	0.98591	24023116410	Tidak	0.91663	0.08337
24022116079	Tidak	0.99265	0.00735	24023116411	Tidak	0.94545	0.05455
24022116080	Tidak	0.99988	0.00012	24023116413	Tidak	0.80760	0.19240
24022116082	Tidak	0.99972	0.00028	24023116416	Tidak	0.99587	0.00413

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022116083	Ya	0.05357	0.94643
24022116084	Tidak	0.91486	0.08514
24022116085	Ya	0.46064	0.53936
24022116086	Tidak	0.99995	0.00005
24022116087	Tidak	1.00000	0.00000
24022116088	Tidak	0.65761	0.34239
24022116089	Tidak	0.73787	0.26213
24022116090	Ya	0.46842	0.53158
24022116091	Tidak	0.99530	0.00470
24022116093	Tidak	0.88550	0.11450
24022116094	Tidak	0.98375	0.01625
24022116095	Tidak	0.91696	0.08304
24022116096	Tidak	0.99986	0.00014
24022116098	Ya	0.00434	0.99566
24022116099	Tidak	1.00000	0.00000
24022116100	Tidak	0.96478	0.03522
24022116101	Tidak	1.00000	0.00000
24022116102	Tidak	0.99971	0.00029
24022116103	Ya	0.07117	0.92883
24022116104	Tidak	0.99728	0.00272
24022116105	Tidak	0.88423	0.11577
24022116106	Tidak	1.00000	0.00000
24022116108	Ya	0.03808	0.96192
24022116109	Ya	0.44447	0.55553
24022116110	Tidak	0.98788	0.01212
24022116111	Tidak	0.97475	0.02525
24022116112	Ya	0.18844	0.81156
24022116113	Tidak	0.93767	0.06233
24022116114	Tidak	0.84411	0.15589
24022116115	Tidak	0.97137	0.02863
24022116116	Tidak	0.93261	0.06739
24022116117	Tidak	0.99859	0.00141
24022116119	Ya	0.46266	0.53734
24022116121	Tidak	1.00000	0.00000
24022116123	Tidak	0.99999	0.00001
24022116124	Tidak	0.99964	0.00036
24022116125	Tidak	0.82108	0.17892
24022116126	Tidak	0.99525	0.00475
24022116127	Tidak	1.00000	0.00000
24022116128	Ya	0.40186	0.59814
24022116129	Tidak	0.96465	0.03535
24022116130	Tidak	0.81573	0.18427
24022116131	Tidak	1.00000	0.00000

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023116417	Tidak	0.97383	0.02617
24023116418	Tidak	0.99786	0.00214
24023116419	Tidak	0.99974	0.00026
24023116420	Tidak	0.98652	0.01348
24023116422	Ya	0.19733	0.80267
24023116423	Ya	0.11877	0.88123
24023116424	Tidak	0.99972	0.00028
24023116425	Tidak	0.83543	0.16457
24023116426	Tidak	0.91558	0.08442
24023116427	Ya	0.26694	0.73306
24023116428	Ya	0.28425	0.71575
24023116430	Ya	0.44160	0.55840
24023116431	Tidak	0.61753	0.38247
24023116432	Tidak	0.74412	0.25588
24023116433	Tidak	0.99379	0.00621
24023116436	Tidak	0.99976	0.00024
24023116437	Ya	0.09550	0.90450
24023116438	Tidak	0.99815	0.00185
24023116439	Tidak	1.00000	0.00000
24023116440	Tidak	0.99133	0.00867
24023116441	Tidak	0.99991	0.00009
24023116442	Tidak	0.99779	0.00221
24023116443	Tidak	0.90395	0.09605
24023116444	Tidak	1.00000	0.00000
24023116445	Tidak	1.00000	0.00000
24023116446	Tidak	0.99999	0.00001
24023116447	Tidak	1.00000	0.00000
24023116448	Tidak	0.90364	0.09636
24023116449	Tidak	0.92994	0.07006
24023116451	Tidak	0.78846	0.21154
24023116452	Tidak	0.99996	0.00004
24023116453	Tidak	0.71500	0.28500
24023116455	Tidak	0.95452	0.04548
24023116457	Tidak	0.52078	0.47922
24023116458	Tidak	0.92672	0.07328
24023116459	Tidak	0.54280	0.45720
24023116460	Tidak	0.60798	0.39202
24023116461	Tidak	0.99998	0.00002
24023116462	Tidak	0.70794	0.29206
24023116463	Tidak	0.99470	0.00530
24023116464	Tidak	0.99481	0.00519
24023116465	Ya	0.09859	0.90141
24023116466	Tidak	0.98059	0.01941

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022116132	Tidak	0.73212	0.26788
24022116134	Tidak	0.94688	0.05312
24022116135	Tidak	1.00000	0.00000
24022116137	Tidak	0.99881	0.00119
24022116138	Ya	0.49899	0.50101
24022116139	Ya	0.23607	0.76393
24022116141	Tidak	0.99954	0.00046
24022116143	Tidak	0.99953	0.00047
24022116144	Ya	0.36220	0.63780
24022116145	Tidak	0.52271	0.47729
24022116147	Ya	0.15162	0.84838
24022116148	Tidak	0.99911	0.00089
24022116149	Tidak	0.87151	0.12849
24022116150	Tidak	0.99999	0.00001
24022116151	Tidak	0.99973	0.00027
24022116152	Ya	0.01317	0.98683
24022116153	Tidak	0.88413	0.11587
24022116154	Tidak	0.97800	0.02200
24022116155	Tidak	0.66448	0.33552
24022116157	Tidak	0.86652	0.13348
24022116159	Tidak	0.98084	0.01916
24022116160	Tidak	0.93131	0.06869
24022116161	Ya	0.13242	0.86758
24022116162	Tidak	0.99972	0.00028
24022116163	Ya	0.02026	0.97974
24022116164	Tidak	0.99994	0.00006
24022116165	Ya	0.05011	0.94989
24022116166	Tidak	0.64943	0.35057
24022116167	Tidak	0.90261	0.09739
24022116168	Tidak	1.00000	0.00000
24022116169	Tidak	0.87967	0.12033
24022116171	Tidak	0.59762	0.40238
24022116172	Tidak	0.94272	0.05728
24022116174	Ya	0.38782	0.61218
24022116175	Ya	0.02444	0.97556
24022116176	Tidak	0.97082	0.02918
24022116177	Tidak	0.99902	0.00098
24022116178	Tidak	0.74466	0.25534
24022116179	Ya	0.24498	0.75502
24022116181	Tidak	0.99999	0.00001
24022116182	Ya	0.15385	0.84615
24022116183	Ya	0.09458	0.90542
24022116184	Ya	0.35446	0.64554

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023116467	Tidak	0.74915	0.25085
24023116469	Ya	0.16290	0.83710
24023116470	Tidak	0.99877	0.00123
24023116471	Tidak	0.99997	0.00003
24023116473	Tidak	0.99992	0.00008
24023116474	Tidak	1.00000	0.00000
24023116475	Tidak	0.99963	0.00037
24023116476	Tidak	0.99530	0.00470
24023116477	Tidak	0.99927	0.00073
24023116478	Tidak	0.99938	0.00062
24023116479	Ya	0.42636	0.57364
24023116480	Tidak	0.98211	0.01789
24023116482	Tidak	0.93524	0.06476
24023116483	Tidak	0.99226	0.00774
24023116484	Tidak	0.99998	0.00002
24023116486	Tidak	0.99757	0.00243
24023116488	Tidak	0.86647	0.13353
24023116489	Ya	0.12165	0.87835
24023116491	Tidak	0.99209	0.00791
24023116492	Tidak	0.98760	0.01240
24023116494	Tidak	0.99990	0.00010
24023116497	Tidak	0.69420	0.30580
24023116499	Tidak	1.00000	0.00000
24023116500	Tidak	0.99136	0.00864
24023116502	Tidak	0.99287	0.00713
24023116504	Tidak	0.99994	0.00006
24023116509	Tidak	0.88423	0.11577
24023116513	Tidak	0.82400	0.17600
24023116514	Tidak	0.99857	0.00143
24023116515	Tidak	0.89625	0.10375
24023116517	Tidak	1.00000	0.00000
24023116521	Ya	0.11634	0.88366
24023116522	Tidak	1.00000	0.00000
24023116525	Tidak	0.98972	0.01028
24023116526	Tidak	0.64890	0.35110
24023116527	Tidak	0.64166	0.35834
24023116528	Tidak	0.99424	0.00576
24023116531	Tidak	0.99284	0.00716
24023116532	Tidak	0.99993	0.00007
24023116536	Ya	0.25243	0.74757
24023116539	Tidak	0.99979	0.00021
24023116540	Tidak	1.00000	0.00000
24023116541	Tidak	0.99987	0.00013

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022116185	Tidak	0.53781	0.46219
24022116186	Tidak	1.00000	0.00000
24022116187	Tidak	0.99977	0.00023
24022116188	Ya	0.02148	0.97852
24022116189	Ya	0.11400	0.88600
24022116191	Ya	0.16085	0.83915
24022116192	Tidak	0.79718	0.20282
24022116193	Tidak	0.99999	0.00001
24022116194	Tidak	0.99936	0.00064
24022116195	Tidak	0.99920	0.00080
24022116196	Tidak	0.98702	0.01298
24022116198	Ya	0.00396	0.99604
24022116199	Tidak	0.99999	0.00001
24022116200	Tidak	1.00000	0.00000
24022116201	Tidak	1.00000	0.00000
24022116204	Tidak	0.99998	0.00002
24022116205	Tidak	0.99533	0.00467
24022116206	Ya	0.41718	0.58282
24022116207	Ya	0.00430	0.99570
24022116208	Tidak	0.92295	0.07705
24022116209	Tidak	1.00000	0.00000
24022116210	Tidak	1.00000	0.00000
24022116211	Tidak	0.93599	0.06401
24022116214	Tidak	1.00000	0.00000
24022116215	Tidak	0.98922	0.01078
24022116216	Tidak	1.00000	0.00000
24022116217	Tidak	0.99966	0.00034
24022116218	Tidak	0.99954	0.00046
24022116219	Tidak	0.98707	0.01293
24022116220	Ya	0.11374	0.88626
24022116224	Ya	0.03172	0.96828
24022116226	Tidak	0.99583	0.00417
24022116227	Tidak	0.99692	0.00308
24022116228	Tidak	0.91808	0.08192
24022116230	Ya	0.34833	0.65167
24022116232	Tidak	0.99999	0.00001
24022116233	Ya	0.03542	0.96458
24022117001	Ya	0.40456	0.59544
24022117002	Ya	0.47139	0.52861
24022117003	Tidak	0.96727	0.03273
24022117004	Tidak	0.97221	0.02779
24022117005	Ya	0.00525	0.99475
24022117006	Ya	0.46534	0.53466

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023116542	Tidak	0.99999	0.00001
24023116545	Tidak	0.94696	0.05304
24023116547	Tidak	1.00000	0.00000
24023116548	Tidak	1.00000	0.00000
24023116549	Tidak	0.99998	0.00002
24023116550	Ya	0.24210	0.75790
24023116551	Tidak	0.98025	0.01975
24023116552	Tidak	0.71441	0.28559
24023116553	Ya	0.24067	0.75933
24023116554	Tidak	0.65273	0.34727
24023116555	Ya	0.33043	0.66957
24023116557	Ya	0.47317	0.52683
24023116605	Tidak	0.99449	0.00551
24023116610	Tidak	1.00000	0.00000
24023117001	Tidak	0.99952	0.00048
24023117002	Ya	0.19715	0.80285
24023117003	Tidak	0.86192	0.13808
24023117004	Tidak	0.84892	0.15108
24023117005	Tidak	0.55916	0.44084
24023117006	Ya	0.37860	0.62140
24023117007	Tidak	0.90432	0.09568
24023117009	Tidak	0.99788	0.00212
24023117010	Tidak	0.68596	0.31404
24023117011	Ya	0.12992	0.87008
24023117012	Tidak	0.99979	0.00021
24023117013	Tidak	0.55458	0.44542
24023117014	Tidak	0.88917	0.11083
24023117015	Tidak	0.96291	0.03709
24023117016	Tidak	0.85702	0.14298
24023117017	Tidak	1.00000	0.00000
24023117018	Ya	0.25016	0.74984
24023117019	Tidak	0.98645	0.01355
24023117020	Tidak	0.91665	0.08335
24023117021	Tidak	0.93513	0.06487
24023117022	Tidak	0.96486	0.03514
24023117024	Ya	0.46586	0.53414
24023117025	Tidak	0.91020	0.08980
24023117026	Ya	0.20932	0.79068
24023117027	Tidak	0.94119	0.05881
24023117029	Tidak	0.98216	0.01784
24023117031	Tidak	0.99697	0.00303
24023117033	Tidak	0.95885	0.04115
24023117034	Ya	0.10311	0.89689

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022117007	Ya	0.07482	0.92518
24022117008	Tidak	0.98681	0.01319
24022117009	Tidak	0.96838	0.03162
24022117010	Ya	0.12748	0.87252
24022117011	Ya	0.05544	0.94456
24022117012	Ya	0.01390	0.98610
24022117014	Tidak	0.99760	0.00240
24022117015	Tidak	0.82619	0.17381
24022117017	Tidak	0.97841	0.02159
24022117018	Tidak	0.99999	0.00001
24022117019	Tidak	0.99992	0.00008
24022117020	Ya	0.02949	0.97051
24022117022	Tidak	1.00000	0.00000
24022117023	Tidak	1.00000	0.00000
24022117024	Tidak	0.99998	0.00002
24022117025	Tidak	1.00000	0.00000
24022117026	Ya	0.01791	0.98209
24022117027	Ya	0.01315	0.98685
24022117028	Tidak	1.00000	0.00000
24022117031	Tidak	0.87463	0.12537
24022117032	Tidak	0.82780	0.17220
24022117033	Tidak	0.99814	0.00186
24022117034	Tidak	0.86175	0.13825
24022117035	Ya	0.40439	0.59561
24022117036	Ya	0.49781	0.50219
24022117037	Tidak	0.98442	0.01558
24022117038	Tidak	0.86457	0.13543
24022117039	Tidak	0.86683	0.13317
24022117040	Tidak	0.99999	0.00001
24022117041	Ya	0.25564	0.74436
24022117042	Tidak	1.00000	0.00000
24022117043	Tidak	1.00000	0.00000
24022117045	Tidak	0.73458	0.26542
24022117046	Tidak	0.98490	0.01510
24022117047	Tidak	0.99997	0.00003
24022117048	Tidak	1.00000	0.00000
24022117049	Tidak	0.99936	0.00064
24022117050	Tidak	0.97551	0.02449
24022117051	Tidak	0.99912	0.00088
24022117052	Tidak	0.99446	0.00554
24022117053	Tidak	0.99996	0.00004
24022117054	Tidak	0.92039	0.07961
24022117055	Tidak	0.99995	0.00005

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023117035	Tidak	0.50056	0.49944
24023117036	Tidak	1.00000	0.00000
24023117037	Ya	0.23565	0.76435
24023117038	Ya	0.02737	0.97263
24023117039	Ya	0.31764	0.68236
24023117040	Tidak	0.99919	0.00081
24023117041	Tidak	1.00000	0.00000
24023117042	Tidak	0.98195	0.01805
24023117043	Tidak	0.99337	0.00663
24023117044	Tidak	0.62336	0.37664
24023117045	Ya	0.09404	0.90596
24023117046	Ya	0.11884	0.88116
24023117047	Tidak	0.94501	0.05499
24023117048	Tidak	0.84853	0.15147
24023117049	Ya	0.02090	0.97910
24023117050	Ya	0.09443	0.90557
24023117051	Ya	0.10973	0.89027
24023117052	Ya	0.49796	0.50204
24023117053	Tidak	0.55654	0.44346
24023117054	Tidak	0.99436	0.00564
24023117055	Tidak	0.77229	0.22771
24023117056	Tidak	0.68560	0.31440
24023117058	Tidak	0.99933	0.00067
24023117059	Tidak	0.99976	0.00024
24023117060	Ya	0.20661	0.79339
24023117061	Ya	0.28218	0.71782
24023117062	Ya	0.25857	0.74143
24023117063	Tidak	0.95197	0.04803
24023117064	Tidak	0.90316	0.09684
24023117065	Tidak	0.99998	0.00002
24023117066	Ya	0.22838	0.77162
24023117067	Tidak	0.97566	0.02434
24023117068	Ya	0.10941	0.89059
24023117069	Ya	0.08400	0.91600
24023117070	Tidak	0.95318	0.04682
24023117071	Tidak	0.93632	0.06368
24023117072	Ya	0.03333	0.96667
24023117073	Ya	0.45690	0.54310
24023117074	Tidak	0.69147	0.30853
24023117075	Tidak	0.77473	0.22527
24023117076	Tidak	0.65653	0.34347
24023117077	Tidak	1.00000	0.00000
24023117078	Tidak	1.00000	0.00000

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022117056	Ya	0.17477	0.82523
24022117057	Tidak	1.00000	0.00000
24022117058	Tidak	1.00000	0.00000
24022117059	Tidak	0.94117	0.05883
24022117060	Tidak	0.99743	0.00257
24022117061	Tidak	1.00000	0.00000
24022117062	Tidak	0.99981	0.00019
24022117063	Tidak	0.96291	0.03709
24022117064	Tidak	0.69731	0.30269
24022117065	Tidak	0.52891	0.47109
24022117066	Tidak	0.75713	0.24287
24022117067	Tidak	0.99845	0.00155
24022117068	Ya	0.03955	0.96045
24022117069	Ya	0.00728	0.99272
24022117070	Tidak	1.00000	0.00000
24022117071	Tidak	1.00000	0.00000
24022117072	Tidak	0.96403	0.03597
24022117073	Tidak	1.00000	0.00000
24022117074	Ya	0.02520	0.97480
24022117075	Ya	0.01851	0.98149
24022117076	Tidak	0.68376	0.31624
24022117077	Tidak	0.99991	0.00009
24022117078	Ya	0.03454	0.96546
24022117079	Ya	0.28959	0.71041
24022117080	Ya	0.08968	0.91032
24022117081	Ya	0.03587	0.96413
24022117082	Tidak	1.00000	0.00000
24022117083	Tidak	0.96928	0.03072
24022117084	Ya	0.02451	0.97549
24022117085	Tidak	0.99997	0.00003
24022117086	Tidak	0.83040	0.16960
24022117087	Tidak	0.55923	0.44077
24022117088	Tidak	0.99989	0.00011
24022117089	Tidak	0.99833	0.00167
24022117091	Ya	0.07506	0.92494
24022117092	Tidak	0.95175	0.04825
24022117093	Tidak	0.99325	0.00675
24022117094	Ya	0.35285	0.64715
24022117095	Tidak	1.00000	0.00000
24022117096	Ya	0.14554	0.85446
24022117097	Ya	0.01416	0.98584
24022117098	Ya	0.36088	0.63912
24022117099	Ya	0.01220	0.98780

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023117079	Tidak	0.99999	0.00001
24023117080	Tidak	0.96905	0.03095
24023117081	Ya	0.05709	0.94291
24023117082	Tidak	0.99872	0.00128
24023117083	Ya	0.29340	0.70660
24023117084	Tidak	0.84809	0.15191
24023117085	Tidak	0.99544	0.00456
24023117086	Tidak	0.61779	0.38221
24023117087	Tidak	0.76312	0.23688
24023117088	Tidak	0.99990	0.00010
24023117089	Tidak	0.98523	0.01477
24023117090	Tidak	0.71287	0.28713
24023117092	Tidak	0.98731	0.01269
24023117093	Tidak	0.97301	0.02699
24023117094	Tidak	0.99992	0.00008
24023117095	Tidak	0.99999	0.00001
24023117096	Tidak	0.98034	0.01966
24023117097	Ya	0.02643	0.97357
24023117098	Tidak	0.99996	0.00004
24023117099	Tidak	0.79514	0.20486
24023117100	Ya	0.04654	0.95346
24023117101	Tidak	0.87747	0.12253
24023117102	Tidak	0.89827	0.10173
24023117103	Tidak	0.89663	0.10337
24023117104	Ya	0.04714	0.95286
24023117105	Tidak	0.94879	0.05121
24023117106	Tidak	1.00000	0.00000
24023117107	Ya	0.17976	0.82024
24023117108	Tidak	0.78256	0.21744
24023117109	Tidak	1.00000	0.00000
24023117112	Tidak	0.97804	0.02196
24023117113	Tidak	0.99996	0.00004
24023117114	Ya	0.28118	0.71882
24023117115	Tidak	1.00000	0.00000
24023117116	Tidak	0.78080	0.21920
24023117117	Tidak	0.82676	0.17324
24023117118	Tidak	1.00000	0.00000
24023117119	Tidak	0.51345	0.48655
24023117120	Ya	0.04685	0.95315
24023117121	Tidak	0.82950	0.17050
24023117123	Tidak	0.65846	0.34154
24023117124	Tidak	0.63471	0.36529
24023117125	Tidak	0.96803	0.03197

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022117100	Tidak	0.99964	0.00036
24022117101	Ya	0.07830	0.92170
24022117102	Tidak	0.98251	0.01749
24022117103	Tidak	0.98732	0.01268
24022117104	Tidak	0.99983	0.00017
24022117105	Tidak	0.93396	0.06604
24022117106	Tidak	1.00000	0.00000
24022117107	Tidak	0.95174	0.04826
24022117108	Tidak	0.73418	0.26582
24022117109	Tidak	0.99747	0.00253
24022117110	Ya	0.05461	0.94539
24022117111	Tidak	0.99239	0.00761
24022117112	Tidak	1.00000	0.00000
24022117113	Ya	0.01532	0.98468
24022117114	Tidak	1.00000	0.00000
24022117115	Tidak	0.59747	0.40253
24022117116	Tidak	0.98467	0.01533
24022117117	Tidak	0.99931	0.00069
24022117118	Tidak	0.89896	0.10104
24022117119	Tidak	0.95067	0.04933
24022117120	Tidak	0.78264	0.21736
24022117122	Tidak	1.00000	0.00000
24022117123	Tidak	0.92496	0.07504
24022117124	Tidak	0.99999	0.00001
24022117125	Tidak	0.65540	0.34460
24022117127	Tidak	0.99997	0.00003
24022117128	Tidak	1.00000	0.00000
24022117129	Tidak	0.99550	0.00450
24022117130	Tidak	1.00000	0.00000
24022117131	Tidak	0.98240	0.01760
24022117132	Tidak	0.99904	0.00096
24022117133	Tidak	1.00000	0.00000
24022216231	Tidak	0.99949	0.00051
24022216235	Tidak	1.00000	0.00000
24022216236	Tidak	0.99908	0.00092
24022216237	Tidak	0.99179	0.00821
24022216239	Ya	0.05587	0.94413
24022216240	Tidak	1.00000	0.00000
24022216241	Tidak	0.99999	0.00001
24022216244	Tidak	1.00000	0.00000
24022216245	Tidak	0.99992	0.00008
24022216246	Tidak	0.80839	0.19161
24022216248	Tidak	1.00000	0.00000

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023117126	Tidak	0.74319	0.25681
24023117127	Tidak	0.94503	0.05497
24023117129	Ya	0.49024	0.50976
24023117130	Ya	0.38971	0.61029
24023117131	Tidak	0.99998	0.00002
24023117132	Tidak	0.55111	0.44889
24023117133	Tidak	0.97582	0.02418
24023117134	Ya	0.48347	0.51653
24023117135	Ya	0.03604	0.96396
24023117136	Ya	0.36499	0.63501
24023117137	Tidak	0.99947	0.00053
24023117138	Tidak	1.00000	0.00000
24023117140	Tidak	0.84108	0.15892
24023117141	Tidak	0.64968	0.35032
24023117142	Ya	0.11906	0.88094
24023117143	Ya	0.01383	0.98617
24023117144	Tidak	0.50152	0.49848
24023117145	Tidak	0.94722	0.05278
24023117147	Ya	0.20076	0.79924
24023117148	Ya	0.03374	0.96626
24023117149	Tidak	0.99818	0.00182
24023117150	Ya	0.00576	0.99424
24023117151	Tidak	0.82965	0.17035
24023117152	Tidak	1.00000	0.00000
24023117153	Tidak	0.78768	0.21232
24023117155	Tidak	0.95002	0.04998
24023117156	Tidak	1.00000	0.00000
24023117157	Tidak	0.95548	0.04452
24023117158	Tidak	1.00000	0.00000
24023117159	Tidak	0.61226	0.38774
24023117160	Tidak	0.75967	0.24033
24023117161	Tidak	1.00000	0.00000
24023117163	Tidak	0.99967	0.00033
24023117164	Ya	0.22098	0.77902
24023117165	Tidak	0.92377	0.07623
24023117166	Tidak	0.98859	0.01141
24023117167	Tidak	1.00000	0.00000
24023117168	Ya	0.40928	0.59072
24023117169	Tidak	0.87659	0.12341
24023117170	Tidak	0.99952	0.00048
24023117171	Tidak	1.00000	0.00000
24023117172	Ya	0.38079	0.61921
24023117173	Ya	0.34164	0.65836

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24022216249	Tidak	0.99978	0.00022
24022216250	Tidak	0.99954	0.00046
24022216251	Tidak	0.97405	0.02595
24022217134	Tidak	1.00000	0.00000
24022217135	Tidak	0.99994	0.00006
24022217136	Tidak	0.99419	0.00581
24022217138	Tidak	1.00000	0.00000
24022217139	Tidak	0.99255	0.00745
24022217140	Tidak	0.94617	0.05383
24022217141	Tidak	0.99996	0.00004
24022217142	Tidak	0.99081	0.00919
24022217143	Tidak	1.00000	0.00000
24022217144	Tidak	1.00000	0.00000
24022217146	Tidak	0.99993	0.00007
24022217147	Tidak	0.99983	0.00017
24022317016	Tidak	1.00000	0.00000
24022317126	Tidak	1.00000	0.00000
24022416247	Tidak	0.99996	0.00004
24022417137	Tidak	1.00000	0.00000
24023116254	Ya	0.42958	0.57042
24023116255	Tidak	0.68680	0.31320
24023116257	Tidak	1.00000	0.00000
24023116258	Tidak	0.99938	0.00062
24023116259	Tidak	1.00000	0.00000
24023116260	Ya	0.44858	0.55142
24023116261	Tidak	0.98419	0.01581
24023116263	Tidak	0.80164	0.19836
24023116264	Tidak	0.99105	0.00895
24023116265	Tidak	0.98718	0.01282
24023116267	Tidak	0.87216	0.12784
24023116268	Tidak	0.99969	0.00031
24023116269	Tidak	0.85183	0.14817
24023116270	Tidak	0.99984	0.00016
24023116271	Tidak	0.97933	0.02067
24023116272	Tidak	0.99998	0.00002
24023116273	Tidak	0.92040	0.07960
24023116274	Tidak	0.79072	0.20928
24023116275	Ya	0.12981	0.87019
24023116276	Tidak	0.99445	0.00555
24023116278	Tidak	0.99895	0.00105
24023116280	Tidak	0.99997	0.00003
24023116281	Tidak	1.00000	0.00000
24023116282	Tidak	0.99961	0.00039

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023117174	Tidak	0.82921	0.17079
24023117175	Tidak	0.99391	0.00609
24023117176	Tidak	0.81979	0.18021
24023117177	Tidak	1.00000	0.00000
24023117178	Tidak	0.88088	0.11912
24023117179	Ya	0.46934	0.53066
24023117180	Tidak	0.98984	0.01016
24023117181	Tidak	0.99822	0.00178
24023117182	Ya	0.33869	0.66131
24023117183	Tidak	0.99657	0.00343
24023117185	Tidak	0.96969	0.03031
24023117187	Tidak	1.00000	0.00000
24023117189	Tidak	0.95770	0.04230
24023117190	Tidak	0.98921	0.01079
24023117191	Ya	0.44804	0.55196
24023117192	Tidak	0.53491	0.46509
24023117194	Tidak	0.97127	0.02873
24023117195	Tidak	1.00000	0.00000
24023117196	Ya	0.04486	0.95514
24023117197	Tidak	0.63107	0.36893
24023117198	Tidak	0.95886	0.04114
24023117199	Tidak	0.52031	0.47969
24023117200	Tidak	1.00000	0.00000
24023117201	Tidak	1.00000	0.00000
24023117202	Ya	0.13746	0.86254
24023117203	Tidak	0.94368	0.05632
24023117204	Tidak	1.00000	0.00000
24023117205	Tidak	0.99999	0.00001
24023117207	Tidak	1.00000	0.00000
24023117208	Tidak	1.00000	0.00000
24023117209	Tidak	1.00000	0.00000
24023117211	Tidak	0.85555	0.14445
24023117212	Tidak	1.00000	0.00000
24023117216	Tidak	1.00000	0.00000
24023117218	Ya	0.17021	0.82979
24023117219	Tidak	1.00000	0.00000
24023117220	Tidak	1.00000	0.00000
24023117221	Tidak	0.95488	0.04512
24023117222	Tidak	1.00000	0.00000
24023117223	Tidak	1.00000	0.00000
24023117226	Tidak	0.94773	0.05227
24023216559	Tidak	0.99855	0.00145
24023216560	Tidak	0.99990	0.00010

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023116283	Tidak	1.00000	0.00000
24023116285	Tidak	0.99598	0.00402
24023116286	Tidak	0.87012	0.12988
24023116287	Tidak	0.92156	0.07844
24023116288	Tidak	1.00000	0.00000
24023116289	Ya	0.04147	0.95853
24023116292	Tidak	0.97582	0.02418
24023116293	Tidak	0.95909	0.04091
24023116294	Tidak	0.99584	0.00416
24023116295	Ya	0.09327	0.90673
24023116297	Tidak	0.64266	0.35734
24023116298	Tidak	0.99999	0.00001
24023116299	Ya	0.00262	0.99738
24023116300	Tidak	0.99213	0.00787
24023116301	Ya	0.07370	0.92630
24023116302	Tidak	1.00000	0.00000
24023116303	Tidak	0.57119	0.42881
24023116305	Tidak	1.00000	0.00000
24023116306	Tidak	0.98137	0.01863
24023116307	Ya	0.03847	0.96153
24023116308	Tidak	0.59023	0.40977
24023116309	Ya	0.17632	0.82368
24023116311	Ya	0.08450	0.91550
24023116312	Tidak	0.98199	0.01801
24023116313	Tidak	0.99956	0.00044
24023116314	Tidak	1.00000	0.00000
24023116315	Ya	0.27431	0.72569
24023116316	Tidak	1.00000	0.00000
24023116317	Tidak	0.99779	0.00221
24023116318	Tidak	0.94754	0.05246
24023116319	Ya	0.38058	0.61942
24023116320	Tidak	0.51333	0.48667
24023116322	Tidak	0.99976	0.00024
24023116323	Ya	0.36914	0.63086
24023116324	Tidak	0.96376	0.03624
24023116327	Tidak	0.98422	0.01578
24023116328	Ya	0.01122	0.98878
24023116329	Tidak	0.93854	0.06146
24023116330	Tidak	0.66305	0.33695
24023116331	Tidak	0.99987	0.00013
24023116332	Ya	0.02168	0.97832
24023116334	Tidak	0.99483	0.00517
24023116335	Tidak	0.99999	0.00001

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023216561	Tidak	0.99998	0.00002
24023216568	Tidak	1.00000	0.00000
24023216570	Tidak	0.88102	0.11898
24023216572	Tidak	0.99992	0.00008
24023216574	Tidak	1.00000	0.00000
24023216575	Tidak	1.00000	0.00000
24023216576	Tidak	0.99636	0.00364
24023216578	Tidak	0.99866	0.00134
24023216579	Tidak	0.99990	0.00010
24023216580	Tidak	0.99984	0.00016
24023216581	Tidak	0.99985	0.00015
24023216583	Tidak	0.99963	0.00037
24023216585	Tidak	1.00000	0.00000
24023216586	Tidak	1.00000	0.00000
24023216587	Tidak	1.00000	0.00000
24023216589	Tidak	0.99762	0.00238
24023216590	Tidak	0.99989	0.00011
24023216591	Tidak	0.99759	0.00241
24023216592	Tidak	0.99854	0.00146
24023216593	Tidak	0.99985	0.00015
24023216594	Tidak	0.99376	0.00624
24023216595	Tidak	0.98243	0.01757
24023216596	Tidak	0.99923	0.00077
24023216600	Tidak	1.00000	0.00000
24023216601	Tidak	0.98099	0.01901
24023216602	Tidak	0.89904	0.10096
24023217228	Tidak	0.99935	0.00065
24023217229	Tidak	1.00000	0.00000
24023217230	Ya	0.05595	0.94405
24023217231	Tidak	0.99939	0.00061
24023217232	Tidak	0.99680	0.00320
24023217233	Tidak	1.00000	0.00000
24023217234	Tidak	0.99851	0.00149
24023217235	Tidak	0.70964	0.29036
24023217236	Tidak	0.99994	0.00006
24023217237	Tidak	0.92101	0.07899
24023217238	Tidak	1.00000	0.00000
24023217239	Tidak	1.00000	0.00000
24023217240	Tidak	0.96506	0.03494
24023217241	Tidak	0.99982	0.00018
24023217242	Tidak	1.00000	0.00000
24023217243	Tidak	0.96832	0.03168
24023217244	Tidak	1.00000	0.00000

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023116336	Tidak	0.80506	0.19494
24023116337	Tidak	0.98197	0.01803
24023116338	Tidak	0.81319	0.18681
24023116339	Tidak	0.99998	0.00002
24023116341	Ya	0.04696	0.95304
24023116342	Ya	0.44988	0.55012
24023116343	Ya	0.02281	0.97719
24023116344	Ya	0.30522	0.69478
24023116345	Tidak	0.99998	0.00002
24023116346	Tidak	0.99751	0.00249
24023116348	Tidak	0.99633	0.00367
24023116349	Tidak	0.99999	0.00001
24023116350	Ya	0.43996	0.56004
24023116351	Tidak	0.99992	0.00008
24023116352	Tidak	0.99392	0.00608
24023116353	Ya	0.25680	0.74320
24023116354	Tidak	1.00000	0.00000
24023116355	Tidak	0.99392	0.00608
24023116356	Tidak	0.98418	0.01582
24023116357	Tidak	0.99949	0.00051
24023116360	Tidak	1.00000	0.00000

NPM	Klasifikasi TepatWaktu	Confidence (Tidak)	Confidence (Ya)
24023217246	Tidak	0.60559	0.39441
24023217247	Tidak	0.93696	0.06304
24023217249	Tidak	1.00000	0.00000
24023217250	Tidak	0.98949	0.01051
24023217251	Tidak	1.00000	0.00000
24023217253	Ya	0.19791	0.80209
24023217255	Tidak	1.00000	0.00000
24023217257	Tidak	0.99946	0.00054
24023217261	Tidak	0.99191	0.00809
24023217262	Tidak	0.65859	0.34141
24023217263	Tidak	1.00000	0.00000
24023217264	Tidak	1.00000	0.00000
24023217266	Tidak	1.00000	0.00000
24023217267	Tidak	1.00000	0.00000
24023316546	Tidak	0.65794	0.34206
24023416563	Tidak	0.99785	0.00215
24023417256	Tidak	0.99984	0.00016
24023417259	Tidak	1.00000	0.00000
24023417265	Tidak	0.99999	0.00001
24023417270	Tidak	1.00000	0.00000