

**PREDIKSI KATEGORI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN
METODE REGRESI LOGISTIK MULTINOMIAL**

SKRIPSI

Oleh:
RAFIKA SYAHRANITA
NIM. 17650003



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022**

**PREDIKSI KATEGORI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN
METODE REGRESI LOGISTIK MULTINOMIAL**

SKRIPSI

Oleh:
RAFIKA SYAHRANITA
NIM. 17650003

Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri (UIN) Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022

HALAMAN PERSETUJUAN

**PREDIKSI KATEGORI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN
METODE REGRESI LOGISTIK MULTINOMIAL**

SKRIPSI

Oleh:
RAFIKA SYAHRANITA
NIM. 17650003

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal: 1 Desember 2022

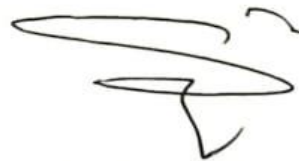
Dosen Pembimbing I



Prof. Dr. Suhartono, M.Kom

NIP.19680519 200312 1 001

Dosen Pembimbing II



Syahiduz Zaman, M.Kom

NIP. 19700502 200501 1 005

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Fachrud Kurniawan, M.MT, IPM

NIP. 19771020 200912 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

PREDIKSI KATEGORI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN METODE REGRESI LOGISTIK MULTINOMIAL

SKRIPSI

Oleh:

RAFIKA SYAHRANITA
NIM. 17650003

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)
Pada Tanggal: 12 Desember 2022


Susunan Dewan Penguji

1. Ketua Penguji : Dr. Ririen Kusumawati, M.Kom
NIP. 19720309 200501 2 002
2. Anggota Penguji I : Fatchurrohman, M.Kom
NIP. 19700731 200501 1 002
3. Anggota Penguji II : Prof. Dr. Suhartono, M.Kom
NIP.19680519 200312 1 001
4. Anggota Penguji III: Syahiduz Zaman, M.Kom
NIP. 19700502 200501 1 005

()
()
()
()

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT, IPM
NIP. 19771020 200912 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Rafika Syahranita

NIM : 17650003

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Prediksi Kategori Kelulusan Mahasiswa Menggunakan
Metode Regresi Logistik Multinomial

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Skripsi yang saya tulis ini benar – benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 12 Desember 2022

Yang membuat pernyataan,



Rafika Syahranita

NIM. 17650003

MOTTO

“don't seek for everything to happen as you wish it would, but rather wish that everything happens as it actually will then your life will flow well.”

Epictetus

HALAMAN PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Penulis persembahkan skripsi ini kepada keluarga penulis, terutama untuk bapak S. Nanang Harianto dan ibu Sumiati yang telah banyak memberikan pelajaran kehidupan kepada penulis lewat kerja keras, kesabaran, dan kesederhanaan mereka. Kepada keluarga besar penulis dari pihak Ayah maupun pihak Ibu yang senantiasa ikut mendoakan agar cepat menyelesaikan masa studi. Teruntuk kakak-kakak saya yang turut membantu dan mendukung penulis secara finansial. Terakhir untuk Avieza, Atus, Nisa, Eva, Arsita, Deres, Dedong, Echa dan Badin yang sama sama berjuang di kota rantau masing-masing, yang sering menjadi tempat keluh kesah, bertukar pikiran tentang cerita segala hal random, kehidupan, dan skripsi. Semoga kasih sayang Allah *subhanahu wa ta'ala* selalu menyertai mereka.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Segala puji bagi Allah *subhanahu wa ta'ala* yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya serta shalawat beriring salam tak lupa dihanturkan kepada baginda Rasulullah *shalallahu 'alaihi wa sallam* sehingga penulis mampu merampungkan penulisan skripsi yang berjudul **“Prediksi Kategori Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Regresi Logistik Multinomial”** sebagai salah satu syarat kelulusan untuk mendapatkan gelar sarjana pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Skripsi ini tidak dapat terwujud tanpa adanya doa, bantuan, bimbingan dan motivasi dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih sedalam-dalamnya kepada:

1. Orang tua penulis yang senantiasa memberikan dukungan baik berupa moril maupun materiil kepada penulis.
2. Saudara kandung penulis yang menerima menjadi tempat curhat serta teman bertukar pikiran bagi penulis.
3. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, MA, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Sri Harini, M. Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
5. Dr. Fachrul Kurniawan, ST., M.MT., IPM selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
6. Prof. Dr. Suhartono, M,Kom selaku Dosen Wali dan Dosen Pembimbing I yang telah banyak bersedia meluangkan waktunya dalam membimbing, memberi saran dan arahan kepada penulis sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.

7. Syahiduz Zaman, M,Kom selaku Dosen Pembimbing II yang juga bersedia meluangkan waktunya dalam membimbing dan memberi arahan kepada penulis sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.
8. Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom dan Fatchurrohman, M.Kom selaku Dosen Penguji yang telah memberikan kritik dan masukan membangun kepada penulis selama proses penyelesaian skripsi ini.
9. Seluruh Dosen dan Jajaran Staf Program Studi Teknik Informatika yang telah mengajarkan ilmu yang bermanfaat kepada penulis.
10. Teman-teman Teknik Informatika Angkatan 2017 UNOCORE, khususnya Salma fatia, Jayanti Galuh, Ayu Dian, Annisa Hepar, Yayang Galuh, Hamdan, Darto, Ian, Disca yang telah menemani dan saling bertukar pikiran saat mengerjakan skripsi, serta memberikan banyak pengalaman dan dukungan berharga.

Penulis menyadari bahwa dalam pengerjaan skripsi ini masih terdapat banyak kekurangan sehingga penulis terbuka terhadap kritik dan saran yang membangun dari para pembaca. Penulis berharap semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat tidak hanya bagi penulis namun juga bagi para pembaca.

Wassalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 12 Desember 2022

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	vi
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	Error! Bookmark not defined.
MOTTO	viii
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT	xv
مستخلص البحث	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah.....	7
1.3 Tujuan Penelitian.....	7
1.4 Manfaat Penelitian.....	7
1.5 Batasan Masalah.....	7
1.6 Sistematika Penulisan.....	8
BAB II STUDI LITERATUR	10
2.1 Penelitian Terkait	10
2.2 Data Mining.....	15
2.3 Prediksi Pada Data Mining.....	18
2.4 Regresi Logistik Multinomial	19
BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI	23

3.1	Desain Penelitian	23
3.2	Perancangan Proses	24
3.3	Perancangan Sistem.....	25
3.4	Pengumpulan Data	26
3.5	Persiapan Data	26
3.5.1	Seleksi Data.....	26
3.5.2	Pembersihan Data.....	27
3.5.3	Transformasi Data.....	27
3.6	Modeling	29
3.6.1	Uji asumsi logistik	29
3.6.2	Uji Independensi Parameter	31
3.6.3	Uji Signifikan Parameter.....	33
3.6.4	Model Logistik Multinomial	34
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		37
4.1	Skenario Pengujian.....	37
4.1.1	Input Data.....	37
4.1.2	<i>Preprocessing</i>	37
4.1.3	Membangun Model Prediksi Logistik Multinomial.....	39
4.1.4	Evaluasi Sistem	45
4.2	Hasil Uji Coba	48
4.3	Pembahasan	59
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		62
5.1	Kesimpulan.....	62
5.2	Saran	63
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Variabel yang Digunakan	26
Tabel 3.2 Contoh Data Mahasiswa.....	27
Tabel 3.3 Data Mahasiswa Setelah Transformasi	28
Tabel 3.4 Hasil Uji Normalitas.....	30
Tabel 3.5 Hasil Uji Homogenitas	30
Tabel 3.6 Hasil Uji ANOVA	32
Tabel 4.1 Contoh Hasil dari Preprocessing	38
Tabel 4.2 Hasil Skor Prediksi	41
Tabel 4.3 Data Training	48
Tabel 4.4 Data Testing	51
Tabel 4.5 Hasil Klasifikasi Mahasiswa	53
Tabel 4.6 Multiclass Confusion Matrix untuk Kategori Cepat	56
Tabel 4.7 Multiclass Confusion Matrix untuk Kategori Tepat.....	57
Tabel 4.8 Multiclass Confusion Matrix untuk Kategori Lambat	57
Tabel 4.9 Kalkulasi Multiclass Confusion Matrix	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Tahapan Penelitian.....	23
Gambar 3.2 Alur Proses Penelitian	25
Gambar 3.3 Perancangan Sistem	25
Gambar 3.4 <i>flowchart</i> Algoritma Regresi Logistik Multinomial	29
Gambar 3.5 Hasil Pengujian Uji Serentak.....	34
Gambar 3.6 Estimasi Parameter	34
Gambar 4.1 Source Code Estimasi Parameter.....	39
Gambar 4.2 Source Code P-value	40
Gambar 4.3 Hasil Estimasi Parameter	40
Gambar 4.4 Hasil P-value.....	40
Gambar 4.5 Source Code Skor Prediksi	41
Gambar 4.6 Source Code Klasifikasi Prediksi	44
Gambar 4.7 Source Code ggplot2	45
Gambar 4.8 Hasil Source Code ggplot	45
Gambar 4.9 Hasil Prediksi.....	56

ABSTRAK

Syahranita, Rafika. 2022. **Prediksi Kategori Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Regresi Logistik Multinomial**. Skripsi. Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Prof, Dr, Suhartono, M.kom (II) Syahidduz Zaman, M.Kom

Kata kunci: Kategori, Kelulusan, Prediksi, Regresi Logistik, *Machine Learning*

Mahasiswa harus memenuhi tujuan tertentu untuk mendapatkan gelar, tetapi dapat memperpanjang waktu di perguruan tinggi atau dropout (DO). Masalah DO mahasiswa telah menjadi isu penting bagi pengelola perguruan tinggi untuk menjamin keberhasilan atau kelulusan mahasiswa dan mengurangi DO. DO dapat mempengaruhi akreditasi perguruan tinggi tersebut. Kualitas perguruan tinggi di Indonesia diukur berdasarkan akreditasi yang dilaksanakan oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi atau BAN-PT. Salah satu standar utama yang diukur adalah Kualitas Mahasiswa dan Lulusan. Kualitas akreditasi pendidikan diukur dari persentase kelulusan mahasiswa, dan strategi perguruan tinggi untuk mempertahankan mahasiswa. Sebagai sarana dalam mewujudkan peningkatan kualitas lulusan maka diperlukan sistem yang dapat memprediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan kategori waktu kelulusan. Metode regresi logistik multinomial dianggap sebagai salah satu metode yang tepat karena kategori kelulusan terdiri dari tiga kategori. Peneliti mengumpulkan total 300 data akademik mahasiswa tahun 2012-2018 pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Variabel dependen yang digunakan adalah jenis kelamin, jenis jalur masuk, indeks prestasi semester satu sampai enam. Hasil perolehan model diterapkan lalu di evaluasi sehingga didapatkan nilai *accuracy* sebesar 85,5%, *precision* sebesar 78,5%, *recall* sebesar 93,9%, dan *micro f1-score* sebesar 89,8%. Nilai *accuracy* sebesar 85,5% menyatakan sistem dapat melakukan klasifikasi dengan baik sehingga model regresi logistik multinomial dapat diterima dan dapat digunakan untuk memprediksi kategori kelulusan mahasiswa.

ABSTRACT

Syahranita, Rafika. 2022. **Prediction of Student Graduation Categories Using the Multinomial Logistic Regression Method.** Undergraduate Thesis. Department of Informatics Engineering, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisor: (I) Prof, Dr, Suhartono, M.Kom (II) Syahidduz Zaman, M.Kom

Keywords : *Categories, Graduation, Prediction, Logistic Regression, Machine Learning*

Students must meet certain goals to earn a degree, but can extend their time in college or drop out (DO). The problem of dropping out of students has become an important issue for tertiary institutions to ensure the success or graduation of students and reduce dropouts. DO can affect the accreditation of the tertiary institution. The quality of higher education institutions in Indonesia is measured based on accreditation carried out by the National Accreditation Board for Higher Education or BAN-PT. One of the main standards measured is the Quality of Students and Graduates. The quality of educational accreditation is measured by the percentage of student graduation, and the university's strategy to retain students. As a means of realizing an increase in the quality of graduates, a system is needed that can predict student graduation based on the time category of graduation. The multinomial logistic regression method is considered one of the appropriate methods because the passing category consists of three categories. Researchers collected a total of 300 student academic data for 2012-2018 at the Informatics Engineering Study Program, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. The dependent variables used were gender, type of entry pathway, and grade point average from one to six. The results of the acquisition of the model are applied and then evaluated so that an accuracy value of 85.5%, a precision of 78.5%, a recall of 93.9%, and a micro f1-score of 89.8% are obtained. An accuracy value of 85.5% indicates that the system can classify properly so that the multinomial logistic regression model is acceptable and can be used to predict student graduation categories.

مستخلص البحث

سفرانيتا ، رفيقة. 2022. التنبؤ بفئات تخرج الطلاب باستخدام طريقة الانحدار اللوجستي متعدد الحدود. فرضية. برنامج دراسة هندسة المعلوماتية ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، جامعة الولاية الإسلامية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المشرفون: (1) الأستاذ الدكتور سوهارتونو (2) سياحيدوز زمان ومحمد كوم

الكلمات المفتاحية: التصنيف ، التخرج ، التنبؤ ، الانحدار اللوجستي ، التعلم الآلي

يجب أن يحقق الطلاب أهدافاً معينة للحصول على شهادة ، وفي كثير من الحالات قد يمددون وقتهم في الجامعة أو يتركون الدراسة. حظيت مشكلة الطلاب المتسربين باهتمام واسع وأصبحت قضية مهمة لمؤسسات التعليم العالي لضمان نجاح الطلاب أو تخرجهم وتقليل معدلات تسرب الطلاب. يمكن أن يؤثر العدد المتزايد للطلاب المتسربين على اعتماد الكلية. يتم قياس جودة مؤسسات التعليم العالي في إندونيسيا بناءً على الاعتماد الذي يتم قياس هذه الجودة بناءً على 9 معايير رئيسية BAN-PT. أجراه مجلس الاعتماد الوطني للتعليم العالي أو ، أحدها الطلاب والخريجين. تقاس جودة الاعتماد التربوي بنسبة تخرج الطلاب واستراتيجية الجامعة للاحتفاظ بالطلاب. كوسيلة لتحقيق زيادة في جودة الخريجين ، هناك حاجة إلى نظام يمكنه التنبؤ بتخرج الطالب بناءً على فئة وقت التخرج. تعتبر طريقة الانحدار اللوجستي متعدد الحدود إحدى الطرق المناسبة لأن فئة النجاح تتكون من ثلاث فئات. جمع الباحثون ما مجموعه 300 بيانات أكاديمية للطلاب عن الفترة 2012-2018 في برنامج دراسة هندسة المعلوماتية ، جامعة الولاية الإسلامية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المتغيرات المستخدمة كمتنبئات هي الجنس ونوع مسار الدخول ومتوسط درجة الدرجات من واحد إلى ستة. يتم تطبيق نتائج الاستحواذ على النموذج ثم تقييمها بحيث يتم الحصول على قيمة دقة تبلغ 85.5٪ ودقة 78.5٪ واسترجاع الجزئية 89.8٪. تشير قيمة الدقة البالغة 85.5٪ إلى أن النظام يمكنه التصنيف بشكل f1 93.9٪ ودرجة صحيح بحيث يكون نموذج الانحدار اللوجستي متعدد الحدود مقبولاً ويمكن استخدامه للتنبؤ بفئات تخرج الطلاب.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Mahasiswa dianggap akademisi karena diposisikan sebagai orang dewasa yang memiliki identitas diri dan kemampuan untuk mewujudkan potensinya di perguruan tinggi sebagai intelektual, ilmuwan, praktisi dan profesional. Secara aktif mengembangkan potensinya untuk menjadi ilmuwan, intelektual, praktisi, dan profesional yang literat dengan terlibat dalam pembelajaran, pencarian kebenaran ilmiah atau penguasaan, pengembangan dan pengamalan suatu cabang ilmu pengetahuan dan teknologi. Mahasiswa harus memenuhi tujuan tertentu untuk mendapatkan gelar, dan dalam banyak kasus dapat memperpanjang waktu mereka di perguruan tinggi atau mereka *dropout*.

Dropout adalah tindakan yang dilakukan oleh perguruan tinggi untuk mengeluarkan mahasiswa karena perilaku yang tidak baik dan masa studi kuliah yang sudah melewati batas. Umumnya mahasiswa S1 menyelesaikan studinya dalam waktu yang ditentukan, yaitu delapan semester atau 4 tahun. Masalah yang timbul pada mahasiswa *dropout* adalah batas masa studi mahasiswa yang ditempuh mahasiswa maksimal sampai 14 Semester atau 7 Tahun (Agwil et al., 2020). *Dropout* merupakan masalah yang memengaruhi semua perguruan tinggi di seluruh dunia, seperti, penurunan pendaftaran, pendapatan berkurang untuk perguruan tinggi, kemalangan moneter untuk negara yang mendukung penyelidikan, dan menetapkan masalah sosial untuk studi sarjana, keluarga mereka, dan masyarakat

pada umumnya (Asha et al., 2020). Mahasiswa *dropout* terdiri jenis mahasiswa yang dikeluarkan, putus kuliah, dan mengundurkan diri.

Masalah mahasiswa *dropout* telah mendapat perhatian yang luas dan telah menjadi isu penting bagi pengelola perguruan tinggi untuk menjamin keberhasilan atau kelulusan mahasiswa dan mengurangi angka mahasiswa *dropout* (Wan Yaacob et al., 2020). Pada tahun 2019 angka mahasiswa *dropout* mencapai sebesar 602,208 mahasiswa dari jumlah mahasiswa yang terdaftar, data mahasiswa yang dropout di dapatkan dari statisik pendidikan tinggi tahun 2020 (Kemendikbud, 2020). Mencegah meningkatnya angka mahasiswa *dropout* sangat penting di berbagai lembaga pendidikan. Karakteristik *dropout* menjadi perhatian utama. konsekuensinya termasuk kerugian finansial, tingkat kelulusan yang lebih rendah dan reputasi perguruan tinggi yang buruk.

Sehubungan dengan kualitas pendidikan, didalam Al-Qur'an banyak di jelaskan tentang masalah kualitas terutama kualitas hidup manusia. Seperti yang tersebut dalam surah al-Isra ayat 70 dalam Al-Qur'an yang menjelaskan bahwasanya Allah melebihkan setiap manusia dari makhluk ciptaannya yang lain.

وَلَقَدْ كَرَّمْنَا بَنِي آدَمَ وَحَمَلْنَاهُمْ فِي الْبَرِّ وَالْبَحْرِ وَرَزَقْنَاهُمْ مِنَ الطَّيِّبَاتِ وَفَضَّلْنَاهُمْ عَلَى كَثِيرٍ مِمَّنْ خَلَقْنَا

تَفْضِيلًا

Artinya: “Dan sesungguhnya telah Kami muliakan anak-anak Adam, Kami angkut mereka di daratan dan di lautan, Kami beri mereka rezeki dari yang baik-baik dan Kami lebihkan mereka dengan kelebihan yang sempurna atas kebanyakan makhluk yang telah Kami ciptakan.”

Kualitas perguruan tinggi di Indonesia diukur berdasarkan akreditasi yang dilaksanakan oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi atau BAN PT.

Kualitas tersebut diukur berdasarkan 9 standar utama, salah satunya adalah Mahasiswa dan Lulusan. Akreditasi adalah penilaian yang digunakan untuk menentukan kelayakan perguruan tinggi dan program studi. Fakultas dan jurusan akan dinilai berdasarkan klasifikasinya pada beberapa kriteria akreditasi, yaitu A, B, C, unggul, Sangat Baik, Baik dan belum Terakreditasi. Kriteria akreditasi tersebut diatur berdasarkan Permendikbud No.5 tahun 2020.

Permenristekdikti No 32 Tahun 2016 tentang Akreditasi pasal 10 menyatakan bahwa BAN-PT bertugas dan berwenang dalam menyusun dan menetapkan instrumen akreditasi Perguruan Tinggi berdasarkan Standar Pendidikan Tinggi. Instrumen akreditasi jurusan disusun dengan mempertimbangkan jenis dan jenjang pendidikan, modus pembelajaran, dan kekhususan program studi. Instrumen akreditasi jurusan terdiri dari instrumen yang menilai hal-hal yang bersifat umum lintas jurusan (generik) dan instrumen penilaian tentang kekhususan jurusan (spesifik). Akreditasi pada perguruan tinggi sering dilihat dari keberhasilan mahasiswa menyelesaikan masa studinya. Meningkatnya jumlah mahasiswa dropout dapat mempengaruhi akreditasi perguruan tinggi tersebut.

Kualitas pendidikan diukur dari persentase kelulusan mahasiswa, dan strategi perguruan tinggi untuk mempertahankan mahasiswa. Jika sebuah institusi kehilangan siswa karena alasan apapun, tingkat retensinya menurun. Identifikasi awal mahasiswa yang berisiko gagal sangat penting untuk keberhasilan strategi retensi apapun. Penting untuk mengidentifikasi mahasiswa ini sejak dini, dengan memberikan perhatian untuk mencapai retensi siswa. Kunci untuk mengurangi

angka *dropout* adalah identifikasi dini mahasiswa berisiko, selain mempertahankan intervensi yang intensif dan berkelanjutan (Perez et al., 2018).

Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang merupakan salah satu perguruan tinggi negeri yang terakreditasi institusi A, memiliki delapan fakultas, dan 45 program studi. Pada setiap fakultas memiliki beberapa jurusan, yang telah terakreditasi A atau B di setiap jurusan. Pada fakultas Sains dan Teknologi terdapat jurusan Biologi dengan akreditasi A, Fisika B, Kimia B, Matematika B, Teknik Arsitektur B, dan Teknik Informatika B. Jumlah mahasiswa Jurusan Teknik Informatika meningkat tiap memasuki tahun ajaran baru. Pada semester ganjil tahun 2021 jumlah mahasiswa Jurusan Teknik Informatika sebesar 850 mahasiswa.

Data jumlah mahasiswa di perguruan tinggi harus meningkat dari tahun ke tahun. Salah satu akibat dari pertumbuhan data ini adalah tumpukan data yang jika tidak dikelola dengan baik akan membuat informasi yang tersedia sulit untuk dipahami, walaupun tentunya akan sangat bermanfaat jika disajikan secara lebih sederhana, lebih memadai dan akurat dari waktu ke waktu. Untuk waktu. Tentu saja, menggunakan data dalam pengambilan keputusan, hanya menggunakan data operasional tidak lengkap karena data operasional tidak cukup untuk mengungkapkan informasi yang diinginkan. Oleh karena itu, diperlukan suatu algoritma untuk menganalisis data agar dapat memanfaatkan potensi informasi yang ada dan mengelola tumpukan data tersebut menjadi informasi yang bermanfaat yaitu data mining (Ginting, 2019).

Jumlah lulusan dari suatu perguruan tinggi terkadang rendah secara proporsional dibandingkan dengan jumlah mahasiswa yang diterima pada tahun akademik yang sama. Rendahnya angka kelulusan mahasiswa ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti banyaknya aktivitas mahasiswa, faktor ekonomi, dan beberapa faktor lain yang tidak terduga (Gunawan et al., 2021). Hal ini menjadikan keharusan bagi sebuah perguruan tinggi untuk memiliki sistem prediksi menggunakan metode data mining.

Berdasarkan penjelasan di atas, data mining dapat digunakan untuk melakukan pencarian informasi dalam skala besar. Data mining bertujuan untuk membantu mendapatkan informasi dari sekumpulan dokumen dan membantu pihak-pihak tertentu yang membutuhkan informasi. Pada penelitian ini menggunakan teknik data mining untuk memprediksi kategori kelulusan mahasiswa jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Penelitian ini menggunakan metode regresi logistik multinomial (*multinomial logistic regression*).

Regresi logistik bukanlah hal baru yang digunakan dalam prediksi potensi pada data akademik. Metode ini dapat mendefinisikan secara akurat hubungan antara variabel penjelas dan variabel respon, mengidentifikasi pengaruh masing-masing variabel, dan dapat memprediksi klasifikasi kasus. Metode ini memiliki dua kegunaan utama, pertama adalah untuk melakukan prediksi keanggotaan kelompok yang dimana variabel dependen (respon) merupakan variabel yang memiliki sifat politomi (lebih dari dua kategori). Regresi logistik menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam prediksi mahasiswa yang akan menyelesaikan masa studinya

(Hoffait & Schyns, 2017). Metode regresi logistik juga memberikan hasil yang akurat untuk prediksi dimasa yang akan datang dan membantu dalam perbaikan sistem pendidikan (Ashraf et al., 2018).

Pentingnya untuk memperbaiki kehidupan yang akan datang, dalam hal ini adalah prediksi kelulusan mahasiswa perlu diketahui secara dini oleh mahasiswa itu sendiri. Hal ini sesuai dengan firman Allah dalam QS. Al-Hasyr': 18 menjelaskan bahwa:

يَا أَيُّهَا الَّذِينَ آمَنُوا اتَّقُوا اللَّهَ وَلْتَنْظُرْ نَفْسٌ مَّا قَدَّمَتْ لِغَدٍ وَاتَّقُوا اللَّهَ ۚ إِنَّ اللَّهَ خَبِيرٌ بِمَا تَعْمَلُونَ

Artinya: *“Hai orang-orang yang beriman, bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap diri memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok (akhirat); dan bertakwalah kepada Allah, sesungguhnya Allah Maha Mengetahui apa yang kamu kerjakan.”*

Menurut tafsir Jalalayn menjelaskan bahwa *“(Hai orang-orang yang beriman! Bertakwalah kepada Allah dan hendaklah setiap diri memperhatikan apa yang telah diperbuatnya untuk hari esok) yakni untuk menghadapi hari kiamat (dan bertakwalah kepada Allah, sesungguhnya Allah Maha Mengetahui apa yang kalian kerjakan).”* Setiap mahasiswa akan memperoleh hasil yang berbeda-beda tergantung dari kesungguhan mereka selama menempuh jenjang pendidikan di perguruan tinggi.

Dari latar belakang permasalahan yang telah dipaparkan serta dengan memanfaatkan segala kemajuan teknologi dan informasi. Penulis mengajukan judul *“Prediksi Kategori Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Regresi Logistik Multinomial”*. Sistem pemodelan prediksi yang dibangun ini diharapkan dapat menjadi *tools* bagi pengelola program studi dalam mengevaluasi lama masa studi

mahasiswa di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, khususnya pada jurusan teknik informatika.

1.2 Pernyataan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang di atas, maka dalam penelitian rumusan masalah yaitu:

1. Bagaimana mengimplemtasikan metode regresi logistik multinomial untuk prediksi kategori kelulusan mahasiswa?
2. Berapa tingkat akurasi metode regresi logistik multinomial untuk memprediksi kategori kelulusan mahasiswa?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan pada rumusan masalah di atas, maka tujuan penelitian adalah:

1. Membangun sistem prediksi kategori kelulusan mahasiswa menggunakan metode regresi logistik multinomial.
2. Mengetahui tingkat akurasi metode regresi logistik multinomial untuk memprediksi kategori kelulusan mahasiswa.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini diharapkan dapat membantu untuk mengevaluasi lama masa studi mahasiswa pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

1.5 Batasan Masalah

Agar penelitian dapat fokus dalam permasalahan yang diangkat, maka penelitian menerapkan beberapa batasan masalah sebagai berikut:

1. Studi kasus berlangsung di Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Data akademik mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang digunakan dalam penelitian ini adalah angkatan 2012 - 2018.
3. Variabel yang digunakan dalam penelitian yaitu, jenis kelamin, jenis jalur masuk perguruan tinggi, indeks prestasi mahasiswa.
4. Sistem aplikasi yang dibangun menggunakan Rstudio.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan penelitian ini adalah sebagai berikut :

Bab I Pendahuluan

Bab ini berisi beberapa bagian yang menjelaskan tentang latar belakang masalah, pemecahan masalah, penelitian, manfaat penelitian, keterbatasan masalah, dan pengetahuan tentang sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Bab ini menjelaskan tentang penelitian sebelumnya yang bertentangan dengan penelitian yang didefinisikan oleh penulis. Memuat teori dan konsep yang relevan dari berbagai sumber literatur yang berkaitan dengan pokok bahasan penelitian.

Bab III Perancangan dan Implementasi Sistem

Bab ini menjelaskan tentang rancangan penelitian, dimulai dari rancangan proses pengambilan data, rancangan pengolahan data, rancangan dalam pembuatan sistem, serta desain sistem yang akan digunakan.

Bab IV Uji Coba dan Pembahasan

Bab ini menjelaskan tentang hasil implementasi metode pada objek, dan hasil uji coba menggunakan data sebenarnya pada sistem yang dibuat.

Bab V Penutup

Bab ini menjelaskan kesimpulan dari hasil penelitian dan saran untuk proses pembuatan sistem dengan harapan supaya sistem menjadi lebih baik.

BAB II

STUDI LITERATUR

2.1 Penelitian Terkait

Pada sub bab ini akan dijelaskan beberapa studi yang berkaitan dengan penggunaan data mining dalam data pendidikan untuk membantu pendidik mengumpulkan wawasan berbasis data. Olalekan, Egwuche, and Olatunji (2020) penulis berpendapat bahwa prediksi yang hampir akurat mengenai kinerja masa depan mahasiswa berdasarkan catatan akademis penting untuk intervensi pedagogis yang efektif. Sangat penting untuk menyediakan sistem prediksi yang disempurnakan yang dapat membantu lembaga pendidikan untuk mengidentifikasi dan memantau mahasiswa pada ambang batas yang berbeda dan untuk fokus pada peningkatan mahasiswa bahwa ambang batas mereka kurang dari kelulusan pada tahap awal. Kajian tentang prediksi kelulusan mahasiswa dengan menggunakan teknik data mining sudah banyak dilakukan di masa sekarang literatur. Prediksi dilakukan pada empat variabel – *Unified Tersiier Matriculation Examination*, Jumlah duduk, Poin Kelas dan Mode Masuk. Implementasi dilakukan di R studio.

Mohammad Suhaimi et al. (2019) penulis menyatakan bahwa aplikasi data mining banyak digunakan dalam sistem pendidikan. Kemampuan data mining untuk mendapatkan informasi yang berarti dari data yang tidak berarti membuatnya sangat berguna untuk memprediksi prestasi mahasiswa, kinerja perguruan tinggi, dan banyak lagi. Menurut Departemen Statistik Malaysia, jumlah mahasiswa yang tidak berhasil lulus tepat waktu meningkat secara dramatis setiap tahun. Skenario yang menantang ini membuat khawatir banyak pihak, terutama tim manajemen

perguruan tinggi. Mereka harus merancang strategi tepat waktu untuk meningkatkan prestasi akademik mahasiswa dan menemukan faktor utama yang berkontribusi terhadap kelulusan tepat waktu mahasiswa sarjana. Penelitian ini membahas faktor-faktor yang digunakan oleh peneliti lain dari penelitian sebelumnya untuk memprediksi waktu kelulusan mahasiswa dan untuk mempelajari dampak dari berbagai jenis faktor dengan metode prediksi yang berbeda. Secara keseluruhan, penelitian ini juga menunjukkan bahwa penilaian akademik merupakan faktor yang menonjol ketika memprediksi waktu kelulusan mahasiswa.

Pérez, Castellanos, and Correal (2018) mengangkat masalah tentang pencegahan *Dropout* di perguruan tinggi dianggap sangat penting di banyak lembaga pendidikan. Perguruan tinggi dapat memberikan peran sebagai membangun sumber daya manusia yang berkualitas dan inovatif. Mahasiswa juga dapat membantu mendukung pertumbuhan ekonomi suatu negara. Tingkat pendidikan yang tinggi bersamaan dengan lebih banyak mahasiswa yang lulus atau menyelesaikan studinya, banyaknya mahasiswa yang lulus diperlukan untuk meningkatkan sumber daya manusia pada masyarakat. Mahasiswa yang lulus berhubungan dengan peningkatan harapan hidup, peningkatan status sosial, pengurangan resiko pengangguran. Dalam penelitian ini menjelaskan tentang hasil studi kasus analitik data pendidikan yang berfokus pada deteksi putus sekolah mahasiswa sarjana Teknik Sistem (SE) setelah 6 tahun mendaftar di perguruan tinggi Columbia. Data asli diperluas dan diperkaya menggunakan proses rekayasa fitur. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma sederhana mencapai tingkat

akurasi yang dapat diandalkan untuk mengidentifikasi prediktor putus sekolah. Decision Trees, Logistic Regression, Naive Bayes and Random Forest dibandingkan untuk mengusulkan opsi terbaik. Selain itu, Watson Analytics dievaluasi untuk menetapkan kegunaan layanan bagi pengguna yang bukan ahli. Hasil utama disajikan untuk mengurangi angka putus sekolah dengan mengidentifikasi penyebab potensial. Selain itu, peneliti menyajikan beberapa temuan terkait kualitas data untuk meningkatkan proses pengumpulan data mahasiswa.

Aiken et al. (2020) penulis mengangkat masalah tentang waktu yang dibutuhkan seorang mahasiswa untuk lulus. Gelar sarjana pada perguruan tinggi dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti latar belakang mereka, kinerja akademik di universitas, dan integrasi mereka ke dalam komunitas sosial perguruan tinggi yang mereka hadiri. Universitas yang berbeda memiliki populasi, layanan mahasiswa, gaya pengajaran, dan program gelar yang berbeda, namun, mereka semua mengumpulkan data institusional. Penelitian ini menyajikan data untuk 160.933 mahasiswa yang kuliah di perguruan tinggi riset besar Amerika. Data tersebut mencakup kinerja, pendaftaran, grafik demo, dan fitur persiapan. Model bahaya waktu diskrit untuk waktu hingga kelulusan disajikan dalam konteks Teori Drop Out Tinto. Penelitian ini menunjukkan bahwa faktor pendaftaran (seperti mengubah jurusan) menyebabkan peningkatan yang lebih besar dalam model kinerja prediktif ketika seorang mahasiswa lulus daripada faktor kinerja atau persiapan (seperti IPK).

Al-Balushi and Islam (2020) penelitian ini menjelaskan bahwa data prestasi akademik mahasiswa seringkali bersifat hierarkis atau sifatnya multilevel, karena sistem pendidikan memiliki struktur (mahasiswa belajar di dalam perguruan tinggi, perguruan tinggi berada di dalam departemen dan sebagainya). Sifat hierarkis data akademik kinerja sering memperkenalkan ketergantungan bertingkat yang dapat memiliki implikasi untuk inferensi statistik berbasis model. Pendekatan pemodelan bertingkat telah disarankan untuk menganalisis data dengan: sifat hierarkis. penelitian ini mengkaji prediktor akademik kinerja (diukur dengan nilai A, B, C dan D) mahasiswa pascasarjana Universitas Sultan Qaboos (SQU), Oman, dengan menggunakan pendekatan multilevel modeling. Analisis menunjukkan bahwa ada variasi multilevel yang nyata antara nilai mahasiswa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model regresi logistik bertingkat lebih cocok dengan model regresi logistik biasa. Analisis mengungkapkan bahwa usia mahasiswa, jenis kelamin, perguruan tinggi dan wilayah tempat tinggal merupakan prediktor penting dari nilai mahasiswa di SQU. Pengaruh variasi perguruan tinggi untuk usia mahasiswa, jenis kelamin mahasiswa dan wilayah tempat tinggal lebih lanjut menyiratkan bahwa ada perbedaan yang cukup besar dalam nilai mahasiswa di antara perguruan tinggi.

Urrutia-Aguilar et al. (2016) penelitian yang dilakukan mengungkapkan bahwa prediksi variabel dapat mempengaruhi prestasi akademik mahasiswa, menjadi sangat penting karena program pendukung dapat dilaksanakan untuk menghindari putus sekolah. Mahasiswa yang proses penerimaannya melalui ujian memiliki motivasi diri lebih tinggi dibandingkan dengan mahasiswa yang diterima melalui metode tanpa ujian atau transfer otomatis. Selanjutnya mengungkapkan

bahwa terdapat keterkaitan antara motivasi diri dengan latar belakang akademis, dimana latar belakang akademis memiliki bobot signifikan yang tinggi terhadap prediksi kelulusan.

El-habil (2012) penelitian ini mengidentifikasi penerapan model regresi logistik multinomial yang merupakan salah satu metode untuk menganalisis data kategorikal. Model ini berkaitan dengan satu variabel respon yang memiliki lebih dari dua kategori. Regresi logistik multinomial telah diterapkan dalam analisis data kesehatan, sosial, perilaku dan pendidikan. Model telah diuji melalui serangkaian uji statistik untuk memastikan kesesuaiannya dengan data. Juga model telah diuji dengan memilih secara acak dua pengamatan dari data yang digunakan untuk memprediksi posisi setiap pengamatan dalam kelompok diklasifikasikan, dengan mengetahui nilai-nilai variabel penjelas yang digunakan. Penelitian ini menyimpulkan dengan menggunakan model regresi logistik multinomial, dapat mendefinisikan secara akurat hubungan antara kelompok variabel penjelas dan variabel respons, mengidentifikasi pengaruh masing-masing variabel, dan kami dapat memprediksi klasifikasi kasus individual apa pun.

Hashim, Awadh, and Hamoud (2020) penelitian ini berpendapat bahwa prediksi kinerja mahasiswa sangat dibutuhkan karena analisis status mahasiswa dapat meningkatkan performa dari lembaga pendidikan. Penelitian ini menggunakan data mahasiswa selama enam semester dengan menggunakan beberapa algoritma supervised machine learning, seperti Decision Tree, Naive Bayes, Regresi Logistik, Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor, Sequential Minimal Optimisation dan Neural Network. Kriteria kinerja dari semua

algoritma diperiksa untuk memprediksi dua kelompok hasil (nilai aktual dan status akhir mahasiswa). Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengklasifikasi Regresi Logistik adalah yang paling akurat dalam memprediksi nilai akhir aktual mahasiswa dengan akurasi 68,7% untuk status lulus dan 88,8% untuk status gagal. Banyak faktor yang mempengaruhi keakuratan hasil yang diperoleh setelah menerapkan algoritma. Faktor-faktor ini termasuk data yang dibersihkan, domain fitur, jumlah fitur, ukuran dataset, dan domain kelas akhir.

2.2 Data Mining

Data mining adalah proses menemukan pola dan pengetahuan menarik dari data dalam jumlah besar. Sumber data dapat mencakup database, data warehouses, website, repositori informasi lain, atau data yang dialirkan ke dalam sistem secara dinamis (Agarwal, 2014). Menurut Gartner Group, data mining adalah proses menemukan korelasi, pola, dan tren baru yang bermakna dengan memilah sejumlah besar data yang disimpan dalam repositori, menggunakan teknologi pengenalan pola serta teknik statistik dan matematika. Data mining dapat memenuhi kebutuhan berbagai industri dengan rangkaian algoritma dan metode yang kaya (Larose & Larose, 2014). Data mencerminkan fakta dan angka yang apabila tidak diproses, tidak akan ditemukan informasi penting untuk dapat membuat keputusan. Oleh karena itu, data memainkan peran penting dalam pertumbuhan organisasi manapun.

Banyak istilah lain yang memiliki arti serupa dengan data mining misalnya, knowledge mining from data, knowledge extraction, data/pattern analysis, data archaeology, dan data dredging. Istilah lain yang populer digunakan banyak orang

dalam memperlakukan data mining adalah knowledge discovery from data atau KDD. Kedua istilah tersebut memiliki konsep yang berbeda tetapi terdapat keterkaitan di antara keduanya. Proses KDD secara iteratif akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Cleaning Data

Cleaning data atau pembersihan data adalah langkah dimana noise dan data yang tidak relevan dihapus dari kumpulan data yang besar. Ini merupakan langkah pemrosesan awal yang sangat penting karena hasil prosedur mining akan bergantung pada kualitas data yang dipilih. Data cleaning mencakup penghapusan duplikasi data, pemberian nilai yang benar secara logis pada data yang hilang, menghapus bidang data yang tidak perlu, membakukan format data, juga memperbarui data dengan data lain yang relevan.

2. Integration Data

Integration data atau integrasi data didefinisikan sebagai data heterogen dari berbagai sumber yang digabungkan ke dalam satu sumber yang sama. Kesamaan integrasi data dengan migrasi data dan Extract-Transform-Load (ETL) ialah merupakan proses yang biasanya diterapkan ketika organisasi ingin mendapatkan lebih banyak wawasan dari data mereka. Organisasi dapat memperoleh wawasan yang lebih luas ketika informasi dari berbagai sumber digabungkan.

3. Data Transformation

Data transformation atau transformasi data merupakan proses mengubah data menjadi bentuk yang diperlukan dalam prosedur mining. Transformasi

merupakan tahapan dua langkah, yaitu pemetaan data (data mapping) dan pembuatan kode (code generation). Pemetaan data, yaitu ketika data diubah dari lingkungan operasional ke lingkungan gudang data yang mencakup database sumber dan isinya, deskripsi gateway, partisi data, ekstraksi data, aturan transformasi dan default, aturan penyegaran dan pembersihan data, dan keamanan (otorisasi pengguna dan kontrol akses). Pembuatan kode, yaitu penciptaan aktual program transformasi tersebut. Langkah 1 hingga 3 merupakan berbagai bentuk pemrosesan awal data, dimana data disiapkan untuk prosedur mining.

4. Data Mining

Data mining didefinisikan sebagai proses penting di mana metode cerdas diterapkan untuk mengekstrak pola data yang berpotensi informatif menggunakan metode tertentu. Penentuan metode bergantung pada tujuan dari proyek penelitian.

5. Pattern Evaluation

Pattern evaluation merupakan langkah pasca pemrosesan yang menafsirkan pola yang benar-benar menarik yang mewakili pengetahuan berdasarkan ukuran keterikatan. Dikatakan pola yang menarik apabila mudah dipahami oleh manusia, valid pada data baru atau data uji dengan tingkat kepastian tertentu, berpotensi bermanfaat, dan baru. Suatu pola juga menarik jika memvalidasi hipotesis yang ingin dikonfirmasi oleh pengguna.

6. Knowledge Presentation

Tahapan terakhir dimana pengetahuan yang ditemukan disajikan kepada pengguna dalam format yang sederhana dan mudah dipahami. Teknik visualisasi dan representasi pengetahuan (summarization) digunakan untuk membuat pengguna dapat memahami dan menafsirkan informasi.

2.3 Prediksi Pada Data Mining

Prediksi merupakan salah satu tugas utama dari data mining. Bentuk analisis data yang dapat digunakan untuk mengekstraksi model dalam memprediksi tren data di masa mendatang berdasarkan informasi di masa lalu dan sekarang yang dimiliki sehingga selisih yang terjadi dengan perkiraan dapat diminimalisir disebut dengan prediksi. Prediksi memiliki kemiripan dengan klasifikasi, hanya saja pada prediksi, variabel targetnya bersifat numerik daripada kategorikal (Larose & Larose, 2014). Prediksi melibatkan pengembangan model berdasarkan data yang tersedia dan model tersebut digunakan untuk memprediksi nilai mendatang dari kumpulan data yang baru. Tujuannya adalah untuk memprediksi nilai output (Y) sebagai pengamatan baru yang didasari variabel prediktor atau input (X).

Pemodelan prediktif dan pengujian prediktif melayani beberapa fungsi ilmiah yang diperlukan (Shmueli, 2010), diantaranya:

1. Pemodelan prediktif dapat membantu mengungkap mekanisme sebab-akibat pada data yang baru tersedia dan berpotensi sehingga dapat diarahkan kepada penarikan hipotesis baru.
2. Pemodelan prediktif dapat digunakan untuk menemukan pengukuran baru yang seringkali sejalan dengan perkembangan teori baru.

3. Pemodelan prediktif dapat menyarankan perbaikan pada model penjelas berdasarkan pola dan hubungan kompleks yang mendasarinya.
4. Perkembangan ilmiah membutuhkan penelitian yang teliti dan relevan secara empiris. Pemodelan prediktif memungkinkan pengukuran jarak antara teori dan praktik sehingga berfungsi sebagai “pemeriksaan realitas” terhadap teori.
5. Penilaian prediktif menawarkan cara dalam membandingkan instrumen pengukuran lain yang bersaing dengan memeriksa keakuratan prediksi model penjelas masing masing.
6. Pemodelan prediktif memainkan peran penting dalam mengukur tingkat prediktabilitas fenomena terukur dengan membuat tolok ukur akurasi prediksi. Tingkat prediktabilitas yang sangat rendah dapat diarahkan kepada pengembangan pengukuran baru, data baru yang dikumpulkan, atau pendekatan empiris baru.

Setiap metode dan teknik yang digunakan untuk klasifikasi juga dapat digunakan pada prediksi (berdasarkan keadaan yang tepat). Metode yang termasuk diantaranya, seperti regresi dan korelasi linear sederhana, regresi berganda, Neural Network, Decision Tree, maupun K Nearest Neighbor.

2.4 Regresi Logistik Multinomial

Regresi logistik adalah salah satu metode untuk menentukan hubungan ketergantungan atau sebab-akibat antar variabel. Variabel “penyebab” diistilahkan sebagai variabel penjelas, variabel independen, prediktor, atau variabel X sedangkan variabel “akibat” diistilahkan sebagai variabel dependen, variabel

terikat, atau variabel Y. Pada analisis regresi, salah satu atau lebih variabelnya merupakan variabel stokastik.

Metode statistik yang diterapkan untuk memodelkan variabel respon yang bersifat kategori (skala nominal atau ordinal) berdasarkan satu atau lebih prediktor yang dapat berupa variabel kategori maupun kontinu (skala interval atau rasio) disebut dengan metode regresi logistik. Regresi logistik biner digunakan apabila variabel dependen bersifat dikotomi sedangkan regresi logistik multinomial digunakan apabila variabel dependen bersifat politomi (memiliki lebih dari dua kategori).

Dalam penelitian, data yang diperoleh tidak hanya bersifat kuantitatif namun pula bersifat kualitatif. Agar data kualitatif dapat diukur, maka harus diubah atau dilambangkan terlebih dahulu ke dalam bentuk numerik. Peneliti menetapkan bahwa variabel independen dikategorikan ke dalam tiga kategori yang terdiri dari “cepat” mahasiswa menyelesaikan masa studi kurang dari 8 semester, “tepat” apabila mahasiswa menyelesaikan masa studi selama 8 semester, “lambat” apabila mahasiswa menyelesaikan masa studi lebih dari semester 8 (Tetap et al., 2016). Bentuk umum dari regresi logistik ditunjukkan pada persamaan 2.1

$$\pi(x) = \frac{e^{g(x)}}{1 + e^{g(x)}} \quad (2.1)$$

Regresi logistik tidak memodelkan secara langsung variabel dependen dengan variabel independen, melainkan melalui tahapan transformasi logit pada persamaan 2.1 di atas maka diperoleh persamaan model logit sebagai berikut.

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.2)$$

Jika variabel dependen terdiri dari tiga kategori, maka akan membentuk dua persamaan model logit, dimana persamaan tersebut membentuk suatu model yang membandingkan satu kategori dengan kategori pembanding. Berdasarkan Persamaan 2.2, dapat ditentukan peluang bersyarat dari setiap jenis variabel dependen, yaitu:

$$P(Y = 1|x) = \pi_1(x) = \frac{1}{1 + \exp g_2(x) + \exp g_3(x)} \quad (2.3)$$

$$P(Y = 2|x) = \pi_2(x) = \frac{\exp g_2(x)}{1 + \exp g_2(x) + \exp g_3(x)} \quad (2.4)$$

$$P(Y = 3|x) = \pi_3(x) = \frac{\exp g_3(x)}{1 + \exp g_2(x) + \exp g_3(x)} \quad (2.5)$$

Estimasi parameter digunakan untuk mengidentifikasi pendekatan dalam hal uji kecocokan (*goodness of fit*) dengan memberikan perkiraan terhadap variabel independen yang signifikan terhadap penelitian. Terdapat dua pengujian parameter, yaitu pengujian secara keseluruhan (serentak atau simultan) dan pengujian secara parsial. Uji serentak dilaksanakan untuk mengetahui pengaruh dari tiap variabel prediktor terhadap variabel dependen secara keseluruhan dan dilakukan menggunakan uji G. Hipotesis yang melandasi uji G yaitu:

- $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$ tidak ada satupun variabel independen yang secara statistik signifikan mempengaruhi variabel dependen.
- $H_1: \exists \beta_p \neq 0$ minimal terdapat satu variabel independen yang secara statistik signifikan mempengaruhi variabel dependen.

Formula statistik uji G dinyatakan pada persamaan dibawah ini.

$$G = -2 \ln \frac{L_0}{L_1}$$

Statistik uji G mengikuti distribusi chi-square dengan derajat bebas k (variabel prediktor dalam model). Dimana, H_0 akan ditolak apabila nilai $G^2 > \chi^2_{(\alpha, db)}$. Uji parsial dilaksanakan untuk mengetahui pengaruh dari tiap variabel prediktor terhadap variabel dependen yang dilakukan menggunakan uji Wald. Pengujian signifikansi parameter uji wald dengan hipotesis sebagai berikut:

- $H_0 : \beta_j = 0$ artinya tidak ada pengaruh antara variabel independen ke- p dengan variabel dependen.
- $H_0 : \beta_j \neq 0$ artinya variabel independen ke- p memiliki pengaruh terhadap variabel dependen.

Rumus uji wald terdapat pada persamaan dibawah

$$W = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)}$$

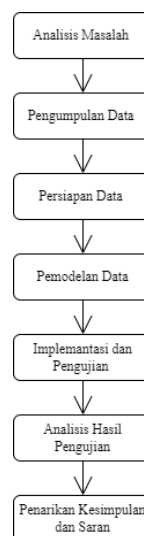
Tolak H_0 pada taraf nyata α dengan derajat bebas db apabila nilai $W^2 > \chi^2_{(\alpha, db)}$ atau nilai $p\text{-value} < \alpha$ (Daga & Suryowati, 2017).

BAB III

DESAIN DAN IMPLEMENTASI

3.1 Desain Penelitian

Penelitian yang dilakukan menggunakan pendekatan kuantitatif. Pendekatan kuantitatif merupakan penjelasan suatu masalah atau fenomena melalui pengumpulan data dalam bentuk numerik yang diolah dengan metode statistik untuk mendukung atau menyangkal klaim pengetahuan alternatif. Dengan metode kuantitatif, akan diperoleh signifikansi perbedaan kelas atau signifikansi hubungan antar variabel yang diteliti. Agar tujuan penelitian dapat tercapai diperlukan perencanaan tahapan kegiatan yang akan dilaksanakan. Tahapan ini nantinya dijadikan pedoman dalam melaksanakan penelitian hingga terselesaikannya penelitian. Berikut adalah prosedur secara general tahapan penelitian Prediksi Kelulusan Mahasiswa dengan Metode Regresi Logistik Multinomial (Studi kasus: Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Malang) pada gambar di bawah.

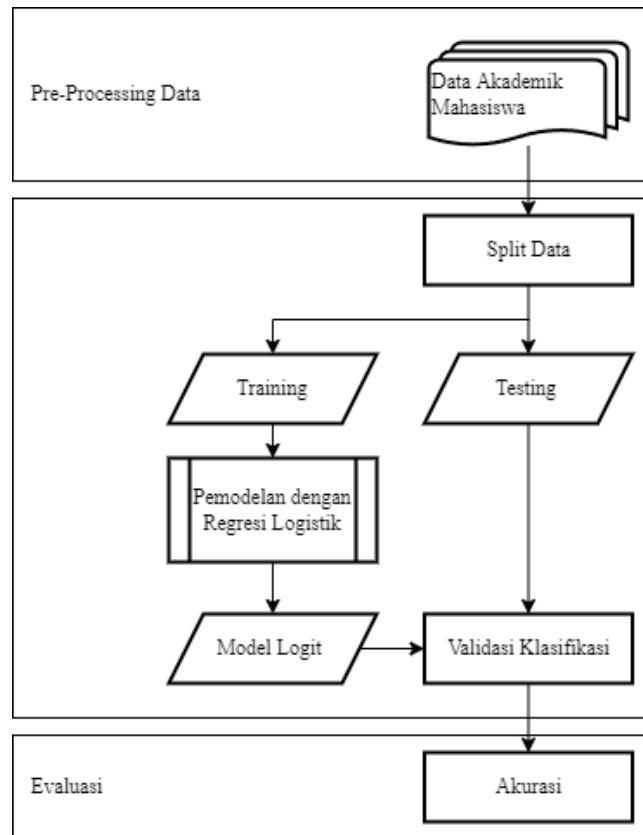


Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian dimulai dari tahap analisis permasalahan, yaitu proses menemukan masalah berdasarkan latar belakang penelitian serta dilanjutkan dengan mempelajari teori-teori pendukung yang digunakan dalam menyelesaikan masalah yang diangkat. Tahap kedua, yaitu pengumpulan data akademik mahasiswa di Badan Administrasi Akademik (BAK) UIN Malang. Tahap ketiga, dilanjutkan dengan melakukan persiapan data yang telah didapatkan dari BAK. Tahap keempat, yaitu pemodelan data dengan algoritma regresi logistik multinomial lalu dilanjutkan dengan implementasi dan uji coba penelitian. Tahap keenam, menganalisis hasil penelitian untuk mengetahui manfaat dari sistem yang telah dibangun. Terakhir, tahapan penarikan kesimpulan dan saran terhadap penelitian yang dilakukan untuk perbaikan di masa mendatang.

3.2 Perancangan Proses

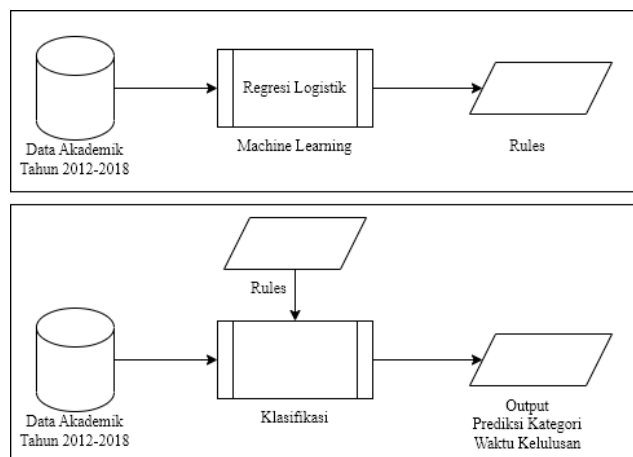
Alur proses untuk prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan waktu kelulusan digambarkan secara umum pada gambar dibawah. Penelitian ini menggunakan pembagian data *training* (70%) dan data *testing* (30%) untuk proses mining data akademik mahasiswa angkatan 2012 - 2018.



Gambar 3.2 Alur Proses Penelitian

3.3 Perancangan Sistem

Desain sistem untuk prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan kategori waktu kelulusan digambarkan secara umum pada gambar dibawah. Sistem akan dibangun menggunakan Rstudio.



Gambar 3.3 Perancangan Sistem

3.4 Pengumpulan Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data mahasiswa angkatan 2012 - 2018. Pada Program Studi Teknik Informatika UIN Malang yang didapatkan melalui Bagian Administrasi Akademik (BAK) UIN Malang. Data induk mahasiswa merupakan data mahasiswa yang didata ketika mahasiswa pertama kali masuk perguruan tinggi setelah melakukan registrasi ulang. Sedangkan, data kelulusan merupakan data mahasiswa yang sudah menyelesaikan studinya di Program Studi Teknik Informatika.

3.5 Persiapan Data

Persiapan data diawali dengan tahapan preprocessing data, yaitu langkah yang dilakukan untuk membuat data mentah menjadi data berkualitas dengan input yang dibutuhkan untuk data mining.

3.5.1 Seleksi Data

Tidak semua variabel data induk mahasiswa dimasukkan ke dalam dataset. Berdasarkan kebutuhan penelitian, variabel yang digunakan, yaitu IP, jenis kelamin jalur masuk perguruan tinggi. Dapat di lihat pada tabel di bawah.

Tabel 3.1 Variabel yang Digunakan

Variabel	Definisi	Indikator
Variabel Dependen		
IP	Penilaian yang diterapkan dikampus dengan hasil penjumlahan dari semua nilai mata kuliah dalam satu semester	Data IP selama semester 1 sampai semester 6
Jenis Kelamin	Pembeda antara laki-laki dan perempuan dilihat dari sudut pandang	L dan P

Lanjutan Tabel 3.1

Variabel	Definisi	Indikator
Variabel Dependen		
Jalur Masuk	Bagian penerimaan yang dilalui mahasiswa saat masuk ke perguruan tinggi (S1)	Prestasi dan Non Prestasi
Variabel Independen		
Kategori waktu kelulusan	Lama mahasiswa menyelesaikan masa studinya	Cepat Tepat Lambat

3.5.2 Pembersihan Data

Selanjutnya dilakukan proses pembersihan data untuk meningkatkan performa metode regresi logistik multinomial. Pada tahap ini cara yang dilakukan peneliti yaitu dengan menghapus bidang data yang tidak diperlukan dan membakukan format data atau pemberian nilai yang benar secara logis.

3.5.3 Transformasi Data

Dalam penulisan skripsi ini, transformasi data digunakan untuk mengubah data nomial seperti pada jenis kelamin, jalur masuk perguruan tinggi, dan keterangan lulus perlu diubah agar dapat di proses menggunakan metode regresi logistik multinomial. Tabel 3.2 sebagai contoh dalam pengujian.

Tabel 3.2 Contoh Data Mahasiswa

Jenis Kelamin	Jalur Masuk	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IP6	Kategori
L	Pres	3.55	3.15	3.38	3	3.46	3.7	Cepat
L	Pres	3.77	3.6	3.66	3.7	3.31	3.5	Cepat
P	Pres	3.21	3.19	3.46	3.31	3.22	3.35	Tepat
P	Pres	3.6	3.59	3.72	3.71	3.61	3.6	Tepat

Lanjutan Tabel 3.2

Jenis Kelamin	Jalur Masuk	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IP6	Kategori
P	Non Pres	3.71	3.6	3.43	3.55	3.1	3.38	Lambat
L	Non Pres	3.33	3.42	3	3.27	3.08	3.3	Lambat
P	Pres	3.76	3.61	3.74	3.79	3.52	3.86	Tepat
P	Pres	3.6	3.48	3.44	3.52	3.61	3.42	Tepat
P	Non Pres	3.38	3	3.29	3.5	3.04	3.54	Lambat
P	Pres	3.55	3.31	3.42	3.59	3.05	3.34	Lambat

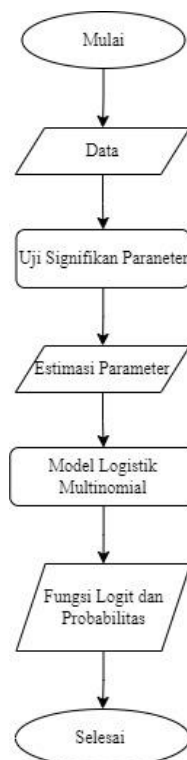
Setelah melakukan proses persiapan data selanjutnya memberikan value data nomial seperti pada jenis kelamin, jalur masuk perguruan tinggi, dan keterangan kelulusan. Pada variabel jenis kelamin value 1 untuk kategori jenis kelamin L, value 2 kategori jenis kelamin P. Jenis jalur masuk value 1 untuk Prestasi, value 2 untuk Non Prestasi (Rodríguez Ayán & Coello García, 2008). Kategori kelulusan value 1 untuk cepat, value 2 untuk tepat, value 3 untuk lambat. Jika dimisalkan nilai pada contoh data mahasiswa (lihat Tabel 3.2) maka didapatkanlah data mahasiswa bertipe numerik yang ditunjukkan pada tabel di bawah ini.

Tabel 3.3 Data Mahasiswa Setelah Transformasi

Jenis Kelamin	Jalur Masuk	IP1	IP2	IP3	IP4	IP5	IP6	Kategori
1	1	3.55	3.15	3.38	3	3.46	3.7	1
1	1	3.77	3.6	3.66	3.7	3.31	3.5	1
2	1	3.21	3.19	3.46	3.31	3.22	3.35	2
2	1	3.6	3.59	3.72	3.71	3.61	3.6	2
2	2	3.71	3.6	3.43	3.55	3.1	3.38	3
1	2	3.33	3.42	3	3.27	3.08	3.3	3
2	1	3.76	3.61	3.74	3.79	3.52	3.86	2
2	1	3.6	3.48	3.44	3.52	3.61	3.42	2
2	2	3.38	3	3.29	3.5	3.04	3.54	3
2	1	3.55	3.31	3.42	3.59	3.05	3.34	3

3.6 Modeling

Setelah data ditransformasi, maka tahap selanjutnya adalah melakukan pemodelan data dengan mengimplementasikan algoritma regresi logistik multinomial untuk proses klasifikasi. Proses detail diagram alir algoritma tersebut ditampilkan pada gambar dibawah.



Gambar 3.4 *flowchart* Algoritma Regresi Logistik Multinomial

Penjelasan masing-masing proses terbagi menjadi beberapa bagian yang akan dijelaskan selanjutnya.

3.6.1 Uji asumsi logistik

Uji normalitas adalah metode untuk menilai normalitas data residual dalam model regresi. Model regresi dapat mewakili populasi karena memiliki ukuran sampel yang representatif, sehingga diperlukan asumsi normalitas untuk

memastikan bahwa tidak ada kesalahan normalitas yang bias dalam model (Qurnia Sari et al., 2017).

Model regresi yang baik adalah yang memiliki nilai residual terdistribusi secara normal. Uji normalitas menggunakan *Shapiro-wilk* dengan nilai alpha yang ditetapkan adalah 0,05(Qurnia Sari et al., 2017). Hasil pengujian normalitas ditunjukkan dalam Tabel 3.4 berikut.

Tabel 3.4 Hasil Uji Normalitas

Variabel Terikat	Statistic	Sig
	0,996	0,626

Berdasarkan hasil uji normalitas pada tabel 3.4, diketahui bahwa nilai p-value sebesar 0,626 dimana nilai p-value lebih besar dari 0,05 artinya kesimpulan yang dapat diambil adalah distribusi data dalam penelitian memenuhi asumsi normalitas dan model dari hasil penelitian dapat mewakili populasi.

Pengujian asumsi selanjutnya adalah menguji keseragaman data. Uji homogenitas varian menguji apakah setiap variabel independen memiliki sifat yang konsisten atau tidak. Agar kesimpulan dan prakiraan berdasarkan parameter dalam kelompok sampel konsisten dan akurat, asumsi homogenitas harus dibuat (Qurnia Sari et al., 2017).

Tabel 3.5 Hasil Uji Homogenitas

		Sig
Jenis Kelamin	<i>Based on Mean</i>	0,408
Jalur Masuk	<i>Based on Mean</i>	0,711
IP 1	<i>Based on Mean</i>	0,961
IP 2	<i>Based on Mean</i>	0,302
IP 3	<i>Based on Mean</i>	0,353
IP 4	<i>Based on Mean</i>	0,959
IP 5	<i>Based on Mean</i>	0,649
IP 6	<i>Based on Mean</i>	0,347

Berdasarkan tabel pengujian homogenitas pada tabel 3.5, diketahui bahwa nilai *p-value* dari masing-masing variabel independen memiliki nilai lebih besar dari 0,05 sehingga dalam penelitian ini asumsi homogenitas terpenuhi dan setiap parameter yang dijadikan estimator tidak bias dan konsisten(Qurnia Sari et al., 2017).

3.6.2 Uji Independensi Parameter

ANOVA adalah teknik yang mengungkapkan variasi rata-rata varians di dalam dan di dalam kelompok sampel (Kim, 2017). Dengan memahami bagaimana rata-rata setiap variabel independen berbeda dari yang lain, seseorang dapat mulai mempelajari hubungan dengan variabel dependen dan memahami faktor-faktor yang mendorong perilaku tersebut. Uji ANOVA berusaha untuk memastikan apakah perbedaan antar kelompok data signifikan secara statistik atau tidak.

One-way uji Anova adalah metode yang paling populer untuk menghitung perbedaan rata-rata dari tiga atau lebih kelompok independen. Karena terdapat empat kelompok yang saling bebas atau bebas dan memenuhi syarat normalitas dan homogenitas maka penelitian ini menggunakan uji one way Anova. Tingkat signifikansi atau nilai alpha memiliki rentang yang ditetapkan sebesar 0,05(Kim, 2017). Hasil analisis uji *one-way* Anova untuk mengidentifikasi independensi pada variabel ditunjukkan dalam Tabel 3.6 berikut.

Tabel 3.6 Hasil Uji ANOVA

		Sum Of Square	df	Mean Square	F	Sig
Jenis Kelamin	Between Groups	1,085	2	0,542	2,196	0,013
	Within Groups	73,352	297	0,247		
Jalur Masuk	Between Groups	1,218	2	0,609	4,793	0,009
	Within Groups	37,729	297	0,127		
IP 1	Between Groups	0,367	2	0,183	4,202	0,016
	Within Groups	12,965	297	0,044		
IP 2	Between Groups	1,045	2	0,523	7,235	0,001
	Within Groups	21,456	297	0,72		
IP 3	Between Groups	5,595	2	2,798	39,694	0,000
	Within Groups	20,933	297	0,7		
IP 4	Between Groups	6,197	2	3,098	36,877	0,000
	Within Groups	24,953	297	0,084		
IP 5	Between Groups	11,197	2	5,598	46,443	0,000
	Within Groups	35,801	297	0,121		
IP 6	Between Groups	5,223	2	2,611	25,73	0,000
	Within Groups	30,143	297	0,101		

Dapat dilihat pada Tabel 3.6 di atas bahwa variabel Jenis kelamin menunjukkan nilai signifikansi sebesar 0,013 dalam variansi antar kelompok yang mana nilai tersebut lebih kecil dari 0,05 berarti hasil dari uji Anova signifikan. Selanjutnya, analisis kedua dilakukan terhadap variabel Jenis Kelamin yang memiliki nilai signifikansi sebesar 0,009 dalam variansi antar kelompok. Nilai 0,009 lebih kecil dari 0,05 sehingga hasil uji signifikan dan dapat dikatakan bahwa terdapat perbedaan antara Jalur Masuk dengan kelompok lainnya, yaitu Jenis Kelamin, IP 1, IP 2, IP 3, IP 4, IP 5 dan IP 6.

Analisis ketiga dilakukan terhadap variabel IP 1 yang menunjukkan nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05 berarti uji Anova signifikan. Analisis keempat dilakukan terhadap variabel IP 2 yang menunjukkan nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05 berarti uji Anova signifikan.

Analisis kelima dilakukan terhadap variabel IP 3 yang menunjukkan nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05 berarti uji Anova signifikan. Analisis keenam dilakukan terhadap variabel IP 4 yang menunjukkan nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05 berarti uji Anova signifikan. Analisis ketujuh dilakukan terhadap variabel IP 5 yang menunjukkan nilai signifikansi lebih kecil dari 0,05 berarti uji Anova signifikan. Analisis kedelapan mengamati variabel IP 6 yang menunjukkan nilai signifikan lebih kecil dari 0,05 yang artinya uji Anova signifikan dan variabel IP 6 terbukti pula menunjukkan adanya perbedaan dengan kelompok variabel-variabel lain. Dengan demikian, dapat disimpulkan dari hasil uji Anova bahwa setiap variabel yang digunakan sebagai variabel independen dalam penelitian ini terbukti eksklusif atau independen satu sama lain.

3.6.3 Uji Signifikan Parameter

Variabel-variabel yang diamati dalam penelitian ini dapat mempengaruhi keberhasilan akademik mahasiswa, menurut statistik deskriptif pada bab sebelumnya. Dengan nilai alpha 0,05, peneliti selanjutnya meneliti statistik Wald dan perubahan statistik Likelihood Ratio untuk mengetahui signifikansi variabel regresi logistik.

3.6.3.1 Uji Serentak

Berdasarkan gambar dibawah, dapat diketahui bahwa nilai nilai *p-value* dari *Likelihood Ratio* adalah $2.2e-16$ yang artinya lebih kecil dari $\alpha = 0,05$ yang artinya terdapat minimal satu variabel independen dalam model yang berpengaruh signifikan terhadap variabel dependen.

```

Pearson's Chi-squared test

data:  Dataset_Baru$Ket and predict(multinom_model)
X-squared = 150.25, df = 4, p-value < 2.2e-16

```

Gambar 3.5 Hasil Pengujian Uji Serentak

3.6.3.2 Uji Parsial

Nilai likelihood ratio tests dari setiap variabel independen yang digunakan di dalam model pada gambar dibawah ini.

```

Coefficients:
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5
2 -17.07503 0.2906574 0.1301306 -6.649710 2.659724 4.350708 3.3276037 -2.133633
3 19.61444 0.2878672 0.7440973 -4.489338 1.600311 0.223948 0.1354936 -5.101165
IP6
2 3.407288
3 2.082269

Std. Errors:
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5 IP6
2 8.498479 0.6756482 0.8300048 2.088467 1.554933 1.820926 2.131151 1.877227 1.657805
3 6.496465 0.6006296 0.7511240 1.856885 1.280698 1.229020 1.684207 1.686814 1.288131

Residual Deviance: 223.398
AIC: 259.398
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5
2 3.840667e-08 1.337306 1.138977 0.001294397 14.292342 77.533353 27.871473 0.118406298
3 3.299471e+08 1.333580 2.104541 0.011228078 4.954571 1.251006 1.145102 0.006089646
IP6
2 30.183283
3 8.022655
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5
2 -2.009187 0.4301905 0.1567829 -3.184015 1.710508 2.3892837 1.5614115 -1.136588
3 3.019249 0.4792756 0.9906451 -2.417672 1.249562 0.1822167 0.0804495 -3.024142
IP6
2 2.055301
3 1.616505
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5
2 0.044517299 0.6670571 0.8754160 0.001452475 0.08717205 0.01688126 0.1184267 0.255710521
3 0.002534023 0.6317426 0.3218589 0.015620169 0.21145973 0.85541265 0.9358798 0.002493397
IP6
2 0.03984997
3 0.10598528

```

Gambar 3.6 Estimasi Parameter

3.6.4 Model Logistik Multinomial

Pada persamaan 2.2 maka berdasarkan data yang digunakan akan menghasilkan dua buah fungsi logit, karena salah satu kategori variabel dependen tersebut digunakan sebagai pembanding. Fungsi logit untuk waktu kelulusan terdiri dari 3 kategori (Tetap et al., 2016) sebagai berikut:

$P_1 \rightarrow$ probabilitas memilih kejadian 1(waktu kelulusan cepat)

$P_2 \rightarrow$ probabilitas memilih kejadian 2(waktu kelulusan tepat)

$P_3 \rightarrow$ probabilitas memilih kejadian 3(waktu kelulusan lambat)

Kategori yang digunakan untuk membandingkan adalah waktu kelulusan cepat (P_1). Dengan demikian, fungsi regresi logistik multinomial untuk prediksi waktu kelulusan mahasiswa apabila berjenis kelamin laki-laki, jalur masuk prestasi, IP semester 1 sebesar 3.55, IP semester 2 sebesar 3.15, IP semester 3 sebesar 3.38, IP semester 4 sebesar 3, IP semester 5 sebesar 3.46, IP semester 6 sebesar 3.7 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 1. \quad g_2(x) &= -17.075 + 0.290x_1 + 0.130x_2 - 6.649x_3 + 2.659x_4 + \\
 &\quad 4.350x_5 + 3.327x_6 - 2.133x_7 + 3.407x_8 \\
 &= -17.075 + 0.290(1) + 0.130(1) - 6.649(3.55) + 2.659(3.15) + \\
 &\quad 4.350(3.38) + 3.327(3) - 2.133(3.46) + 3.407(3.7) \\
 &= -1.974
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 2. \quad g_3(x) &= 19.614 + 0.287x_1 + 0.744x_2 - 4.489x_3 + 1.600x_4 + \\
 &\quad 0.223x_5 + 0.135x_6 - 5.101x_7 + 2.082x_8 \\
 &= 19.614 + 0.287(1) + 0.744(1) - 4.489(3.55) + 1.600(3.15) + \\
 &\quad 0.223(3.38) + 0.135(3) - 5.101(3.46) + 2.082(3.7) \\
 &= 0.962
 \end{aligned}$$

Fungsi logit yang telah dipaparkan di atas maka menghasilkan fungsi probabilitas untuk masing-masing kategori waktu kelulusan, sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 1. \quad \pi_1(x) &= \frac{1}{1 + \exp(-1.974) + \exp(0.962)} = 0.266 \\
 2. \quad \pi_2(x) &= \frac{\exp(-1.974)}{1 + \exp(-1.974) + \exp(0.962)} = 0.036
 \end{aligned}$$

$$3. \quad \pi_3(x) = \frac{\exp(0.962)}{1 + \exp(-1.974) + \exp(0.962)} = 0.696$$

Dari fungsi probabilitas diatas, menunjukkan bahwa peluang mahasiswa dengan deskripsi berjenis kelamin laki laki, jalur masuk prestasi, IP semester 1 sebesar 3.71, IP semester 2 sebesar 3.6, IP semester 3 sebesar 3.43, IP semester 4 sebesar 3.55, IP semester 5 sebesar 3.1, IP semester 6 sebesar 3.38, IP semester 7 sebesar 3.3, IP semester 8 sebesar 2.71 berpeluang paling besar mendapatkan kategori waktu kelulusan lambat di masa studinya dengan nilai peluang paling sebesar 0.696 (El-habil, 2012).

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Skenario Pengujian

Pengujian yang dilakukan bertujuan untuk mengukur akurasi dari hasil prediksi kategori waktu kelulusan mahasiswa berdasarkan tingkat waktu kelulusan pada angkatan 2012-2018. Langkah pertama yang dilakukan yaitu melakukan proses *preprocessing* pada data latih dan data uji. Setelah pembagian data kemudian dilanjutkan dengan pelatihan dan pengujian untuk membangun model regresi logistik multinomial untuk mendapatkan hasil prediksi pengklasifikasian pada kategori cepat, tepat, dan lambat. Dan yang terakhir dilakukan perhitungan *accuracy* menggunakan *confusion matrix*.

4.1.1 Input Data

Langkah pertama ialah mendapatkan data yang diperoleh dari Bagian Administrasi Akademik (BAK) UIN Maulana Malik Ibrahim Malang dengan atribut terpilih berupa Jenis Kelamin, Jalur Masuk, Indeks Prestasi satu sampai enam.

4.1.2 Preprocessing

Langkah selanjutnya ialah *preprocessing* yang menghasilkan data sejumlah 300 data. Data tersebut disimpan dalam file Microsoft Excel dengan format CSV. Rangkaian pada *preprocessing* terdiri dari seleksi data, pembersihan dan pembakuan format data, serta pelabelan data. *Preprocessing*

dilakukan terhadap data akademik yang telah dikumpulkan dan dimasukkan oleh pengguna. Contoh hasil *preprocessing* ditunjukkan pada tabel dibawah ini.

Tabel 4.1 Contoh Hasil dari Preprocessing

Variabel	Data Awal	<i>Preprocessing</i>
Jenis Kelamin	Laki-Laki	1
Jalur Masuk	SNMPTN	1
IP 1	3.55	3.55
IP 2	3.15	3.15
IP 3	3.38	3.38
IP 4	3	3
IP 5	3.46	3.46
IP 6	3.7	3.7
Kategori	-	Cepat

Kategori cepat, tepat, dan lambat dilakukan secara manual dengan melihat data mahasiswa yang didapat dari Bagian Administrasi Akademik (BAK) UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Kategori cepat apabila pada data mahasiswa mahasiswa tersebut lulus pada semester 7 atau sebelum semester 8 dan telah memenuhi jumlah minimal SKS yang telah ditentukan yaitu sejumlah 151 SKS. Kategori tepat apabila pada data mahasiswa mahasiswa tersebut lulus tepat pada semester 8 dan telah memenuhi jumlah minimal SKS yang telah ditentukan yaitu sejumlah 151 SKS. Kategori lambat apabila pada data mahasiswa mahasiswa tersebut lulus lebih dari semester 8 dan telah memenuhi jumlah minimal SKS yang telah ditentukan yaitu sejumlah 151 SKS.

4.1.3 Membangun Model Prediksi Logistik Multinomial

Dalam membangun sebuah model regresi logistik multinomial pada penelitian ini, peneliti menggunakan *library* nnet untuk memperkirakan model regresi logistik multinomial. Ada fungsi lain dalam *library* R lain yang dapat melakukan regresi multinomial. Peneliti menggunakan fungsi polinomial karena tidak memerlukan pembentukan ulang data dan mencerminkan kode contoh dalam model regresi logistik Hilbe.

Pertama, peneliti memilih tingkat hasil yang ingin digunakan sebagai dasar dan mendefinisikannya dalam fungsi relevel, kemudian menjalankan model menggunakan multinom. Langkah pertama dengan multinomModel di inisialisasi terlebih dahulu model multinom, didalamnya Lama_Studi~. yang dapat di artikan dengan Lama_Studi~ Jenis_Kelamin + Jalur_Masuk + IP1 + IP2 + IP3 + IP4 + IP5 + IP6 dengan menggunakan data train. *Library* multinom tidak termasuk perhitungan nilai-p untuk koefisien regresi, jadi peneliti menghitung nilai-p menggunakan tes Wald. Di bawah ni merupakan source code dan hasil dari model regresi logistik multinomial.

```

####{r}
library(nnet)
multinomModel <- multinom(Lama_Studi~., data=training)
summary(multinomModel)
exp(coef(multinomModel))

z <- summary(multinomModel)$coefficients/summary(multinomModel)$standard.errors
z

p <- (1 - pnorm(abs(z), 0, 1)) * 2
p

head(round(fitted(multinomModel), 2))
head(multinomModel$Lama_Studi,2)

```

Gambar 4.1 Source Code Estimasi Parameter

```

{r}
chisq.test(training$Lama_Studi, predict(multinomModel))

```

Gambar 4.2 Source Code P-value

```

Coefficients:
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5
2 -17.07503 0.2906574 0.1301306 -6.649710 2.659724 4.350708 3.3276037 -2.133633
3 19.61444 0.2878672 0.7440973 -4.489338 1.600311 0.223948 0.1354936 -5.101165
IP6
2 3.407288
3 2.082269

Std. Errors:
(Intercept) Jenis_Kelamin Jalur_Masuk IP1 IP2 IP3 IP4 IP5 IP6
2 8.498479 0.6756482 0.8300048 2.088467 1.554933 1.820926 2.131151 1.877227 1.657805
3 6.496465 0.6006296 0.7511240 1.856885 1.280698 1.229020 1.684207 1.686814 1.288131

```

Gambar 4.3 Hasil Estimasi Parameter

```

Pearson's Chi-squared test

data: training$Lama_Studi and predict(multinomModel)
X-squared = 136.83, df = 4, p-value < 2.2e-16

```

Gambar 4.4 Hasil P-value

Metode regresi logistik multinomial diterapkan pada data *training* untuk proses *learning* sehingga menghasilkan dua buah model logit kategori kelulusan mahasiswa dengan satu kategori dijadikan pembanding. Model logit untuk kategori kelulusan tepat dan lambat sebagai berikut:

1. $g_2(x) = -17.075 + 0.290x_1 + 0.130x_2 - 6.649x_3 + 2.659x_4 + 4.350x_5 + 3.327x_6 - 2.133x_7 + 3.407x_8$
2. $g_3(x) = 19.614 + 0.287x_1 + 0.744x_2 - 4.489x_3 + 1.600x_4 + 0.223x_5 + 0.135x_6 - 5.101x_7 + 2.082x_8$

Kedua model logit diatas akan menghasilkan tiga nilai probabilitas dimana symbol/keterangan 1 merupakan label kelulusan cepat, 2 merupakan label kelulusan tepat, dan 3 merupakan label kelulusan lambat (lihat tabel 4.2). Nilai probabilitas menggambarkan suatu ukuran kemungkinan atau tingkat ketidakpastian suatu peristiwa yang akan terjadi di masa depan, probabilitas

didefinisikan sebagai peluang atau kemungkinan terjadinya suatu peristiwa (Tulong et al., 2018). Pada penelitian ini jika nilai prob yang paling besar ditunjukkan oleh keterangan 3 maka mahasiswa tersebut diprediksi model logit sebagai lulus lambat. Nilai probabilitas tersebut di dapatkan dengan mengimplementasikan source code yang ditampilkan pada gambar 4.5.

```

{r}
skor_prediksi <- predict(multinomModel, test, "probs")
skor_prediksi

```

Gambar 4.5 Source Code Skor Prediksi

Pada penelitian ini, peneliti menggunakan package predict digunakan untuk memprediksi nilai berdasarkan perilaku data sebelumnya dan dengan demikian menyesuaikan data tersebut dengan model. Fungsi predict difokuskan pada satu fungsi yang menyediakan metode yang aman untuk menghasilkan prediksi dari model regresi yang dipasang (Package & Tidy, 2022).

Inisialisasi skor_prediksi berfungsi untuk mendapatkan nilai prediksi dari model atau probs, yakni dengan cara menggunakan *library predict* yang memanggil variabel bernama multinomModel yang telah diinisialisasi pada tahap sebelumnya. Hasil pengukuran nilai probabilitas dari data testing menggunakan model reglog multi ditunjukkan pada Tabel 4.2

Tabel 4.2 Hasil Skor Prediksi

NO	1	2	3
1	0,046148	0,078553	0,875299
2	0,273218	0,007092	0,71969
3	0,047424	0,071922	0,880654
4	0,049161	0,776825	0,174014
5	0,011477	0,006804	0,981718
6	0,060693	0,775261	0,164047
7	0,002128	0,94836	0,049512
8	0,260825	0,027716	0,711459

Lanjutan Tabel 4.2

NO	1	2	3
9	0,013651	0,024088	0,962261
10	0,00837	0,919726	0,071904
11	0,188405	0,032512	0,779083
12	0,022272	0,032084	0,945644
13	0,065539	0,373761	0,5607
14	0,012216	0,166852	0,820933
15	0,248611	0,214761	0,536627
16	0,28339	0,147556	0,569054
17	0,031547	0,09165	0,876803
18	0,484623	1,06E-05	0,515366
19	0,03082	0,027624	0,941556
20	0,088196	0,702721	0,209083
21	0,144319	0,373264	0,482417
22	0,126786	0,027329	0,845885
23	0,019954	0,000734	0,979312
24	0,054487	0,038148	0,907366
25	0,019255	0,001765	0,97898
26	0,342589	0,112648	0,544763
27	0,002216	0,001827	0,995957
28	0,028156	0,819348	0,152496
29	0,029838	0,00056	0,969602
30	0,038349	0,005079	0,956572
31	0,013392	0,738134	0,248474
32	0,019545	0,01473	0,965725
33	0,013538	0,015034	0,971428
34	0,038414	0,02769	0,933897
35	0,031131	0,853184	0,115685
36	0,162919	0,719672	0,117409
37	0,001308	0,010285	0,988408
38	0,011154	0,007362	0,981484
39	0,333034	0,219565	0,447402
40	0,031921	0,001707	0,966371
41	0,128129	0,041113	0,830758
42	0,053806	0,123156	0,823038
43	0,017558	0,000236	0,982206
44	0,175726	0,022051	0,802224
45	0,069977	0,824236	0,105787
46	0,021446	0,026041	0,952513
47	0,00857	0,000511	0,990919

Lanjutan Tabel 4.2

NO	1	2	3
48	0,293507	0,000594	0,705899
49	0,171384	0,02669	0,801926
50	0,157044	0,025945	0,81701
51	0,064022	0,098486	0,837492
52	0,00041	3,81E-05	0,999552
53	0,027581	0,062447	0,909973
54	0,020714	0,001172	0,978114
55	0,01731	0,000274	0,982416
56	0,0046	0,040545	0,954854
57	0,61974	0,01173	0,368529
58	0,090119	0,816691	0,09319
59	0,075058	0,797952	0,12699
60	0,004277	0,115915	0,879809
61	0,006233	0,076023	0,917743
62	0,027528	0,922941	0,049531
63	0,060145	0,695661	0,244194
64	0,177483	0,285913	0,536603
65	0,136933	0,66471	0,198357
66	0,208937	0,035149	0,755914
67	0,045541	3,82E-06	0,954455
68	0,009359	0,225129	0,765512
69	0,363141	0,477461	0,159398
70	0,004922	0,005446	0,989632
71	0,240236	0,012015	0,747749
72	0,028556	0,114339	0,857105
73	0,053428	0,340583	0,605989
74	0,187835	0,002356	0,809809
75	0,037636	0,697433	0,264931
76	0,17929	0,052762	0,767948
77	0,072811	0,117833	0,809356
78	0,028659	0,003231	0,96811
79	0,260997	0,006951	0,732052
80	0,126111	0,048801	0,825088
81	0,028788	0,227287	0,743925
82	0,002992	1,33E-05	0,996994
83	2,38E-05	1,03E-08	0,999976
84	0,009967	0,813651	0,176382
85	0,00064	0,007385	0,991975
86	0,026218	0,019859	0,953922

Lanjutan Tabel 4.2

NO	1	2	3
87	0,088666	0,000389	0,910945
88	0,322356	0,292885	0,38476
89	0,0184	0,895452	0,086147
90	0,1672	0,336163	0,496636

```

####{r}
prediksi_kelas <- predict(multinomModel,test)
prediksi_kelas

```

Gambar 4.6 Source Code Klasifikasi Prediksi

Source code pada Gambar 4.6 digunakan untuk mengklasifikasi nilai probabilitas tertinggi pada Tabel 4.2 menjadi label kategori kelulusan, dimana hasil *source code* pada klasifikasi prediksi ditunjukkan pada Tabel 4.5 dalam sub bab 4.2 hasil uji coba.

Selanjutnya pada Tabel 4.2 akan dibuat plot menggunakan ggplot2 adalah *graphic packages* yang berjalan di R dan memiliki fungsi utama untuk mengerjakan visualisasi data. *Package* ini ditemukan oleh Hadley Wickham dengan tujuan untuk menghasilkan grafik yang elegan. Berbeda dengan *graphic packages* lainnya, ggplot2 memanfaatkan gg atau *grammar of graphics* untuk menyusun grafik visualisasi data. Dengan begitu, visualisasi yang akan muncul benar-benar mengikuti rancangan analisis yang diterapkan pada data (HadleyWickham, 2016). *Source code* untuk ggplot2 yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4.7 dan hasil akan ditunjukkan pada Gambar 4.8 di bawah ini.

```

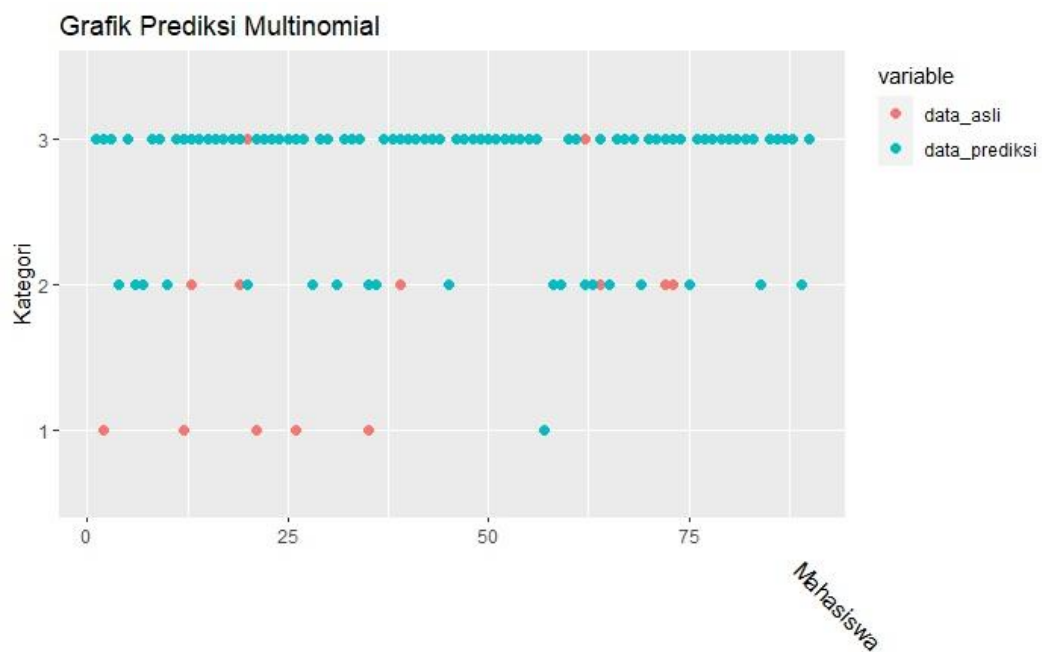
```{r}
library(ggplot2)
library(reshape2)

x <- 1:90
data_asli <- data_model$Lama_Studi
data_prediksi <- data_model$predict
df <- data.frame(x,data_asli,data_prediksi)
df2 <- melt(data = df, id.vars = "x")

ggplot(data = df2, aes(x = x, y = value, color = variable))+
 geom_point(alpha = 1 , size = 2)+
 theme(legend.justification = "top")+
 labs(title = "Grafik Prediksi Multinomial",y = "Kategori", x = "Mahasiswa")+
 theme(axis.title.x = element_text(angle = -45))
```

```

Gambar 4.7 Source Code ggplot2



Gambar 4.8 Hasil Source Code ggplot

4.1.4 Evaluasi Sistem

Hasil prediksi oleh model kemudian dibandingkan dengan data *testing*. Hal ini dilakukan untuk dapat mengukur nilai akurasi dari sistem yang telah dibangun. Evaluasi sistem menggunakan *multiclass confusion matrix* karena penelitian ini termasuk kedalam *multiclass classification*.

Pada tahap ini merupakan aturan klasifikasi dimana terdapat nilai-nilai yang diperlukan pada perhitungan *confusion matrix* berupa *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative* yaitu:

- a. *True Positive* (TP) merupakan nilai dimana data *actual* positif diprediksi sebagai data positif.
- b. *True Negative* (TN) merupakan nilai dimana data *actual* negatif diprediksi sebagai data negatif.
- c. *False Positive* (FP) merupakan nilai dimana data *actual* negatif diprediksi sebagai data positif.
- d. *False Negative* (FN) merupakan nilai dimana data *actual* positif diprediksi sebagai data negatif.

Apabila data *actual* pada kelas tertentu tidak sama dalam melakukan prediksi maka dimasukkan ke nilai TN dimana merupakan jumlah dari alternatif kelas yang tidak saling berkaitan pada data *actual* maupun *predicted*, sehingga pada dua kelas tersebut yang saling berkaitan merupakan nilai FP dan nilai FN. Apabila data *actual* dan *predicted* merupakan kelas yang sama, maka dimasukkan ke nilai TP dan sisa dari alternatif kelas yang tidak saling berkaitan dimasukkan ke nilai TN.

Pada tahap ini menjelaskan tentang perhitungan pada *accuracy*, *precision*, *recall* dan *micro-F1*. Akurasi klasifikasi adalah persentase data *testing* yang diklasifikasi secara benar oleh model. Apabila akurasi klasifikasi dianggap dapat diterima maka model dapat diterapkan untuk mengklasifikasi set data masa

mendatang yang label kelas tidak diketahui (Agarwal, 2014) . Perhitungan pada *accuracy* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.1) sebagai berikut.

$$accuracy = \frac{TP}{Total\ data\ testing} \quad (4.1.4.1)$$

Presisi atau *precision* menyatakan proporsi unit yang diprediksi positif oleh model yang juga positif pada data sebenarnya. Presisi dapat diartikan sebagai kecocokan antara permintaan informasi dengan jawaban terhadap permintaan tersebut (Mayadewi & Rosely, 2015). *Precision* merupakan hasil perhitungan terhadap seberapa data uji diprediksi sebagai kelas positif yang benar-benar positif. Perhitungan pada *precision* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.2).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.1.4.2)$$

Recall merupakan hasil perhitungan terhadap semua data uji yang positif yang telah diprediksi benar sebagai positif pada klasifikasi. *Recall* juga dikenal sebagai *True Positive Rate* (TPR), sensitivitas, dan probabilitas deteksi (Grandini et al., 2020). Perhitungan pada *recall* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.3).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1.4.3)$$

Dalam klasifikasi *multiclass* dimana observasi hanya memiliki label tunggal, *micro-averaged F1 score* identik dengan akurasi klasifikasi secara keseluruhan. Formula *micro-F1* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.4). Seluruh kelas observasi digabung untuk mengukur *micro-averaged* presisi dan *micro-*

averaged recall sehingga diperoleh rata-rata harmonik *micro-F1* (Zhang et al., 2015).

$$Micro\ F1 = 2 \times \left(\frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \right) \quad (4.1.4.4)$$

4.2 Hasil Uji Coba

Hasil uji coba peneliti memaparkan hasil yang telah didapatkan melalui proses uji coba. Peneliti membagi data menjadi dua bagian yang digunakan untuk proses *training* dan *testing* model dengan menggunakan perbandingan 70:30 dimana artinya 70% atau sebanyak 210 data digunakan sebagai data *training*, sedangkan 30% atau sebanyak 90 data digunakan sebagai data *testing*. Tabel 4.3 menunjukkan 90 sampel dalam data *training*.

Tabel 4.3 Data Training

| NO | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Kategori |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|----------|
| 1 | 2 | 2 | 3,4 | 3,26 | 3,59 | 3,57 | 3,61 | 3,61 | 2 |
| 2 | 2 | 2 | 3,38 | 3,31 | 3,26 | 3,17 | 3,23 | 3,5 | 3 |
| 3 | 1 | 2 | 2,88 | 2,29 | 2,81 | 2,73 | 3,16 | 2,23 | 3 |
| 4 | 2 | 2 | 3,57 | 3,59 | 3,72 | 3,69 | 3,46 | 3,73 | 2 |
| 5 | 2 | 2 | 3,45 | 3,07 | 3,83 | 3,85 | 3,76 | 3,79 | 2 |
| 6 | 1 | 2 | 3,81 | 3,8 | 3,65 | 3,79 | 3,7 | 3,66 | 2 |
| 7 | 2 | 2 | 2,86 | 3,43 | 3,35 | 3,48 | 3,59 | 3,55 | 3 |
| 8 | 1 | 2 | 3,48 | 2,94 | 3,5 | 3,38 | 3,26 | 3,57 | 3 |
| 9 | 1 | 1 | 3,19 | 3,07 | 3,31 | 3,52 | 3,62 | 3,83 | 1 |
| 10 | 2 | 1 | 3,71 | 3,69 | 3,44 | 3,5 | 3,19 | 3,54 | 3 |
| 11 | 1 | 2 | 3,62 | 3,71 | 3,54 | 3,48 | 3,19 | 3,57 | 3 |
| 12 | 2 | 2 | 3,43 | 3,29 | 3,35 | 3,55 | 3,25 | 3,21 | 3 |
| 13 | 1 | 2 | 3,57 | 3,54 | 3,67 | 3,65 | 3,46 | 3,44 | 2 |
| 14 | 1 | 2 | 3,19 | 3 | 3,43 | 3,5 | 3,3 | 3,71 | 3 |
| 15 | 2 | 2 | 3,57 | 3,67 | 3,62 | 3,75 | 3,58 | 3,54 | 2 |
| 16 | 2 | 2 | 3,36 | 3,36 | 3,17 | 3,38 | 3,07 | 3,33 | 3 |
| 17 | 1 | 2 | 3,62 | 3,08 | 3,02 | 3,29 | 3,23 | 3,4 | 3 |
| 18 | 1 | 2 | 3,64 | 3,33 | 3,59 | 3,6 | 3,52 | 3,59 | 3 |

Lanjutan Tabel 4.3

| NO | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Kategori |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|----------|
| 19 | 1 | 2 | 3,83 | 3,8 | 3,96 | 3,83 | 3,87 | 3,88 | 2 |
| 20 | 1 | 2 | 3,6 | 3,37 | 3,61 | 3,4 | 3,41 | 3,19 | 3 |
| 21 | 1 | 2 | 3,55 | 3,26 | 3,46 | 3,5 | 3,57 | 3,5 | 2 |
| 22 | 1 | 2 | 3,6 | 3,63 | 3,83 | 3,71 | 3,7 | 3,73 | 2 |
| 23 | 1 | 2 | 3,4 | 2,86 | 3,52 | 3,21 | 2,83 | 3,24 | 3 |
| 24 | 1 | 2 | 3,29 | 3,04 | 3,65 | 3,38 | 3,83 | 3,36 | 3 |
| 25 | 1 | 2 | 3,19 | 3,37 | 3,17 | 3,28 | 3,19 | 3,15 | 3 |
| 26 | 1 | 2 | 3,6 | 3,48 | 3,36 | 3,42 | 3,36 | 3,65 | 3 |
| 27 | 2 | 2 | 2,79 | 2,93 | 3,29 | 3,04 | 1,3 | 3,11 | 3 |
| 28 | 1 | 2 | 3,24 | 3,36 | 3,26 | 3,23 | 2,63 | 3,1 | 3 |
| 29 | 2 | 2 | 3,74 | 3,54 | 3,69 | 3,88 | 3,74 | 3,87 | 2 |
| 30 | 2 | 2 | 3,33 | 3,26 | 3,54 | 3,38 | 3,74 | 3,76 | 3 |
| 31 | 2 | 2 | 3,5 | 3,45 | 3,3 | 3,33 | 3 | 3,37 | 3 |
| 32 | 2 | 2 | 3,48 | 3,5 | 3,11 | 3,54 | 3,13 | 3,79 | 2 |
| 33 | 1 | 2 | 3,64 | 3,17 | 3,48 | 3,56 | 3,42 | 3,67 | 1 |
| 34 | 1 | 1 | 3,43 | 3,33 | 3,56 | 3,62 | 3,45 | 3,48 | 3 |
| 35 | 2 | 2 | 3,6 | 3,39 | 3,67 | 3,54 | 3,17 | 3,62 | 3 |
| 36 | 1 | 2 | 3,79 | 3,54 | 3,74 | 3,94 | 3,89 | 3,38 | 2 |
| 37 | 2 | 2 | 3,26 | 3,23 | 3,15 | 3,5 | 3,08 | 3,2 | 3 |
| 38 | 1 | 2 | 3,69 | 3,38 | 1,88 | 3,08 | 3 | 2,42 | 3 |
| 39 | 2 | 2 | 3,74 | 3,72 | 3,74 | 3,6 | 3,57 | 3,86 | 2 |
| 40 | 1 | 2 | 3,52 | 3,27 | 3,71 | 3,62 | 3,34 | 3,74 | 3 |
| 41 | 2 | 2 | 3,62 | 3,56 | 3,57 | 3,73 | 3,25 | 3,8 | 3 |
| 42 | 2 | 2 | 3,29 | 3,48 | 3,67 | 3,38 | 3,22 | 3,43 | 2 |
| 43 | 2 | 2 | 3,6 | 3,48 | 3,78 | 3,81 | 3,57 | 3,76 | 2 |
| 44 | 1 | 2 | 3,55 | 3 | 3,62 | 3,65 | 3,39 | 3,61 | 1 |
| 45 | 1 | 2 | 3,52 | 3,31 | 3,72 | 3,4 | 3,41 | 3,7 | 3 |
| 46 | 2 | 2 | 3,4 | 3,26 | 3,43 | 3,58 | 3,37 | 3,62 | 3 |
| 47 | 1 | 2 | 3,43 | 3,14 | 2,8 | 3,18 | 2,9 | 3,34 | 3 |
| 48 | 1 | 2 | 3,66 | 3,34 | 3,2 | 3,34 | 3,42 | 3,21 | 3 |
| 49 | 2 | 2 | 3,67 | 3,5 | 3,48 | 3,75 | 3,31 | 3,63 | 3 |
| 50 | 1 | 1 | 3,62 | 3,46 | 3,33 | 3,5 | 2,43 | 2,71 | 3 |
| 51 | 1 | 1 | 3,48 | 3,3 | 2,92 | 3,39 | 3,19 | 3,54 | 3 |
| 52 | 2 | 2 | 3,48 | 3,43 | 3,48 | 3,31 | 3,1 | 3,11 | 3 |
| 53 | 2 | 2 | 3,81 | 3,43 | 3,65 | 3,77 | 3,83 | 3,85 | 2 |
| 54 | 1 | 2 | 3,48 | 3,67 | 3,48 | 3,33 | 3,05 | 3,43 | 3 |
| 55 | 1 | 2 | 3,29 | 3,48 | 3,54 | 3 | 2,98 | 3,55 | 3 |
| 56 | 1 | 1 | 3,69 | 3,61 | 3,75 | 3,56 | 3,72 | 3,83 | 3 |
| 57 | 2 | 2 | 3,73 | 3,68 | 3,65 | 3,71 | 3,44 | 3,52 | 1 |

Lanjutan Tabel 4.3

| NO | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Kategori |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|----------|
| 58 | 2 | 2 | 3,43 | 2,98 | 3,45 | 3,19 | 3,24 | 3,25 | 3 |
| 59 | 1 | 2 | 3,38 | 3 | 3,43 | 3,46 | 3,57 | 3,31 | 3 |
| 60 | 1 | 2 | 3,57 | 3,75 | 3,46 | 3,62 | 3,38 | 3,44 | 3 |
| 61 | 2 | 2 | 3,68 | 3,21 | 3,08 | 3,48 | 3,14 | 3,48 | 3 |
| 62 | 2 | 2 | 3,38 | 3 | 3,29 | 3,5 | 3,04 | 3,54 | 3 |
| 63 | 2 | 1 | 3,6 | 3,59 | 3,72 | 3,71 | 3,61 | 3,6 | 2 |
| 64 | 2 | 1 | 3,5 | 3,36 | 3,17 | 2,94 | 3,17 | 3,38 | 3 |
| 65 | 1 | 2 | 3,57 | 3,34 | 3,23 | 3,19 | 3,3 | 3,69 | 3 |
| 66 | 2 | 1 | 3,31 | 3,46 | 3,52 | 3,61 | 3,23 | 3,13 | 3 |
| 67 | 1 | 2 | 3,45 | 3,5 | 3,59 | 3,52 | 3,41 | 3,91 | 2 |
| 68 | 1 | 2 | 3,48 | 3,74 | 3,74 | 3,71 | 3,17 | 3,69 | 3 |
| 69 | 2 | 2 | 2,74 | 2,81 | 3,48 | 3,67 | 3,35 | 3,44 | 3 |
| 70 | 2 | 2 | 3,5 | 3,19 | 3,3 | 3,26 | 3,38 | 3,67 | 3 |
| 71 | 2 | 1 | 3,64 | 3,35 | 3,72 | 3,75 | 3,59 | 3,71 | 2 |
| 72 | 2 | 2 | 3,48 | 2,96 | 3,21 | 3,07 | 3,12 | 3,4 | 3 |
| 73 | 1 | 2 | 2,79 | 2,95 | 3,39 | 2,67 | 2,95 | 2,12 | 3 |
| 74 | 1 | 2 | 3,71 | 3,54 | 3,61 | 3,73 | 3,54 | 3,81 | 2 |
| 75 | 1 | 2 | 3,43 | 3,11 | 3,41 | 2,69 | 2,65 | 3,3 | 3 |
| 76 | 1 | 2 | 3,24 | 2,88 | 3,36 | 3,52 | 3,76 | 3,43 | 3 |
| 77 | 2 | 2 | 3,55 | 3,39 | 3,24 | 3,06 | 2,88 | 3,2 | 3 |
| 78 | 2 | 2 | 3,45 | 3,57 | 3,65 | 3,85 | 3,7 | 3,85 | 2 |
| 79 | 2 | 2 | 3,8 | 3,31 | 3,38 | 3,73 | 3,52 | 3,63 | 1 |
| 80 | 1 | 2 | 3,64 | 3,04 | 3,5 | 3,38 | 3,65 | 3,76 | 1 |
| 81 | 1 | 2 | 3,31 | 3,4 | 3,54 | 3,59 | 3,17 | 3,15 | 2 |
| 82 | 2 | 1 | 3,76 | 3,48 | 3,06 | 3,08 | 3,15 | 3,46 | 3 |
| 83 | 1 | 2 | 3,52 | 3,21 | 3,48 | 3,59 | 2,86 | 3,14 | 3 |
| 84 | 2 | 2 | 3,17 | 3,3 | 3,17 | 3,29 | 3,19 | 3,09 | 3 |
| 85 | 1 | 2 | 3,43 | 2,79 | 3,66 | 3,46 | 3,37 | 3,26 | 3 |
| 86 | 2 | 2 | 3,17 | 2,5 | 3,36 | 3,6 | 3,37 | 3,54 | 3 |
| 87 | 2 | 2 | 3,33 | 3,05 | 3,15 | 2,71 | 2,86 | 2,6 | 3 |
| 88 | 2 | 2 | 3,48 | 2,86 | 3,11 | 3,52 | 3,3 | 3,61 | 3 |
| 89 | 2 | 2 | 3,64 | 3,54 | 3,52 | 3,09 | 3,45 | 3,65 | 3 |
| 90 | 2 | 2 | 3,55 | 3,46 | 3,38 | 3,48 | 3,17 | 3,56 | 3 |

Kemudian, proses *learning* dengan metode regresi logistik multinomial diterapkan pada data *training* untuk mengklasifikasi 90 data *testing* dari mahasiswa. Daftar data *testing* ditunjukkan dalam Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Data Testing

| No | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Kategori | Predict |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|----------|---------|
| 1 | 2 | 1 | 3,55 | 3,31 | 3,42 | 3,59 | 3,05 | 3,34 | 3 | 3 |
| 2 | 1 | 2 | 3,45 | 3,4 | 3,23 | 3,02 | 3,46 | 2,95 | 1 | 3 |
| 3 | 1 | 2 | 3,62 | 3,56 | 3,48 | 3,56 | 3,15 | 3,31 | 3 | 3 |
| 4 | 2 | 1 | 3,76 | 3,61 | 3,74 | 3,79 | 3,52 | 3,86 | 2 | 2 |
| 5 | 2 | 2 | 3,38 | 2,98 | 3,1 | 3,36 | 3 | 3,52 | 3 | 3 |
| 6 | 2 | 2 | 3,6 | 3,65 | 3,63 | 3,77 | 3,83 | 3,77 | 2 | 2 |
| 7 | 1 | 2 | 3,14 | 3,59 | 3,72 | 3,85 | 3,76 | 3,81 | 2 | 2 |
| 8 | 1 | 2 | 3,67 | 2,94 | 3,45 | 3,35 | 3,35 | 3,48 | 3 | 3 |
| 9 | 1 | 2 | 3,55 | 3,17 | 3,54 | 3,33 | 2,91 | 3,52 | 3 | 3 |
| 10 | 2 | 1 | 3,48 | 3,61 | 3,74 | 3,83 | 3,61 | 3,9 | 2 | 2 |
| 11 | 1 | 1 | 3,48 | 3,36 | 3,11 | 3,47 | 3,32 | 3,26 | 3 | 3 |
| 12 | 1 | 2 | 3,45 | 3,4 | 3,19 | 3,58 | 3,12 | 3,42 | 1 | 3 |
| 13 | 2 | 2 | 3,76 | 3,8 | 3,65 | 3,5 | 3,5 | 3,76 | 2 | 3 |
| 14 | 2 | 2 | 3,31 | 3,41 | 3,62 | 3,48 | 3,18 | 3,3 | 3 | 3 |
| 15 | 1 | 2 | 3,79 | 3,75 | 3,38 | 3,6 | 3,65 | 3,73 | 3 | 3 |
| 16 | 1 | 2 | 3,67 | 3,23 | 3,27 | 3,77 | 3,59 | 3,69 | 3 | 3 |
| 17 | 2 | 2 | 3,57 | 3,56 | 3,36 | 3,56 | 3,26 | 3,54 | 3 | 3 |
| 18 | 1 | 2 | 3,43 | 2,65 | 2,61 | 2,75 | 3,1 | 2,25 | 3 | 3 |
| 19 | 1 | 2 | 3,45 | 3,48 | 3,33 | 3,44 | 3,11 | 3,17 | 2 | 3 |
| 20 | 1 | 2 | 3,67 | 3,48 | 3,65 | 3,75 | 3,75 | 3,93 | 3 | 2 |
| 21 | 1 | 1 | 3,77 | 3,6 | 3,66 | 3,7 | 3,31 | 3,5 | 1 | 3 |
| 22 | 2 | 2 | 3,86 | 3,39 | 3,33 | 3,35 | 3,31 | 3,75 | 3 | 3 |
| 23 | 1 | 2 | 3,43 | 3,14 | 2,84 | 3,18 | 2,92 | 3,22 | 3 | 3 |
| 24 | 1 | 2 | 3,6 | 3,64 | 3,31 | 3,45 | 3,22 | 3,35 | 3 | 3 |
| 25 | 1 | 2 | 3,83 | 3,77 | 3,29 | 3,1 | 2,76 | 3,18 | 3 | 3 |
| 26 | 2 | 2 | 3,7 | 3,31 | 3,43 | 3,65 | 3,56 | 3,36 | 1 | 3 |
| 27 | 2 | 2 | 3,5 | 3,25 | 3 | 3,25 | 2,72 | 3,7 | 3 | 3 |
| 28 | 1 | 2 | 3,48 | 3,5 | 3,7 | 3,81 | 3,7 | 3,77 | 2 | 2 |
| 29 | 2 | 2 | 3,26 | 3,16 | 3,18 | 2,9 | 2,89 | 2,41 | 3 | 3 |
| 30 | 1 | 2 | 3,36 | 3,21 | 3,1 | 3,33 | 3,07 | 3,02 | 3 | 3 |
| 31 | 2 | 2 | 3,17 | 2,96 | 3,6 | 3,81 | 3,61 | 3,76 | 2 | 2 |
| 32 | 2 | 2 | 3,5 | 3,54 | 3,39 | 3,1 | 3,11 | 3,34 | 3 | 3 |
| 33 | 2 | 2 | 3,48 | 3 | 3,39 | 3,54 | 2,86 | 3,25 | 3 | 3 |
| 34 | 2 | 2 | 3,31 | 3,27 | 3,02 | 3,6 | 3,3 | 3,27 | 3 | 3 |
| 35 | 1 | 1 | 3,65 | 3,9 | 3,72 | 3,67 | 3,65 | 3,89 | 1 | 2 |
| 36 | 1 | 2 | 3,67 | 3,54 | 3,85 | 3,65 | 3,89 | 3,64 | 2 | 2 |
| 37 | 2 | 2 | 3,6 | 3,54 | 3,34 | 3,4 | 2,64 | 3,7 | 3 | 3 |
| 38 | 2 | 2 | 3,55 | 3,16 | 3,38 | 3,14 | 2,92 | 3,55 | 3 | 3 |
| 39 | 2 | 1 | 3,6 | 3,48 | 3,44 | 3,52 | 3,61 | 3,42 | 2 | 3 |

Lanjutan Tabel 4.4

| No | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Kategori | Predict |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|----------|---------|
| 40 | 1 | 2 | 3,5 | 3,25 | 3,15 | 2,98 | 3 | 3,23 | 3 | 3 |
| 41 | 2 | 2 | 3,67 | 3,23 | 3,57 | 3,27 | 3,29 | 3,38 | 3 | 3 |
| 42 | 1 | 2 | 3,43 | 3,35 | 3,48 | 3,6 | 3,27 | 3,26 | 3 | 3 |
| 43 | 1 | 2 | 3,21 | 3,25 | 2,96 | 2,52 | 3 | 2,95 | 3 | 3 |
| 44 | 1 | 2 | 3,69 | 3,07 | 3,33 | 3,48 | 3,25 | 3,43 | 3 | 3 |
| 45 | 2 | 1 | 3,48 | 3,33 | 3,74 | 3,85 | 3,7 | 3,5 | 2 | 2 |
| 46 | 1 | 2 | 3,45 | 3,1 | 3,35 | 3,38 | 3,08 | 3,57 | 3 | 3 |
| 47 | 1 | 2 | 3,6 | 3 | 3,15 | 3,07 | 2,61 | 3,32 | 3 | 3 |
| 48 | 1 | 2 | 3,43 | 3,11 | 3 | 3,21 | 3,13 | 2,29 | 3 | 3 |
| 49 | 1 | 2 | 3,6 | 3,55 | 3,26 | 3,04 | 3,55 | 3,65 | 3 | 3 |
| 50 | 2 | 2 | 3,83 | 3,44 | 3,3 | 3,56 | 3,25 | 3,37 | 3 | 3 |
| 51 | 1 | 2 | 3,71 | 3,38 | 3,52 | 3,48 | 3,25 | 3,72 | 3 | 3 |
| 52 | 1 | 2 | 3 | 3,02 | 2,66 | 3,07 | 2,26 | 2,67 | 3 | 3 |
| 53 | 1 | 2 | 3 | 2,75 | 3,43 | 3,34 | 3,28 | 3,21 | 3 | 3 |
| 54 | 1 | 2 | 2,88 | 2,3 | 2,78 | 3,39 | 3 | 2,85 | 3 | 3 |
| 55 | 1 | 2 | 3,1 | 2,66 | 2,6 | 2,98 | 3,04 | 3,28 | 3 | 3 |
| 56 | 2 | 2 | 3,45 | 3,21 | 3,43 | 3,62 | 2,85 | 3,5 | 3 | 3 |
| 57 | 1 | 2 | 3,77 | 3,27 | 3,38 | 3,48 | 3,44 | 2,93 | 1 | 1 |
| 58 | 2 | 1 | 3,4 | 3,07 | 3,8 | 3,65 | 3,83 | 3,67 | 2 | 2 |
| 59 | 1 | 2 | 3,5 | 3,39 | 3,72 | 3,69 | 3,89 | 3,81 | 2 | 2 |
| 60 | 2 | 2 | 3,4 | 3,2 | 3,74 | 3,44 | 2,93 | 3,57 | 3 | 3 |
| 61 | 2 | 2 | 3,07 | 3,33 | 3,32 | 3,31 | 3,26 | 3,46 | 3 | 3 |
| 62 | 1 | 2 | 3,62 | 3,67 | 3,85 | 3,83 | 3,89 | 3,86 | 3 | 2 |
| 63 | 2 | 2 | 3,48 | 3,27 | 3,65 | 3,71 | 3,74 | 3,78 | 2 | 2 |
| 64 | 1 | 2 | 3,67 | 3,36 | 3,54 | 3,71 | 3,52 | 3,59 | 2 | 3 |
| 65 | 1 | 1 | 3,81 | 3,81 | 3,7 | 3,56 | 3,67 | 3,91 | 2 | 2 |
| 66 | 1 | 2 | 3,24 | 3,22 | 3,35 | 3,19 | 3,54 | 2,96 | 3 | 3 |
| 67 | 1 | 2 | 3,29 | 2,24 | 2,32 | 2,86 | 2,68 | 2,69 | 3 | 3 |
| 68 | 2 | 2 | 3,76 | 3,71 | 3,74 | 3,62 | 3,02 | 3,72 | 3 | 3 |
| 69 | 1 | 2 | 3,83 | 3,57 | 3,69 | 3,65 | 3,91 | 3,79 | 2 | 2 |
| 70 | 2 | 2 | 3,17 | 3,23 | 3,08 | 3,04 | 3,07 | 3,48 | 3 | 3 |
| 71 | 1 | 2 | 3,4 | 2,8 | 3,38 | 3,11 | 3,39 | 3,19 | 3 | 3 |
| 72 | 2 | 1 | 3,21 | 3,19 | 3,46 | 3,31 | 3,22 | 3,35 | 2 | 3 |
| 73 | 1 | 2 | 3,71 | 3,59 | 3,52 | 3,65 | 3,43 | 3,92 | 2 | 3 |
| 74 | 1 | 2 | 3,71 | 3,31 | 2,98 | 3,37 | 3,17 | 3,11 | 3 | 3 |
| 75 | 2 | 2 | 3,5 | 3,5 | 3,63 | 3,73 | 3,67 | 3,74 | 2 | 2 |
| 76 | 2 | 2 | 3,6 | 3,35 | 3,48 | 3,13 | 3,52 | 3,52 | 3 | 3 |
| 77 | 1 | 2 | 3,43 | 3,09 | 3,48 | 3,6 | 3,3 | 3,38 | 3 | 3 |
| 78 | 2 | 2 | 3,57 | 3,43 | 3,37 | 2,6 | 3,16 | 3,55 | 3 | 3 |

Lanjutan Tabel 4.4

| No | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Kategori | Predict |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|----------|---------|
| 79 | 1 | 2 | 3,5 | 3,6 | 3,27 | 2,95 | 3,45 | 2,91 | 3 | 3 |
| 80 | 1 | 2 | 3,55 | 3,11 | 3,52 | 3 | 3,47 | 3,82 | 3 | 3 |
| 81 | 2 | 2 | 3,43 | 3,38 | 3,48 | 3,5 | 3,41 | 3,7 | 3 | 3 |
| 82 | 1 | 2 | 3,57 | 3,35 | 2,83 | 2,41 | 2,45 | 3,18 | 3 | 3 |
| 83 | 1 | 2 | 3,29 | 3,02 | 2,05 | 2,5 | 1,29 | 2,39 | 3 | 3 |
| 84 | 2 | 2 | 3,02 | 3,02 | 3,65 | 3,67 | 3,74 | 3,69 | 2 | 2 |
| 85 | 1 | 2 | 3,62 | 3,92 | 3,65 | 3,12 | 2,42 | 3,38 | 3 | 3 |
| 86 | 1 | 2 | 3,36 | 3,35 | 3,35 | 3,35 | 3,08 | 3,09 | 3 | 3 |
| 87 | 1 | 1 | 3,62 | 2,81 | 3,09 | 3,23 | 2,61 | 2,7 | 3 | 3 |
| 88 | 1 | 2 | 3,67 | 3,52 | 3,48 | 3,65 | 3,74 | 3,57 | 3 | 3 |
| 89 | 1 | 2 | 3,62 | 3,83 | 3,9 | 3,76 | 3,7 | 3,73 | 2 | 2 |
| 90 | 1 | 2 | 3,62 | 3,52 | 3,61 | 3,79 | 3,48 | 3,24 | 3 | 3 |

Pada kolom variabel independen, kode 1 untuk kategori cepat, 2 untuk kategori tepat, dan 3 untuk kategori lambat. Dari data tersebut dilakukanlah klasifikasi menggunakan model regresi logistik multinomial sehingga diperoleh hasil klasifikasi mahasiswa seperti ditunjukkan dalam Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Klasifikasi Mahasiswa

| No | Lama Studi | Predict |
|----|------------|---------|
| 1 | 3 | 3 |
| 2 | 1 | 3 |
| 3 | 3 | 3 |
| 4 | 2 | 2 |
| 5 | 3 | 3 |
| 6 | 2 | 2 |
| 7 | 2 | 2 |
| 8 | 3 | 3 |
| 9 | 3 | 3 |
| 10 | 2 | 2 |
| 11 | 3 | 3 |
| 12 | 1 | 3 |
| 13 | 2 | 3 |
| 14 | 3 | 3 |
| 15 | 3 | 3 |
| 16 | 3 | 3 |
| 17 | 3 | 3 |

Lanjutan Tabel 4.5

| No | Lama_Studi | Predict |
|----|------------|---------|
| 18 | 3 | 3 |
| 19 | 2 | 3 |
| 20 | 3 | 2 |
| 21 | 1 | 3 |
| 22 | 3 | 3 |
| 23 | 3 | 3 |
| 24 | 3 | 3 |
| 25 | 3 | 3 |
| 26 | 1 | 3 |
| 27 | 3 | 3 |
| 28 | 2 | 2 |
| 29 | 3 | 3 |
| 30 | 3 | 3 |
| 31 | 2 | 2 |
| 32 | 3 | 3 |
| 33 | 3 | 3 |
| 34 | 3 | 3 |
| 35 | 1 | 2 |
| 36 | 2 | 2 |
| 37 | 3 | 3 |
| 38 | 3 | 3 |
| 39 | 2 | 3 |
| 40 | 3 | 3 |
| 41 | 3 | 3 |
| 42 | 3 | 3 |
| 43 | 3 | 3 |
| 44 | 3 | 3 |
| 45 | 2 | 2 |
| 46 | 3 | 3 |
| 47 | 3 | 3 |
| 48 | 3 | 3 |
| 49 | 3 | 3 |
| 50 | 3 | 3 |
| 51 | 3 | 3 |
| 52 | 3 | 3 |
| 53 | 3 | 3 |
| 54 | 3 | 3 |
| 55 | 3 | 3 |
| 56 | 3 | 3 |

Lanjutan Tabel 4.5

| No | Lama_Studi | Predict |
|----|------------|---------|
| 57 | 1 | 1 |
| 58 | 2 | 2 |
| 59 | 2 | 2 |
| 60 | 3 | 3 |
| 61 | 3 | 3 |
| 62 | 3 | 2 |
| 63 | 2 | 2 |
| 64 | 2 | 3 |
| 65 | 2 | 2 |
| 66 | 3 | 3 |
| 67 | 3 | 3 |
| 68 | 3 | 3 |
| 69 | 2 | 2 |
| 70 | 3 | 3 |
| 71 | 3 | 3 |
| 72 | 2 | 3 |
| 73 | 2 | 3 |
| 74 | 3 | 3 |
| 75 | 2 | 2 |
| 76 | 3 | 3 |
| 77 | 3 | 3 |
| 78 | 3 | 3 |
| 79 | 3 | 3 |
| 80 | 3 | 3 |
| 81 | 3 | 3 |
| 82 | 3 | 3 |
| 83 | 3 | 3 |
| 84 | 2 | 2 |
| 85 | 3 | 3 |
| 86 | 3 | 3 |
| 87 | 3 | 3 |
| 88 | 3 | 3 |
| 89 | 2 | 2 |
| 90 | 3 | 3 |

Hasil dari prediksi menggunakan regresi logistik multinomial dengan 90 data menghasilkan kategori waktu kelulusan Cepat, Tepat dan Lambat. ditunjukkan pada gambar 4.9 menunjukkan hasil berikut:

| | prediksi | | |
|--------|----------|----|----|
| aktual | 1 | 2 | 3 |
| 1 | 1 | 0 | 0 |
| 2 | 1 | 16 | 2 |
| 3 | 4 | 6 | 60 |

Gambar 4.9 Hasil Prediksi

Penentuan hasil uji dari *confusion matrix* diperlukan nilai dari TP, TN, FP, FN dimana sebelumnya nilai-nilai tersebut didapatkan dari hasil klasifikasi yang ditunjukkan pada gambar 4.9. Perhitungan *accuracy* berupa *accuracy*, *precision*, dan *recall* pada *confusion matrix* diperlukan semua nilai yang saling berkaitan yaitu TP, TN, FP, FN dimana nilai tersebut dilakukan dengan menghitung per kelas. Berikut pemaparan masing-masing kelas:

1. Kategori Cepat

Tabel 4.6 Multiclass Confusion Matrix untuk Kategori Cepat

| | | Prediksi | | |
|--------|--------|----------|-------|--------|
| | | Cepat | Tepat | Lambat |
| Aktual | Cepat | TP | FN | FN |
| | Tepat | FP | TN | TN |
| | Lambat | FP | TN | TN |

- $TP = 1$
- $TN = 16 + 2 + 6 + 60 = 84$
- $FP = 1 + 4 = 5$
- $FN = 0 + 0 = 0$

2. Kategori Tepat

Tabel 4.7 Multiclass Confusion Matrix untuk Kategori Tepat

| | | Prediksi | | |
|--------|--------|----------|-------|--------|
| | | Cepat | Tepat | Lambat |
| Aktual | Cepat | TN | FP | TN |
| | Tepat | FN | TP | FN |
| | Lambat | TN | FP | TN |

- $TP = 16$
- $TN = 1 + 0 + 4 + 60 = 65$
- $FP = 0 + 6 = 6$
- $FN = 1 + 2 = 3$

3. Kategori Lambat

Tabel 4.8 Multiclass Confusion Matrix untuk Kategori Lambat

| | | Prediksi | | |
|--------|--------|----------|-------|--------|
| | | Cepat | Tepat | Lambat |
| Aktual | Cepat | TN | TN | FN |
| | Tepat | TN | TN | FN |
| | Lambat | FP | FP | TP |

- $TP = 60$
- $TN = 1 + 0 + 1 + 16 = 18$
- $FP = 4 + 6 = 10$
- $FN = 0 + 2 = 2$

Kalkulasi nilai TP, TN, FP, dan FN dari hasil klasifikasi *multiclass* terdapat pada tabel 4.9 di bawah.

Tabel 4.9 Kalkulasi Multiclass Confusion Matrix

| Kategori | Confusion Matrix | | | |
|--------------|------------------|------------|-----------|----------|
| | TP | TN | FP | FN |
| Cepat | 1 | 84 | 5 | 0 |
| Tepat | 16 | 65 | 6 | 3 |
| Lambat | 60 | 18 | 10 | 2 |
| Total | 77 | 167 | 21 | 5 |

Kemudian untuk perhitungan *accuracy* menggunakan persamaan (4.1.4.1) sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{77}{90} = 0.855 = 85.5\%$$

Perhitungan *precision* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.2) sebagai berikut:

$$Precision = \frac{77}{77 + 21} = 0.785 = 78.5\%$$

Perhitungan *Recall* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.3) sebagai berikut:

$$Recall = \frac{77}{77 + 5} = 0.939 = 93.9\%$$

Pada perhitungan *Micro F1* yang dapat diartikan sebagai rata-rata dari nilai *precision* dan *recall* dimana perhitungan *Micro F1* ditunjukkan pada persamaan (4.1.4.4) sebagai berikut:

$$Micro\ F1 = 2 \frac{(0.785 \times 0.939)}{(0.785 + 0.939)} = 0.898 = 89.8\%$$

Berdasarkan hasil evaluasi sistem dalam melakukan prediksi kategori kelulusan mahasiswa menggunakan metode regresi logistik multinomial menunjukkan nilai *accuracy* sebesar 85,5% *precision* sebesar 78,5%, nilai *recall*

sebesar 93,9%, nilai *micro* F1 sebesar 89,8%. Nilai *accuracy* 85,5% menunjukkan sistem dapat melakukan klasifikasi dengan baik.

4.3 Pembahasan

Berdasarkan hasil uji coba yang telah diperoleh maka metode regresi logistik multinomial dapat melakukan prediksi kategori waktu kelulusan mahasiswa berdasarkan variabel yang diberikan, yakni jenis kelamin, jalur masuk, serta indeks prestasi selama enam semester. Tingkat keakuratan dalam memprediksi kinerja mahasiswa tersebut dipengaruhi oleh jumlah *random state* yang diberikan karena parameter ini membagi data *training-testing* dengan mempertahankan rasio atau persentase dari masing-masing kelas. Hasil evaluasi sistem menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan klasifikasi terhadap kategori kelulusan mahasiswa Progra Studi Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang angkatan 2012-2018 dengan nilai *accuracy* sebesar 85,5%, nilai *precision* sebesar 78,5%, nilai *recall* sebesar 93,9% dan nilai *micro* F1 sebesar 89,8%. Dilihat dari nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *micro* F1. Nilai *recall* lebih tinggi dari pada nilai *accuracy*, *precision*, dan *Micro* F1 yaitu 93,9%. Hal ini disebabkan karena pada data aktual dapat terprediksi dengan baik sehingga menyebabkan jumlah dari FN rendah. Sedangkan nilai *accuracy* dan *precision* lebih rendah daripada nilai *recall* yaitu sebesar 85,5% dan 78,5%. Hal ini disebabkan karena kurangnya alternatif kelas yang mempengaruhi nilai TN dan nilai FP.

Nilai *micro* F1 yang didapatkan juga yang cukup tinggi yaitu sebesar 89,8%. hal ini disebabkan karena pada nilai *precision* dan *recall* saling berkaitan dengan perhitungan dari *f micro* F1 dimana *micro* F1 merupakan rata-rata dari nilai

precision dan *recall*. Tinggi rendahnya nilai dari *precision* dan *recall* berbanding lurus dengan nilai dari *micro F1*. Semakin tinggi nilai yang dihasilkan dari perhitungan *precision* dan *recall* maka semakin tinggi pula nilai dari *micro F1*. Begitu juga sebaliknya, apabila nilai dari *precision* dan *recall* rendah maka nilai dari *micro F1* juga rendah. Berdasarkan nilai akurasi yang telah dipaparkan maka dapat dinyatakan bahwa sistem yang dibangun mampu melakukan pengklasifikasian dengan baik sehingga model regresi logistik multinomial dapat diterapkan untuk melakukan prediksi kategori kelulusan mahasiswa.

Terdapat beberapa faktor yang mengakibatkan terjadinya kesalahan dalam memprediksi kategori kelulusan mahasiswa berdasarkan waktu kelulusan sehingga nilai akurasi sistem belum dapat mendekati maksimal. Beberapa faktor tersebut di antaranya terkait nilai variabel yang digunakan dalam regresi logistik multinomial. Dengan menggunakan subset terbaik dari variabel yang lebih menjelaskan hubungan variabel independen dengan variabel dependen pada sistem maka nilai akurasi dapat ditingkatkan. Selain itu, *algorithm tuning* atau penyetelan algoritma juga dapat berpengaruh dalam mencapai nilai akurasi yang diinginkan. Penyetelan algoritma menentukan nilai optimum dari tiap parameter *machine learning* yang disetel sehingga dapat meningkatkan akurasi model yang dibangun.

Hasil prediksi kategori waktu kelulusan yang didapatkan seorang mahasiswa merupakan bentuk pencapaiannya selama menempuh studi di perguruan tinggi. Apabila mahasiswa tersebut aktif dan tekun belajar guna meningkatkan nilai indeks prestasi yang akan diraihinya, maka kategori waktu kelulusan yang akan di dapatkan

akan setimpal pula dengan usaha mahasiswa tersebut. Hal ini menunjukkan bahwasanya segala sesuatu yang tercipta atau terbentuk berdasarkan ukuran.

بِقَدْرِ خَلْقِنُهُ شَيْءٍ كُلِّ إِنَّا

“*Sungguh, kami menciptakan segala sesuatu menurut ukuran.*” (QS. Al-Qamar: 49).

Ayat diatas menerangkan bahwa apa yang terjadi pada makhluk ciptaan-Nya sudah ditetapkan dalam ketentuan dan hukum-hukum. Rasulullah *shalallahu ‘alaihi wasallam* pun pernah bersabda: “*segala sesuatu telah ditetapkan ukurannya bahkan kelemahan dan kecerdasan.*” (HR. Ahmad dan Muslim dari Ibnu Umar). Berdasarkan ayat serta hadits yang telah diuraikan di atas maka semua hal tidak akan lepas dengan ukuran atau ketetapan, demikian juga dengan kategori kelulusan yang dicapai mahasiswa sudah ada ukuran yang berlaku.

Sebagai hamba Allah *subhanahu wa ta’ala* memberikan manfaat kepada orang lain merupakan perbuatan atau tindakan yang mulia sebagaimana firman-Nya dalam surah Al-Isra ayat 7:

فَلَهَا أَسَأْتُمْ وَإِنْ لَّا تُفْسِكُمْ أَحْسَنْتُمْ أَحْسَنْتُمْ أَنْ ...

“*Jika kamu berbuat baik (berarti) kamu berbuat baik untuk dirimu sendiri. Dan jika kamu berbuat jahat maka (kerugian kejahatan) itu untuk dirimu sendiri...*” (QS. Al-Isra: 7).

Sistem yang dibangun menggunakan metode regresi logistik multinomial dapat digunakan sebagai model evaluasi terhadap waktu kelulusan mahasiswa khususnya di Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Maulana

Malik Ibrahim Malang. Selain itu, sistem juga dapat diterapkan pada jurusan lain dengan menyesuaikan data yang dipakai sehingga sistem dapat digunakan sebagai model evaluasi performa perguruan tinggi UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Pada bab ini akan dijelaskan tentang uji coba serta evaluasi terhadap penelitian yang telah dilakukan. Uji coba ditujukan untuk melihat sejauh mana keberhasilan dari implementasi metode yang telah dibuat serta evaluasi dilakukan dengan melakukan analisa terhadap hasil dari uji coba dan evaluasi untuk mendapatkan kesimpulan dan saran untuk pengembangan kedepan, dimana dalam penelitian ini kesimpulan yang dihasilkan sebagai berikut:

1. Peneliti menyajikan model prediksi regresi logistik multinomial untuk memprediksi kategori kelulusan mahasiswa di Program Studi Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Dataset studi prediksi kategori kelulusan mahasiswa terkumpul sebanyak 300 data dengan variabel berupa jenis kelamin, jenis jalur masuk, indeks prestasi semester satu sampai enam sedangkan tiga tingkat klasifikasi kategori kelulusan program Sarjana (S1) dijadikan hasil. Dataset dibagi menjadi *training* sebesar 70% dan *testing* sebesar 30%, dimana set *training* menghasilkan dua model prediksi regresi logistik multinomial sebagai berikut:

$$1. g_2(x) = -17.075 + 0.290x_1 + 0.130x_2 - 6.649x_3 + 2.659x_4 + 4.350x_5 + 3.327x_6 - 2.133x_7 + 3.407x_8$$

$$2. g_3(x) = 19.614 + 0.287x_1 + 0.744x_2 - 4.489x_3 + 1.600x_4 + 0.223x_5 + 0.135x_6 - 5.101x_7 + 2.082x_8$$

2. Hasil perolehan model diterapkan kemudian dievaluasi sehingga didapatkan nilai *accuracy* sebesar 85,5%, *precision* sebesar 78,5%, *recall* sebesar 93,9%, dan *micro f1-score* sebesar 89,8%. Nilai *accuracy* sebesar 85,5% menyatakan sistem dapat melakukan klasifikasi dengan baik sehingga model regresi logistik multinomial dapat diterima dan dapat digunakan untuk memprediksi kategori kelulusan mahasiswa.

5.2 Saran

Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan pada penelitian ini, diharapkan bagi penelitian selanjutnya dapat meningkatkan hasil akurasi, presisi, *recall*, dan *macro f1* pada pengujian model. Berikut merupakan saran dari peneliti yang diharapkan sebagai pendukung pada penelitian selanjutnya:.

1. Meningkatkan sumber informasi dengan menggabungkan data berbasis survei dengan elemen dari database institusi.
2. Menggunakan metode optimasi untuk menghasilkan nilai akurasi yang lebih optimal.
3. Membuat sistem tersedia bagi administrator untuk membiarkan mereka membuat keputusan tentang penerapan dan kegunaannya di dunia nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal, S. (2014). Data mining: Data mining concepts and techniques. *Proceedings - 2013 International Conference on Machine Intelligence Research and Advancement, ICMIRA 2013*, 203–207. <https://doi.org/10.1109/ICMIRA.2013.45>
- Agwil, W., Fransiska, H., & Hidayati, N. (2020). Analisis ketepatan waktu lulus mahasiswa dengan menggunakan bagging cart. *FIBONACCI: Jurnal Pendidikan Matematika Dan Matematika*, 6(2), 155–166. <https://dx.doi.org/10.24853/fbc.6.2.155-166>
- Aiken, J. M., de Bin, R., Hjorth-Jensen, M., & Caballero, M. D. (2020). Predicting time to graduation at a large enrollment American university. *PLoS ONE*, 15(11 November), 1–28. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242334>
- Al-Balushi, M. S., & Islam, M. M. (2020). Predicting Academic Performance of Students of Sultan Qaboos University, Oman, Using Multilevel Modeling Approach. *Far East Journal of Theoretical Statistics*, 58(1), 59–76. <https://doi.org/10.17654/ts058010059>
- Asha, P., Vandana, E., Bhavana, E., & Shankar, K. R. (2020). Predicting University Dropout through Data Analysis. *Proceedings of the 4th International Conference on Trends in Electronics and Informatics, ICOEI 2020, Icoei*, 852–856. <https://doi.org/10.1109/ICOEI48184.2020.9142882>
- Ashraf, A., Anwer, S., & Khan, M. G. (2018). A Comparative Study of Predicting Student 's Performance by use of Data Mining Techniques. *American Scientific Research Journal for Engineering, Technology and Sciences*, 44 No.1(October), 122–136.
- Daga, E. K. N., & Suryowati, K. (2017). Penerapan Metode Regresi Logistik Ordinal Dan Regresi Probit Ordinal Untuk Mengestimasi Probabilitas Lama Masa Studi Mahasiswa IST AKPRIND Yogyakarta. *Jurnal Statistika Industri Dan Komputasi*, 2(2), 104–114. <https://ejournal.akprind.ac.id/index.php/STATISTIKA/article/view/1087>
- El-habil, A. M. (2012). *234-Full Text Article-1426-1-10-20120328*. 2, 271–291.
- Ginting, S. L. B. (2019). Algoritma Apriori untuk Menampilkan Korelasi Nilai Akademik dengan Kelulusan Mahasiswa: Data Mining. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 6(2), 59–65. <https://doi.org/10.34010/komputika.v6i2.1706>
- Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). *Metrics for Multi-Class Classification: an Overview*. 1–17. <http://arxiv.org/abs/2008.05756>
- Gunawan, M., Zarlis, M., & Roslina, R. (2021). Analisis Komparasi Algoritma

Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 513. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2925>

Hadley Wickham. (2016). *Wickham Hadley ggplot2 Elegant Graphics for Data Analysis Second Edition*. <http://www.springer.com/series/6991>

Hashim, A. S., Awadh, W. A., & Hamoud, A. K. (2020). Student Performance Prediction Model based on Supervised Machine Learning Algorithms. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 928(3). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/928/3/032019>

Hoffait, A. S., & Schyns, M. (2017). Early detection of university students with potential difficulties. *Decision Support Systems*, 101, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.05.003>

Kemendikbud. (2020). Statistik Pendidikan Tinggi (Higer Education Statistic) 2020. *PDDikti Kemendikbud*, 81–85. <https://pddikti.kemdikbud.go.id/publikasi>

Kim, T. K. (2017). Understanding one-way anova using conceptual figures. *Korean Journal of Anesthesiology*, 70(1), 22–26. <https://doi.org/10.4097/kjae.2017.70.1.22g>
conceptual figures. *Korean Journal of Anesthesiology*, 70(1), 22–26.

Larose, D. T., & Larose, C. D. (2014). Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining: Second Edition. In *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining: Second Edition* (Vol. 9780470908). <https://doi.org/10.1002/9781118874059>

Mayadewi, P., & Rosely, E. (2015). Prediksi Nilai Proyek Akhir Mahasiswa Menggunakan Algoritma Klasifikasi Data Mining. *Seminar Nasional Sistem Informasi Indonesia, November*, 329–334.

Mohammad Suhaimi, N., Abdul-Rahman, S., Mutalib, S., Abdul Hamid, N. H., & Hamid, A. (2019). Review on Predicting Students' Graduation Time Using Machine Learning Algorithms. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 11(7), 1–13. <https://doi.org/10.5815/ijmecs.2019.07.01>

Olalekan, A. M., Egwuiche, O. S., & Olatunji, S. O. (2020). Performance Evaluation of Machine Learning Techniques for Prediction of Graduating Students in Tertiary Institution. *2020 International Conference in Mathematics, Computer Engineering and Computer Science, ICMCECS 2020*. <https://doi.org/10.1109/ICMCECS47690.2020.240888>

Package, T., & Tidy, T. (2022). *Package 'prediction .'*

Perez, B., Castellanos, C., & Correal, D. (2018). Applying Data Mining Techniques to Predict Student Dropout: A Case Study. *2018 IEEE 1st Colombian Conference on Applications in Computational Intelligence, ColCACI 2018 -*

Proceedings, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ColCACI.2018.8484847>

- Pérez, B., Castellanos, C., & Correal, D. (2018). Predicting student drop-out rates using data mining techniques: A case study. *Communications in Computer and Information Science*, 833, 111–125. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03023-0_10
- Qurnia Sari, A., Sukestiyarno, Y., & Agoestanto, A. (2017). Batasan Prasyarat Uji Normalitas dan Uji Homogenitas pada Model Regresi Linear. *Unnes Journal of Mathematics*, 6(2), 168–177. <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm>
- Rodríguez Ayán, M. N., & Coello García, M. T. (2008). Prediction of university students' academic achievement by linear and logistic models. *Spanish Journal of Psychology*, 11(1), 275–288. <https://doi.org/10.1017/s1138741600004315>
- Shmueli, G. (2010). To explain or to predict? *Statistical Science*, 25(3), 289–310. <https://doi.org/10.1214/10-STS330>
- Tetap, D., Ekonomi, F., & Pakuan, U. (2016). *Kecurangan mencari jawaban dari ujian atau tes ; perkembangan teknologi JIMFE (Jurnal Ilmiah Manajemen Fakultas Ekonomi)*. 2(1), 73–87.
- Tulong, M., Mongi, C., & Mananohas, M. (2018). Regresi Logistik Multinomial Untuk Menentukan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Pilihan Perguruan Tinggi Pada Siswa SMA dan SMK di Pulau Karakelang Kabupaten Kepulauan Talaud. *D'CARTESIAN*, 7(2), 90. <https://doi.org/10.35799/dc.7.2.2018.21456>
- Urrutia-Aguilar, M. E., Fuentes-García, R., Mirel Martínez, V. D., Beck, E., León, S. O., & Guevara-Guzmán, R. (2016). Logistic Regression Model for the Academic Performance of First-Year Medical Students in the Biomedical Area. *Creative Education*, 07(15), 2202–2211. <https://doi.org/10.4236/ce.2016.715217>
- Wan Yaacob, W. F., Mohd Sobri, N., Nasir, S. A. M., Wan Yaacob, W. F., Norshahidi, N. D., & Wan Husin, W. Z. (2020). Predicting Student Drop-Out in Higher Institution Using Data Mining Techniques. *Journal of Physics: Conference Series*, 1496(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1496/1/012005>
- Zhang, D., Wang, J., & Zhao, X. (2015). Estimating the uncertainty of average F1 scores. *ICTIR 2015 - Proceedings of the 2015 ACM SIGIR International Conference on the Theory of Information Retrieval*, 317–320. <https://doi.org/10.1145/2808194.2809488>

LAMPIRAN

Lampiran 1

Data Training dan Testing

| No | Jenis Kelamin | Jalur Masuk | IP1 | IP2 | IP3 | IP4 | IP5 | IP6 | Lama Studi |
|----|---------------|-------------|------|------|------|------|------|------|------------|
| 1 | 1 | 1 | 3.55 | 3.15 | 3.38 | 3 | 3.46 | 3.7 | 1 |
| 2 | 2 | 2 | 3.71 | 3.6 | 3.43 | 3.55 | 3.1 | 3.38 | 3 |
| 3 | 1 | 2 | 3.33 | 3.42 | 3 | 3.27 | 3.08 | 3.3 | 3 |
| 4 | 2 | 2 | 3.57 | 3.59 | 3.72 | 3.69 | 3.46 | 3.73 | 2 |
| 5 | 1 | 2 | 3.64 | 3.04 | 3.5 | 3.38 | 3.65 | 3.76 | 1 |
| 6 | 2 | 1 | 3.55 | 3.31 | 3.42 | 3.59 | 3.05 | 3.34 | 3 |
| 7 | 1 | 2 | 3.81 | 3.8 | 3.65 | 3.79 | 3.7 | 3.66 | 2 |
| 8 | 1 | 2 | 3.57 | 3.2 | 3.23 | 3.36 | 3.34 | 3.58 | 3 |
| 9 | 1 | 2 | 3.67 | 3.66 | 3.25 | 3.56 | 3.5 | 3.71 | 3 |
| 10 | 1 | 2 | 3.45 | 3.4 | 3.23 | 3.02 | 3.46 | 2.95 | 1 |
| 11 | 2 | 2 | 3.43 | 2.89 | 3.6 | 3.54 | 3.43 | 3.68 | 2 |
| 12 | 1 | 2 | 3.79 | 3.54 | 3.74 | 3.94 | 3.89 | 3.38 | 2 |
| 13 | 1 | 2 | 3.4 | 3.48 | 3.25 | 3.35 | 3.22 | 3.17 | 3 |
| 14 | 1 | 2 | 3.74 | 3.33 | 3.5 | 3.62 | 3.4 | 3.54 | 3 |
| 15 | 2 | 2 | 3.29 | 3.5 | 3.46 | 3.25 | 3.08 | 2.28 | 1 |
| 16 | 1 | 2 | 3.69 | 3.38 | 1.88 | 3.08 | 3 | 2.42 | 3 |
| 17 | 1 | 2 | 3.62 | 3.56 | 3.48 | 3.56 | 3.15 | 3.31 | 3 |
| 18 | 2 | 1 | 3.76 | 3.61 | 3.74 | 3.79 | 3.52 | 3.86 | 2 |
| 19 | 1 | 2 | 3.48 | 3.58 | 3.35 | 3.43 | 2.82 | 3.27 | 3 |
| 20 | 1 | 2 | 3.38 | 3.36 | 3.17 | 3.08 | 2.95 | 3.05 | 3 |
| 21 | 2 | 2 | 3.38 | 2.98 | 3.1 | 3.36 | 3 | 3.52 | 3 |
| 22 | 2 | 2 | 3.6 | 3.65 | 3.63 | 3.77 | 3.83 | 3.77 | 2 |
| 23 | 1 | 2 | 3.14 | 3.59 | 3.72 | 3.85 | 3.76 | 3.81 | 2 |
| 24 | 2 | 2 | 3.81 | 3.43 | 3.65 | 3.77 | 3.83 | 3.85 | 2 |
| 25 | 1 | 2 | 3.73 | 3.27 | 3.62 | 3.56 | 3.58 | 3.7 | 1 |
| 26 | 2 | 2 | 3.38 | 3 | 3.29 | 3.5 | 3.04 | 3.54 | 3 |
| 27 | 2 | 1 | 3.55 | 3.43 | 3.7 | 3.88 | 3.8 | 3.73 | 2 |
| 28 | 1 | 2 | 3.67 | 2.94 | 3.45 | 3.35 | 3.35 | 3.48 | 3 |
| 29 | 1 | 2 | 3.55 | 3.17 | 3.54 | 3.33 | 2.91 | 3.52 | 3 |
| 30 | 2 | 1 | 3.48 | 3.61 | 3.74 | 3.83 | 3.61 | 3.9 | 2 |
| 31 | 1 | 2 | 3.6 | 3.48 | 3.36 | 3.42 | 3.36 | 3.65 | 3 |
| 32 | 1 | 1 | 3.57 | 3.43 | 3.31 | 3.58 | 2.75 | 3.55 | 3 |
| 33 | 1 | 1 | 3.48 | 3.36 | 3.11 | 3.47 | 3.32 | 3.26 | 3 |
| 34 | 1 | 2 | 3.45 | 3.4 | 3.19 | 3.58 | 3.12 | 3.42 | 1 |
| 35 | 1 | 2 | 3.57 | 3.75 | 3.46 | 3.62 | 3.38 | 3.44 | 3 |

| | | | | | | | | | |
|----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 36 | 2 | 1 | 3.17 | 3.3 | 3.35 | 3.21 | 3.35 | 3.65 | 2 |
| 37 | 1 | 2 | 3.45 | 3.5 | 3.59 | 3.52 | 3.41 | 3.91 | 2 |
| 38 | 1 | 1 | 3.38 | 3.25 | 3.09 | 3.38 | 3.07 | 3.26 | 3 |
| 39 | 2 | 2 | 3.55 | 3.46 | 3.44 | 3.35 | 3.17 | 3.73 | 3 |
| 40 | 2 | 1 | 3.76 | 3.48 | 3.06 | 3.08 | 3.15 | 3.46 | 3 |
| 41 | 1 | 1 | 3.5 | 3.46 | 3.54 | 3.6 | 3.42 | 3.57 | 3 |
| 42 | 1 | 2 | 3.55 | 3 | 3.62 | 3.65 | 3.39 | 3.61 | 1 |
| 43 | 1 | 2 | 3.86 | 3.7 | 3.89 | 3.85 | 3.76 | 3.5 | 2 |
| 44 | 2 | 2 | 3.62 | 3.56 | 3.57 | 3.73 | 3.25 | 3.8 | 3 |
| 45 | 2 | 1 | 3.69 | 3.52 | 3.46 | 3.5 | 3.29 | 3.75 | 3 |
| 46 | 2 | 1 | 3.71 | 3.23 | 3.42 | 3.31 | 3.23 | 3.48 | 3 |
| 47 | 1 | 1 | 3.43 | 3.33 | 3.56 | 3.62 | 3.45 | 3.48 | 3 |
| 48 | 2 | 2 | 3.43 | 3.29 | 3.35 | 3.55 | 3.25 | 3.21 | 3 |
| 49 | 1 | 2 | 3.17 | 2.89 | 2.85 | 3.32 | 3.4 | 3.2 | 3 |
| 50 | 2 | 2 | 3.57 | 3.52 | 3.38 | 3.57 | 3.45 | 3.68 | 3 |
| 51 | 2 | 2 | 3.76 | 3.8 | 3.65 | 3.5 | 3.5 | 3.76 | 2 |
| 52 | 2 | 2 | 3.38 | 3.13 | 3.54 | 3.35 | 3.54 | 3.52 | 2 |
| 53 | 2 | 2 | 3.77 | 3.6 | 3.15 | 3.65 | 3.48 | 3.25 | 1 |
| 54 | 1 | 2 | 3.73 | 3.52 | 3.52 | 3.69 | 3.44 | 3.41 | 1 |
| 55 | 2 | 2 | 3.73 | 3.68 | 3.65 | 3.71 | 3.44 | 3.52 | 1 |
| 56 | 1 | 2 | 3.69 | 3.79 | 3.23 | 2.5 | 2.83 | 2.52 | 3 |
| 57 | 2 | 2 | 3.31 | 3.41 | 3.62 | 3.48 | 3.18 | 3.3 | 3 |
| 58 | 2 | 2 | 3.68 | 3.21 | 3.08 | 3.48 | 3.14 | 3.48 | 3 |
| 59 | 1 | 2 | 3.79 | 3.75 | 3.38 | 3.6 | 3.65 | 3.73 | 3 |
| 60 | 1 | 1 | 3.32 | 3.52 | 3.11 | 3.06 | 3.38 | 3.08 | 1 |
| 61 | 1 | 2 | 3.64 | 3.04 | 3.13 | 3.44 | 2.5 | 3.12 | 3 |
| 62 | 2 | 1 | 3.24 | 3.09 | 3.78 | 3.66 | 3.65 | 3.7 | 2 |
| 63 | 1 | 1 | 3.6 | 3.59 | 3.87 | 3.86 | 3.85 | 3.74 | 2 |
| 64 | 2 | 1 | 3.1 | 3.48 | 3.54 | 3.82 | 3.57 | 3.21 | 2 |
| 65 | 1 | 2 | 3.67 | 3.23 | 3.27 | 3.77 | 3.59 | 3.69 | 3 |
| 66 | 2 | 2 | 3.57 | 3.56 | 3.36 | 3.56 | 3.26 | 3.54 | 3 |
| 67 | 1 | 2 | 3.43 | 2.65 | 2.61 | 2.75 | 3.1 | 2.25 | 3 |
| 68 | 1 | 2 | 3.62 | 3.71 | 3.54 | 3.48 | 3.19 | 3.57 | 3 |
| 69 | 2 | 1 | 3.43 | 3.22 | 3.7 | 3.85 | 3.61 | 3.79 | 2 |
| 70 | 1 | 2 | 3.45 | 3.48 | 3.33 | 3.44 | 3.11 | 3.17 | 2 |
| 71 | 1 | 2 | 3.39 | 2.98 | 3.02 | 3.44 | 3.42 | 3.37 | 1 |
| 72 | 2 | 1 | 3.64 | 3.35 | 3.72 | 3.75 | 3.59 | 3.71 | 2 |
| 73 | 1 | 2 | 3.67 | 3.48 | 3.65 | 3.75 | 3.75 | 3.93 | 3 |
| 74 | 2 | 2 | 3.81 | 3.52 | 3.29 | 3.35 | 3.4 | 3.5 | 3 |
| 75 | 2 | 2 | 3.43 | 2.98 | 3.45 | 3.19 | 3.24 | 3.25 | 3 |
| 76 | 1 | 2 | 3.66 | 3.34 | 3.2 | 3.34 | 3.42 | 3.21 | 3 |

| | | | | | | | | | |
|-----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 77 | 1 | 1 | 3.77 | 3.6 | 3.66 | 3.7 | 3.31 | 3.5 | 1 |
| 78 | 1 | 2 | 3.31 | 3.4 | 3.54 | 3.59 | 3.17 | 3.15 | 2 |
| 79 | 2 | 2 | 3.86 | 3.39 | 3.33 | 3.35 | 3.31 | 3.75 | 3 |
| 80 | 1 | 2 | 3.57 | 3.34 | 3.23 | 3.19 | 3.3 | 3.69 | 3 |
| 81 | 2 | 2 | 3.17 | 3.3 | 3.17 | 3.29 | 3.19 | 3.09 | 3 |
| 82 | 2 | 2 | 3.36 | 3.41 | 3.23 | 3.48 | 2.93 | 3.48 | 3 |
| 83 | 1 | 2 | 3.43 | 3.14 | 2.84 | 3.18 | 2.92 | 3.22 | 3 |
| 84 | 2 | 2 | 3.79 | 3.08 | 2.65 | 3.34 | 2.83 | 3.59 | 3 |
| 85 | 1 | 2 | 3.6 | 3.64 | 3.31 | 3.45 | 3.22 | 3.35 | 3 |
| 86 | 1 | 2 | 3.83 | 3.77 | 3.29 | 3.1 | 2.76 | 3.18 | 3 |
| 87 | 1 | 2 | 3.55 | 3.26 | 3.46 | 3.5 | 3.57 | 3.5 | 2 |
| 88 | 2 | 2 | 3.48 | 3.5 | 3.11 | 3.54 | 3.13 | 3.79 | 2 |
| 89 | 2 | 2 | 3.7 | 3.31 | 3.43 | 3.65 | 3.56 | 3.36 | 1 |
| 90 | 2 | 2 | 3.5 | 3.25 | 3 | 3.25 | 2.72 | 3.7 | 3 |
| 91 | 2 | 2 | 3.48 | 2.96 | 3.21 | 3.07 | 3.12 | 3.4 | 3 |
| 92 | 1 | 2 | 3.57 | 3.35 | 3.05 | 3.48 | 2.98 | 3.3 | 3 |
| 93 | 1 | 2 | 3.62 | 3.08 | 3.02 | 3.29 | 3.23 | 3.4 | 3 |
| 94 | 1 | 2 | 3.48 | 3.5 | 3.7 | 3.81 | 3.7 | 3.77 | 2 |
| 95 | 1 | 2 | 3.6 | 3.63 | 3.83 | 3.71 | 3.7 | 3.73 | 2 |
| 96 | 2 | 2 | 3.26 | 3.16 | 3.18 | 2.9 | 2.89 | 2.41 | 3 |
| 97 | 1 | 2 | 3.36 | 3.21 | 3.1 | 3.33 | 3.07 | 3.02 | 3 |
| 98 | 2 | 2 | 3.45 | 3.07 | 3.83 | 3.85 | 3.76 | 3.79 | 2 |
| 99 | 2 | 2 | 3.17 | 2.96 | 3.6 | 3.81 | 3.61 | 3.76 | 2 |
| 100 | 2 | 2 | 3.64 | 3.55 | 3.41 | 3.24 | 2.98 | 2.94 | 3 |
| 101 | 2 | 2 | 3.5 | 3.54 | 3.39 | 3.1 | 3.11 | 3.34 | 3 |
| 102 | 2 | 2 | 3.43 | 3.44 | 3.39 | 2.96 | 3.02 | 3.43 | 3 |
| 103 | 2 | 2 | 3.48 | 3.43 | 3.48 | 3.31 | 3.1 | 3.11 | 3 |
| 104 | 2 | 2 | 3.48 | 3 | 3.39 | 3.54 | 2.86 | 3.25 | 3 |
| 105 | 2 | 2 | 3.31 | 3.27 | 3.02 | 3.6 | 3.3 | 3.27 | 3 |
| 106 | 1 | 1 | 3.65 | 3.9 | 3.72 | 3.67 | 3.65 | 3.89 | 1 |
| 107 | 1 | 1 | 3.69 | 3.61 | 3.75 | 3.56 | 3.72 | 3.83 | 3 |
| 108 | 1 | 2 | 3.33 | 3.24 | 3.32 | 3.67 | 3.2 | 3.6 | 2 |
| 109 | 1 | 2 | 3.67 | 3.54 | 3.85 | 3.65 | 3.89 | 3.64 | 2 |
| 110 | 2 | 2 | 3.21 | 3.5 | 3.17 | 3.38 | 3.44 | 3.38 | 3 |
| 111 | 1 | 2 | 3.52 | 3.21 | 3.48 | 3.59 | 2.86 | 3.14 | 3 |
| 112 | 2 | 2 | 3.38 | 3.31 | 3.26 | 3.17 | 3.23 | 3.5 | 3 |
| 113 | 2 | 2 | 3.55 | 3.48 | 3.65 | 3.92 | 3.48 | 3.74 | 3 |
| 114 | 2 | 1 | 3.1 | 2.98 | 3.5 | 3.72 | 3.76 | 3.78 | 2 |
| 115 | 1 | 2 | 3.43 | 3.48 | 3.44 | 3.65 | 3.24 | 3.78 | 2 |
| 116 | 2 | 2 | 3.36 | 3.36 | 3.17 | 3.38 | 3.07 | 3.33 | 3 |
| 117 | 2 | 2 | 3.6 | 3.54 | 3.34 | 3.4 | 2.64 | 3.7 | 3 |

| | | | | | | | | | |
|-----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 118 | 2 | 1 | 3.31 | 3.46 | 3.52 | 3.61 | 3.23 | 3.13 | 3 |
| 119 | 2 | 2 | 3.55 | 3.16 | 3.38 | 3.14 | 2.92 | 3.55 | 3 |
| 120 | 2 | 1 | 3.6 | 3.48 | 3.44 | 3.52 | 3.61 | 3.42 | 2 |
| 121 | 2 | 2 | 3.26 | 3.23 | 3.15 | 3.5 | 3.08 | 3.2 | 3 |
| 122 | 1 | 2 | 3.5 | 3.25 | 3.15 | 2.98 | 3 | 3.23 | 3 |
| 123 | 2 | 2 | 3.76 | 3.35 | 3.15 | 3.21 | 3.08 | 3.33 | 3 |
| 124 | 2 | 2 | 3.67 | 3.23 | 3.57 | 3.27 | 3.29 | 3.38 | 3 |
| 125 | 2 | 1 | 3.67 | 3.43 | 3.39 | 3.42 | 3.39 | 3.31 | 3 |
| 126 | 2 | 2 | 3.62 | 3.57 | 3.33 | 3.48 | 3.22 | 3.1 | 3 |
| 127 | 1 | 2 | 3.26 | 3.33 | 3.7 | 3.73 | 3.43 | 3.61 | 3 |
| 128 | 1 | 2 | 3.67 | 3.4 | 3.52 | 3.6 | 3.32 | 3.7 | 3 |
| 129 | 1 | 2 | 3.43 | 3.35 | 3.48 | 3.6 | 3.27 | 3.26 | 3 |
| 130 | 1 | 2 | 3.39 | 3.22 | 3.1 | 3.14 | 3.34 | 3.37 | 2 |
| 131 | 2 | 2 | 3.74 | 3.72 | 3.74 | 3.6 | 3.57 | 3.86 | 2 |
| 132 | 1 | 2 | 3.69 | 3.68 | 3.83 | 3.67 | 3.79 | 3.85 | 3 |
| 133 | 1 | 2 | 3.52 | 3.27 | 3.71 | 3.62 | 3.34 | 3.74 | 3 |
| 134 | 2 | 2 | 3.52 | 3.33 | 3.63 | 3.09 | 3.15 | 3.37 | 3 |
| 135 | 2 | 2 | 3.76 | 3.58 | 3.28 | 3.67 | 3.19 | 3.23 | 3 |
| 136 | 1 | 2 | 3.57 | 3.56 | 3.52 | 3.17 | 3.2 | 2.96 | 3 |
| 137 | 1 | 2 | 3.29 | 3.48 | 3.54 | 3 | 2.98 | 3.55 | 3 |
| 138 | 1 | 2 | 3.64 | 3.64 | 3.76 | 3.81 | 3.7 | 3.54 | 2 |
| 139 | 1 | 2 | 3.81 | 3.4 | 3.2 | 2.67 | 2.14 | 3.39 | 3 |
| 140 | 1 | 2 | 3.48 | 3.67 | 3.48 | 3.33 | 3.05 | 3.43 | 3 |
| 141 | 1 | 2 | 3.21 | 3.25 | 2.96 | 2.52 | 3 | 2.95 | 3 |
| 142 | 1 | 2 | 3.69 | 2.92 | 3 | 3.24 | 3.33 | 3.05 | 3 |
| 143 | 1 | 2 | 3.52 | 3.31 | 3.72 | 3.4 | 3.41 | 3.7 | 3 |
| 144 | 1 | 2 | 3.69 | 3.7 | 3.38 | 3.56 | 3.52 | 3.8 | 1 |
| 145 | 1 | 2 | 3.69 | 3.07 | 3.33 | 3.48 | 3.25 | 3.43 | 3 |
| 146 | 1 | 2 | 3.48 | 2.94 | 3.5 | 3.38 | 3.26 | 3.57 | 3 |
| 147 | 1 | 2 | 3.43 | 3.11 | 3.41 | 2.69 | 2.65 | 3.3 | 3 |
| 148 | 2 | 2 | 3.5 | 3.45 | 3.3 | 3.33 | 3 | 3.37 | 3 |
| 149 | 2 | 2 | 3.71 | 3.09 | 3.24 | 3.11 | 2.98 | 3.71 | 3 |
| 150 | 1 | 2 | 3.79 | 3.67 | 3.46 | 3.62 | 3.29 | 3.17 | 3 |
| 151 | 2 | 2 | 3.55 | 3.39 | 3.24 | 3.06 | 2.88 | 3.2 | 3 |
| 152 | 2 | 1 | 3.4 | 3 | 2.7 | 2.98 | 2.45 | 3.28 | 3 |
| 153 | 2 | 1 | 3.02 | 3.02 | 3.11 | 3.21 | 2.61 | 2.83 | 3 |
| 154 | 1 | 1 | 3.62 | 3.46 | 3.33 | 3.5 | 2.43 | 2.71 | 3 |
| 155 | 2 | 2 | 3.62 | 3.67 | 3.65 | 3.27 | 3.5 | 3.76 | 2 |
| 156 | 2 | 2 | 3.29 | 3.48 | 3.67 | 3.38 | 3.22 | 3.43 | 2 |
| 157 | 1 | 1 | 3.71 | 3.37 | 3.76 | 3.55 | 3.59 | 3.65 | 2 |
| 158 | 1 | 2 | 3.64 | 3.33 | 3.59 | 3.6 | 3.52 | 3.59 | 3 |

| | | | | | | | | | |
|-----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 159 | 1 | 1 | 3.43 | 2.83 | 3.14 | 3.5 | 3.35 | 3.6 | 3 |
| 160 | 2 | 1 | 3.57 | 3.37 | 3.54 | 3.77 | 3.63 | 3.83 | 2 |
| 161 | 2 | 1 | 3.48 | 3.33 | 3.74 | 3.85 | 3.7 | 3.5 | 2 |
| 162 | 1 | 2 | 3.45 | 3.1 | 3.35 | 3.38 | 3.08 | 3.57 | 3 |
| 163 | 1 | 2 | 3.6 | 3 | 3.15 | 3.07 | 2.61 | 3.32 | 3 |
| 164 | 1 | 2 | 3.43 | 3.11 | 3 | 3.21 | 3.13 | 2.29 | 3 |
| 165 | 2 | 2 | 3.67 | 3.5 | 3.48 | 3.75 | 3.31 | 3.63 | 3 |
| 166 | 1 | 2 | 3.31 | 3.4 | 3.6 | 3.4 | 3.21 | 3.61 | 3 |
| 167 | 1 | 2 | 3.19 | 3 | 3.43 | 3.5 | 3.3 | 3.71 | 3 |
| 168 | 1 | 2 | 3.6 | 3.55 | 3.26 | 3.04 | 3.55 | 3.65 | 3 |
| 169 | 2 | 2 | 3.83 | 3.44 | 3.3 | 3.56 | 3.25 | 3.37 | 3 |
| 170 | 2 | 2 | 3.48 | 2.86 | 3.11 | 3.52 | 3.3 | 3.61 | 3 |
| 171 | 1 | 2 | 3.24 | 3.36 | 3.26 | 3.23 | 2.63 | 3.1 | 3 |
| 172 | 1 | 2 | 3.71 | 3.38 | 3.52 | 3.48 | 3.25 | 3.72 | 3 |
| 173 | 1 | 2 | 3 | 3.02 | 2.66 | 3.07 | 2.26 | 2.67 | 3 |
| 174 | 1 | 2 | 3.86 | 3.25 | 3.59 | 3.54 | 3.48 | 3.69 | 3 |
| 175 | 1 | 2 | 3 | 2.75 | 3.43 | 3.34 | 3.28 | 3.21 | 3 |
| 176 | 1 | 2 | 3.52 | 3.09 | 3.37 | 3.17 | 3.05 | 3.05 | 3 |
| 177 | 1 | 2 | 3.12 | 2.75 | 2.8 | 2.86 | 1.93 | 2.78 | 3 |
| 178 | 1 | 2 | 2.88 | 2.3 | 2.78 | 3.39 | 3 | 2.85 | 3 |
| 179 | 1 | 2 | 3.1 | 2.66 | 2.6 | 2.98 | 3.04 | 3.28 | 3 |
| 180 | 2 | 2 | 3.71 | 3.57 | 3.57 | 3.5 | 3.45 | 3.66 | 3 |
| 181 | 2 | 2 | 3.45 | 3.21 | 3.43 | 3.62 | 2.85 | 3.5 | 3 |
| 182 | 2 | 2 | 2.79 | 2.93 | 3.29 | 3.04 | 1.3 | 3.11 | 3 |
| 183 | 2 | 2 | 2.86 | 3.43 | 3.35 | 3.48 | 3.59 | 3.55 | 3 |
| 184 | 1 | 2 | 3.77 | 3.27 | 3.38 | 3.48 | 3.44 | 2.93 | 1 |
| 185 | 2 | 2 | 3.4 | 3.26 | 3.43 | 3.58 | 3.37 | 3.62 | 3 |
| 186 | 2 | 2 | 3.52 | 3.33 | 3.41 | 3.4 | 3.5 | 3.83 | 3 |
| 187 | 2 | 1 | 3.4 | 3.07 | 3.8 | 3.65 | 3.83 | 3.67 | 2 |
| 188 | 2 | 2 | 3.48 | 3.39 | 3.52 | 3.55 | 3.2 | 3.67 | 3 |
| 189 | 2 | 2 | 3.5 | 3.3 | 3.5 | 3.75 | 3.52 | 3.74 | 3 |
| 190 | 2 | 2 | 3.43 | 3.43 | 3.57 | 3.71 | 3.61 | 3.63 | 3 |
| 191 | 2 | 2 | 3.33 | 3.26 | 3.54 | 3.38 | 3.74 | 3.76 | 3 |
| 192 | 2 | 2 | 3.17 | 2.5 | 3.36 | 3.6 | 3.37 | 3.54 | 3 |
| 193 | 1 | 2 | 3.5 | 3.39 | 3.72 | 3.69 | 3.89 | 3.81 | 2 |
| 194 | 1 | 2 | 3.71 | 3.54 | 3.61 | 3.73 | 3.54 | 3.81 | 2 |
| 195 | 2 | 2 | 3.4 | 3.2 | 3.74 | 3.44 | 2.93 | 3.57 | 3 |
| 196 | 2 | 2 | 3.6 | 3.39 | 3.67 | 3.54 | 3.17 | 3.62 | 3 |
| 197 | 2 | 2 | 3.07 | 3.33 | 3.32 | 3.31 | 3.26 | 3.46 | 3 |
| 198 | 2 | 2 | 3.33 | 3.39 | 3.48 | 3.42 | 3.05 | 3.69 | 3 |
| 199 | 1 | 2 | 3.62 | 3.67 | 3.85 | 3.83 | 3.89 | 3.86 | 3 |

| | | | | | | | | | |
|-----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 200 | 2 | 2 | 3.48 | 3.27 | 3.65 | 3.71 | 3.74 | 3.78 | 2 |
| 201 | 1 | 2 | 3.52 | 3.61 | 3.41 | 3.54 | 3.73 | 3.77 | 2 |
| 202 | 2 | 2 | 3.4 | 3.26 | 3.59 | 3.57 | 3.61 | 3.61 | 2 |
| 203 | 1 | 2 | 3.67 | 3.36 | 3.54 | 3.71 | 3.52 | 3.59 | 2 |
| 204 | 2 | 2 | 3.33 | 3.52 | 3.74 | 3.65 | 3.7 | 3.78 | 2 |
| 205 | 2 | 2 | 3.64 | 3.46 | 3.83 | 3.58 | 3.7 | 3.84 | 3 |
| 206 | 1 | 2 | 2.88 | 2.29 | 2.81 | 2.73 | 3.16 | 2.23 | 3 |
| 207 | 1 | 1 | 3.81 | 3.81 | 3.7 | 3.56 | 3.67 | 3.91 | 2 |
| 208 | 1 | 2 | 3.55 | 3.5 | 3.59 | 3.46 | 3.48 | 3.5 | 3 |
| 209 | 2 | 2 | 3.55 | 3.57 | 3.67 | 3.69 | 3.96 | 3.81 | 3 |
| 210 | 2 | 2 | 3.36 | 3.52 | 3.43 | 3.48 | 3.12 | 3.36 | 3 |
| 211 | 1 | 2 | 3.24 | 3.22 | 3.35 | 3.19 | 3.54 | 2.96 | 3 |
| 212 | 1 | 2 | 3.29 | 2.24 | 2.32 | 2.86 | 2.68 | 2.69 | 3 |
| 213 | 2 | 2 | 3.38 | 3.33 | 3.43 | 3.42 | 3.41 | 3.55 | 3 |
| 214 | 1 | 2 | 3.48 | 2.78 | 3.39 | 3.56 | 3.28 | 3.31 | 3 |
| 215 | 2 | 2 | 3.76 | 3.71 | 3.74 | 3.62 | 3.02 | 3.72 | 3 |
| 216 | 2 | 2 | 3.43 | 3.59 | 3.26 | 3.02 | 3.31 | 3.58 | 3 |
| 217 | 2 | 2 | 3.45 | 3.35 | 3.23 | 3.42 | 3.44 | 3.14 | 1 |
| 218 | 1 | 2 | 3.83 | 3.57 | 3.69 | 3.65 | 3.91 | 3.79 | 2 |
| 219 | 2 | 2 | 2.74 | 2.81 | 3.48 | 3.67 | 3.35 | 3.44 | 3 |
| 220 | 1 | 2 | 3.29 | 3.04 | 3.65 | 3.38 | 3.83 | 3.36 | 3 |
| 221 | 1 | 2 | 3.6 | 3.37 | 3.61 | 3.4 | 3.41 | 3.19 | 3 |
| 222 | 1 | 2 | 3.48 | 3.74 | 3.74 | 3.71 | 3.17 | 3.69 | 3 |
| 223 | 1 | 2 | 3.4 | 2.86 | 3.52 | 3.21 | 2.83 | 3.24 | 3 |
| 224 | 2 | 2 | 3.17 | 3.23 | 3.08 | 3.04 | 3.07 | 3.48 | 3 |
| 225 | 1 | 2 | 3 | 3.26 | 3.3 | 3.37 | 3.19 | 3.12 | 3 |
| 226 | 1 | 2 | 3.68 | 3.31 | 3.5 | 3.48 | 3.48 | 3.32 | 1 |
| 227 | 2 | 2 | 3.48 | 3.63 | 3.52 | 3.66 | 3.37 | 3.72 | 3 |
| 228 | 1 | 2 | 3.4 | 3.55 | 3.28 | 3.65 | 3.55 | 3.65 | 3 |
| 229 | 1 | 2 | 3.4 | 2.8 | 3.38 | 3.11 | 3.39 | 3.19 | 3 |
| 230 | 1 | 2 | 2.79 | 2.95 | 3.39 | 2.67 | 2.95 | 2.12 | 3 |
| 231 | 2 | 2 | 2.9 | 3.43 | 3.5 | 3.5 | 3 | 3.74 | 3 |
| 232 | 2 | 1 | 3.21 | 3.19 | 3.46 | 3.31 | 3.22 | 3.35 | 2 |
| 233 | 2 | 1 | 3.6 | 3.59 | 3.72 | 3.71 | 3.61 | 3.6 | 2 |
| 234 | 1 | 1 | 3.48 | 3.3 | 2.92 | 3.39 | 3.19 | 3.54 | 3 |
| 235 | 1 | 2 | 3.48 | 3.41 | 3.23 | 3.27 | 3.1 | 3.23 | 3 |
| 236 | 2 | 2 | 3.55 | 3.46 | 3.38 | 3.48 | 3.17 | 3.56 | 3 |
| 237 | 1 | 2 | 3.48 | 3.46 | 2.19 | 2.61 | 1.91 | 2.64 | 3 |
| 238 | 1 | 2 | 3.71 | 3.59 | 3.52 | 3.65 | 3.43 | 3.92 | 2 |
| 239 | 2 | 2 | 3.8 | 3.31 | 3.38 | 3.73 | 3.52 | 3.63 | 1 |
| 240 | 2 | 2 | 3.57 | 3.52 | 3.17 | 3.33 | 3.14 | 3.25 | 3 |

| | | | | | | | | | |
|-----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 241 | 1 | 2 | 3.71 | 3.31 | 2.98 | 3.37 | 3.17 | 3.11 | 3 |
| 242 | 1 | 2 | 3.57 | 3.56 | 3.27 | 3.5 | 2.93 | 3.23 | 3 |
| 243 | 2 | 2 | 3.5 | 3.5 | 3.63 | 3.73 | 3.67 | 3.74 | 2 |
| 244 | 1 | 2 | 3.55 | 3.39 | 3.42 | 3.52 | 3.23 | 3.83 | 3 |
| 245 | 2 | 2 | 3.6 | 3.48 | 3.78 | 3.81 | 3.57 | 3.76 | 2 |
| 246 | 2 | 2 | 3.6 | 3.35 | 3.48 | 3.13 | 3.52 | 3.52 | 3 |
| 247 | 1 | 2 | 3.43 | 3.09 | 3.48 | 3.6 | 3.3 | 3.38 | 3 |
| 248 | 2 | 2 | 3.57 | 3.43 | 3.37 | 2.6 | 3.16 | 3.55 | 3 |
| 249 | 2 | 2 | 3.33 | 3.3 | 3.7 | 3.69 | 3.67 | 3.5 | 2 |
| 250 | 1 | 2 | 3.6 | 3.17 | 3.54 | 3.81 | 3.48 | 3.58 | 2 |
| 251 | 1 | 2 | 3.19 | 3.37 | 3.17 | 3.28 | 3.19 | 3.15 | 3 |
| 252 | 1 | 2 | 3.5 | 3.6 | 3.27 | 2.95 | 3.45 | 2.91 | 3 |
| 253 | 2 | 2 | 3.45 | 3.57 | 3.65 | 3.85 | 3.7 | 3.85 | 2 |
| 254 | 1 | 2 | 3.64 | 3.17 | 3.48 | 3.56 | 3.42 | 3.67 | 1 |
| 255 | 1 | 2 | 3.55 | 3.11 | 3.52 | 3 | 3.47 | 3.82 | 3 |
| 256 | 1 | 2 | 3.57 | 3.32 | 3.69 | 3.71 | 3.68 | 3.87 | 3 |
| 257 | 1 | 2 | 3.43 | 3.14 | 2.8 | 3.18 | 2.9 | 3.34 | 3 |
| 258 | 2 | 1 | 3.71 | 3.69 | 3.44 | 3.5 | 3.19 | 3.54 | 3 |
| 259 | 2 | 2 | 3.43 | 3.38 | 3.48 | 3.5 | 3.41 | 3.7 | 3 |
| 260 | 1 | 2 | 3.57 | 3.35 | 2.83 | 2.41 | 2.45 | 3.18 | 3 |
| 261 | 1 | 2 | 3.29 | 3.02 | 2.05 | 2.5 | 1.29 | 2.39 | 3 |
| 262 | 2 | 2 | 3.64 | 3.54 | 3.52 | 3.09 | 3.45 | 3.65 | 3 |
| 263 | 2 | 2 | 3.86 | 3.29 | 3.58 | 3.71 | 3.6 | 3.76 | 1 |
| 264 | 1 | 2 | 3.02 | 3.29 | 3.21 | 3.25 | 3.54 | 3.2 | 3 |
| 265 | 2 | 2 | 3.5 | 3.46 | 3.5 | 3.4 | 3.24 | 3.52 | 3 |
| 266 | 2 | 2 | 3.17 | 3.26 | 3.48 | 3.67 | 3.7 | 3.79 | 2 |
| 267 | 1 | 1 | 3.62 | 3.48 | 3.57 | 3.6 | 3.5 | 3.45 | 3 |
| 268 | 2 | 1 | 3.17 | 3.17 | 3.09 | 1.31 | 2.57 | 2.88 | 3 |
| 269 | 2 | 2 | 3.02 | 3.02 | 3.65 | 3.67 | 3.74 | 3.69 | 2 |
| 270 | 2 | 2 | 3.36 | 3.26 | 3.41 | 3.41 | 3.17 | 3.39 | 3 |
| 271 | 1 | 2 | 3.38 | 3 | 3.43 | 3.46 | 3.57 | 3.31 | 3 |
| 272 | 2 | 2 | 3.57 | 3.67 | 3.62 | 3.75 | 3.58 | 3.54 | 2 |
| 273 | 2 | 2 | 3.45 | 3.66 | 3.33 | 3.1 | 2.98 | 3.36 | 3 |
| 274 | 2 | 2 | 3.33 | 3.05 | 3.15 | 2.71 | 2.86 | 2.6 | 3 |
| 275 | 1 | 2 | 3.62 | 3.92 | 3.65 | 3.12 | 2.42 | 3.38 | 3 |
| 276 | 1 | 2 | 3.48 | 3.36 | 3.46 | 3.77 | 3.5 | 3.7 | 2 |
| 277 | 1 | 2 | 3.31 | 3.17 | 3.58 | 3.58 | 3.87 | 3.55 | 3 |
| 278 | 1 | 2 | 3.43 | 2.79 | 3.66 | 3.46 | 3.37 | 3.26 | 3 |
| 279 | 1 | 2 | 3.24 | 2.88 | 3.36 | 3.52 | 3.76 | 3.43 | 3 |
| 280 | 2 | 2 | 3.79 | 3.74 | 3.13 | 3.88 | 3.91 | 3.76 | 3 |
| 281 | 1 | 1 | 3.19 | 3.07 | 3.31 | 3.52 | 3.62 | 3.83 | 1 |

| | | | | | | | | | |
|-----|---|---|------|------|------|------|------|------|---|
| 282 | 1 | 2 | 3.67 | 3.63 | 3.7 | 3.65 | 3.72 | 3.81 | 2 |
| 283 | 1 | 2 | 3.83 | 3.8 | 3.96 | 3.83 | 3.87 | 3.88 | 2 |
| 284 | 1 | 2 | 3.36 | 3.35 | 3.35 | 3.35 | 3.08 | 3.09 | 3 |
| 285 | 2 | 2 | 3.48 | 3.57 | 3.38 | 3.6 | 3.6 | 3.5 | 3 |
| 286 | 1 | 2 | 3.55 | 2.67 | 3.07 | 2.21 | 1.94 | 3.21 | 3 |
| 287 | 1 | 2 | 3.45 | 2.98 | 3.76 | 3.67 | 3.58 | 3.69 | 2 |
| 288 | 1 | 2 | 3.57 | 3.54 | 3.67 | 3.65 | 3.46 | 3.44 | 2 |
| 289 | 2 | 1 | 3.5 | 3.36 | 3.17 | 2.94 | 3.17 | 3.38 | 3 |
| 290 | 1 | 1 | 3.62 | 2.81 | 3.09 | 3.23 | 2.61 | 2.7 | 3 |
| 291 | 1 | 1 | 3.57 | 3.31 | 2.65 | 3.16 | 2.57 | 3.33 | 3 |
| 292 | 1 | 2 | 3.4 | 3.55 | 3.67 | 3.46 | 3.42 | 3.93 | 2 |
| 293 | 2 | 2 | 3.5 | 3.19 | 3.3 | 3.26 | 3.38 | 3.67 | 3 |
| 294 | 1 | 2 | 3.5 | 2.92 | 3.02 | 3.17 | 2.12 | 2.39 | 3 |
| 295 | 2 | 2 | 3.74 | 3.54 | 3.69 | 3.88 | 3.74 | 3.87 | 2 |
| 296 | 1 | 2 | 3.57 | 3.48 | 3.52 | 3.54 | 3.48 | 3.76 | 3 |
| 297 | 1 | 2 | 3.67 | 3.52 | 3.48 | 3.65 | 3.74 | 3.57 | 3 |
| 298 | 1 | 2 | 3.62 | 3.83 | 3.9 | 3.76 | 3.7 | 3.73 | 2 |
| 299 | 1 | 2 | 3.62 | 3.52 | 3.61 | 3.79 | 3.48 | 3.24 | 3 |
| 300 | 1 | 2 | 3.4 | 3.57 | 3.24 | 2.85 | 3.05 | 3.5 | 3 |